

UNIVERSITE D'AIX-MARSEILLE

ECOLE DOCTORALE 353 – SCIENCES POUR L'INGÉNIEUR

Laboratoire d'accueil : DRF/IRFM/SI2P/GP3

Thèse présentée pour obtenir le grade universitaire de docteur

Discipline : Énergétique

Charly TALATIZI

**Vers une mesure thermique maîtrisée pour la protection des
composants face au plasma métalliques d'un Tokamak :
Expérimentation et Modélisation Photonique**

Soutenue le 21/07/2021 devant le jury :

Pr Olivier QUEMENER	Université d'Evry Val d'Essone	Rapporteur
Pr Didier SAURY	ISAE-ENSMA	Rapporteur
Dr Emmanuelle TSITRONE	CEA, Cadarache	Examinateur
Dr Albrecht HERRMANN	IPP, Garching	Examinateur
Pr Laurent IBOS	Université de Créteil-Vitry	Examinateur
Dr Marie-Hélène AUMEUNIER	CEA, Cadarache	Examinateur (co-encadrant)
Dr Fabrice RIGOLLET	Université d'Aix-Marseille	Examinateur (co-encadrant)
Pr Christophe LE NILIOT	Université d'Aix-Marseille	Directeur de thèse

Numéro national de thèse/suffixe local :

Ce travail de thèse a été financé à 60% par le CEA (Commissariat à l'Énergie Atomique et aux Énergies Alternatives) et à 40% par l'institut Max-Planck sur la physique des plasmas de Garching (Allemagne).

Remerciements

Le travail de cette thèse a été effectué au CEA, au sein de l'Institut de Recherche sur la Fusion par confinement Magnétique et au laboratoire de l'Institut Universitaire des Systèmes Thermiques Industriels entre décembre 2017 et décembre 2020.

Je tiens tout d'abord à remercier Alain Bécoulet et Jérôme Bucalossi, chefs de l'IRFM pendant ma thèse de m'avoir accueilli au sein de l'institut ainsi que Olivier Pouliquen, directeur du laboratoire IUSTI pour son accueil.

Je remercie également Philippe Magaud pour son accueil au sein du Service d'Ingénierie, des Internes et des Projets (SI2P) auquel j'étais rattaché.

J'aimerais remercier Laurent Ibos pour avoir accepté d'être examinateur dans mon jury de thèse. Je remercie également Didier Saury et Olivier Quémener pour leur intérêt dans mes travaux et d'avoir accepté d'être rapporteurs de cette thèse. Je souhaite également remercier Emmanuelle Tsitrone et Albrecht Herrmann d'avoir accepté de participer à ce jury en qualité d'examinateurs.

Je remercie Marie-Hélène Aumeunier, Fabrice Rigollet, Christophe Le Niliot ainsi qu'Albrecht Herrmann pour avoir encadré mes travaux de recherche. Je les remercie pour leur soutien, leurs encouragements et les conseils qu'ils m'ont prodigués pendant la thèse aussi bien que pendant la rédaction du manuscrit.

Merci à tous les membres du Groupe de Protection de la Première Paroi et du Groupe des Composants Face au Plasma & Matériaux pour leur convivialité au quotidien pendant ces 3 années de thèse et les autres personnes que j'ai pu côtoyer à l'IRFM.

Un grand merci aux Jonathan pour leur aide, leur soutien, leur temps dès que j'en avais besoin et leurs conseils. Merci beaucoup à Mickaël également pour son soutien, son accompagnement et le travail réalisé ensemble.

Merci aux personnes que j'ai pu rencontrer pendant cette thèse et qui ont su m'accompagner et me changer les idées Thibault, Roberto, Eve, Lison...

Merci également à ceux qui sont là depuis très longtemps et à distance Baptiste, David et Morgann. Les moments échangés n'ont pu être fréquents pendant cette période mais étaient de qualité.

Merci à Teva pour son soutien et son écoute dans la difficile dernière ligne droite qui aura duré plus longtemps que prévu et ses conseils sur l'utilisation d'un rasoir.

Merci à ma famille pour son soutien bien que je n'aie pas toujours été là pour elle, sa compréhension des difficultés des travaux de thèse malgré l'incompréhension vis-à-vis du contenu des dits travaux mais leur intérêt permanent.

Le meilleur pour la fin, un énorme merci à Madeleine pour son soutien sans faille et son arrivée au meilleur moment pour m'aider à affronter les plus grandes difficultés de cette thèse et m'avoir poussé chaque jour à poursuivre et merci également pour sa patience, sa tendresse et son réconfort.

Résumé

Dans le cadre des développements des machines de fusion thermonucléaire dont le projet ITER est le fer de lance, la thermographie infrarouge est un des éléments clés pour opérer en toute sécurité et mieux comprendre les phénomènes physiques d'interactions plasma-paroi. Néanmoins l'interprétation de la mesure infrarouge dans les machines actuelles est difficile, notamment avec l'utilisation de matériaux métalliques à l'intérieur de la chambre à vide caractérisés par des propriétés thermo-radiatives très différentes du carbone majoritairement utilisé jusqu'ici. En effet, les matériaux métalliques présentent une émissivité plus faible et leurs variations, due notamment aux interactions plasma-paroi, sont plus notables spatialement. Par ailleurs, la luminance collectée par les pixels du détecteur de la caméra est polluée par un flux réfléchi provenant des multiples réflexions causées par cet environnement entièrement radiatif et réfléchissant. Ces deux phénomènes conjugués (émissivité variable et multiples réflexions) peuvent entraîner de fortes erreurs dans le calcul des températures de surface à partir des images de luminance fournies par la caméra. Cette thèse présente une approche numérique capable de résoudre la température de surface dans un environnement tout métallique et radiatif. Dans ce cadre, deux types modèles numériques ont été utilisés et développés pour générer une image simulée de la caméra en modélisant la scène thermique observée et les phénomènes d'interaction photon-paroi : 1) le premier est un code Monte-Carlo lancer de rayons prenant en compte des géométries et des modèles de réflectivité complexes 2) le second est un modèle basé sur l'équation aux radiosités qui ne s'applique qu'à des matériaux diffus. La difficulté du premier réside dans le coût de calcul d'une image qui est important. La complexité du second réside dans le calcul des facteurs de forme qui a conduit à utiliser une géométrie simplifiée de la machine mais qui a pu en partie être résolue grâce à l'utilisation d'une méthode hiérarchique capable d'optimiser la finesse des maillages en fonction de leur importance et de gérer les phénomènes d'obstructions entre deux composants. Ce modèle reste plus limité dans ses applications à cause de l'hypothèse de caractère diffus. Toutefois, ces deux types de modèle ont permis d'aider à l'interprétation des images infrarouges. Une méthode inverse itérative développée à partir du modèle basé sur l'équation aux radiosités et un algorithme de moindres carrés permet ainsi d'effectuer une comparaison entre une image synthétique et une image modélisée et de retrouver les paramètres (émissivités ou températures) à l'origine de la scène observée. Cette méthode a été appliquée sur un prototype numérique représentant la géométrie d'un Tokamak et a prouvé sa faisabilité en retrouvant les champs complexes d'émissivités ou de températures extraits d'images expérimentales.

Abstract

In the context of fusion devices development in which the ITER project represents the cutting edge of thermonuclear fusion, infrared thermography is one of the key elements for operating safely and better understanding the physical phenomena of plasma-wall interactions. However, the interpretation of infrared measurement in current machines is difficult, especially with the use of metallic materials inside the vacuum chamber characterized by thermo-radiative properties very different from the carbon mainly used until now. In fact, metallic materials have a lower emissivity and their variations, due in particular to plasma-wall interactions, are more noticeable spatially. Furthermore, the luminance collected by the pixels of the detector of the camera is polluted by a reflected flux originating from the multiple reflections caused by this entirely radiative and reflective environment. These two combined phenomena (variable emissivity and multiple reflections) can lead to serious errors in the calculation of surface temperatures from the luminance images provided by the camera. This thesis presents a numerical approach capable of solving the surface temperature in an all metallic and radiative environment. In this context, two types of numerical models have been used and developed to generate a simulated image of the camera by modelling the observed thermal scene and the photon-wall interaction phenomena: 1) the first is a Monte-Carlo ray tracing code taking into account complex geometries and reflectivity models 2) the second is a model based on the radiosity equation which only applies to diffuse materials. The difficulty of the first lies in the cost of computing an image which is high in computation time. The complexity of the second lies in the calculation of the form factors which led to the use of a simplified geometry of the machine but which could in part be resolved thanks to the use of a hierarchical method capable of optimizing the roughness of the meshes depending on its importance and to manage the phenomena of obstructions between two components. This model remains more limited in its applications because of the diffuse nature hypothesis. However, these two types of models have helped to interpret infrared images. An iterative inverse method developed from the model based on the radiosity equation and a least squares algorithm thus makes it possible to perform a comparison between a synthetic image and a modelled image and to find the parameters (emissivities or temperatures) at the origin of the observed scene. This method has been applied to a digital prototype representing the geometry of a Tokamak and has proven its feasibility by finding the complex emissivity or temperature fields extracted from experimental images.

Table des matières

Remerciements	4
Résumé	5
Abstract	6
Introduction	10
Chapitre 1 La thermographie infrarouge dans les machines de fusion nucléaire	12
1.1. La fusion par confinement magnétique et les Tokamaks	13
1.1.1. Principes de la fusion thermonucléaire	13
1.1.2. Le milieu plasma et le son confinement	13
1.1.3. Performance d'un réacteur à fusion	14
1.1.4. Fonctionnement d'un tokamak	15
1.1.5. Les tokamaks actuels et futurs	17
1.2. Les Composants Face au Plasma (CFP)	19
1.2.1. Le rôle des Composants Face au Plasma	19
1.2.2. Des CFP carbone aux CFP tout-métalliques	22
1.2.3. Diagnostics pour la surveillance des CFP	24
1.3. Description des systèmes de thermographie dans les Tokamaks WEST, ASDEX Upgrade et ITER	38
1.3.1. WEST	38
1.3.2. ASDEX Upgrade	41
1.3.3. ITER	42
1.3.4. Les problématiques de la mesure de température de matériaux peu émissifs dans les environnements très réfléchissants	43
1.4. Conclusion	44
Chapitre 2 Des températures de surface aux radiances mesurées : La modélisation directe	46
2.1. Modèle de lancer de rayon Monte-Carlo	47
2.1.1. Modélisation de la scène thermique (PFCFLUX, FEM/MIM, etc.) - Prise en compte de champs de température complexes	47
2.1.2. Modélisation des propriétés optiques	49
2.1.3. Simulations photoniques des Tokamaks étudiés	53
2.1.4. Modélisation de la visée ASDEX-Upgrade secteur 9	56
2.1.5. Influence du nombre de réflexions	59
2.1.6. Précision des simulations	62
2.2. Un modèle simplifié basé sur la méthode des radiosités	64
2.2.1. Méthode des radiosités	64
2.2.2. Modèle de la pinhole caméra	71
2.2.3. Construction de l'image 2D grâce au modèle de la pinhole caméra	73

2.2.4.	Améliorations de la méthode des radiosités	74
2.3.	Conclusion.....	77
Chapitre 3	Interprétation des images infrarouges avec le modèle MCRT	79
3.1.	Simulations des images IR	79
3.1.1.	WEST - Paramètres de la simulation.....	79
3.1.2.	ASDEX Upgrade - Paramètres de la simulation	83
3.2.	Identifier les faux points chauds par réflexion	85
3.2.1.	Simulation de la visée tangentielle grand angle de WEST.....	85
3.2.2.	Simulation de la visée IR de AUG	86
3.3.	Reconnaître des phénomènes d'émission.....	87
3.4.	Quantifier les erreurs de température dans la mesure de température vraie par thermographie	94
3.5.	Conclusion.....	96
Chapitre 4	Des radiances mesurées aux températures de surface par méthode inverse	97
4.1.	Problème direct et problème inverse	97
4.1.1.	Approche directe	97
4.1.2.	Approche inverse.....	98
4.2.	Résolution.....	105
4.2.1.	Résolution linéaire.....	105
4.2.2.	Problème mal posé et régularisation.....	107
4.2.3.	Résolution non-linéaire	111
4.3.	La qualité de l'estimation	116
4.3.1.	Les différentes sources d'erreur d'estimation	116
4.3.2.	Analyse des résidus	117
4.4.	Application et illustration à une scène radiative dans un secteur de tokamak.....	118
4.4.1.	Présentation du modèle direct « Sec-Tore ».....	119
4.4.2.	Méthodes inverses itératives appliquées à la résolution d'une scène thermique.....	123
4.4.3.	Estimation des émittances (cas linéaire).....	129
4.4.4.	Estimation d'émissivités (cas non-linéaire).....	168
4.5.	Inverse Radiation Problem with Infrared Images to Monitor Plasma-Facing Components Temperature in Metallic Fusion Devices	181
4.6.	Conclusion.....	183
Chapitre 5	Application de la méthode inverse au tokamak WEST.....	185
5.1.	Présentation de la géométrie RADIOS.....	185
5.2.	Solving the Infrared Reflections Contribution by Inversion of Synthetic Diagnostics: first results on WEST.....	186
5.3.	Analyse de l'impact de l'erreur sur la mesure de température sur l'estimation d'une longueur de décroissance.....	189

5.4. Application non-linéaire à l'estimation des émissivités	194
5.5. Conclusion.....	198
Conclusion générale	199
Perspectives	201
Bibliographie.....	202
Annexe	208
Annexe I Grandeurs radiatives	209
Annexe II.....	214
Annexe III	221
Annexe IV	230

Introduction

Produire de l'énergie par fusion nucléaire – la même source d'énergie qui alimente les étoiles – est une voie explorée depuis plusieurs décennies comme alternative aux énergies fossiles : quasi-inépuisable, générant peu de déchets radioactifs et ne générant aucun gaz à effet de serre, la recherche sur la fusion nucléaire est une voie prometteuse pour répondre aux besoins énergétiques de notre civilisation. Néanmoins, les défis tant technologiques que physiques sont immenses et de nombreux pays coopèrent, notamment à travers le projet ITER (International Thermonuclear Experimental Reactor ou « réacteur expérimental thermonucléaire international ») pour démontrer la faisabilité de production d'énergie par fusion nucléaire.

Dans cette recherche, la thermographie infrarouge joue un rôle essentiel pour surveiller les composants face au plasma, mais également pour optimiser les performances des machines de fusion dans le but d'en faire une source d'énergie fiable et rentable. La thermographie présente l'intérêt d'être non intrusive et de pouvoir faire des mesures de température à partir d'images infrarouge pouvant couvrir de grands champs de vue, sans perturber le fonctionnement de la machine et sans intervention. Toutefois, l'interprétation des mesures d'imagerie infrarouge reste compliquée dans un environnement émetteur de rayonnement thermique sur l'ensemble de ses surfaces, métalliques (donc faiblement émissives et très réfléchissantes), dont les propriétés thermo-radiatives varient spatialement et au cours de la vie de la machine. En effet, l'observable, qui est la luminance collectée par les pixels de la caméra, est le résultat de deux principaux termes : un premier terme d'émission liée à la température de la cible observée et pondérée par l'émissivité du matériau et un second terme de réflexion provenant des multiples réflexions dans l'enceinte hautement réfléchissante. Sans connaissance précises des propriétés thermo-radiatives des matériaux composant la machine (émissivité et réflectance), des erreurs importantes sont commises sur la mesure de température déduite des images en luminance de la caméra. Aujourd'hui il n'existe pas de méthode expérimentale suffisamment mature pour contrôler ces variations in-situ.

Cette thèse présente une nouvelle approche numérique capable d'estimer la température de surface des composants dans des environnements complexes où toutes les surfaces sont des sources radiatives, faiblement émissives et très réfléchissantes des flux émis par les surfaces voisines. Cette approche repose sur l'utilisation et le développement de simulations optiques capables de reproduire les images infrarouges telles qu'on pourrait les obtenir expérimentalement à partir d'une scène thermique donnée et en tenant compte des phénomènes d'interaction photon-paroi dans une géométrie 3D. Ces modèles sont utilisés dans une « démarche inverse » consistant à comparer les images de synthèse avec les images expérimentales pour retrouver les paramètres de la scène comme la température de surface ou les propriétés thermo-radiative.

On peut recenser plusieurs catégories de problèmes inverses en thermique : des problèmes inverses dédiés à l'estimation de propriétés thermophysiques, à l'estimation de sources de chaleur, à l'estimation de la géométrie du domaine et à l'estimation de la condition initiale. Dans ce manuscrit, deux problèmes inverses d'estimation de température de surface et de propriétés thermo-radiatives seront abordés à partir de la luminance constituant des images infrarouges.

La méthodologie inverse repose sur trois éléments principaux : l'expérience, la modélisation et les techniques inverses. En ce qui concerne les techniques inverses elles englobent un certain nombre d'outils mathématiques qui doivent être choisis et mis en œuvre avec rigueur, à savoir : la fonction coût à minimiser, la technique de minimisation (itérative ou directe) et enfin le critère d'arrêt associé. Il est nécessaire de considérer ces trois aspects afin d'obtenir la meilleure estimation possible. Dans cette thèse, nous avons abordé ces trois aspects en développant des modèles et une méthodologie inverse itérative se basant sur un certain type d'expériences à réaliser dans les machines de fusion. Cette

démarche a démontré de bons résultats sur des mesures synthétiques et doit désormais être mise en pratique sur des données expérimentales d'expériences définies avec la machine de fusion WEST.

Le premier chapitre présente la problématique générale de la thermographie infrarouge dans les machines de fusion que sont les Tokamaks mais également du rôle et de la surveillance des composants face au plasma à l'aide de la thermographie et d'autres diagnostics. Les chapitres 2 et 3 portent sur les outils permettant de modéliser des images infrarouges de façon plus ou moins complexe dans le but d'aider à l'interprétation des images expérimentales et de discriminer les différents phénomènes radiatifs en jeu (multiples réflexions, modèles d'émission variables, points chauds). Après avoir introduit les concepts de problèmes direct et inverse ainsi que leur résolution, le chapitre 4 propose une méthodologie inverse basée sur un modèle numérique simplifié utilisant l'équation aux radiosités et les résultats sur des données synthétiques. Le cinquième chapitre propose un modèle numérique plus complet, capable de résoudre des géométries plus complexes basé sur une méthode hiérarchique et la notion d'importance permettant d'amorcer l'application de la méthode inverse à des données expérimentales.

Chapitre 1

La thermographie infrarouge dans les machines de fusion nucléaire

La fusion thermonucléaire est l'une des alternatives les plus prometteuses pour satisfaire le besoin en énergie électrique de l'humanité pour les siècles à venir. Mais c'est également l'une des technologies les plus difficiles à réaliser. Elle ne vise pas moins qu'à reproduire à petite échelle et de manière contrôlée le processus de fusion au sein des étoiles. Concrètement, le processus sur Terre consiste à soumettre un mélange de gaz (deutérium-tritium) à des températures extrêmes (100 millions de degrés) pour créer un plasma, lui-même confiné par un puissant champ magnétique, et dans lequel les éléments légers pourront fusionner et générer de l'énergie. Les avantages sont nombreux : une énergie propre (sans émission de gaz à effet de serre ni de production de déchets radioactifs), sûre (pas de risque d'emballement contrairement à la fission en œuvre dans les réacteurs nucléaires actuels), potentiellement inépuisable (on trouve le Deutérium dans l'eau de mer, le Tritium est simplement produit par réaction du lithium avec un flux de neutrons) et efficace (énergie produite environ 5 fois supérieure à celle produite par la fission). Mais les défis sont immenses tant du point de vue théorique que technologique. Un défi particulier dans lequel s'inscrit cette thèse concerne les matériaux et les composants en interface avec le plasma. En effet, les matériaux qui constitueront la première surface matérielle vue par le plasma devront résister à des flux de chaleur allant jusqu'à $20\text{MW}/\text{m}^2$ en pointe (par comparaison 20 fois le flux reçu par une navette spatiale entrant dans l'atmosphère) et à des températures de surface de 1200 à 3000°C. Outre la température, ils doivent aussi résister aux particules (érosion, tenue aux déplacements atomiques) et être peu activables sous l'effet des neutrons de haute énergie (non-production d'isotopes radioactifs à période longue). De fait aujourd'hui et après plus 50 ans de recherche, les matériaux pour la fusion font l'objet de nombreuses recherches et développement à la fois en laboratoire et dans les machines de fusion expérimentales (choix et test des matériaux composites, méthodes d'assemblage des matériaux, refroidissement, étude de vieillissement, etc.). Pendant les opérations de fusion thermonucléaire, un des diagnostics privilégiés pour surveiller les dépôts de flux sur les matériaux et étudier l'interaction plasma-paroi est notamment la thermographie infrarouge. Ces systèmes d'imagerie infrarouge sont largement déployés dans les machines de fusion expérimentales et sont également un diagnostic clef pour le futur réacteur international ITER.

Dans ce chapitre nous introduirons d'abord les grands principes de la fusion thermonucléaire par confinement magnétique pour bien comprendre les enjeux des interactions plasma-paroi. Nous décrirons plus particulièrement le Tokamak français «W-Environment in Steady-state Tokamak» (WEST) situé à Cadarache (France) et le Tokamak allemand «Axially Symmetric Divertor Experiment Upgrade» (ASDEX Upgrade) situé à Garching (Allemagne). Nous nous focaliserons ensuite sur les composants qui seront exposés au plasma dans ces machines pour terminer sur leur surveillance par thermographie infrarouge et présenter les difficultés liées à ce diagnostic dans le contexte particulier des Tokamaks à composants métalliques.

1.1. La fusion par confinement magnétique et les Tokamaks

1.1.1. Principes de la fusion thermonucléaire

Les réacteurs basés sur la fusion thermonucléaire récupèrent l'énergie mécanique libérée lorsque deux éléments très légers (isotopes de l'hydrogène : deutérium et tritium) se combinent pour générer un noyau d'hélium. La masse totale des constituants de sortie (hélium + neutron) est inférieure à l'addition de la masse des noyaux légers (deutérium + tritium), et cette différence de masse m est disponible sous forme d'énergie cinétique E (suivant la loi Einstein $E=mc^2$ avec c : vitesse de la lumière) qui pourrait être utilisée pour chauffer de l'eau pour ensuite activer une turbine et donc être transformée en énergie électrique, comme dans tout réacteur thermique. Les mêmes phénomènes physiques sont en jeu dans une étoile comme le soleil, la principale différence étant que la fusion deutérium-tritium ($D-T$) est utilisée à la place du proton-proton ($p-p$), car la probabilité (ou section transversale) de fusion est beaucoup plus élevée, ce qui entraîne un rendement bien meilleur. La réaction de fusion $D-T$ peut être résumée par l'équation suivante :



Concrètement, un gaz de deutérium et de tritium est d'abord ionisé pour former un plasma qui est chauffé jusqu'à 100 - 150 millions de degrés (contre 20 millions de degrés qui est la température estimée à l'intérieur du soleil). Dans cette plage de température, les noyaux de deutérium et de tritium fusionnent pour produire de l'hélium (avec une énergie cinétique de $3,5\text{MeV}$) et des neutrons (avec une énergie cinétique de 14MeV). Une partie de l'énergie des neutrons peut être récupérée et transformée en électricité, tandis que le noyau d'hélium est maintenu à l'intérieur du plasma et refroidi (et contribue donc à maintenir la température du plasma), avant d'être extrait du réacteur par un dispositif complexe appelé divertor. En règle générale, $0,4\text{g}$ de tritium produit 2GJ d'énergie. Le tritium est un isotope instable (durée de demi-vie de $12,3$ ans) et est rare dans la nature, mais il peut être synthétisé à l'intérieur des parois du réacteur en faisant entrer en collision des neutrons avec des éléments de lithium. On peut donc dire que 1g de deutérium plus 10g de lithium produiront 30MWh , soit la même quantité d'énergie que celle qui est obtenue avec 500g d'uranium ou avec 10 tonnes de charbon.

1.1.2. Le milieu plasma et son confinement

Trois conditions doivent être remplies pour obtenir la fusion sur Terre : une température très élevée (pour provoquer des collisions fortement énergétiques), une densité de particules de plasma suffisante (pour augmenter la probabilité des collisions) et un temps de confinement suffisant (pour maintenir le plasma, qui a tendance à se dilater, dans un volume défini). Pour confiner les plasmas à de telles températures, il existe trois solutions : soit par gravitation (comme dans une étoile), soit de façon inertielle (comme dans le projet laser Méga-Joules), soit par confinement magnétique, qui est la technologie utilisée dans les réacteurs de fusion thermonucléaire. Dans ce dernier cas, le plasma est confiné dans un volume toroïdal par un champ magnétique toroïdal de 2 à 8 teslas. Il existe deux technologies : les tokamaks et les stellarators. Dans un tokamak, ce confinement est assuré par un ensemble de bobines qui imposent un champ magnétique en forme d'hélice comme illustré dans la Figure 1.1. Cet enroulement est le résultat de la combinaison de 2 champs magnétiques : (1) un champ toroïdal produit par des bobines toroïdales, (2) un champ poloïdal créé par un courant intense (10^6A) circulant dans le plasma lui-même. En pratique, ce courant est généré dans le plasma par induction, à la manière d'un transformateur électrique dont le circuit primaire serait la bobine magnétique centrale et le

circuit secondaire serait le plasma. Comme pour tout transformateur, le courant toroïdal (et donc le champ poloïdal) est pulsé. Pour obtenir une production d'électricité en régime permanent, un courant toroïdal non inductif supplémentaire est donc obligatoire. Dans un stellarator, le champ magnétique hélicoïdal est directement obtenu par l'utilisation de bobines magnétiques extérieures de forme hélicoïdale, ne nécessitant pas de courant toroïdal, et donc avec l'avantage par rapport au tokamak de pouvoir fonctionner en régime stationnaire. Cette technologie est étudiée par l'Institut Max Planck de physique des plasmas (Garching, Allemagne) avec la machine baptisée Wendelstein 7-X mais elle est encore difficile à mettre en œuvre du fait de la forme des aimants très complexe. Le tokamak reste actuellement le principal système de fusion étudié dans le Monde.

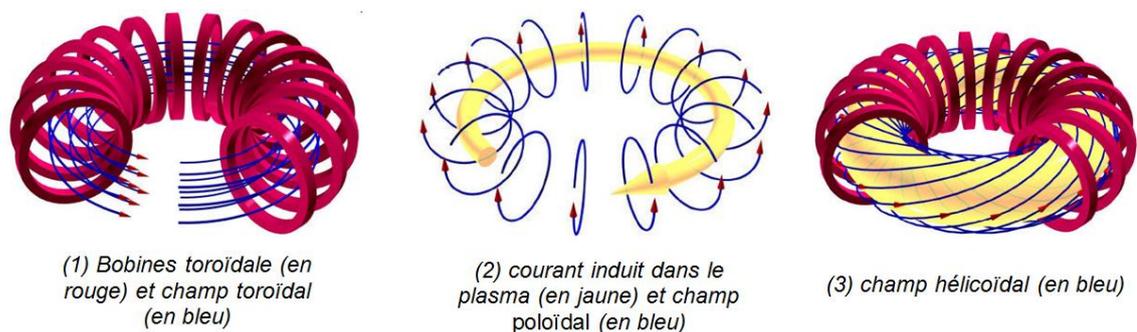


Figure 1.1 – Illustration du confinement magnétique dans un tokamak : les bonnes propriétés de confinement du plasma sont obtenues en imposant une forme d'hélice aux lignes de champ magnétique (3) résultant de la combinaison des deux champs toroïdaux et poloïdaux (1) et (2) (TSITRONE, s.d.)

Le confinement magnétique dans un tokamak est toutefois loin d'être parfait. Il y a des pertes en énergie et en particules qui vont directement interagir avec la paroi et qui vont déposer des flux thermiques élevés sur les premiers composants de la paroi, aussi appelés CFP (Composants Face au Plasma) : de $10\text{MW}/\text{m}^2$ en régime continu (ce qui correspond à une température de surface de 1000°C avec refroidissement), $20\text{MW}/\text{m}^2$ en régime transitoire et de 1 à $10\text{GW}/\text{m}^2$ pour des temps très courts inférieurs à 200ms (correspondant à des disruptions qui sont des arrêts du fonctionnement de la machine à cause de l'apparition brutale d'instabilités magnétohydrodynamiques).

La paroi va donc avoir un rôle crucial qui est d'évacuer la puissance dissipée par le plasma sans le contaminer (i.e. sans que des particules s'en détachent et viennent polluer le cœur du plasma) comme nous allons le voir dans la section 1.2.

1.1.3. Performance d'un réacteur à fusion

Le plasma nécessite un apport d'énergie important sous forme de systèmes de chauffage additionnels : le chauffage par ondes électromagnétiques et le chauffage par injection de neutres. Afin que la réaction de fusion soit rentable, il est nécessaire que la puissance libérée par la réaction de fusion P_{fus} soit supérieure à la puissance additionnelle extérieure P_{ext} apportée aux réactifs. Le rapport de ces deux grandeurs définit le facteur d'amplification Q :

$$Q = \frac{P_{fus}}{P_{ext}} \quad (1.2)$$

La valeur de Q est souvent considérée comme un estimateur de la performance d'un réacteur de fusion. Plusieurs valeurs sont remarquables :

- $Q = 1$ correspond au « break-even », cela signifie que la puissance produite par les réactions de fusion est égale à la puissance extérieure injectée dans le plasma. Cette valeur n'a jamais été atteinte et présente le premier jalon du développement d'un réacteur de fusion électrogène, cependant elle est insuffisante pour assurer la production d'électricité.
- $Q = 2$ correspond au phénomène d'auto-entretien du réacteur. Cela signifie que la puissance produite par fusion convertie en énergie électrique suffit à compenser la puissance extérieure injectée.
- $Q = 15$ correspond à la valeur minimale nécessaire pour qu'un réacteur de fusion branché sur le réseau électrique soit économiquement rentable.
- $Q = \infty$ correspond à l'ignition, cela signifie qu'il n'est plus nécessaire d'alimenter le plasma avec des sources de chauffage extérieures. La puissance issue des réactions de fusion est suffisante pour compenser les pertes d'énergie du plasma.

1.1.4. Fonctionnement d'un tokamak

Le mot « tokamak » est un acronyme russe qui signifie : « chambre toroïdale avec bobines magnétiques » (« тороидальная камера с магнитными катушками » ou *toroidalnaïa kamera s magnitnymi katouchkami*). Un Tokamak est constitué de plusieurs composants :

- **Une enceinte à vide** (Figure 1.2) constituée de parois circulaires ou quasi-circulaires. Les parois intérieures de la chambre à vide constituent ce qu'on appelle la première paroi, qui est formée par les Composants Face au Plasma. A l'intérieur de la chambre règne une pression quasi nulle ($10^{-5} Pa$) maintenue grâce à des pompes mécaniques et cryogéniques qui permettent d'évacuer l'air et les impuretés présentes.
- **Un ensemble de bobines magnétiques**, décrits en section 1.1.2, permettant de confiner le gaz injecté et le plasma.
- **Des systèmes de chauffage additionnels du plasma** afin d'apporter de l'énergie aux électrons et aux ions du plasma permettant d'atteindre les conditions de température (entre 150 et 300 million °C) nécessaires aux réactions de fusion. Ces systèmes sont généralement installés dans les queues équatoriales (Figure 1.3). Dans ces systèmes de chauffage, on distingue :
 - o Les systèmes par ondes radiofréquences. On distingue le chauffage cyclotronique *ionique* et *électronique* utilisant l'absorption des ondes radioélectriques de différentes fréquences (respectivement de l'ordre des dizaines de *MHz* et quelques centaines de *GHz*) par certaines particules du plasma (respectivement les ions et les électrons) pour le chauffer. Il existe également des coupleurs hybrides qui permettent d'agir sur ces deux types de particules à la fois.
 - o Les systèmes par injection de neutres (du deutérium) fortement accélérés qui vont entrer en collision avec les particules du plasma et ainsi augmenter la température de ce dernier.
- **Des systèmes permettant de récupérer de la chaleur** : c'est notamment le rôle du divertor (Figure 1.2), le plancher de la machine, qui va assurer l'extraction des impuretés ainsi qu'une partie de la chaleur générée par les réactions de fusion. Les cibles de ces systèmes sont situées à l'intersection des lignes de champ magnétique et sont percutées par des particules très énergétiques et doivent ainsi pouvoir supporter des charges thermiques de surface très élevées.
- **Des systèmes de diagnostics** afin de mesurer pour contrôler, analyser et comprendre. Un tokamak peut comporter plus de 50 types de diagnostics : des systèmes de mesure du plasma (profil de densité, température ionique et électronique), de mesures magnétiques pour contrôler

la forme et la position du plasma, des systèmes de mesures optiques (diagnostics d'imagerie, spectroscopiques, interféromètre). Les diagnostics infrarouges (IR) sont notamment positionnés dans les ports plug supérieurs de la machine (Figure 1.3).

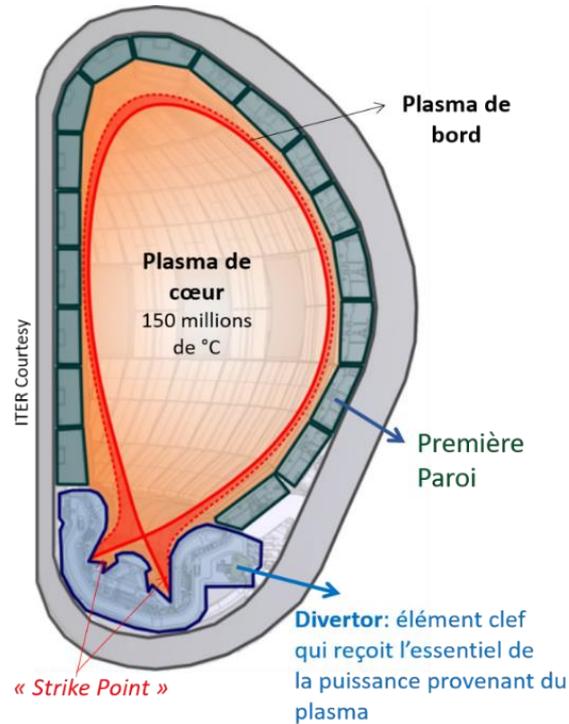


Figure 1.2 – Coupe de l'enceinte à vide d'ITER avec identification du plasma au cœur de la chambre, de la première paroi composée des CFP et notamment du composant clef : le divertor (AUMEUNIER & IRFM team, 28/09/2015)

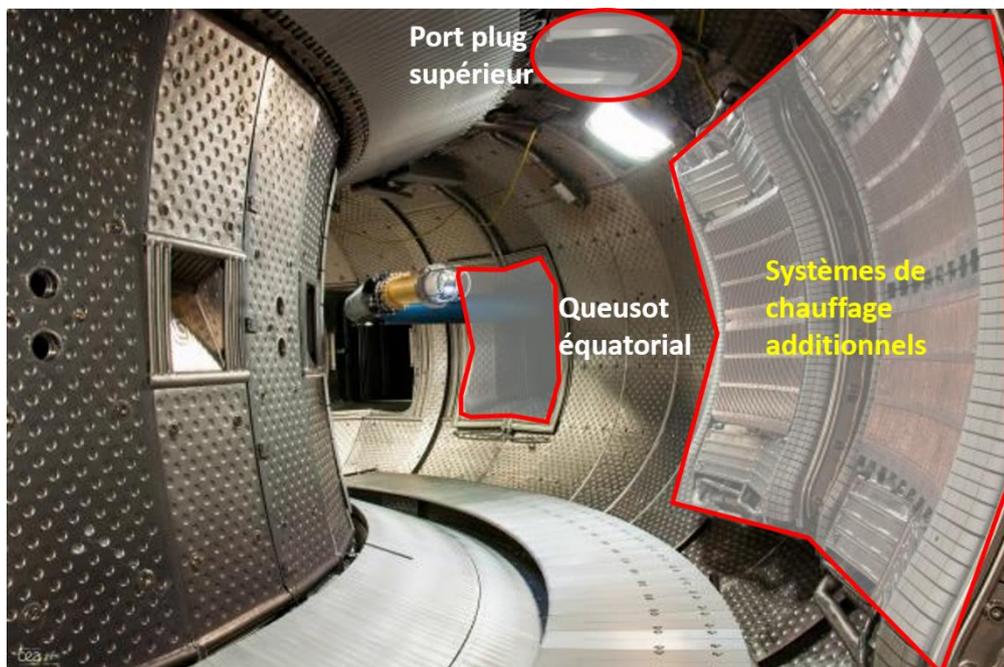


Figure 1.3 – Photographie de l'intérieur de l'enceinte à vide du tokamak WEST avec identification des queusots équatoriaux, des ports plug supérieurs pour les diagnostics (IR notamment) et des systèmes de chauffage (IRFM team, s.d.)

1.1.5. Les tokamaks actuels et futurs

Il existe des dizaines de machines de fusion qui sont exploitées ou en cours de fabrication en Europe et dans le monde afin d'explorer les différentes problématiques physiques et technologiques liées à la création d'un réacteur de fusion électrogène. Ces machines de fusion (Tokamak ou stellarator) expérimentales sont toutes dédiées à la recherche appliquée et aucune d'entre elles ne permet encore de produire de l'électricité. Ces machines diffèrent de par :

- Le type de confinement (inertiel ou magnétique)
- Leur forme (sphérique ou allongé)
- Leur taille (grand rayon R et petit rayon a du tore)
- Leurs conditions opérationnelles (durée du plasma système de chauffage, champ magnétique imposé, réactifs utilisés ...)
- La configuration géométrique de leur première paroi (limiteur ou divertor voir 1.2)

La Table 1.1 regroupe les caractéristiques des principaux Tokamaks mondiaux. La machine internationale ITER, en construction à Cadarache est le fer de lance de cette recherche. Avec un début des opérations en 2027, elle doit démontrer la capacité de produire de l'énergie de fusion avec un facteur d'amplification Q de 10. Dans la perspective du projet ITER, les développements menés sur les plus petites machines ont permis de définir les grands choix d'options respectivement sur la configuration du plasma lui-même (JET, ASDEX Upgrade) et sur les composants face au plasma et l'extraction de puissance (Tore Supra, WEST). La Figure 1.4 compare les tailles de ces différentes machines.

Table 1.1 – Caractéristiques principales de quelques Tokamaks mondiaux. Les volumes internes sont indiqués sur la Figure 1.4.

	Grand rayon plasma (m)	Petit rayon plasma (m)	Courant plasma (MA)	Puissance injectée (MW)	Q	Date de démarrage	Surface de la chambre à vide
JET (UE)	2,96	1,25	5	25	$\approx 0,65$	1983	/
Tore-Supra (Fr)	2,4	0,72	1,5	10	≈ 0	1988	$> 80m^2$
ASDEX Upgrade (All)	1,65	0,5	2	27		1991	$\sim 60m^2$
ITER	6,2	2	15	50	10	2027	$\sim 860m^2$

WEST

Le projet WEST a débuté en 2013 avec pour but une transformation du tokamak Tore Supra en banc d'essai pour ITER. L'objectif de WEST est de tester l'un des composants fondamentaux d'ITER qui est le divertor, la partie qui épouse le plancher de la chambre à vide et reçoit l'essentiel des flux de chaleur et de particules provenant du plasma. L'emploi de bobines supraconductrices (permettant de maintenir un champ toroïdal permanent avec peu de puissance dissipée) et le refroidissement actif des composants face au plasma via des boucles d'eau pressurisées font du tokamak WEST une base unique d'expérimentation des matériaux face au plasma, avant l'assemblage des composants d'ITER.

ASDEX Upgrade

La machine ASDEX Upgrade (« Axially Symmetric Divertor Experiment Upgrade ») est en opération à l'institut Max-Planck dédié à la physique des plasmas situé à Garching (Allemagne) depuis 1991. Son nom est lié à sa configuration de champ magnétique particulière qui lui permet de préparer la physique qui aura lieu dans les futures machines de fusion ITER et DEMO et notamment en ce qui

concerne l'élément clé qu'est le divertor. Ainsi, la géométrie du divertor d'ASDEX upgrade est très proche de celle du futur divertor d'ITER.

La géométrie particulière du divertor détourne le bord extérieur du plasma vers des plaques collectrices qui permettent de retirer des impuretés du plasma et ainsi d'assurer la protection des parois de l'enceinte à vide ainsi qu'une bonne isolation thermique du cœur du plasma.

Une des innovations de ce Tokamak est l'utilisation du tungstène (voir matériaux des CFP) pour sa première paroi, matériau qui a été choisi pour ITER.

JET

JET est un Tokamak européen construit en 1983 à Culham en Angleterre et il est actuellement le Tokamak le plus performant, c'est-à-dire ayant le plus grand facteur d'amplification atteint à ce jour. C'est de ce Tokamak que le futur réacteur international ITER se rapproche le plus. JET a permis de produire une puissance de fusion de 16MW en 1997 atteignant ainsi un facteur d'amplification $Q \approx 0,65$ proche du « break-even » (KEILHACKER, et al., 1999). Cependant, le JET n'est pas adapté à un fonctionnement en régime continu car ne disposant pas des spécificités de WEST. En effet, la durée des décharges de ce Tokamak est typiquement comprise en 10 et 20s. Le refroidissement de l'enceinte se fait de façon inertielle (c'est-à-dire sans système de refroidissement actif des composants) entre deux décharges. Ce tokamak est plus grand que les Tokamaks WEST et ASDEX Upgrade.

ITER

Le projet ITER vise à démontrer la faisabilité de la construction d'un réacteur de fusion électrogène avec des objectifs en termes de puissance, de durée de décharge inégalées avec la capacité de générer du tritium à partir du lithium contenu dans les parois. Les expériences qui seront menées sur ce Tokamak viseront à obtenir un rapport d'amplification $Q > 10$. Un deuxième objectif est de parvenir à un fonctionnement quasi-continu du Tokamak et donc d'obtenir des plasmas pour des durées comprises entre 300 et 500s. La réalisation de tels objectifs nécessite d'augmenter grandement le temps de confinement des particules dans le plasma et cela passe par une taille de machine bien supérieure à celle de toutes les machines actuelles. Après ITER, on prévoit déjà la construction d'un autre réacteur expérimental nommé DEMO ayant pour but de démontrer la faisabilité économique des réacteurs de fusion électrogènes.

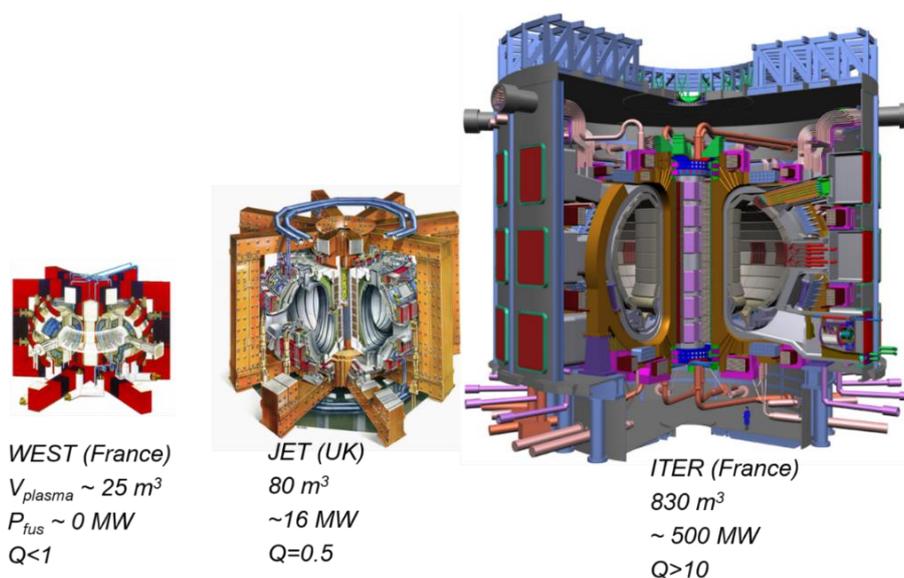


Figure 1.4 – Comparaison des échelles de trois tokamaks actuels (WEST et JET) et futur (ITER) (TSITRONE, s.d.)

1.2. Les Composants Face au Plasma (CFP)

Nous précisons ici le rôle de ces composants particuliers qui tapissent l'intérieur de la machine, en nous focalisant sur ceux qui seront exposés aux plus grands flux thermiques lors de l'interaction plasma-paroi. Nous présentons les évolutions notoires dans les différents matériaux utilisés pour ces CFP et terminons par leurs différents diagnostics thermiques (embarqués ou à distance).

1.2.1. Le rôle des Composants Face au Plasma

Lors d'une décharge plasma, la première paroi d'un Tokamak est soumise à des flux de particules et de chaleur de 10 à 20 MW/m^2 en régime permanent et de l'ordre du GW/m^2 lors de régimes transitoires. Le rôle de ces CFP est alors :

- D'évacuer la puissance dissipée par le plasma.
- D'évacuer les particules impactant les CFP par le biais de systèmes de pompage actif.
- D'alimenter le plasma en combustible grâce à la réaction entre le lithium, présent dans certains CFP (nommés couverture tritigène) et les neutrons issus de la réaction de fusion (pour ITER notamment).

Les CFP ont des rôles différents suivant leur position dans la machine. Dans la suite de cette thèse c'est surtout le divertor, qui est un composant clé des Tokamaks, qui nous intéresse. Son rôle principal est l'évacuation de la puissance dissipée par le plasma et plus précisément la puissance présente dans la Scrape-Off Layer.

Description de la Scrape-Off Layer (SOL)

Les particules circulant dans le plasma et son énergie sont confinées dans un volume réduit grâce à une enceinte immatérielle sous forme de champ magnétique à l'intérieur de l'enceinte physique des Tokamaks. Cependant, ce confinement est imparfait et n'empêche pas le déplacement de certaines particules vers l'extérieur du plasma (les particules neutres issues de la réaction $D-T$ ne sont pas impactées par le champ magnétique notamment). Ces particules finissent donc par sortir du plasma et rencontrent les CFP de la première paroi. Le plasma central situé à l'intérieur des lignes de champ magnétique fermées sur elles-mêmes est appelé le « plasma de cœur ». Sa délimitation est la Dernière Surface Magnétique Fermée (DSMF), au-delà de celle-ci les lignes de champ suivantes sont ouvertes et rencontrent les CFP. Il existe une zone épaisse de quelques centimètres au niveau de la DSMF qui est appelée la Scrape-Off Layer qui contient le plasma appelé « plasma de bord ». Les particules qui se déplacent vers l'extérieur du plasma suivent cette DSMF et viennent interagir avec les CFP, ce qui a pour conséquence le dépôt d'un flux de chaleur, qui correspond à la puissance conduite par le plasma. Ce dépôt est décrit par un profil spatial avec une décroissance exponentielle (EICH, et al., 2013) :

$$Q(r) = Q(a) \exp\left(-\frac{r}{\lambda_q}\right) \quad (1.3)$$

avec λ_q la longueur caractéristique de décroissance du flux, a le petit rayon où se situe la DSMF et r la coordonnée radiale par rapport à la DSMF.

La longueur de décroissance λ_q est généralement faible (de l'ordre de quelques centimètres) ce qui cause un dépôt de flux extrêmement localisé et qui entraîne donc de forts échauffements locaux pouvant induire des endommagements des matériaux. Les CFP doivent donc être conçus pour résister à ces flux de chaleur élevés. C'est notamment le cas du divertor.

Le divertor

Le divertor est l'un des éléments essentiels des tokamaks. Auparavant, la configuration limiteur était étudiée mais désormais c'est la configuration divertor qui est le plus à l'étude et c'est notamment la configuration que l'on retrouve sur les machines WEST, ASDEX Upgrade et ITER (Figure 1.5)

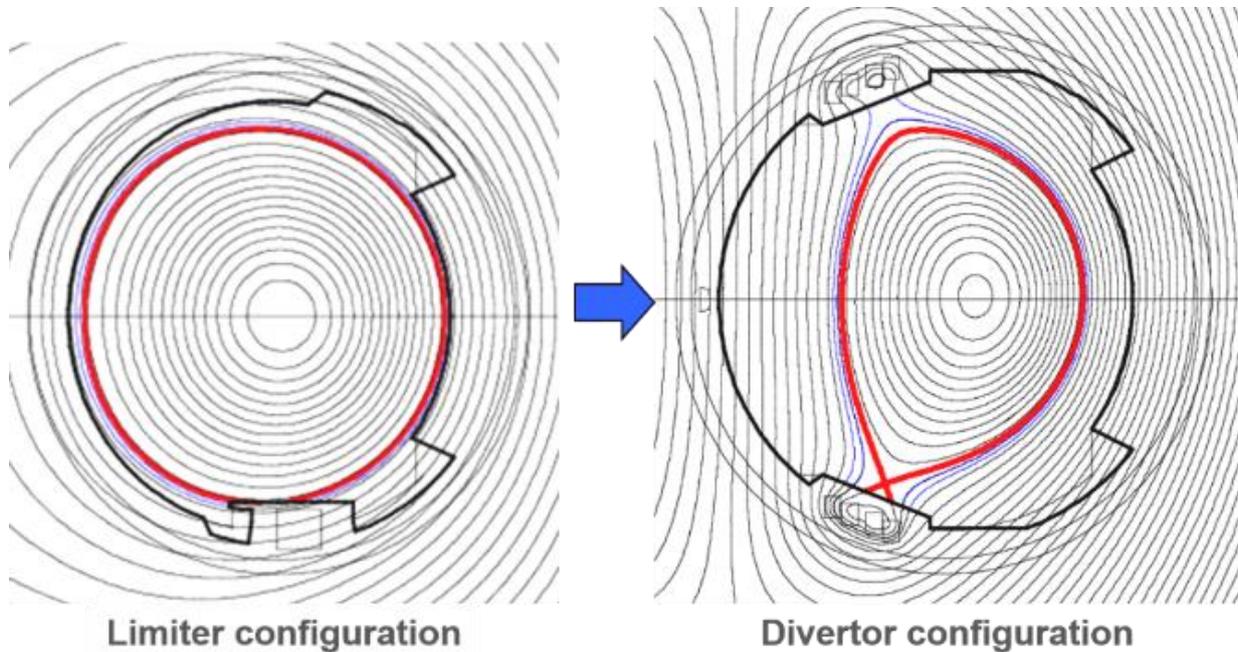


Figure 1.5 – Schéma de principe de la différence entre la configuration limiteur et la configuration divertor selon une coupe poloïdale (LOARER, s.d.)

Aujourd'hui c'est le divertor axisymétrique à point X qui est la configuration la plus répandue et la plus prometteuse (Figure 1.6). Dans cette situation, la DSMF (également appelée séparatrice) forme un point X avec un croisement de la ligne de champ. Les lignes magnétiques de la DSMF impactent des plaques de neutralisation (CFP « boucliers ») présentes dans le bas de la machine, les points de contact entre la DSMF et les CFP du divertor sont appelés les « points d'impact » ou « strike points » en anglais. Dans cette configuration, il est possible d'obtenir un mode de confinement amélioré nommé mode *H* (pour « High confinement »), qui permet d'obtenir un temps de confinement de l'énergie deux fois supérieur au temps obtenu en mode dit *L* (pour « Low confinement »). Cela a permis de grandes avancées en terme de performance pour les Tokamaks mais pas sans des inconvénients majeurs. Tout d'abord le plasma occupe un faible volume par rapport à la taille de l'enceinte à vide ce qui nécessite donc une machine de très grande taille pour obtenir un réacteur de fusion électrogène. Deuxièmement, pendant un mode *H* se produisent de forts gradients de pression dans le plasma de bord qui causent des instabilités nommées Edge Localized Mode (ELM). Ces ELM sont des événements transitoires ($\approx 100\mu s$) qui correspondent à une perte brutale de l'énergie du plasma sous forme de bouffées de particules et de chaleur (de 0,001 à 1MJ par ELM). De tels phénomènes peuvent être à l'origine de charges thermiques importantes sur les CFP.

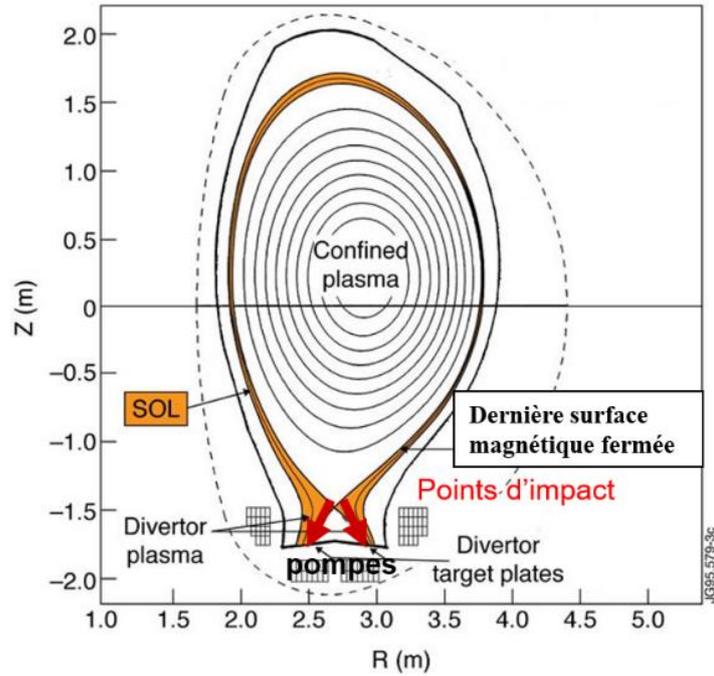


Figure 1.6 – Schéma de principe de la configuration divertor selon une coupe polôidale (TSITRONE, s.d.).

Le divertor de WEST a la particularité de présenter une géométrie dite « ouverte » au contraire des divertors d'ASDEX Upgrade, JET et ITER qui présentent un dôme central (Figure 1.7). Nous verrons au chapitre 3 que la géométrie du divertor impactera l'interprétation de la mesure infrarouge.

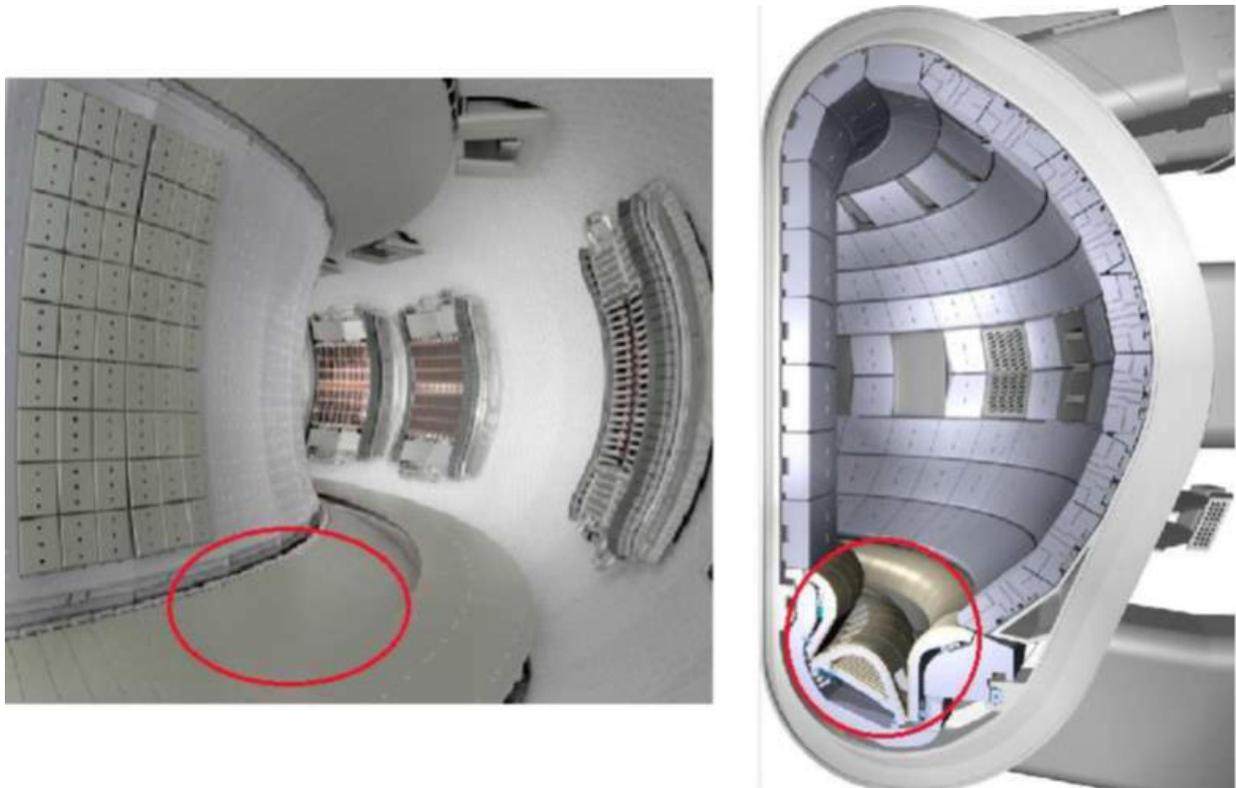


Figure 1.7 – Comparaison entre la géométrie ouverte du divertor de WEST (gauche) et la géométrie de dôme du divertor d'ITER (droite) (IRFM team, s.d.).

1.2.2. Des CFP carbone aux CFP tout-métalliques

Historiquement les Tokamaks (notamment Tore Supra qui a précédé WEST au CEA) étaient constituées de matériaux faits en carbone pour certaines propriétés intéressantes développées plus loin. Cependant, une transition a été effectuée vers des matériaux métalliques afin de parvenir à des environnements tout-métalliques. Ainsi, ITER sera entièrement composé de CFP métalliques, c'est déjà le cas pour ASDEX Upgrade et bien que WEST ait démarré avec un divertor en graphite revêtu d'une couche de tungstène, son exploitation a vu la transition vers un divertor en tungstène massif.

Lors de décharges plasma, tous les CFP sont soumis à des flux de particules et de chaleur plus ou moins importants suivant leur position. Ces flux de chaleurs sont observables grâce aux différents diagnostics installés dans les machines et ont des origines variables. On distingue :

- **Les flux de chaleur dus à la puissance du plasma conduite par la Scrape-Off Layer.** Ce flux peut être calculé et prédit grâce à différents codes (PFCFlux) prenant en compte la configuration magnétique de la machine lors d'un scénario plasma et de l'ombrage des CFP entre eux (FIRDAOUSS, et al., 2009), (MITTEAU & Tore Supra team, 2005). Ces codes ne permettent pas de prendre en compte tous les flux reçus par les CFP et reposent sur des hypothèses dont une des plus fortes est la symétrie toroïdale du flux de puissance déposé. Cependant, des études ont montré que cette hypothèse est fautive et que certains motifs de chaleur observés sont en réalité dus à une **asymétrie toroïdale de la puissance** (ARNOUX, et al., 2014).
- Des variations du flux de puissance dues aux **ripple magnétiques**, i.e. l'ondulation de l'intensité du champ magnétique toroïdal dû au nombre fini de bobines. Ces pertes sont liées aux bobines magnétiques et à l'espacement des bobines toroïdales notamment. Elles ont été observées dans la machine Tore Supra et le sont toujours dans WEST avec une période de 20° (espacement des bobines) et sont intégrées dans les calculs de dépôt de flux (MITTEAU & Tore Supra team, 2005). Par ailleurs, il existe des élévations locales de température dues à des **redépôts de matière dans la machine** (dépôts carbonés dans le cas de Tore Supra), les nouveaux dépôts étant parfois trop proches du plasma. Ces dépôts sont identifiables sur les images IR mais ils empêchent de retrouver la température de surface réelle des composants.
- Les systèmes de chauffage peuvent être également à l'origine de l'apparition de zones localisées de dépôts de flux non prédits par les codes cités précédemment. En effet, l'apparition de certains points chauds a été corrélée à un **phénomène de radiofréquence des antennes cyclotroniques ioniques** produisant des **ions accélérés** endommageant les protections des dites antennes (COLAS, et al., 2003), (JACQUET, et al., 2011). D'autres points chauds ont été reliés aux **électrons rapides** résultant d'une forte injection de puissance des coupleurs hybrides venant impacter des CFP connectés magnétiquement aux coupleurs (JACQUET, et al., 2011), (GAO, et al., 2020), (LI, et al., 2018). Enfin, des points chauds ont également été associés au troisième type de système de chauffage additionnel, à savoir l'**injection de neutres** (PHILIPPS, et al., 1993).

Les CFP soumis au bombardement de particules sont le siège de différents processus d'érosion et de redéposition. Les principaux processus d'érosion dus aux différentes réactions de physique atomique sont : l'érosion physique, l'érosion chimique, l'auto-érosion ainsi que la sublimation augmentée par bombardement.

Les particules érodées sont souvent ionisées par le plasma et se chargent, ainsi elles suivent les lignes de champ magnétique et peuvent se déposer localement ou bien pénétrer dans le plasma et se déposer n'importe où dans la machine. Environ 99% des particules érodées sont redéposées localement,

cependant, lors de cette redéposition des impuretés (oxygène, hydrogène, fer, etc.) peuvent être piégées dans le dépôt ainsi formé. Les interactions plasma-paroi décrites posent deux problématiques importantes qui sont :

- **La problématique des impuretés dans le plasma** : La diffusion des particules érodées dans le plasma a pour conséquence une dilution de celui-ci, c'est-à-dire une baisse de la concentration de $D-T$. Ces impuretés présentes dans le plasma vont également contribuer à rayonner une partie de l'énergie du plasma et ainsi le refroidir.
- **La problématique de la rétention du tritium** : A cause de la radioactivité de certains éléments tels que le tritium, le piégeage de particules dans la paroi, et notamment des impuretés, pose des problèmes de radio-protection. C'est une problématique très importante étudiée à Tore Supra notamment pour la rétention du Deutérium (TSITRONE, et al., 2005) et à JET pour la rétention du tritium (LOARER, et al., 2005).

Ainsi, le choix du matériau constituant les CFP doit prendre en compte ces phénomènes d'interaction plasma-paroi. La qualité d'un matériau est également évaluée selon ses propriétés thermomécaniques, ses propriétés d'érosion ainsi que sa potentialité à piéger des particules provenant du plasma (rétention) mais également selon l'influence de ses impuretés produites. Il n'y a pas de matériau qui permette de satisfaire tous les critères mais trois matériaux (carbone, tungstène et béryllium) ont été étudiés dans les différents Tokamaks.

La Table 1.2 suivant résume les avantages et inconvénients de chaque matériau :

Table 1.2 – Tableau récapitulatif des propriétés des matériaux Composite en Fibre de Carbone (CFC), béryllium et tungstène (FEDERICI, et al., 2001).

	Avantages	Inconvénients
Composite en Fibre de Carbone (CFC)	<ul style="list-style-type: none"> - Bonnes propriétés thermiques et mécaniques (faible propagation des fissures) - Ne fond pas (mais se sublime) - Faibles pertes par rayonnement dans le plasma dû à un Z faible ($Z=6$) - Nombreux retours d'expérience dus à sa grande utilisation dans beaucoup de Tokamaks - Emissivité élevée du matériau dans l'infrarouge 	<ul style="list-style-type: none"> - Erosion chimique importante réduisant la durée de vie des CFP - Rétention importante du tritium dans les redépositions - Grande génération d'impuretés - Mauvaise fixation des dépôts carbonés
Béryllium (Be)	<ul style="list-style-type: none"> - Faible Z ($Z=4$) donc faible risque de contamination du plasma par des impuretés et faibles pertes par rayonnement - Faible rétention du tritium - Bonne captation de l'oxygène 	<ul style="list-style-type: none"> - Faible température de fusion - Toxicité du matériau qui requiert des procédures spécifiques d'inspection - Réflectivité élevée et émissivité faible dans l'infrarouge
Tungstène (W)	<ul style="list-style-type: none"> - Faible taux d'érosion physique - Faible rétention du tritium attendue - Pas d'érosion chimique dans un plasma d'hydrogène - Température de fusion élevée (3400°C) 	<ul style="list-style-type: none"> - Nécessite une température de surface basse afin de limiter le taux d'érosion - Réflectivité élevée et émissivité faible dans l'infrarouge - Activation importante - Recristallisation à des températures supérieures à 1500°C

Le carbone, longtemps omniprésent dans les Tokamaks jusqu'à récemment, présente l'inconvénient majeur de générer beaucoup d'impuretés et donc de dépôts carbonés qui ont une forte capacité de rétention du tritium (élément radioactif). Par ailleurs, les dépôts carbonés peuvent se décrocher et donc pénétrer dans le plasma provoquant une disruption (perte brutale de l'énergie du plasma).

Le béryllium et le tungstène, qui sont des matériaux métalliques, ne présentent pas ces inconvénients. De plus, dans l'optique d'obtenir des plasmas de longues durées (un des objectifs du projet ITER) les matériaux métalliques présentent également l'avantage de pouvoir être activement refroidis par le moyen de tuyaux placés à l'intérieur des CFP et dans lesquels circule un fluide caloporteur (de l'eau en général). C'est pourquoi WEST est devenue une machine entièrement métallique, ainsi qu'ASDEX Upgrade qui a été pionnier dans l'utilisation du tungstène pour la constitution des CFP et ce sera également le cas d'ITER. En revanche, les matériaux métalliques présentent une émissivité relativement faible (environ 0,1 pour le tungstène et 0,2 pour le béryllium) et donc une réflectivité élevée ce qui pose des problèmes pour les diagnostics IR.

Dans la suite du chapitre nous présentons les diagnostics thermiques embarqués dans les CFP ainsi que la thermographie IR destinée à accéder à leur température de surface. Les systèmes IR des Tokamaks WEST, ASDEX Upgrade et ITER sont ainsi présentés, ainsi que la problématique de la thermographie IR dans les environnements de fusion tout-métalliques.

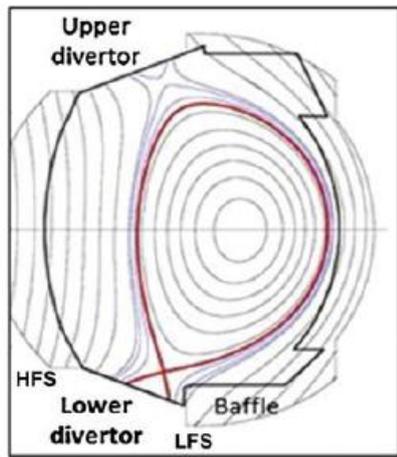
1.2.3. Diagnostics pour la surveillance des CFP

Les performances des expériences dans les futurs réacteurs de fusion nucléaire dépendent fortement de la capacité à contrôler et à protéger la paroi interne des flux de chaleur déposés par le plasma. Or, les machines de fusion sont des environnements très contraints où la mesure de température est difficile. Plusieurs diagnostics sont utilisés pour assurer cette fonction. On distinguera principalement les diagnostics embarqués et les diagnostics d'imagerie infrarouge qui font l'objet de cette thèse.

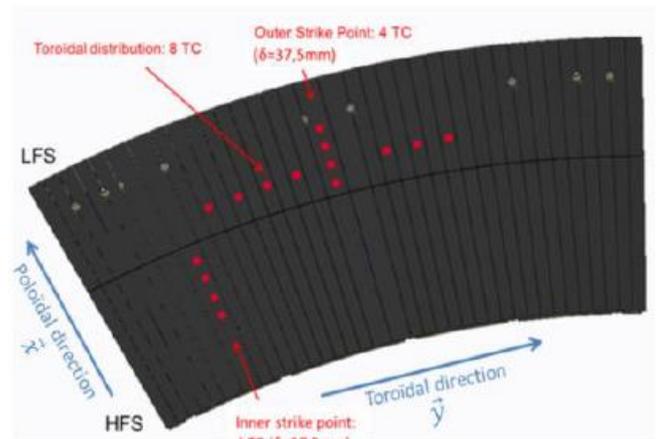
1.2.3.1. Les diagnostics embarqués dans les Composants Face au Plasma

Des diagnostics sont intégrés dans les CFP afin de mesurer la température au cœur des composants et grâce aux propriétés thermomécaniques des matériaux, il est possible de remonter à la température de surface des CFP. C'est le cas dans WEST et également ASDEX Upgrade.

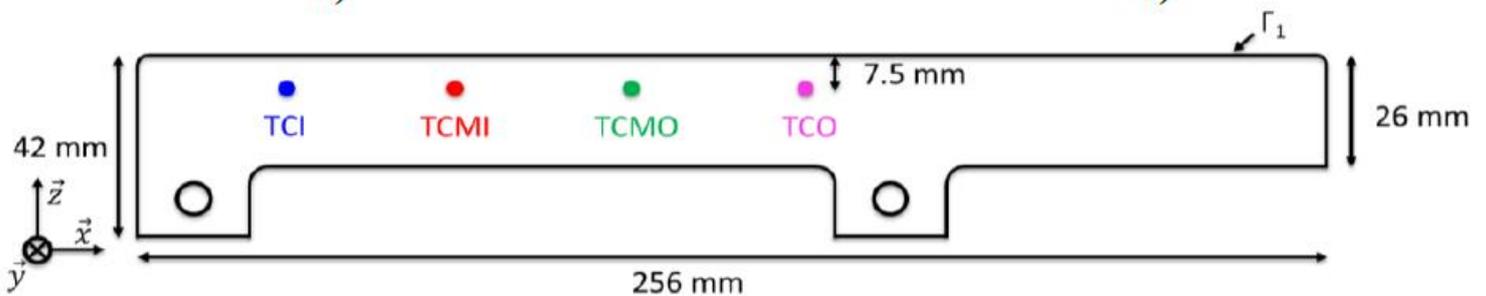
Lors de la première phase d'exploitation de WEST le divertor est composé d'aiguilles faites en graphites enrobées d'une fine couche (épaisseur inférieure à 30 μ m) de tungstène sur la face supérieure (face au plasma) et sur les faces latérales. Il y a un total de 20 thermocouples (TC) de type N qui sont intégrés dans certaines aiguilles (Figure 1.8) à une profondeur de 7,5 mm et à 10 mm du bord des CFP (GASPAR, et al., 2016).



a)



b)



c)

Figure 1.8 – a) Configuration magnétique poloïdale (« Far X-Point ») dans le Tokamak WEST. b) Vue du divertor bas et de l'implémentation des thermocouples (TC). c) Esquisse 2D d'un CFP avec 4 TC (la surface face au plasma est la surface supérieure). (GASPAR, et al., 2016)

Ces TC permettent de remonter à la température de surface des CFP et d'estimer le dépôt de puissance conduite par le plasma à leur surface au moyen d'une méthode d'inversion basée sur les gradients conjugués et utilisant l'état adjoint (GASPAR, 2013).

Pour compléter l'utilisation de ces TC, les CFP sont également équipés de fibres optiques à réseaux de Bragg (« Fiber Bragg Gratings », FBG). Les FBG sont des transducteurs de température qui utilisent des réseaux de diffraction photo-écrits au cœur d'une fibre optique. Ces diagnostics présentent l'avantage d'être immunisés aux interférences électromagnétiques et permettent de mesurer la température à différentes positions le long d'une même fibre. Il y a actuellement 4 sondes de détection installées dans WEST qui disposent de 11 points de mesure espacés régulièrement de 12,5mm (Figure 1.9) (GASPAR, et al., 2017).

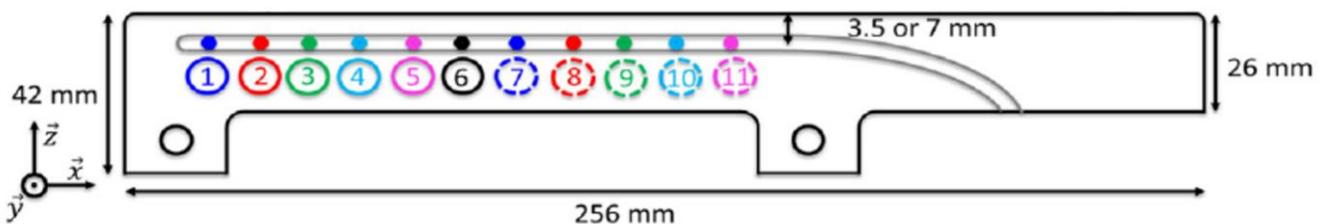


Figure 1.9 – Coupe poloïdale 2D d'un CFP avec FBG implémentée (la surface face au plasma est la surface supérieure). (GASPAR, et al., 2017)

L'instrumentation des aiguilles du divertor avec ces diagnostics repose sur un usinage de celles-ci avant le montage du divertor pour enlever de la matière à l'emplacement des diagnostics. Ce sont donc des mesures intrusives au sens où le milieu est perturbé par rapport à des composants non instrumentés et sans déficit de matière. Par ailleurs, ce sont des mesures ponctuelles bien que les FBG permettent une mesure plus étendue que les TC étant donné les nombreux points de mesure le long d'une fibre et donc d'un même composant.

Par ailleurs, ces mesures présentent des difficultés d'interprétation pour trois raisons notamment :

- L'**aspect intrusif** empêche de savoir à quel point le comportement du composant instrumenté s'éloigne de celui du composant non instrumenté. Afin de minimiser cette incertitude les TC ont été intégrés le long des isothermes.
- Le **contact thermique** : il y a une incertitude concernant le fait d'effectuer la mesure exactement à la position du capteur et que celle-ci ne soit pas dégradée par un éventuel saut de température dû à une résistance de contact.
- L'**utilisation de méthodes inverses** avec un modèle (souvent simplifié) afin de remonter aux variations de flux et de température à la surface. La méthode n'a pas accès aux hautes fréquences temporelles de ces grandeurs à cause de l'effet filtrant de la conduction entre la surface et les capteurs. De plus, la mesure peut être biaisée si le modèle ne correspond pas à la réalité.

Enfin, ces mesures ne permettent pas d'effectuer une protection en temps réel, bien que pouvant surveiller certaines limites de températures dans un but de sécurité. Leur objectif concerne surtout les analyses physiques et le recoupement des informations obtenues avec les diagnostics IR décrits ci-dessous.

1.2.3.2. Les systèmes de thermographie

1.2.3.2.1. Présentation des systèmes IR

Les diagnostics de thermographie infrarouge sont utilisés pour mesurer les températures de surfaces des CFP afin d'assurer leur protection et l'étude des phénomènes physiques en jeu dans la machine. Cette mesure de température présente l'avantage d'être non-intrusive et de surveiller de grandes surfaces avec de bonnes résolutions temporelles (de l'ordre de la milliseconde) et spatiales (de l'ordre du micromètre pour certaines).

Dans les machines de fusion, la mesure de température peut se faire dans le visible [900-1000 nm], dans le proche infrarouge [1500-1700 nm] ou MWIR (Middle Wavelength Infrared Range) entre 3 et 5 μm . C'est la dernière option qui est utilisée dans WEST, ASDEX-Upgrade et qui est également retenue pour ITER pour pouvoir couvrir le large domaine de température entre 200-3600°C. Le visible et le proche infrarouge présentent l'avantage d'être moins sensibles aux variations d'émissivité de par la dynamique de Planck comme nous le verrons dans la section suivante mais ne permettent pas de résoudre les basses température (émission plus faible dans ces longueurs d'onde)

Dans un tokamak, les caméras sont généralement situées à l'extrémité d'endoscopes ((COURTOIS, et al., 2018)) comme illustré Figure 1.10 et blindées aux champs magnétiques. Typiquement le chemin optique est environ de 1 m pour WEST contre 15 m pour ITER soumis également aux radiations neutroniques.

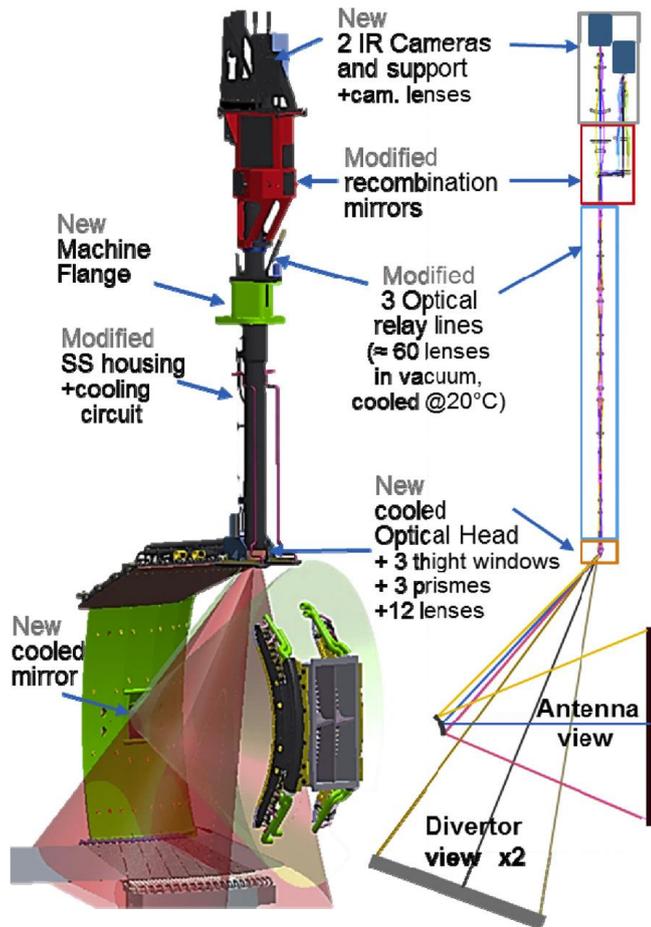


Figure 1.10 – Endoscopes supérieurs utilisés pour la surveillance du divertor et systèmes de chauffage dans WEST. Gauche : Vue de design. Droite : Principe optique. (COURTOIS, et al., 2018)

1.2.3.2.2. La mesure de température par imagerie

Si les systèmes de thermographie infrarouge sont aujourd’hui très répandus pour la surveillance des températures des composants dans les tokamaks et dans le secteur industriel, l’interprétation de la mesure IR reste délicate en particulier dans les environnements utilisant des matériaux métalliques. En effet le flux collecté par les systèmes d’image va dépendre à la fois des propriétés thermo-radiatives du matériau de la cible (ou émissivité), du flux réfléchi par la cible et de la transmission du milieu traversé. Pour retrouver la température de la cible, il faut pouvoir corriger ces phénomènes perturbateurs. Nous allons voir dans cette section l’expression du flux collecté par un pixel caméra dans le cas de surfaces réfléchissantes et un milieu ambiant transparent entre les surfaces observées et la caméra (ce qui correspond au cas étudié dans cette thèse, le plasma étant transparent dans les bande infrarouge considérées [$3\mu\text{m}$; $5\mu\text{m}$]).

a) Grandeurs radiatives fondamentales

Le flux émis à la surface d’un corps réel dans une direction s’exprimera comme une fraction de celui émis par le corps noir (repéré par un exposant « 0 »), corps théoriquement parfaitement absorbant de tout rayonnement incident. La luminance monochromatique (à la longueur d’onde λ) émise par le corps noir à la température T est donnée par la loi de Planck :

$$L_{\lambda}^0(\lambda, T) = \frac{c_1 \lambda^{-5}}{\exp\left(\frac{c_2}{\lambda T}\right) - 1} \quad [Wm^{-2}sr^{-1}\mu m^{-1}] \quad (1.4)$$

avec $c_1 = 1,1909.10^{-16} W.m^2.sr^{-1}$, $c_2 = 1,4388.10^{-2} m.K$, des constantes radiatives, pour une émission vers un milieu d'indice 1 (SIEGEL & HOWELL, 2002). Dans la suite le symbole ' désigne les grandeurs directionnelles, le symbole " les grandeurs bidirectionnelles et le symbole \circ les grandeurs hémisphériques. La luminance du corps noir est isotrope (identique dans toutes les directions).

Le maximum de la loi de Planck est donné pour une valeur de longueur d'onde λ_m (loi de Wien) :

$$\lambda_m = \frac{2898}{T} \mu m \quad (1.5)$$

A noter que 96% de l'émission se situe dans la gamme $[0,5\lambda_m, 5\lambda_m]$. Ceci indique que plus une surface est à une température élevée plus son domaine d'émission se déplace vers des longueurs d'ondes courtes. La Figure 1.11 montre l'émittance M^0 [W/m^2] reliée à la luminance L^0 [W/m^2sr] par la formule $M^0 = \pi.L^0$. En particulier, les températures allant de la température ambiante à des températures de quelques milliers de degrés, le rayonnement émis se situe dans l'infrarouge et le visible (Figure 1.12).

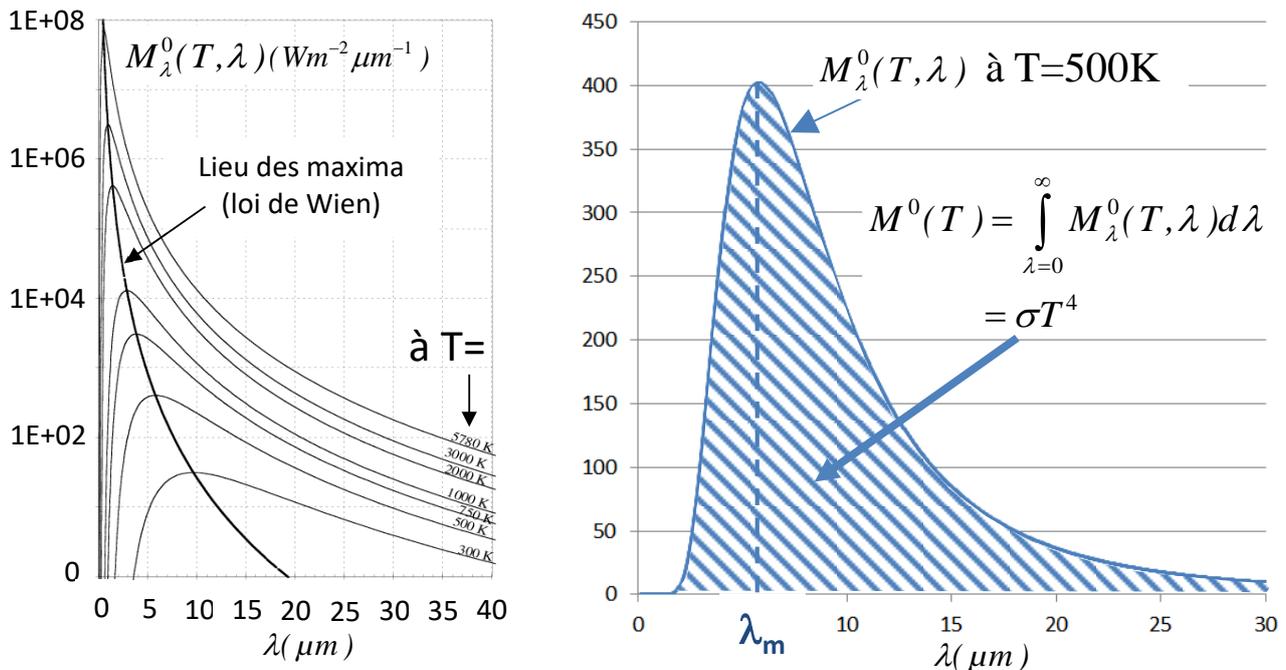


Figure 1.11. A Gauche : flux hémisphérique émis par le corps noir en fonction de la longueur d'onde et de la température (Loi de Planck). L'axe des ordonnées est en échelle logarithmique pour permettre d'afficher d'une large gamme de valeurs. A droite : obtention de la loi de Stefan-Boltzmann ($M^0(T)=\sigma T^4$ en $W.m^{-2}$) par intégration de la loi de Planck sur tout le spectre.

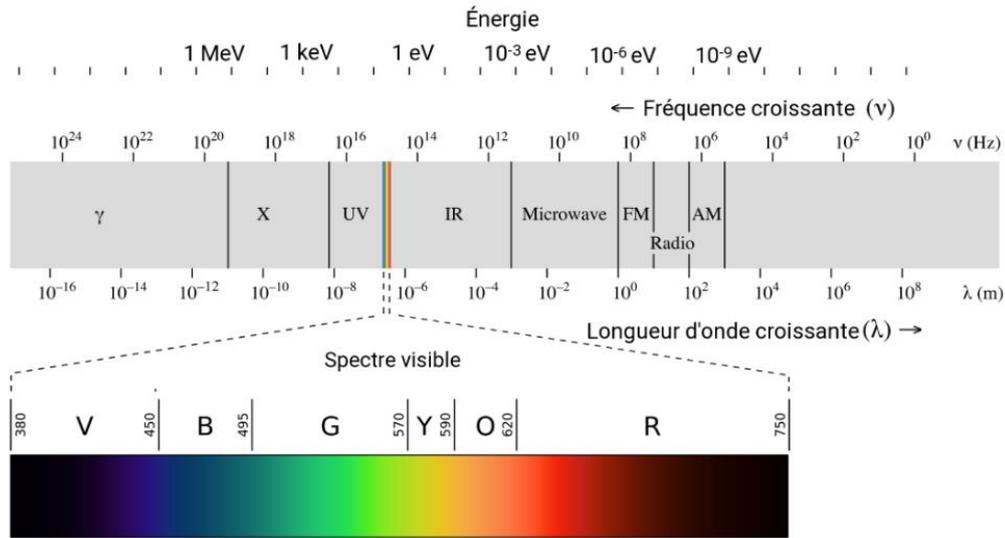


Figure 1.12 – Spectre du rayonnement (Wikiwand, s.d.)

Si on considère un point O d'un élément de surface dS (Figure 1.13) à la température T_0 alors l'expression du flux émis par dS autour de O dans la gamme de longueur d'onde $d\lambda$ s'écrit :

$$d^3\phi^e(O, \Delta, \lambda) = \varepsilon'_\lambda(\theta, \varphi, T_0) \cdot L_\lambda^0(T_0) \cdot \cos(\theta) \cdot dS \cdot d\Omega \cdot d\lambda \quad (1.6)$$

où $d\Omega$ est l'angle solide élémentaire d'émission, θ et φ les angles caractéristiques d'émission (Figure 1.13). La surface $dS \cos(\theta)$ est la surface apparente dans la direction d'émission. L'émissivité monochromatique directionnelle $\varepsilon'_\lambda(\theta, \varphi, T)$ est un nombre compris entre 0 et 1 (pour le corps noir), dépendant de la nature du matériau, de son état de surface (rugosité) et de sa température.

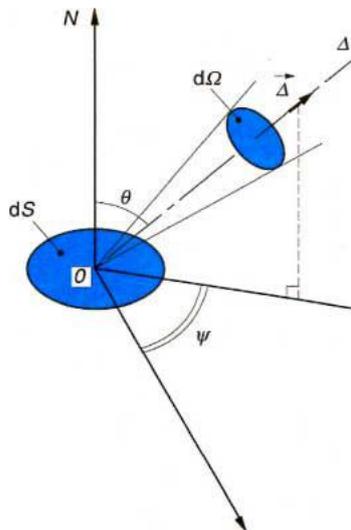


Figure 1.13 – Caractéristiques géométriques d'un flux radiatif, rapporté à la surface dS et à l'angle solide $d\Omega$, autour de l'axe Δ , de vecteur unitaire $\vec{\Delta}$ (HUETZ-AUBERT, 1992).

Pour une surface dS opaque (cas des surfaces observées dans les Tokamaks), le flux collecté par un détecteur observant cet élément de surface dS comprend également un flux de photons $d^3\phi_\lambda^r$ provenant

de l'environnement et réfléchi par dS dans la direction de visée du détecteur Δ_r définie par les angles précédents et notés maintenant θ_r et φ_r (Figure 1.14) :

$$d^3\phi^r(O, \vec{r}, \lambda) = dS \cdot \cos(\theta_r) \cdot d\Omega_r \cdot d\lambda \int_{\Omega_i} \rho''_{\lambda}(\vec{i}, \vec{r}, \lambda) \cdot L_{\lambda}^i \cdot \cos(\theta_i) \cdot d\Omega_i \quad (1.7)$$

où L_{λ}^i désigne la luminance du rayonnement incident sur l'élément de surface dS venant de l'environnement dans la direction \vec{i} dans l'angle solide $d\Omega_i$, celui-ci parcourant tout le demi-espace d'incidence noté Ω_i pour calculer toutes les réflexions possibles (Figure 1.14).

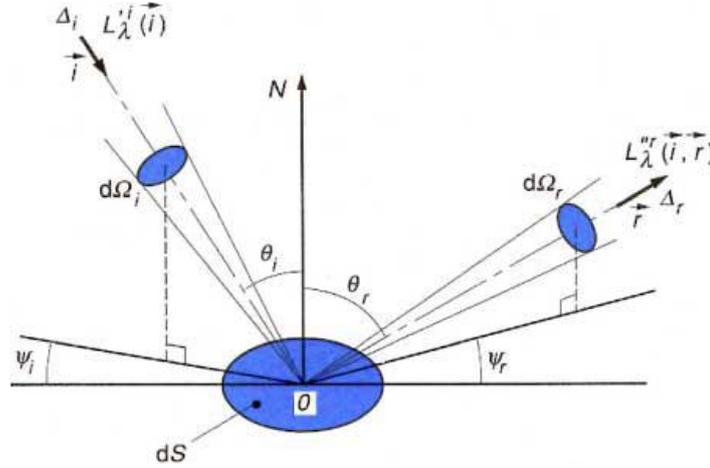


Figure 1.14 – Caractéristiques géométriques d'un flux radiatif incident sur la surface dS , à l'intérieur de l'angle solide $d\Omega_i$, et réfléchi à l'intérieur de l'angle solide $d\Omega_r$ (HUETZ-AUBERT, 1992).

Le facteur $\rho''_{\lambda}(\vec{i}, \vec{r}, \lambda)$ désigne la réflectivité bidirectionnelle monochromatique (BRDF en anglais pour Bidirectional Reflectance Distribution Function) donnée par

$$\rho''_{\lambda}(\vec{i}, \vec{r}, \lambda) = \frac{L_{\lambda}^r}{L_{\lambda}^i \cdot \cos(\theta_i) \cdot d\Omega_i} \quad (1.8)$$

Elle correspond à la contribution de l'éclairement $L_{\lambda}^i \cdot \cos(\theta_i) \cdot d\Omega_i$ de dS dans la direction \vec{i} à la luminance réfléchie L_{λ}^r dans la direction \vec{r} . Ce facteur n'est pas sans dimension (en sr^{-1}), il le deviendra après intégration directionnelle par exemple sur toutes les directions de réflexion (voir annexe).

Le rayonnement complet $d^3\phi^{vp}(\vec{r})$ quittant l'élément de surface dS dans la direction \vec{r} est composé de la somme du rayonnement émis et du rayonnement réfléchi :

$$d^3\phi^{vp}(\vec{r}) = dS \cdot \cos(\theta_r) \cdot d\Omega_r \cdot d\lambda \cdot \left(\varepsilon'_{\lambda}(\vec{r}, T) \cdot L_{\lambda}^0(T) + \int_{\Omega_i} \rho''_{\lambda}(\vec{i}, \vec{r}, \lambda) \cdot L_{\lambda}^i \cdot \cos(\theta_i) \cdot d\Omega_i \right) \quad (1.9)$$

On notera la luminance monochromatique émise par dS dans la direction \vec{r} :

$$L_{\lambda}^e(O, \vec{r}, \lambda) = \varepsilon'_{\lambda}(\vec{r}, T) \cdot L_{\lambda}^0(T) \quad (1.10)$$

Puis la luminance monochromatique réfléchie par dS dans la direction \vec{r}

$$L'_\lambda(O, \vec{r}, \lambda) = \int_{\Omega_i} \rho''_\lambda(\vec{i}, \vec{r}, \lambda) \cdot L'_{\lambda_i} \cdot \cos(\theta_i) \cdot d\Omega_i \quad (1.11)$$

Et enfin la luminance partante de dS égale, pour un dS opaque, à la somme des luminances émises et réfléchies :

$$\begin{aligned} L^p_\lambda(O, \vec{r}, \lambda) &= L^e_\lambda(O, \vec{r}, \lambda) + L'_\lambda(O, \vec{r}, \lambda) \\ L^p_\lambda(O, \vec{r}, \lambda) &= \varepsilon'_\lambda(\vec{r}, T) \cdot L^0_\lambda(T) + \int_{\Omega_i} \rho''_\lambda(\vec{i}, \vec{r}, \lambda) \cdot L'_{\lambda_i} \cdot \cos(\theta_i) \cdot d\Omega_i \end{aligned} \quad (1.12)$$

Ainsi le flux partant dans la direction \vec{r} s'écrit :

$$\begin{aligned} d^3\phi^{vp}(\vec{r}) &= L^p_\lambda(O, \vec{r}, \lambda) dS \cdot \cos(\theta_r) \cdot d\Omega_r \cdot d\lambda \\ d^3\phi^{vp}(\vec{r}) &= L^e_\lambda(O, \vec{r}, \lambda) dS \cdot \cos(\theta_r) \cdot d\Omega_r \cdot d\lambda + L'_\lambda(O, \vec{r}, \lambda) dS \cdot \cos(\theta_r) \cdot d\Omega_r \cdot d\lambda \end{aligned} \quad (1.13)$$

Cas particulier : Environnement uniforme autour de dS , constitué par un corps noir à la température T_{env} . La loi de Kirchoff-Draper (voir annexe) permet alors d'écrire la luminance monochromatique partante de dS dans la direction \vec{r} comme :

$$L^p_\lambda(O, \vec{r}, \lambda) = \varepsilon'_\lambda(\vec{r}, T) \cdot L^0_\lambda(T) + (1 - \varepsilon'_\lambda(\vec{r}, T)) \cdot L^0_\lambda(T_{env}) \quad [Wm^{-2}sr^{-1}\mu m^{-1}] \quad (1.14)$$

Si la mesure porte sur cette luminance monochromatique dans la bande spectrale élémentaire $d\lambda$, notée alors $L^p_{d\lambda}(O, \vec{r}, \lambda) = L^p_\lambda(O, \vec{r}, \lambda) d\lambda \quad [Wm^{-2}sr^{-1}]$, on a

$$L^p_{d\lambda}(O, \vec{r}, \lambda) = \varepsilon'_\lambda(\vec{r}, T) \cdot L^0_{d\lambda}(T) + (1 - \varepsilon'_\lambda(\vec{r}, T)) \cdot L^0_{d\lambda}(T_{env}) \quad [Wm^{-2}sr^{-1}] \quad (1.15)$$

Pour retrouver la mesure d'une température de surface opaque d'un composant T à partir d'un signal collecté par un détecteur sensible à la luminance partante de l'objet $L^p_{d\lambda}(O, \vec{r}, \lambda)$ dans un environnement « noir à température uniforme », il faut donc connaître l'émissivité ε'_λ de la surface visée (à la longueur d'onde correspondante) et la contribution radiative de l'environnement dans le signal total.

Etablissons maintenant le lien entre la luminance partante d'une surface et le signal que délivrera une caméra infrarouge observant une scène incluant cette surface.

b) Collecte de flux par une caméra de thermographie

L'avantage de la thermographie est de pouvoir effectuer une mesure étendue de la luminance partante de surface d'un composant, voire de plusieurs composants simultanément par le biais de visées grand angle. On peut résumer une caméra infrarouge à ses principaux éléments (voir Figure 1.15) qui sont :

- Un système optique de collecte du rayonnement infrarouge depuis la scène thermique (plan objet) vers le plan image. Les paramètres importants sont la taille de la pupille d'entrée par laquelle passera le flux collecté (circulaire, de surface S_p et diamètre D_p), la distance focale f entre la pupille et le plan image. Cela définit l'ouverture (sans dimension) du système notée $f\#$ telle que $f\# = f/D_p$ et $S_p = (\pi/4)(f/f\#)^2$

- Une matrice de capteurs infrarouges placée dans le plan focal (Focal plane array). Elle est définie par le pitch (taille de chaque capteur individuel carré, ou pixel, typiquement 25µm par exemple), et le nombre de pixels par ligne et par colonne (par exemple 512 lignes × 640 colonnes pour la SC600 de Flir®). Chaque capteur délivrera un signal électrique proportionnel au flux qu'il recevra.

A chaque pixel dS' dans le plan image correspond une surface conjuguée (pixel « objet » dS) dans le plan objet (à la distance d de la pupille) qui correspond à la projection du pixel image par le système optique. Cette surface est donc la surface objet de laquelle part le flux qui « activera » ce pixel. Nous montrons ici l'expression du flux partant de dS dans la direction \vec{r} vers dS' qui passe par la pupille et qui est focalisé sur le pixel dS' (MOONEY, et al., 1989), (PAPINI & GALLET, 1994), (PAJANI, 2013).

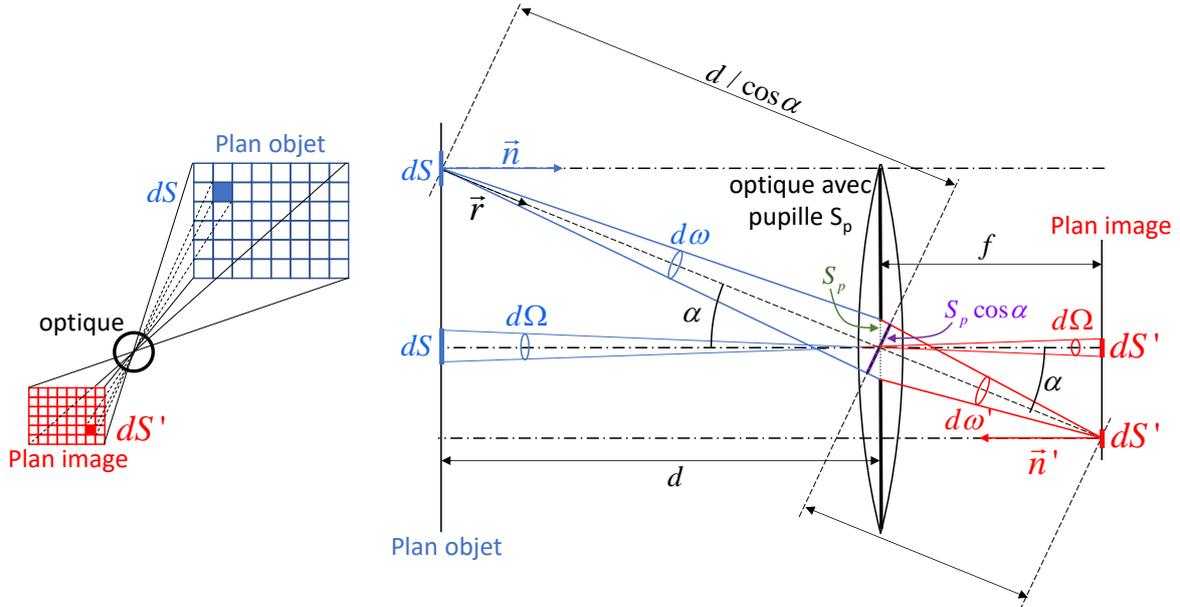


Figure 1.15 – Gauche : correspondance entre la surface dS' de chaque pixel image de la grille de détecteur placée dans le plan image (plan focal de l'optique de collecte (Focal Plane Array)) et une surface objet dS dans le plan objet (la scène thermique). Chaque pixel s'écarte de l'axe optique d'un angle α . Droite : schéma symbolisant un système optique utilisant une lentille et une pupille d'entrée de surface S_p . Détails de la géométrie de la collecte du flux partant de dS dans la direction \vec{r} vers dS' en passant par la pupille.

Le flux monochromatique partant de dS avec une luminance $L_\lambda^p(\vec{r})$ dans la direction \vec{r} vers la pupille S_p s'écrit :

$$d\Phi_{\lambda, dS \rightarrow S_p}^p(\vec{r}) = L_\lambda^p(\vec{r}) \cdot dS \cos \alpha \cdot d\omega \quad [W\mu m^{-1}] \quad (1.16)$$

$dS \cos \alpha$ est la surface objet apparente dans la direction \vec{r} . L'angle solide $d\omega$ dans lequel se propage ce flux vers la surface apparente de la pupille $S_p \cos \alpha$ s'écrit :

$$d\omega = \frac{S_p \cos \alpha}{\left(\frac{d}{\cos \alpha}\right)^2} = \frac{S_p \cos^3 \alpha}{d^2} \quad [sr] \quad (1.17)$$

Et en utilisant l'expression de la surface de pupille contenant le nombre d'ouverture $f\#$ on obtient finalement :

$$d\Phi_{\lambda, ds \rightarrow s_p}^p(\vec{r}) = \left[\frac{\pi f^2}{4(f\#)^2} d\Omega \cos^4 \alpha \right] L_{\lambda}^p(\vec{r}) \quad [W\mu m^{-1}] \quad (1.18)$$

$d\Omega$ est l'angle solide (en sr) sous lequel est vue dS depuis la pupille sur l'axe optique, l'angle d'ouverture (en degrés ou radians) de ce faisceau élémentaire est l'IFOV (pour « Instantaneous Field Of View »). Le flux monochromatique collecté par chaque pixel image est donc proportionnel à la luminance partante du pixel objet $L_{\lambda}^p(\vec{r})$ dans la direction de visée \vec{r} . Le coefficient de proportionnalité ne contient que des données géométriques, et on constate notamment que, même si tous les pixels objets ont la même luminance partante (par exemple en situation d'étalonnage où l'objet est un corps noir isotherme à luminance uniforme et isotrope), le flux collecté sera atténué pour les pixels les plus éloignés de l'axe optique à cause du $\cos^4 \alpha$. Ces pixels délivreront donc moins de signal, et c'est l'étalonnage (partie suivante) qui permettra de connaître ce facteur d'atténuation pour chaque pixel (cartographie des gains de la matrice de détecteurs).

Remarque : la surface réelle dans la scène thermique n'est pas forcément dans le plan objet mais inclinée par rapport à lui d'un angle θ . La Figure 1.16 montre une telle configuration possible, dans laquelle la surface réelle dont on recueillera le flux sur le pixel concerné est

$$d\Sigma = \frac{dS \cos \alpha}{\cos(\theta + \alpha)} [m^2] \quad (1.19)$$

Ce qu'il est important de noter également c'est que les propriétés directionnelles (émissivité, réflectivité) à prendre en compte pour la surface réelle dans la direction de visée sont donc à prendre à l'angle $\theta + \alpha$ par rapport à sa normale, dans la situation présentée.

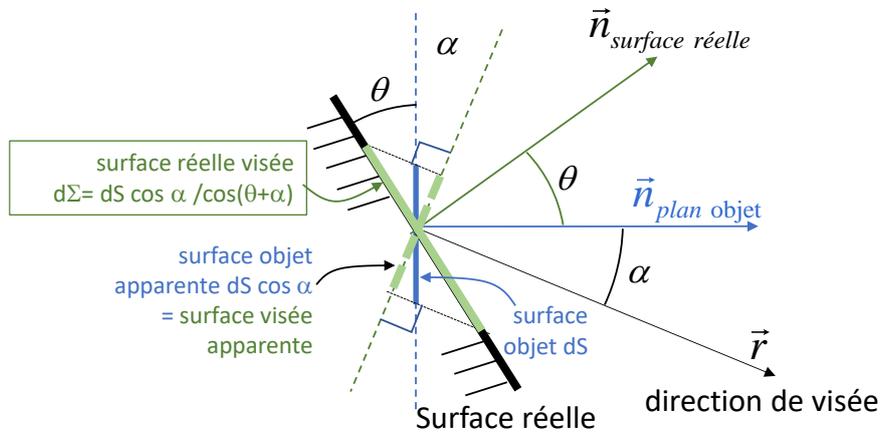


Figure 1.16 – Surface réelle inclinée par rapport au plan objet : la surface « observée » (dont le pixel recueille le flux dans la direction la direction de visée \vec{r}) est la surface en vert dont la projection perpendiculaire à \vec{r} (en pointillés verts) est la surface apparente dans la direction de visée, égale au pixel objet apparent $dS \cos \alpha$. Les propriétés directionnelles (émissivité, réflectivité) à prendre en compte pour la surface réelle sont donc à prendre à l'angle $\theta + \alpha$ par rapport à sa normale, dans la situation présentée.

L'étape finale de création d'image infrarouge est la conversion du flux collecté pendant un certain temps (temps d'intégration) et dans une certaine gamme spectrale $\Delta\lambda$, en signal électrique. Si on considère maintenant une transmittivité monochromatique τ_{λ} de l'optique traversée et une réponse spectrale de chaque détecteur égale à $(R_{\max} R_{\lambda})$ (R_{\max} en V/W , R_{λ} =réponse spectrale relative), le signal $V_{\Delta\lambda}(i', j')$ délivré par le pixel (i', j') de la matrice pour la conversion du flux collecté dans la bande $\Delta\lambda$

est proportionnel au flux collecté (facteur de « gain ») et contient un niveau de base lié au courant d'obscurité, qui se traduit par une ordonnée à l'origine (« offset » Off):

$$V_{\Delta\lambda}(i', j') = R_{\max}(i', j') \int_{\Delta\lambda} R_{\lambda} \tau_{\lambda} d\Phi_{\lambda}^p(i, j) d\lambda + Off(i', j') \quad (1.20)$$

où on note (i', j') les coordonnées d'un pixel dans l'espace image et (i, j) les « coordonnées » du même pixel projeté dans l'espace objet. Compte tenu de l'expression (1.18), on déduit

$$\boxed{V_{\Delta\lambda}(i', j') = G(i', j') \int_{\Delta\lambda} R_{\lambda} \tau_{\lambda} L_{\lambda}^p(i, j, \bar{r}) d\lambda + Off(i', j')}$$

$$\text{avec } G(i', j') = R_{\max}(i', j') \left[\frac{\pi f^2}{4(f\#)^2} d\Omega \cos^4 \alpha(i', j') \right] \quad (1.21)$$

où $G(i', j')$ est appelée « matrice des gains » et $Off(i', j')$ est appelée « matrice des Offsets », chaque pixel de la matrice de détecteurs infrarouges pouvant avoir des valeurs différentes pour ces grandeurs (on a supposé cependant ici une réponse spectrale relative constante pour tous les détecteurs, seulement une différence d'amplitude de cette réponse R_{\max} entre chaque pixel). L'accès à ces grandeurs s'effectue grâce à l'étape d'étalonnage de la caméra face au corps noir.

c) Etalonnage, températures

L'étalonnage consiste à utiliser un corps noir à surface étendue à différentes températures face à la caméra pour établir la carte des gains et offset présents dans la relation (1.21) (Figure 1.17 gauche). Le corps noir est lui-même étalonné de façon radiométrique c'est-à-dire que sa température de consigne est celle-pour laquelle le constructeur garantit qu'il émettra le flux donné par la loi de Planck dans une certaine plage de longueur d'onde. Les signaux mesurés, numérisés en niveaux numérique (« Digital Levels » ou DL) sur un certain nombre de bits (14 pour la SC600, soit 16 384 niveaux) sont alors reliés linéairement (formule (1.22)) à la luminance de Planck intégrée sur la bande spectrale correspondant aux longueurs d'ondes où le produit de la réponse spectrale et de la transmission $R_{\lambda} \tau_{\lambda}$ n'est pas nul (Figure 1.17 droite).

$$V_{\Delta\lambda}^0(i', j') = G(i', j') L_{\Delta\lambda}^{0+}(T) + Off(i', j') \quad (1.22)$$

Cette luminance intégrée, tenant compte de $R_{\lambda} \tau_{\lambda}$ est notée $L_{\Delta\lambda}^{0+}(T)$:

$$L_{\Delta\lambda}^{0+}(T) = \int_{\Delta\lambda} R_{\lambda} \tau_{\lambda} L_{\lambda}^0(T) d\lambda \quad (1.23)$$

a priori différente de la luminance du corps noir intégrée sans $R_{\lambda} \tau_{\lambda}$ dans l'intégrande :

$$L_{\Delta\lambda}^0(T) = \int_{\Delta\lambda} L_{\lambda}^0(T) d\lambda \quad (1.24)$$

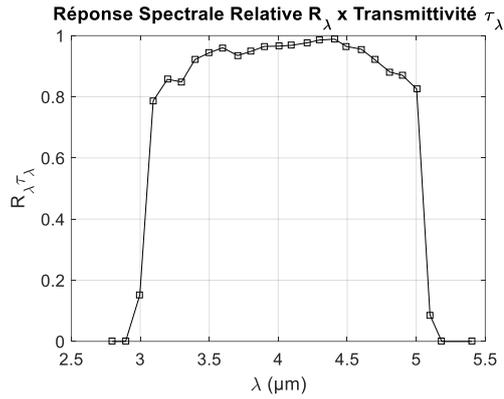


Figure 1.17 – Gauche : expérience d’étalonnage de la caméra FLIR SC600 (640 x 512 pixels de $25\mu\text{m}$ – Temps d’intégration $788\mu\text{s}$) face à un corps noir étendu. Droite : produit $R_\lambda \tau_\lambda$ de la réponse spectrale relative supposée constante pour chaque pixel et de la transmission du chemin optique.

La Figure 1.18 montre la bonne linéarité obtenue, prévue par la relation (1.22) entre la réponse numérisée et la luminance intégrée $L_{\Delta\lambda}^{0+}(T)$.

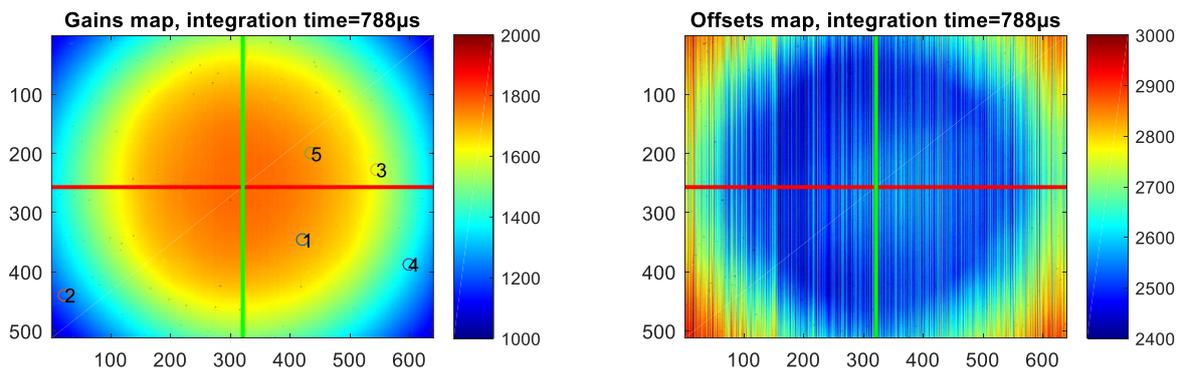
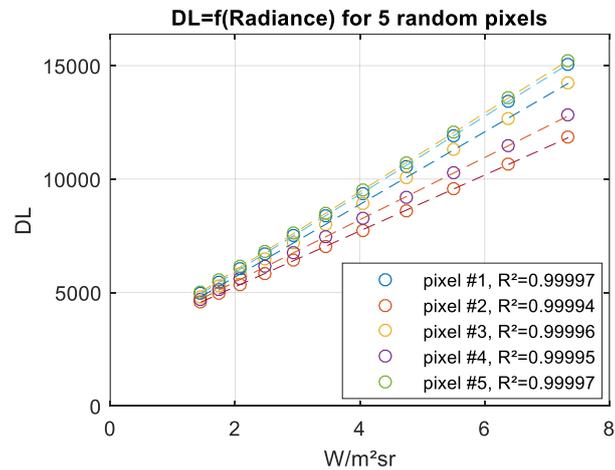


Figure 1.18 – En haut : Linéarité entre le signal numérisé en DL et la luminance intégrée sur la bande spectrale, incluant la réponse spectrale des détecteurs et la transmission du système optique. En bas à gauche : carte des gains (pentes). En bas à droite : carte des Offsets (ordonnées à l’origine).

On constate notamment sur la Figure 1.19 l’évolution des gains le long d’une ligne de la matrice qui chutent en s’éloignant du centre conformément au $\cos^4 \alpha(i', j')$ prévu par (1.21). Cette chute est même

encore plus marquée sur les bords car cette expérience a été réalisée avec une bague allongée qui a tendance à accentuer le vignettage.

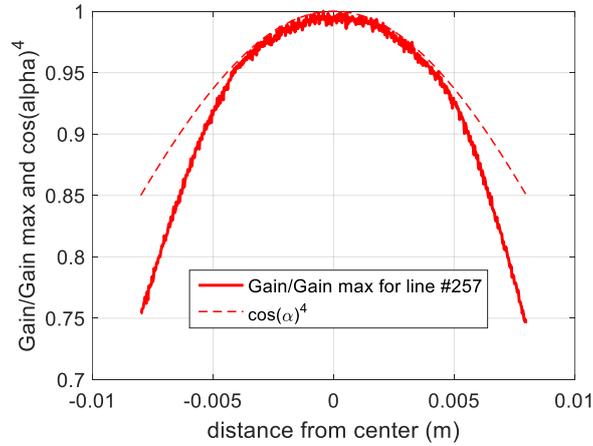


Figure 1.19 – Variation des gains le long de la ligne centrale de la matrice, conforme au $\cos^4 \alpha$ où α repère le pixel quelconque de la matrice par rapport au centre (Figure 1.15). La chute est encore plus forte en bord de matrice moins bien éclairée à cause d'un vignettage causé par une bague allongée.

La connaissance de ces données d'étalonnage permettra alors de convertir les DL mesurés en situation quelconque en valeurs de $L_{\Delta\lambda}^{0+}(T)$ selon :

$$L_{\Delta\lambda}^{0+} = \frac{V_{\Delta\lambda}^0(i', j') - Off(i', j')}{G(i', j')} \quad (1.25)$$

Pour accéder alors aux grandeurs d'intérêt qui sont soit la température apparente corps noir, soit $L_{\Delta\lambda}^0$ la luminance du corps noir intégrée dans la gamme spectrale $\Delta\lambda$, sans tenir compte des données de la caméra $R_i \tau_\lambda$, il faut établir des correspondances entre $L_{\Delta\lambda}^{0+}$ et T (Figure 1.20 gauche) et entre $L_{\Delta\lambda}^{0+}$ et $L_{\Delta\lambda}^0$ (Figure 1.20 droite).

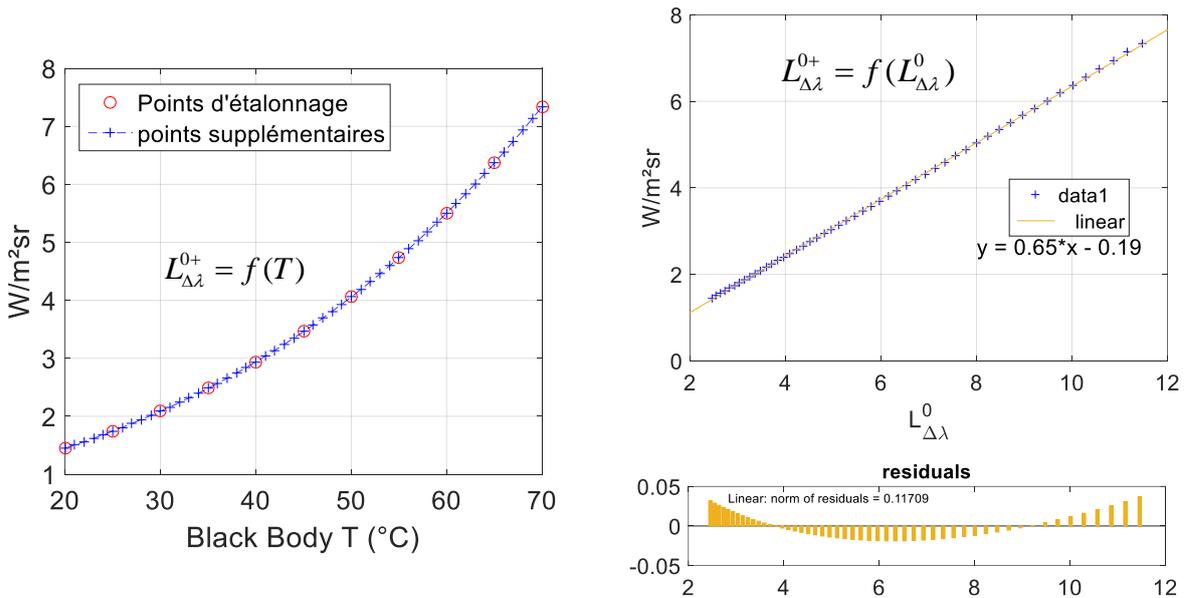


Figure 1.20 – Gauche : correspondance entre $L_{\Delta\lambda}^{0+}$ et T . Droite : correspondance entre $L_{\Delta\lambda}^{0+}$ et $L_{\Delta\lambda}^0$. Correspondances établies sur la plage de température du corps noir utilisée pour l'étalonnage.

Ces correspondances peuvent se faire respectivement sur un grand nombre de couples $[T, L_{\Delta\lambda}^{0+}]$ et $[L_{\Delta\lambda}^0, L_{\Delta\lambda}^{0+}]$ (tables de correspondance avec interpolation linéaire entre deux points). On note au passage qu'il aurait été possible d'établir un lien directement entre le signal $v_{\Delta\lambda}^0(i', j')$ et $L_{\Delta\lambda}^0$ qui aurait été linéaire également car le lien entre $L_{\Delta\lambda}^{0+}$ et $L_{\Delta\lambda}^0$ est lui aussi quasi linéaire, même s'il ne l'est pas parfaitement. Il aurait fallu pour cela couper cette plage de température d'étalonnage en deux pas exemple.

En résumé : une fois étalonnée face au corps noir, une caméra infrarouge est capable de fournir sur chacun de ses pixels la luminance du flux partant de chaque pixel objet, intégrée dans sa bande spectrale, notée $L_{\Delta\lambda}^{mes}$. C'est cette grandeur « observable » qui sera modélisée dans la partie directe du problème inverse.

Dans la suite, les bandes spectrales $\Delta\lambda$ utilisées pour modéliser la luminance collectée seront assez étroites (typiquement $0.8\mu m$ autour de $4,1\mu m$) pour :

- Supposer toutes les propriétés grises dans cette bande $[3,7\mu m, 4,5\mu m]$ (émissivité, réflectivité transmittivité de l'optique, ...)
- Approcher la luminance noire intégrée dans $\Delta\lambda$ par :

$$L_{\Delta\lambda}^0(\lambda, T) \approx \frac{c_1 \lambda_0^{-5} \Delta\lambda}{\exp\left(\frac{c_2}{\lambda T}\right) - 1} [Wm^{-2}sr^{-1}] \quad (1.26)$$

avec $c_1 = 1,1909 \cdot 10^{-16} W.m^2.sr^{-1}$, $c_2 = 1,4388 \cdot 10^{-2} m.K$. Si on assimile la luminance mesurée ou simulée à cette luminance noire, la température T déduite de « l'inversion de Planck » s'écrira alors :

$$T^{cn} = \frac{c_2}{\lambda_0} \frac{1}{\ln\left(1 + \frac{\pi c_1 \lambda_0^{-5} \Delta\lambda}{L_{\Delta\lambda}^{mes}}\right)} [K] \quad (1.27)$$

C'est la température « apparente corps noir » de l'objet.

Si on suppose que cette luminance mesurée ou calculée vient d'une surface dans l'espace objet qui est uniquement émissive d'émissivité ε (et donc non réfléchissante, approximation classique de la pyrométrie haute température), la température ainsi déduite de l'inversion de Planck est notée T^{ep} (« température (apparente) émetteur pur ») et est donnée par :

$$T^{ep} = \frac{c_2}{\lambda_0} \frac{1}{\ln\left(1 + \frac{\pi c_1 \lambda_0^{-5} \Delta\lambda \varepsilon}{L_{\Delta\lambda}^{mes}}\right)} [K] \quad (1.28)$$

Dans les chapitres suivants, des cartographies infrarouges expérimentales seront montrées parfois en Niveaux Numériques (DL, signal brut), parfois en Luminance collectée (W/m^2sr), parfois en Température « apparente corps noir » ou « apparente émetteur pur ». Les images infrarouges simulées le seront toujours en luminance collectée, la grandeur directement « observable » expérimentalement après conversion des niveaux numériques via les connées d'étalonnage.

1.2.3.3. Conclusion

Les deux types de diagnostics des CFP présentés ici (systèmes embarqués ou imagerie IR) ne s'opposent pas et présentent chacun des forces et des faiblesses. La confrontation de ces deux types de

mesures permet de consolider et minimiser les erreurs de mesure de température. La Table 1.3 résume les caractéristiques des deux types de diagnostics :

Table 1.3 – Tableau récapitulatif des caractéristiques des diagnostics intégrés dans les CFP (TC et FBG) et des diagnostics IR pour accéder à la température de surface.

	Diagnostics embarqués	Diagnostics IR
Mesure intrusive	Oui	Non
Points de mesure	Mesures ponctuelles	Mesure étendue
Protection machine	Non mais surveillance de quelques limites de sécurité	Oui
Analyses physiques	Oui	Oui
Temps réel	Non	Oui
Difficultés d'interprétation	<ul style="list-style-type: none"> - Impact de l'intrusion sur le comportement du composant par rapport à un composant non instrumenté - Incertitude sur le contact thermique et la perturbation éventuelle de la mesure par un saut de température - Utilisation de méthodes inverses basé sur un modèle pour remonter à la température de surface 	<ul style="list-style-type: none"> - Variation de l'émissivité de la cible - Flux réfléchi provenant de l'environnement
Précision	<ul style="list-style-type: none"> - +/- 1,5°C jusqu'à 375°C - 0,4% de la température au-delà de 375°C - Bruit de mesure d'écart type de 0,3°C (bruit relativement faible grâce au blindage magnétique) 	<ul style="list-style-type: none"> - 20% de précision requise pour une température inférieure à 200°C - 10% de précision requise pour une température inférieure à 400°C

1.3. Description des systèmes de thermographie dans les Tokamaks WEST, ASDEX Upgrade et ITER

Ce chapitre décrit les systèmes de diagnostics IR installés dans WEST et ASDEX Upgrade, ainsi que le futur système IR d'ITER.

1.3.1. WEST

Douze caméras sont actuellement installées dans le Tokamak WEST dans 7 endoscopes situés dans les ports supérieurs de la machine (COURTOIS, et al., 2018) (COURTOIS, et al., 2019). Sept caméras permettent d'assurer une couverture totale du divertor bas et du bord d'attaque du baffle (Figure 1.21). Cinq autres caméras sont dédiées à la surveillance des systèmes de chauffage additionnels : i.e. les 3 antennes ioniques ICRH (« Ion Cyclotron Resonance Heating ») comme illustrée en Figure 1.22 et les 2 coupleurs hybrides LHCD (« Lower Hybrid Current Drive »). La machine WEST est également équipée de vues additionnelles particulières dont une vue tangentielle grand angle (Figure 1.23) de la chambre située dans un port équatorial de la machine et une vue très haute résolution. La vue tangentielle grand angle est une vue équivalente aux vues qui seront déployés dans ITER (section 1.3.3). A noter que grâce à cette vue certains composants interne (notamment le divertor bas, baffle et antenne ICRH) sont observés par deux caméras sous des angles différents, ce qui est intéressant pour comprendre certains phénomènes de réflexions. La vue très haute résolution est quant à elle dédiée à l'étude des phénomènes physiques tels que les dépôts de puissance et les phénomènes de désalignement des CFP

sur le secteur mixte du divertor composé d'aiguilles graphite avec un enrobage en tungstène mais également des monoblocs de tungstène massifs activement refroidis et dits « ITER-like ».

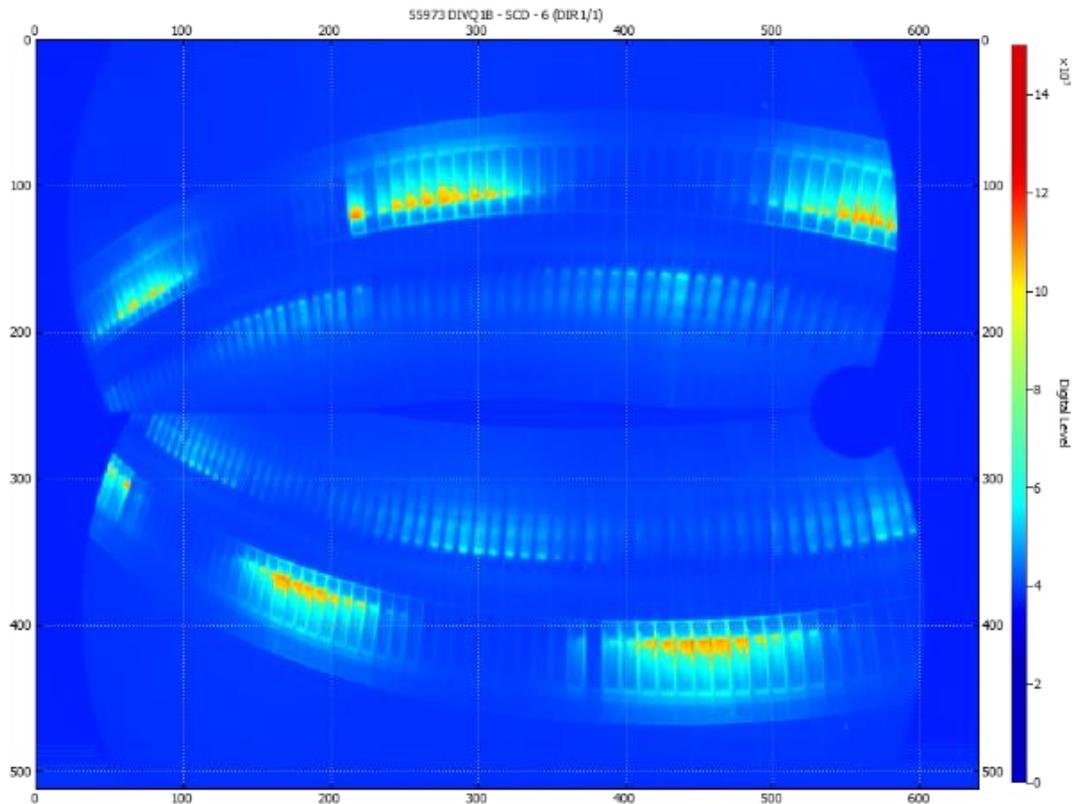


Figure 1.21 – Image IR du divertor bas pendant le choc #55973. L'échelle de couleur représente la luminance collectée en unité arbitraire.

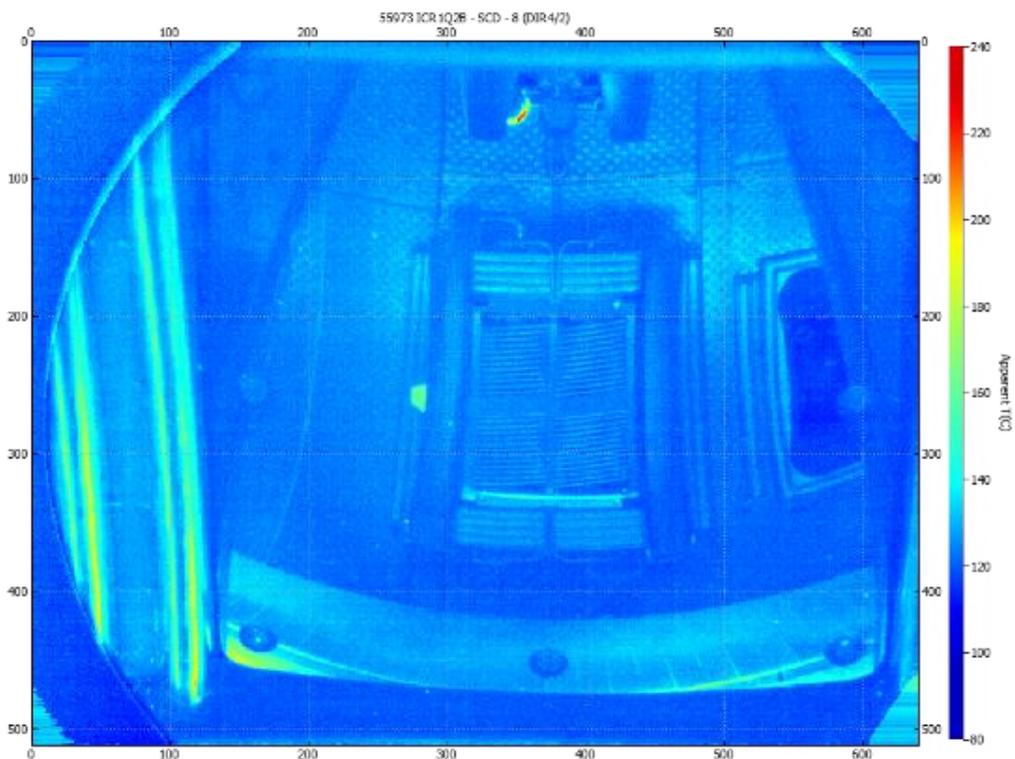


Figure 1.22 – Image IR de l'antenne ICRH 1 pendant le choc #55973. L'échelle de couleur représente la luminance collectée en unité arbitraire.

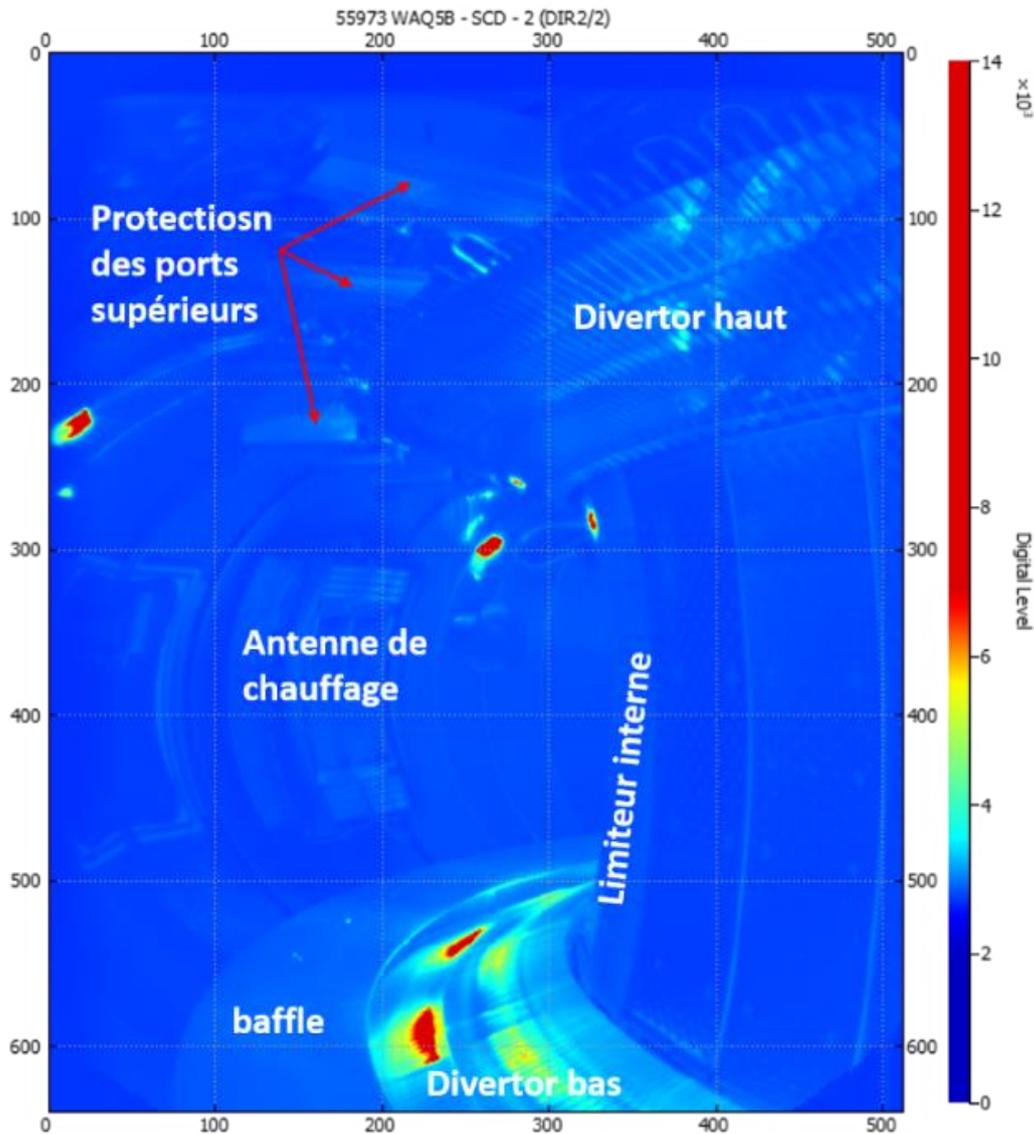


Figure 1.23 – Image IR de la vue tangentielle grand angle pendant le choc #55973. L'échelle de couleur représente la luminance collectée en unité arbitraire.

Le système infrarouge de WEST permet de mesurer un grand intervalle de température de 70°C (température d'opération des parois de la chambre) jusqu'à 3400°C (température de fusion du tungstène) avec une résolution d'au moins $10\text{mm}/\text{pixel}$ pour la protection de la machine (visées standard) et une résolution en dessous du millimètre pour les études physiques (visée haute résolution). Le système de diagnostic infrarouge est relié au système de contrôle plasma pour lever des alarmes de sécurité en cas de dépassement de seuil sur certaines régions de l'image prédéfinies. Le traitement du signal collecté par les détecteurs des caméras est effectué par des cartes associées aux caméras (carte FPGA) munies de codes dits « trop chaud » permettant d'interrompre une décharge plasma dans le cas d'une élévation de température apparente corps noir (conversion de la luminance mesurée via sa courbe d'étalonnage de la caméra face au corps noir) supérieure à un seuil défini. A l'heure actuelle, le seuil de température déclenchant l'alarme est établi à partir d'une émissivité fixe par composant sans tenir compte de flux parasites (réflexions). Ce seuil est ajusté au fur et à mesure des expériences. Nous verrons en section 3.4 l'impact sur la mesure en température d'une mauvaise connaissance de l'émissivité et du flux parasite qui s'ajoutent au signal émis.

1.3.2. ASDEX Upgrade

La plupart des caméras IR du commerce ne sont pas adaptées à l'utilisation dans des machines de fusion à cause des interférences dues aux forts champs magnétiques notamment. C'est pourquoi les caméras installées dans ASDEX Upgrade (AUG) ont été conçues spécialement pour la machine (SIEGLIN, et al., 2015). La principale caméra utilisée dans AUG est une vue grand angle (Figure 1.24) située dans le port équatorial du secteur 9 et constituée de la caméra, d'un endoscope permettant de déporter la caméra plus loin de l'intérieur de la chambre et un système de deux miroirs rotatifs (Figure 1.25) au bout de la caméra qui permet d'observer d'un côté ou de l'autre de l'endoscope.

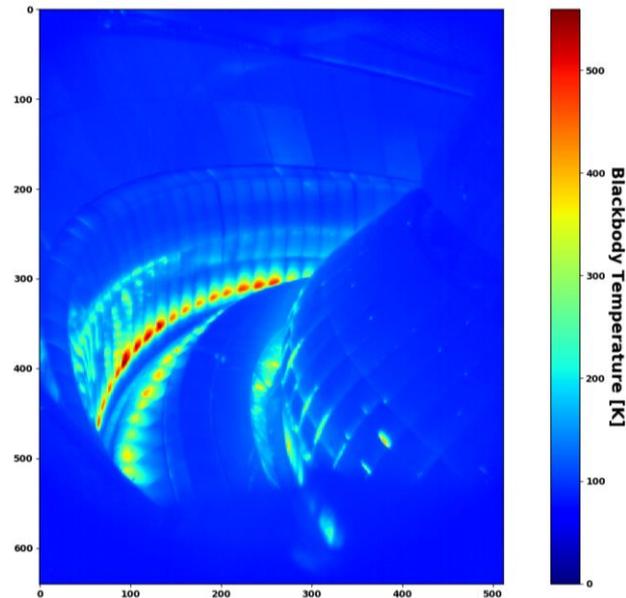


Figure 1.24 – Image IR de la vue tangentielle d'AUG pendant le choc #32858. L'échelle de couleur est en température dite « corps noir », c'est-à-dire obtenue à partir de la luminance collectée sans prendre en compte l'émissivité des composants ni les réflexions.

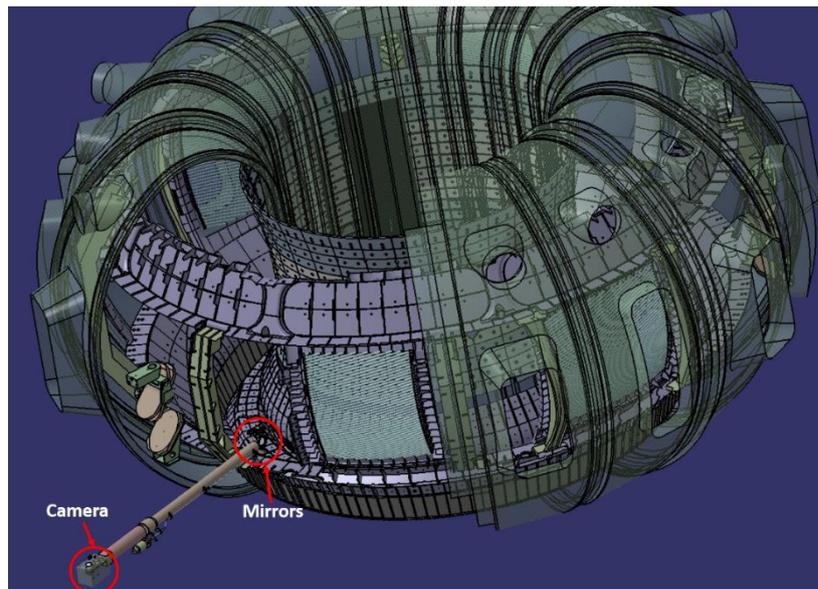


Figure 1.25 – Vue CAO (Conception Assistée par Ordinateur) dans le logiciel CATIA du diagnostic IR tangentiel grand angle d'AUG.

Le détecteur a une bande spectrale de $[3,6 - 4,9 \mu m]$ limitée par filtres spectraux. La caméra est également équipée d'un boîtier en fer doux afin d'assurer le blindage magnétique du détecteur, de l'électronique et du refroidisseur Stirling jusqu'à $100mT$.

Il existe une seconde vue IR qui est une vue très haute résolution utilisée pour les analyses physiques (Figure 1.26) (SIEGLIN, et al., 2016). Cette vue peut également être déplacée afin d'observer une portion de tuile du divertor bas au niveau du côté faible champ magnétique (outer) ou du côté fort champ magnétique (inner).

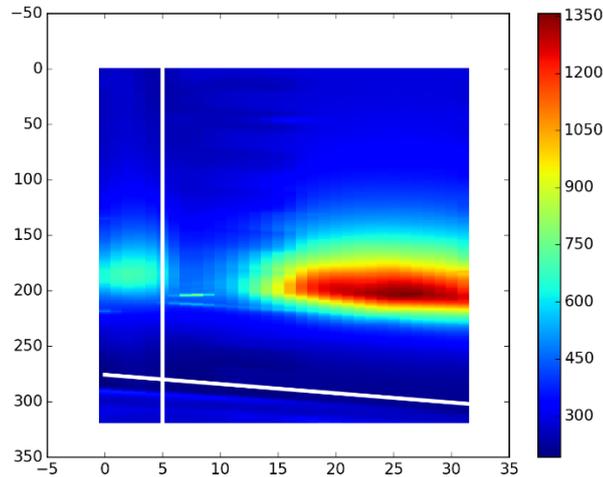


Figure 1.26 – Vue IR très haute résolution ($0,58mm/pixel$) d'AUG pendant le choc #32858. L'échelle de couleur est en température obtenue à partir de la luminance collectée en tenant compte de l'émissivité des composants mais sans éliminer les réflexions.

1.3.3. ITER

ITER sera doté de 21 visées grand angle infrarouge $[3-5\mu m]$ et visible visant à surveiller 70% de la machine sur une plage de température de 200 à $3600^{\circ}C$: 15 caméras visible et infrarouge seront installées dans les queusots équatoriaux et 6 autres caméras dans les queusots hauts. Figure 1.27 illustrent les visées infrarouges dans ITER depuis un ports plug équatoriaux.

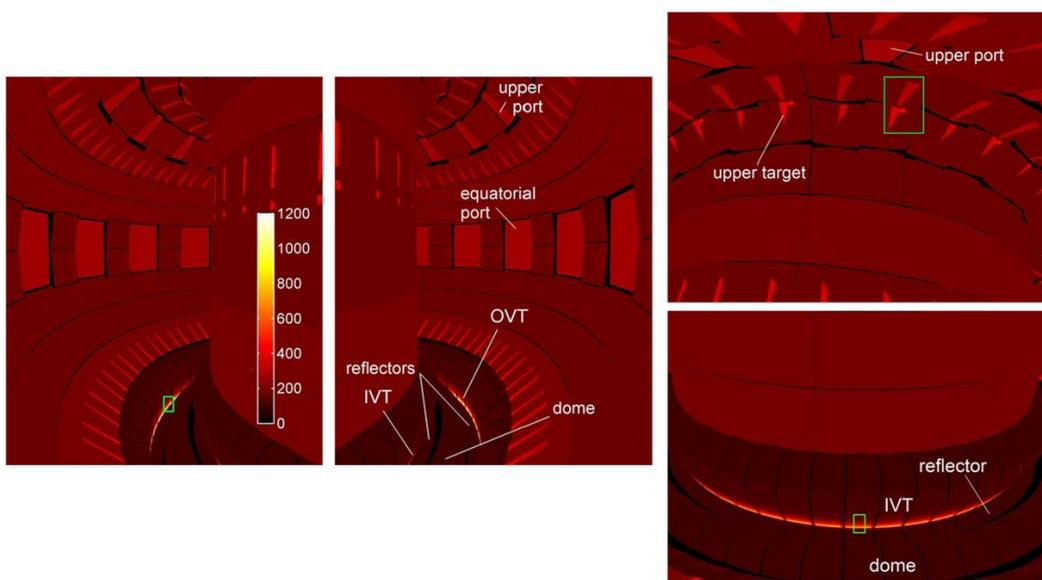


Figure 1.27 – Images simulées de la température ($^{\circ}C$) de surface du divertor et de la première paroi du point de vue des 4 visées des WAVS. (KOCAN, et al., 2016)

1.3.4. Les problématiques de la mesure de température de matériaux peu émissifs dans les environnements très réfléchifs

Avec le passage des machines dites carbonées aux machines métalliques, l'interprétation de la mesure infrarouge s'est compliquée avec pour conséquence un risque d'une mauvaise surveillance des composants face au plasma. Cette thèse vise à développer une approche numérique capable résoudre le problème d'émissivité variable et de réflexions parasites responsable de fortes erreurs sur la mesure de températures.

Problématique de l'émissivité

L'émissivité des matériaux carbonés est très élevée (supérieure à 0,8) et cette valeur varie peu. Ainsi, une erreur d'émissivité lors de la conversion du flux collecté par les caméras en température ne cause que peu d'erreurs sur la température.

En revanche, les matériaux métalliques présentent une émissivité assez basse (environ 0,1 pour le tungstène, 0,2 pour le béryllium et 0,3 pour l'acier inoxydable utilisé pour la première paroi). Ces valeurs peuvent, de plus, dépendre fortement de la température de surface des matériaux à la longueur d'onde étudiée et ces valeurs sont plus sujettes à modification lors de changements de l'état de surface des CFP. Des premières analyses dans WEST ont montré de fortes variations de l'émissivité du tungstène entre les zones mouillées par le plasma et les zones sujettes à la redéposition des impuretés (de 0,07 à 0,3) (GASPAR, et al., 2019). De telles incertitudes et variations peuvent mener à des erreurs importantes sur la mesure de température de surface des composants et il est donc nécessaire de connaître avec le plus de précision possible la valeur de ces émissivités.

Une méthode active, initialement baptisée pyro-réfectométrie, consiste à sonder in-situ la réflectivité du matériau observé à l'aide de sollicitations lumineuses peu énergétiques, à plusieurs longueurs d'onde. Moyennant l'hypothèse de l'invariance de la forme de la BRDF avec la longueur d'onde incidente, l'émissivité est ainsi estimée in-situ. Combinée avec la mesure classique passive du flux partant de la zone d'intérêt, il est possible d'accéder à la température sur des zones dominées par l'émission et peu affectées par la réflexion. Cette méthode initialement développée avec une visée locale (HERNANDEZ & MILCENT, 1995), peut également s'appliquer à des sources étendues comme développé dans (SENTENAC, et al., 2019). On parle alors de « thermo-réfectométrie ». L'émissivité est donc identifiée mais le problème des flux réfléchis demeure, si la zone observée est peu émissive et perturbée par un flux incident non négligeable. Cette méthode active, étudiée sur des bancs de test à haut flux, n'a jamais été installée dans un Tokamak.

Problématique des réflexions

L'introduction de matériaux métalliques de faible émissivité va également être responsable de fortes réflexions dans la machine. Comme vu dans la section 1.2.3.2, le flux collecté par les détecteurs IR est la somme du flux directement émis par la cible et du flux réfléchi par la cible provenant de l'environnement. Si ce flux réfléchi a peu d'impact pour les sources très chaudes (divertor bas) car le flux total est dominé par le flux émis, il a en revanche beaucoup d'influence sur la mesure de température des zones plus « froides » causant des erreurs de températures supérieures à 100% parfois (AUMEUNIER, et al., 2020).

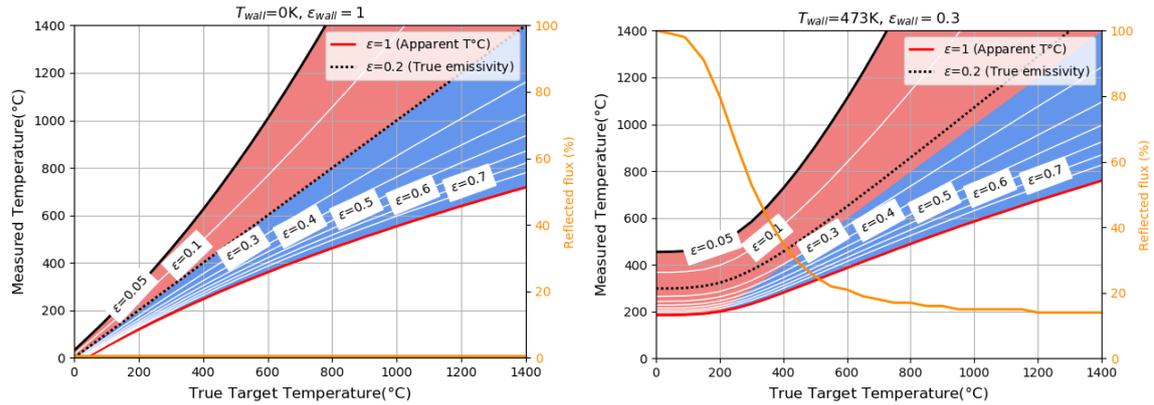


Figure 1.28 – Température de surface mesurée dans le Middle Wavelength IR ($\sim 4\mu\text{m}$) comme une fonction de la vraie température de surface de la cible avec une émissivité de 0,2 (*Gauche*) sans environnement radiative (température de la paroi $T_{\text{wall}}=0\text{K}$) et sans flux réfléchi (émissivité de la paroi $\varepsilon_{\text{wall}}=1$). L'erreur provient de l'imprécision sur l'émissivité de la cible. Sur la figure de *Droite*, évaluation de la température de surface avec la contribution du flux réfléchi. Dans ce cas, les erreurs proviennent de l'émissivité de la cible et de la lumière parasite ajoutée. La courbe orange montre la part de flux réfléchi parmi le flux total collecté par la caméra ($\sim 80\%$ à 200°C , 20% à 600°C). La zone bleue indique le cas où la température mesurée est surestimée par rapport à la vraie température (sans risque pour la protection de la machine mais limitant le développement des scénarios plasmas en déclenchant des fausses alarmes), la zone rouge montre une température mesurée inférieure à la vraie température (avec un risque d'endommagement des composants de la paroi). La courbe rouge représente la température apparente (ou température corps noir) mesurée par défaut par les systèmes de thermographie IR qui considèrent donc une émissivité égale à 1. La courbe en pointillés noirs représente la température mesurée lorsque l'émissivité de la cible (0,2 dans ce cas) est connue et corrigée : dans le premier cas, la vraie température est bien retrouvée, alors que dans le second cas la température mesurée est surestimée à cause de la lumière parasite additionnelle (AUMEUNIER, et al., 2020).

Aujourd'hui, les techniques expérimentales pour éliminer le flux réfléchi sont en cours de R&D. Nous pouvons citer la méthode de pyrométrie active dans laquelle, le flux émis est « marqué temporellement » (par l'absorption d'une excitation lumineuse flash (AMIÉL, et al., 2012) ou modulée (AMIÉL, et al., 2014), permettant de le distinguer du flux réfléchi, supposé lui constant pendant cet échauffement additionnel. Cette technique testée en laboratoire par le CEA n'a pas encore été installée dans un Tokamak, et ne marche que sur des cibles non étendues. Le problème de l'émissivité présente dans le flux émis ainsi isolé dans le signal n'est pas levé pour autant.

1.4. Conclusion

La thermographie infrarouge est un système clef dans les machines de fusion thermonucléaire à la fois pour la surveillance des composants face au plasma soumis à des hauts flux de chaleur (de 10 à 20 MW/m^2) et pour l'étude des phénomènes d'interaction plasma paroi. Cette mesure présente de nombreux avantages : capable d'observer des sources étendues, non-intrusive et d'assurer une protection en temps réel. C'est un système largement déployé dans les machines expérimentales WEST, ASDEX-Upgrade, JET et également dans la futur machine international ITER. Mais avec l'introduction des composants métallique, l'interprétation de la mesure infrarouge dans les environnements tout réfléchif et radiatif est devenue difficile. Pour retrouver la température de surface à partir de la mesure infrarouge, il faudra en effet résoudre le problème d'émissivité variable de la cible et éliminer les réflexions parasites qui se

rajoute au signal de la cible. Les méthodes expérimentales développées à ce jour (pyro-reflectométrie, pyrométrie active, bicolor) permettent de répondre toujours partiellement à ces problématiques. Dans cette thèse nous avons développé une approche numérique pour répondre à la problématique de la mesure infrarouge d'une cible métallique dans un environnement réflectif. Cette approche est basée sur le développement d'un diagnostic synthétique et l'utilisation des méthodes d'inversion pour retrouver les émissivités d'une scène thermique et filtrer les réflexions. Nous allons voir dans le chapitre 2 la méthodologie mise en œuvre et les résultats de la méthode dans les chapitres 4 et 5.

Chapitre 2

Des températures de surface aux radiances mesurées : La modélisation directe

La surveillance des composants face au plasma dans les Tokamaks grâce à la thermographie infrarouge est complexe dans l'interprétation des images expérimentales. En revanche, il est possible de modéliser certaines sources IR au moyen de codes modélisant les lignes de champ magnétique qui permettent de « prédire » le dépôt de flux de chaleur sur certains composants à cause des interactions plasma-paroi. La conversion de ce flux en température de surface grâce à des codes éléments finis qui modélisent le transfert de chaleur conductif (et convectif le cas échéant) dans les composants permet d'établir ainsi des cartographies de prédiction de température de surface sur tous les composants dans l'espace 3D intérieur du Tokamak.

Il existe des logiciels de modélisation photonique qui à partir de la connaissance de champs de températures présents sur les surfaces d'un environnement, ainsi que de leurs propriétés thermo-radiatives (émissivités, réflectivités), permettent de modéliser le transfert radiatif présent dans cet environnement. Ces outils considèrent les flux initialement émis par toutes les surfaces puis réfléchis de multiples fois par toutes les surfaces rencontrées dans la scène 3D modélisée. La sortie principale de ce genre de logiciel est une image 2D de la scène 3D observée par une caméra virtuelle correspondant au flux de photons reçus par chacun des pixels de son capteur placé au plan focal (FPA : Focal Plane Array). Un exemple de ce type de logiciel est le logiciel SPEOS de la société ANSYS-OPTIS dont la particularité est de pouvoir réaliser des simulations photoniques dans le domaine de l'IR alors que la plupart des autres logiciels se focalisent sur le domaine visible pour les études de design. Pour ce genre d'étude de design visant à produire une image réaliste (un « rendu ») d'une scène dans le visible, seules quelques sources lumineuses sont simulées et les calculs consistent essentiellement à reproduire les réflexions multiples par toutes les surfaces de la scène. Lorsqu'il s'agit de simuler une scène dans l'infrarouge, toutes les surfaces à une température non nulle (zéro Kelvin) qui émettent selon la loi de Planck sont susceptibles de produire des photons qui seront ensuite réfléchis et finalement incidents sur les pixels d'une caméra virtuelle. Autrement dit, pour des simulations de scènes « thermiques », *a priori* toutes les surfaces sont considérées comme des sources capables d'émettre ainsi que des surfaces capables de réfléchir des photons. Ceci rend le nombre de calculs bien plus important. C'est ainsi que fonctionne le logiciel SPEOS, basé sur la méthode du lancer de rayons utilisant un algorithme Monte-Carlo et permet donc de modéliser les systèmes optiques des diagnostics IR des machines de fusion dans leurs vraies géométries (maquettes numériques de Conception Assistée par Ordinateur (CAO)) afin de modéliser des images de « prédiction » des caméras IR réelles. Le fonctionnement de ce genre de logiciel sera présenté dans ses grandes lignes dans la section 2.1.

L'utilisation d'un tel logiciel peut être très coûteuse en temps de calcul (de dizaines de minutes à plusieurs dizaines d'heures), et complexe et le recours à des modèles photoniques plus simples peut être nécessaire afin de réaliser ces images modélisées. Un exemple de modèle simplifié est l'utilisation de la méthode des radiosités, basée sur un calcul préalable de facteurs de forme diffus entre tous les éléments de surfaces, couplée à une modélisation de vue caméra. Cette méthode sera présentée en section 2.2. Ces deux méthodes visent le même objectif final : produire une image 2D de la luminance incidente sur

chaque détecteur IR de la matrice de la caméra. La différence majeure entre ces deux approches est la suivante :

- L'approche « SPEOS », utilisée dans sa configuration inverse, est qualifiée de « view dependent ». Ceci est dû à la méthode employée utilisant le trajet inverse de la lumière du pixel vers la scène 3D. Elle suppose donc que la caméra virtuelle est dans une position donnée, si celle-ci change, il faut relancer tous les calculs de lancers de rayons.
- L'approche « radiosités » consiste d'abord à calculer la luminance partante pour tous les éléments de surface de la scène 3D. Puis une caméra virtuelle est placée dans la scène pour réaliser une projection particulière de ces luminances depuis la scène 3D vers les pixels. Si une autre caméra était envisagée, seule cette nouvelle projection serait à refaire, mais la solution radiative (calcul des luminances partantes de toutes les surfaces) serait identique à la précédente.

2.1. Modèle de lancer de rayon Monte-Carlo

Il existe plusieurs catégories de logiciels de simulation photonique en fonction du moteur qu'ils utilisent :

- Lancer de rayons séquentiel : l'algorithme simule la source de lumière par des rayons directs qui sont guidés dans des éléments optiques prédéfinis dans un ordre déterminé. Le lancer de rayons est capable de simuler une variété d'effets optiques comme la réflexion ou la réfraction
- Lancer de rayons non séquentiel (SPEOS) :
- Différences finies dans le domaine temporel (« Finite-difference time-domain » ou FDTD) :

Les algorithmes du logiciel SPEOS sont basés sur la méthode de Monte Carlo établie par John von Neumann en 1947. Grâce à cette méthode il est possible de résoudre des problèmes déterministes grâce à une suite d'événements aléatoires.

Ce logiciel évolue dans un environnement CATIA V5 et permet de modéliser les géométries théoriques des machines de fusion à partir des maquettes de conception et d'y inclure des détecteurs virtuels, qui sont des surfaces réceptrices sur lesquelles seront calculées des éclaircissements (flux incidents). Si ces détecteurs virtuels simulent des pixels de caméra infrarouge, ils permettent alors de simuler les images que produiraient des caméras IR. Ces environnements sont très grands comme nous l'avons présenté précédemment (environ $60m^2$ de surface pour la plus petite machine étudiée ASDEX Upgrade et jusqu'à plus de $860m^2$ pour ITER) et présentent des géométries complexes à cause des nombreux composants face au plasma. Il serait impossible de considérer une méthode par discrétisation pour de tels environnements à cause de temps de calculs trop grands et c'est une des principales forces de la méthode de Monte-Carlo de pouvoir s'affranchir de la discrétisation au contraire des résolutions par la méthode des radiosités.

2.1.1. Modélisation de la scène thermique (PFCFLUX, FEM/MIM, etc.) - Prise en compte de champs de température complexes

Les sources IR peuvent être modélisées grâce à des codes de calculs de lignes de champ magnétiques permettant de calculer le dépôt de puissance conduite par la SOL sur les surfaces des CFP mouillés par le plasma. Cela ne permet pas de prendre en compte toutes les sources IR possibles telles que celles dues à des événements anormaux ou non prédits par les calculs de champ magnétique. Il n'est pas possible non plus de déterminer le dépôt de flux sur les CFP ombrés par d'autres composants.

Les principales sources IR dans un tokamak proviennent des composants face au plasma exposés aux radiations plasmas et aux particules (contribution majoritaire jusqu'à $10MW/m^2$). Le flux de chaleur déposé sur les composants face au plasma est calculé à partir du code PFCFlux (FIRDAOUSS, et al., 2009) utilisant en entrée les données de l'équilibre magnétique du scénario plasma considéré et les paramètres plasma (longueur de décroissance, puissance totale injectée, etc.). Le scénario pour lequel les simulations ont été effectuées est un scénario avec un point X proche du divertor, un courant plasma $I_p = 800kA$, la puissance conduite par les particules est de $5MW$, la longueur de décroissance exponentielle (λ_q) est de $5mm$.

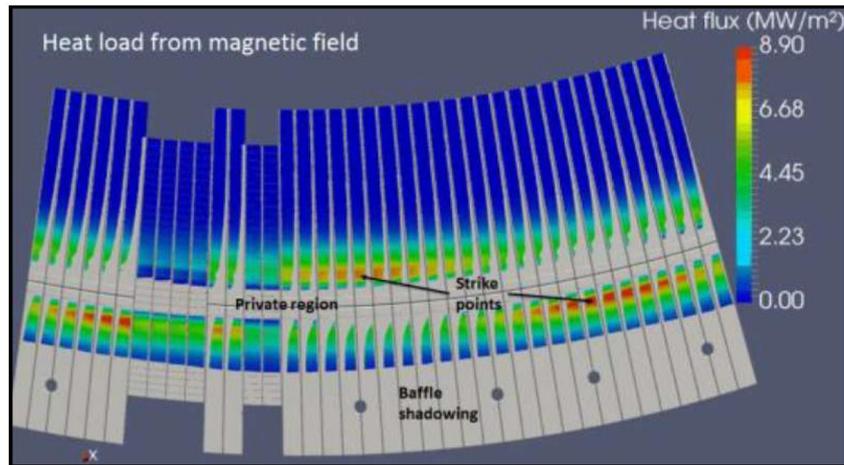


Figure 2.1 – Calcul du dépôt de puissance sur un secteur du divertor bas (maximum inférieur à $10MW/m^2$) (GERARDIN, et al., 2017).

Ce champ de flux déposé doit ensuite être converti en champ de température 3D. Pour cela il est possible d'utiliser des méthodes de référence de type éléments finis (MEF) ou volumes finis (VF). Cependant, étant données les grandes surfaces en jeu dans les machines de fusion ces méthodes ne sont pas adaptées pour des calculs en temps presque réel entre 2 chocs plasma par exemple. C'est pourquoi une méthode de réduction de modèle a été développée, appelée Méthode d'Identification Modale (MIM), afin de permettre ce calcul de la température de surface en un temps réduit (calcul 12 000 fois plus rapide) (GERARDIN, et al., 2017).

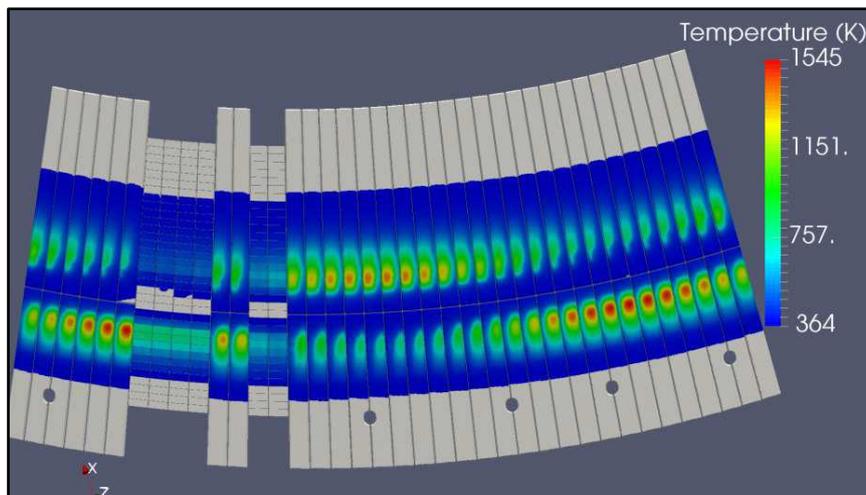


Figure 2.2 – Calcul du champ de température résultat du champ de dépôt de puissance présenté Figure 2.1. (GERARDIN, et al., 2017).

Le champ de température de surface est donc obtenu en tenant compte des propriétés thermiques des matériaux et du système de refroidissement. Ce champ est calculé uniquement pour les composants mouillés par le plasma à l'issue du calcul de champ magnétique PFCFlux. Pour les premières simulations une température uniforme a été définie pour chaque composant face au plasma (avec une valeur différente pour chaque composant), à l'exception du divertor, composant clé en partie basse de la machine WEST qui est exposé aux plus forts flux de puissance et présente le maximum de température dans la machine. Sur ce divertor, une cartographie de température a été obtenue à partir de la conversion du flux en température grâce à un calcul thermique par éléments finis (Figure 2.2).

2.1.2. Modélisation des propriétés optiques

Une fois que les sources « lumineuses » sont définies par le biais des champs de température (dans notre situation nous nous intéressons aux champs de température de surface mais il est possible de modéliser des sources lumineuses autrement), il est nécessaire de définir les propriétés optiques des matériaux de la scène le plus précisément possible. Des catalogues de matériaux sont disponibles et il est également possible de créer des fichiers de propriétés optiques à partir de mesures expérimentales.

2.1.2.1. Prise en compte de modèle complets de réflectivité (BRDF)

Figure 2.3 – Une façon simple de définir les propriétés optiques d'une surface. SPEOS CAA V5

La Figure 2.3 présente les paramètres à régler pour définir les propriétés optiques d'une surface. Le facteur d'absorption correspond à l'émissivité de la surface (35% correspond à une émissivité de 0,35 pour le tungstène par exemple), dans notre cas les matériaux sont considérés comme opaques et il n'y a donc pas de transmission. Le dernier paramètre concerne la réflexion : le facteur de réflexion est formé d'une combinaison d'une réflexion diffuse (ou Lambertienne), d'une réflexion purement spéculaire et d'une réflexion qualifiée de Gaussienne.

La réflexion Lambertienne se caractérise par une luminance réfléchie uniformément dans toutes les directions. La réflexion purement spéculaire se caractérise par une luminance réfléchie maximale dans une direction particulière, avec des angles d'incidence et de réflexion égaux comme définis par la loi de Snell-Descartes. En pratique, la plupart des matériaux spéculaires se comportent comme une combinaison de matériaux purement spéculaires et de matériaux présentant une composante diffuse suivant un modèle Gaussien, pour laquelle la luminance réfléchie a une dépendance angulaire qui suit

une loi de probabilité Gaussienne autour de la direction spéculaire principale et dont l'étalement est mesuré par l'angle à mi-hauteur. La combinaison de tous ces types de réflexion constitue la Réflectivité Bidirectionnelle (« Bidirectional Reflectance Distribution Function » ou BRDF) Figure 2.4.

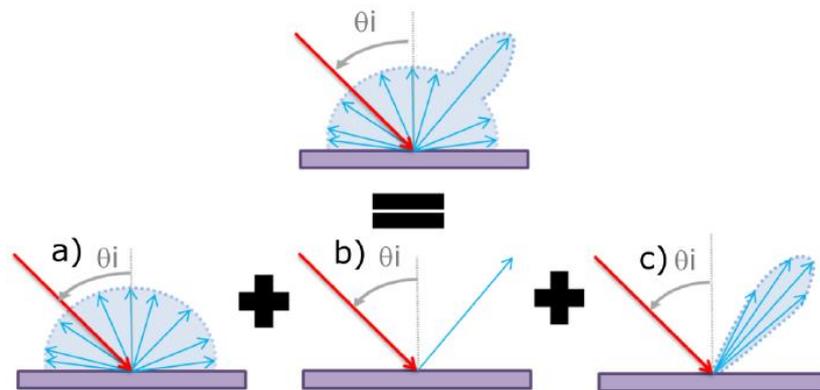


Figure 2.4 – Illustration d'une BRDF (haut) comme combinaison d'un modèle a) lambertien, b) spéculaire et c) Gaussien (BEN YAALA, et al., 2021)

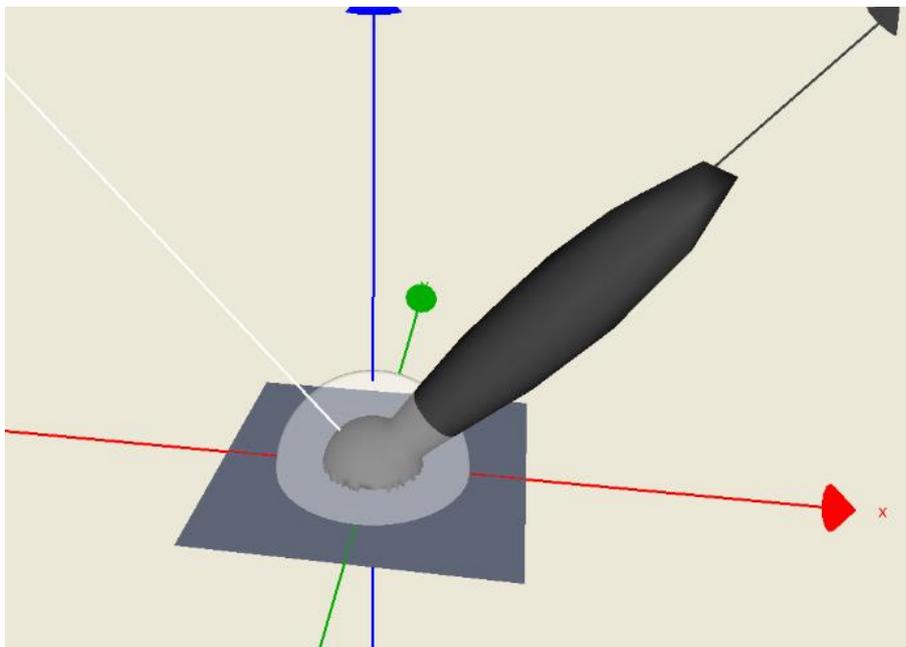


Figure 2.5 – Visualisation de la BRDF définie par les paramètres présents sur la Figure 2.3. SPEOS CAA V5 Based

Les BRDF des matériaux utilisés dans les tokamaks peuvent être mesurées expérimentalement grâce au spectrophotomètre BULGO (Basel University Laboratory GOniospectrophotometer) de l'université de Bâle. C'est un appareil avec 4 degrés de liberté en rotation conçu pour pouvoir mesurer les propriétés optiques des matériaux en mesurant la réflectance directionnelle d'un échantillon comme une fonction des angles d'éclairement et d'observation (Figure 2.6) (BEN YAALA, et al., 2021).

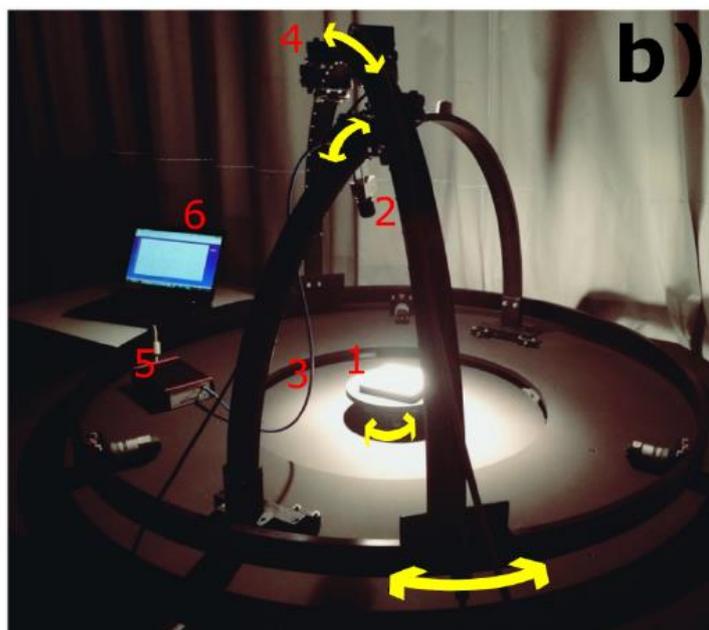


Figure 2.6 – Aperçu du gonioréfectomètre BULGO. 1) Porte-échantillon 2) Collimateur 3) Fibre Optique 4) Source de lumière 5) Spectrophotomètre 6) Ordinateur avec le logiciel LABview. (BEN YAALA, et al., 2021)

Les composants face au plasma sont sujets à des phénomènes d'érosion qui peuvent altérer leur état de surface et notamment leur rugosité. C'est pourquoi quatre échantillons de tungstène ont été préparés avec des rugosités différentes Figure 2.7.

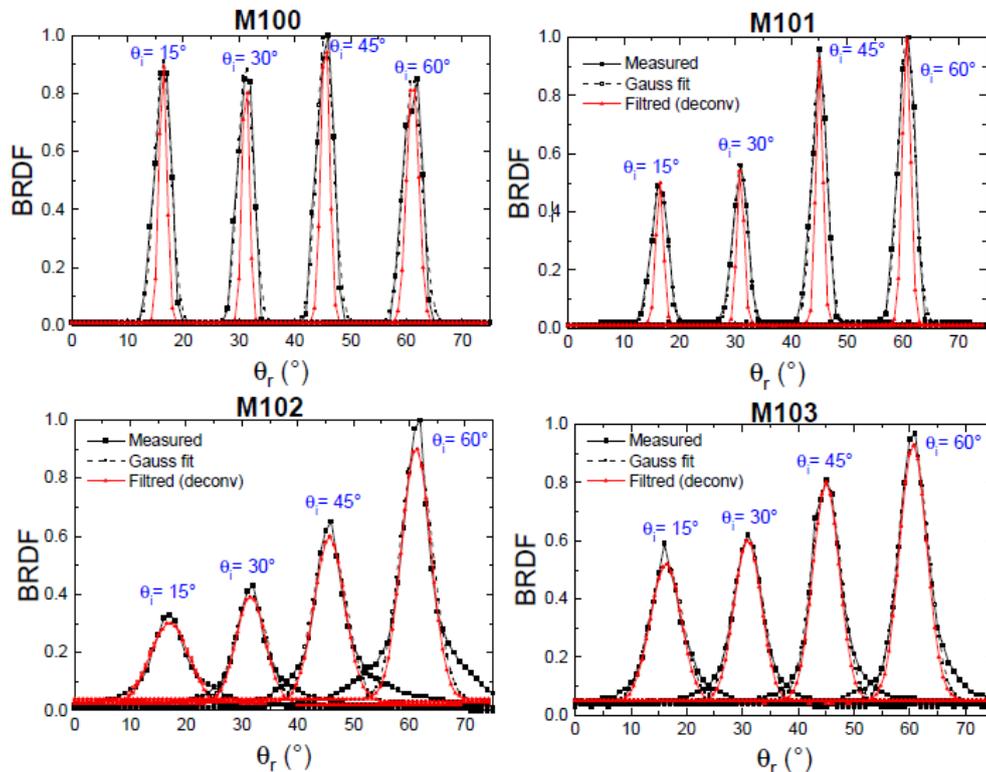


Figure 2.7 – BRDF des échantillons de tungstène pour une longueur d'onde $\lambda=0,9\mu\text{m}$ et différents angles d'incidence. Les rugosités des échantillons valent respectivement $Ra=0,057\mu\text{m}$, $Ra=0,181\mu\text{m}$, $Ra=0,528\mu\text{m}$ et $Ra=1,116\mu\text{m}$ (BEN YAALA, et al., 2021).

Dans la suite de cette thèse c'est le modèle de l'échantillon M101 qui a été retenu et utilisé en entrée des simulations photoniques.

2.1.2.2. Prise en compte du modèle d'émission

L'émissivité normale spectrale des matériaux est elle aussi mesurée en laboratoire grâce à des bancs d'essais (GASPAR, et al., 2019). Les résultats de ces bancs sont en accord avec les modèles théoriques issus de la littérature (LIDE & FREDERIKSE, 1994) avec une baisse significative de l'émissivité avec la longueur d'onde et une légère augmentation de l'émissivité avec la température de l'échantillon (AUMEUNIER, et al., 2020).

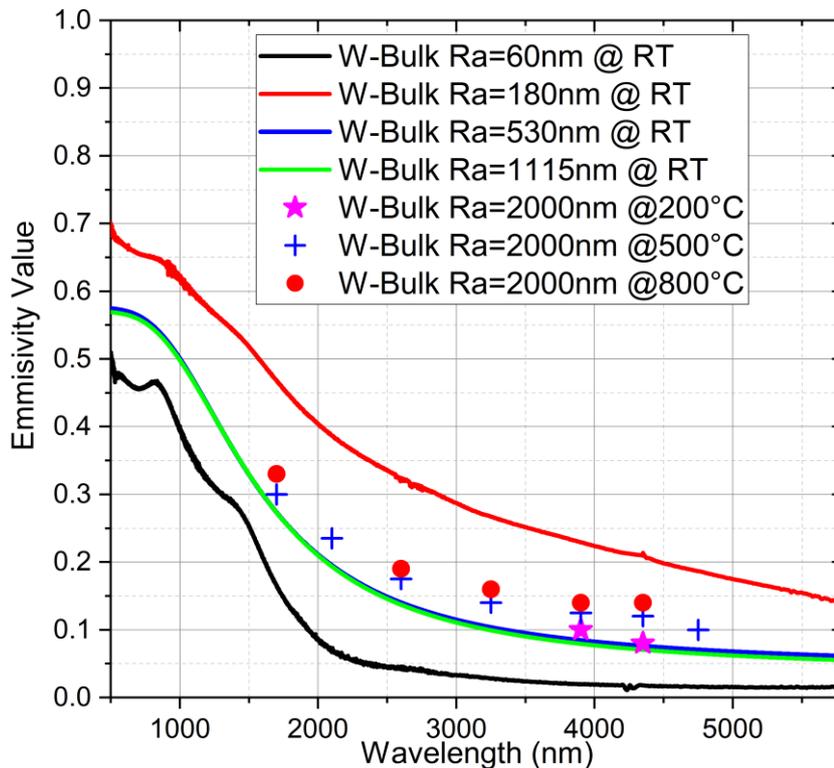


Figure 2.8 – Emissivité normale spectrale en fonction de la longueur d'onde pour différents échantillons de référence en tungstène massif présentant des rugosités différentes et mesurées à la température de la pièce (RT pour « Room Temperature »). L'échantillon W-Bulk $R_a=2000nm$ provient des fabricants des composants face au plasma de WEST. (AUMEUNIER, et al., 2020)

Il est important de noter pour l'interprétation des images IR que le modèle d'émission des matériaux est également caractérisé par un diagramme d'indicatrice d'émission qui est une conséquence de la dépendance angulaire de l'émissivité (Figure 2.9). Cette dépendance angulaire se manifeste sous la forme d'un modèle en cosinus puissance n où $n=1$ caractérise une distribution Lambertienne, $n>1$ une émission directionnelle et $n<1$ une émission rasante. Ce modèle impacte l'interprétation IR en augmentant ou en diminuant l'émission thermique comme une fonction de l'angle d'observation de la caméra.

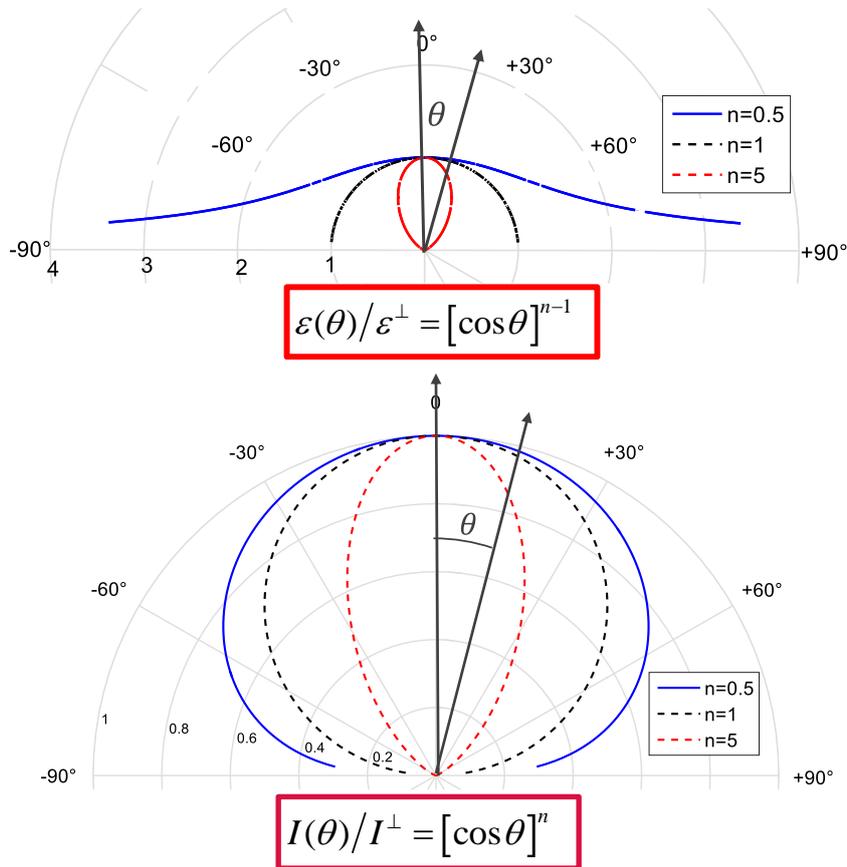


Figure 2.9 – En haut : indicatrice d'émissivité normalisée par sa valeur à la normale, modélisée par une loi en cosinus puissance $n-1$ où $n=1$ correspond à une surface Lambertienne (émissivité indépendante de la direction), $n>1$ à une émissivité augmentée à la normale et $n<1$ à une émissivité augmentée en direction rasante. En bas : indicatrice correspondante d'intensité émise normalisée par sa valeur à la normale ($\theta=0^\circ$) modélisée par conséquent par une loi en cosinus puissance n (AUMEUNIER, et al., 2020).

2.1.3. Simulations photoniques des Tokamaks étudiés

2.1.3.1. Types de simulation

Dans l'environnement de SPEOS (logiciel de simulation photonique Monte-Carlo lancer de rayons noté MCRT pour Monte Carlo Ray-Tracing), il est possible de définir plusieurs types de capteurs virtuels, qui sont des surfaces sur lesquelles seront calculées des grandeurs particulières :

- **Détecteur d'irradiance** : permet de calculer l'éclairement reçu sur la surface sur laquelle le détecteur est modélisé en *Lux* ou en W/m^2
- **Détecteur d'intensité** : permet de calculer l'intensité énergétique en W/sr ou et l'intensité lumineuse en *Candela*
- **Détecteur de luminance** : permet de calculer la luminance reçue en $W/m^2/sr$ et le flux lumineux en *Candela/m²*
- **Détecteur 3D d'irradiance** : permet de calculer la luminance reçu en W/m^2 ou l'éclairement en *Lux* sur la géométrie surfacique
- **Détecteur 3D de densité d'énergie** : permet de calculer l'absorption volumique en *Lumen/m³* ou en W/m^3

Il existe également plusieurs types de simulation en fonction des besoins :

- **Simulation interactive** : cette simulation permet d'afficher la propagation des rayons dans la scène 3D afin de comprendre le comportement des rais de lumière dans un système optique. Aucune mesure n'est effectuée il s'agit simplement d'un affichage visuel.

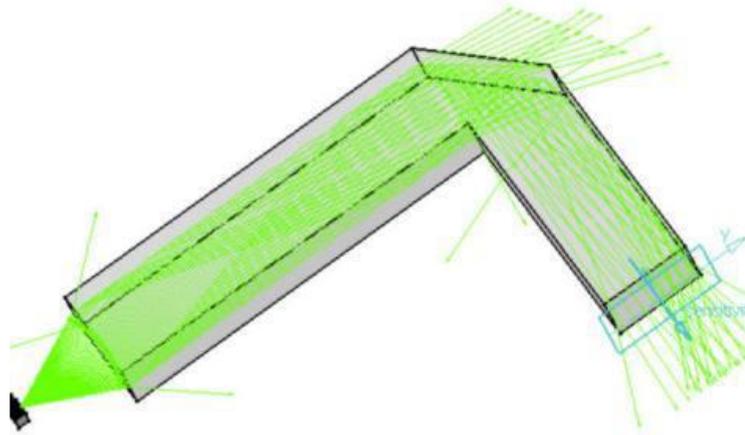


Figure 2.10 – Résultat d'une simulation interactive. (SPEOS CAA V5 Based User Guide, s.d.)

- **Simulation Directe** : cette simulation permet de propager un grand nombre de rayons depuis les sources jusqu'aux détecteurs et à travers un système optique. Les résultats disponibles à la fin de la simulation sont des niveaux photométriques ou colorimétriques.

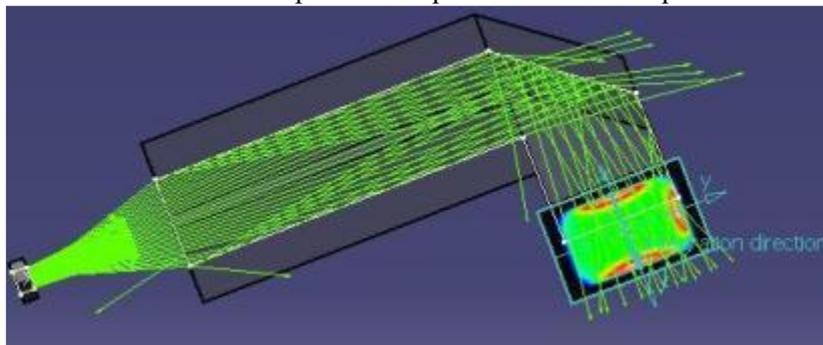


Figure 2.11 – Résultat d'une simulation directe. (SPEOS CAA V5 Based User Guide, s.d.)

- **Simulation Inverse** : cette simulation permet de propager un grand nombre de rayons depuis une caméra ou un œil (détecteur de luminance) jusqu'aux sources et à travers un système optique. Cela signifie que les rayons partent depuis chaque pixel de la grille du détecteur modélisé et voyagent dans la scène 3D jusqu'à atteindre la surface d'une source. Les résultats sont consultables en niveaux photométriques ou colorimétriques.

2.1.3.2. WEST

Les simulations présentées dans cette thèse sont des simulations inverses où les rayons partent donc depuis les pixels du détecteur de la caméra modélisée jusqu'à ce qu'ils atteignent une source. Une fois une source atteinte ces rayons peuvent être réfléchis un nombre N de fois (réglables dans les paramètres de la simulation), les réflexions sont calculées en fonction des paramètres optiques choisis.

Les émissivités choisies sont de 0,2 pour le tungstène et 0,3 pour l'acier inox, le modèle de réflexion spéculaire est constitué d'une composante lambertienne (2%) et d'une composante gaussienne spéculaire (98%, $Fwhm^1 = 7^\circ$).

Les 3 types de visées expérimentales présentées en section 1.3.1 (visée antenne, visée divertor standard et visée tangentielle grand angle) ont été modélisées et simulées dans la maquette numérique de la machine WEST (Figure 2.12).

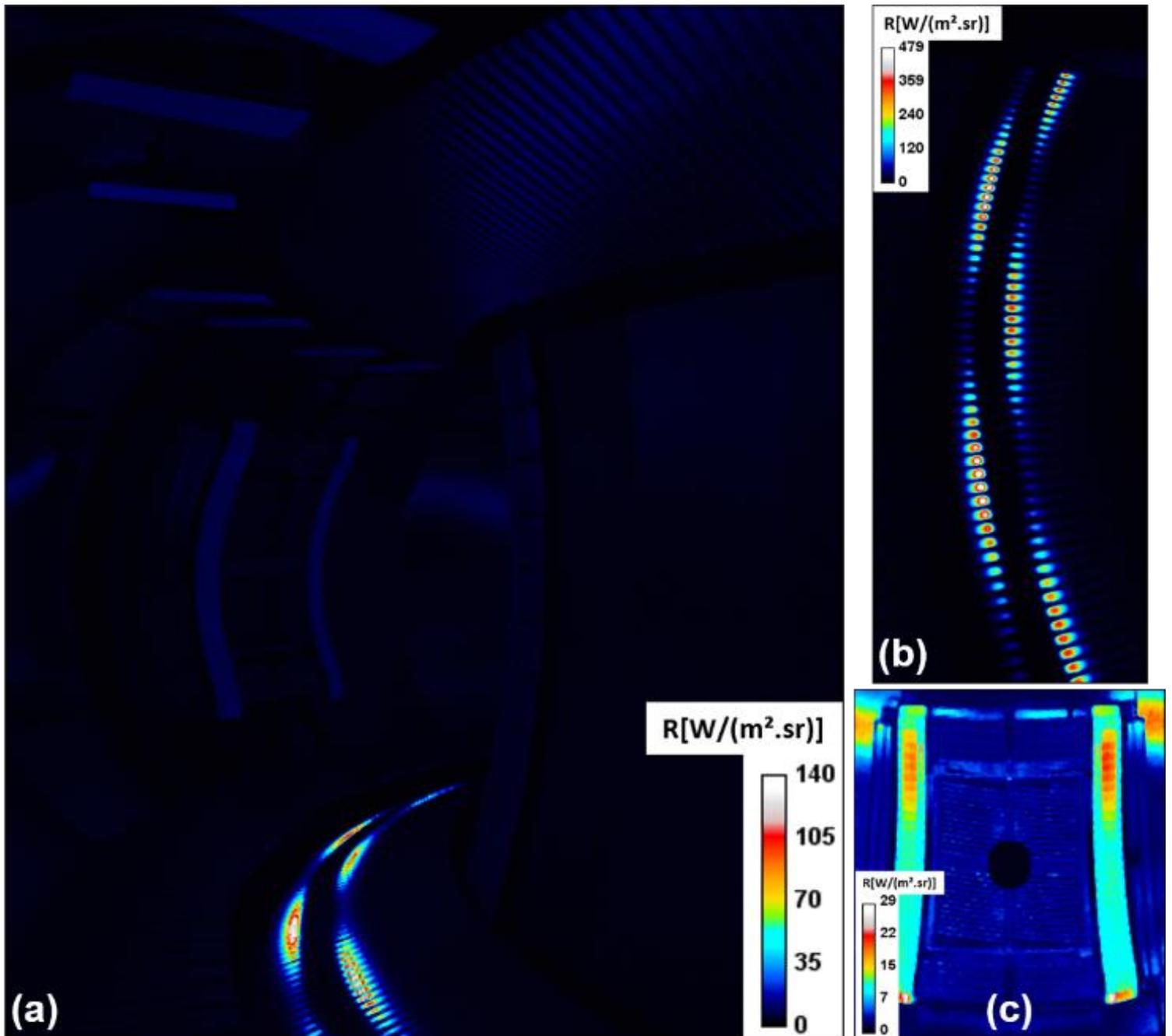


Figure 2.12 – Visées IR de WEST simulées (a) Tangentielle grand angle, (b) divertor standard, (c) antenne en luminance ($W/m^2.sr$) pour le scénario plasma point X proche du divertor, avec un courant plasma $I_p = 800kA$, la puissance conduite par les particules est de $5MW$, la longueur de décroissance exponentielle (λ_q) est de $5mm$.

¹ Fwhm = Full width half-maximum in degree (largeur à mi-hauteur en degrés)

La conversion classique d'une telle image, qui pourrait donc être l'image infrarouge 2D d'une scène 3D objet, consiste à convertir les luminances associées à chaque pixel de l'espace image, en des grandeurs (température) de la scène objet. En supposant que l'on sache affecter à chaque pixel image une émissivité correspondant à des surfaces de la scène objet, la luminance simulée peut être convertie en température par inversion de la loi de Planck en prenant en compte une émissivité afin d'obtenir une carte 2D de température émetteur pur (Figure 2.13 (a)). On peut plus simplement encore prendre une émissivité égale à 1 (émissivité du corps noir) afin d'obtenir une carte de température apparente corps noir (Figure 2.13 (b)). La méthode MCRT permet également de réaliser des simulations ne prenant en compte que l'émission des composants. La comparaison des images issues des simulations avec l'émission seule et avec les réflexions en plus de l'émission permet ensuite d'obtenir une carte de la contribution des réflexions afin de localiser les zones les plus prônes aux phénomènes de réflexion (Figure 2.13 (c)).

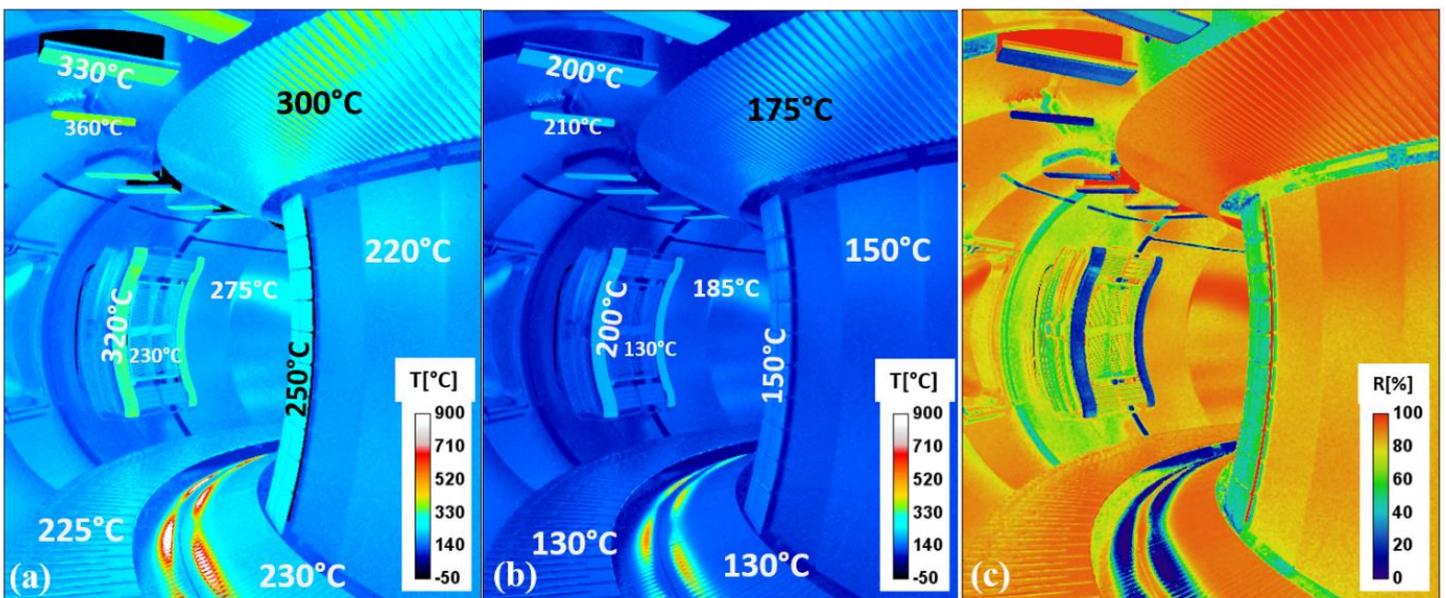


Figure 2.13 – Carte de température d'émetteur pur (a), carte de température apparente corps noir (ou température de luminance) (b) et carte de contributions des réflexions (c) pour la visée tangentielle grand angle.

On constate que certains composants sont extrêmement sujets aux réflexions comme pour le divertor haut où les réflexions représentent plus de 90% du signal total collecté dans cette configuration, ce qui peut entraîner des erreurs importantes sur la mesure de température. La température du divertor haut est fixée à 90°C en entrée de la simulation alors que l'interprétation en température émetteur pur donne une température de 300°C et l'interprétation en température apparente corps noir donne 175°C. Par ailleurs, on observe de nombreux motifs lumineux à cause de la forte spécularité des matériaux.

2.1.4. Modélisation de la visée ASDEX-Upgrade secteur 9

Le code de calcul de champ magnétique utilisé pour la prédiction de dépôt de flux et ensuite la modélisation utilisé pour la machine WEST n'est pas disponible pour la machine ASDEX Upgrade (AUG) la modélisation a donc dû être développée autrement. Dans les études sur AUG le champ de température 3D de la machine pendant un scénario plasma est extrait de la thermographie IR en supposant l'émissivité des matériaux connue mais sans corriger les réflexions. Cette température est ensuite convertie en flux déposé sur les composants grâce au code THEODOR (SIEGLIN, et al., 2015). Pour réaliser la modélisation thermique à mettre en entrée de la simulation photonique,

il est nécessaire de convertir la carte de température IR 2D en champ de température surfacique des composants de la machine.

Pour réaliser cette opération, il est d'abord nécessaire de pouvoir établir une correspondance entre les pixels de l'image et le maillage des composants situés dans le champ de vue de la caméra. Une telle méthode est très dépendante de la résolution de la caméra afin de pouvoir reproduire un champ de température avec une bonne résolution spatiale. C'est pourquoi le motif de fort dépôt de flux localisé sur les tuiles du divertor extérieur en tungstène massif d'AUG a été extrait à partir d'une vue très haute résolution ($0,58\text{mm}/\text{pixel}$) (Figure 2.14 Gauche).

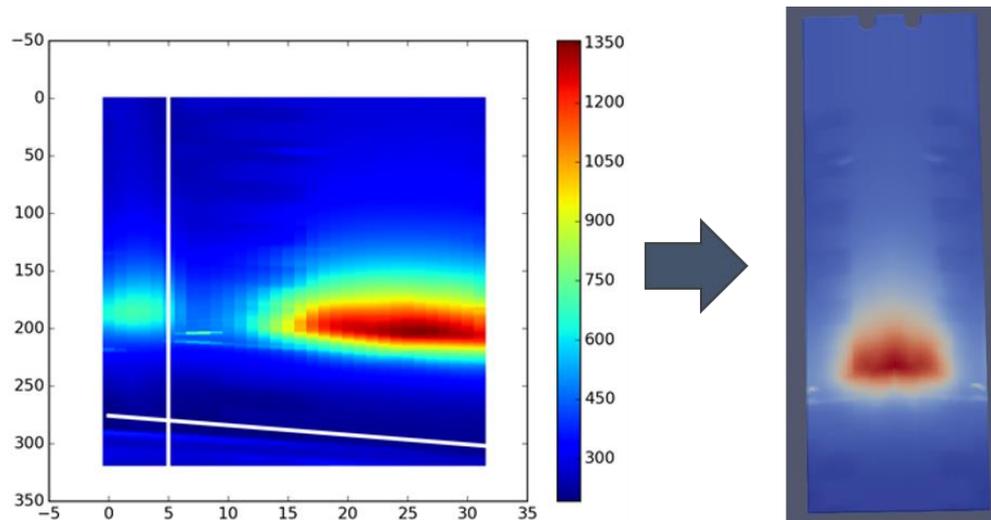


Figure 2.14 – Gauche : Vue IR haute résolution sur une tuile du divertor bas extérieur fait de tungstène massif d'ASDEX Upgrade. Droite : Projection de la température de surface extraite de l'image IR 2D sur la surface de la tuile 3D. La distribution de température sur une moitié de la tuile seulement a été extraite et appliquée sur toute la tuile par symétrie axiale par rapport à la droite coupant la tuile en 2 parties égales (hypothèse a priori non vraie).

Toutefois, cette vue très haute résolution ne permet pas de visualiser la distribution de température sur toute la tuile donc seulement la moitié est extraite et appliquée sur toute la tuile par symétrie axiale par rapport au milieu de la tuile en première approximation (Figure 2.14 Droite). En deuxième approximation, cette distribution de température a été supposée uniforme et le même mapping de température a été appliqué aux 8 tuiles d'un même secteur de divertor outer en tungstène massif (Figure 2.15).

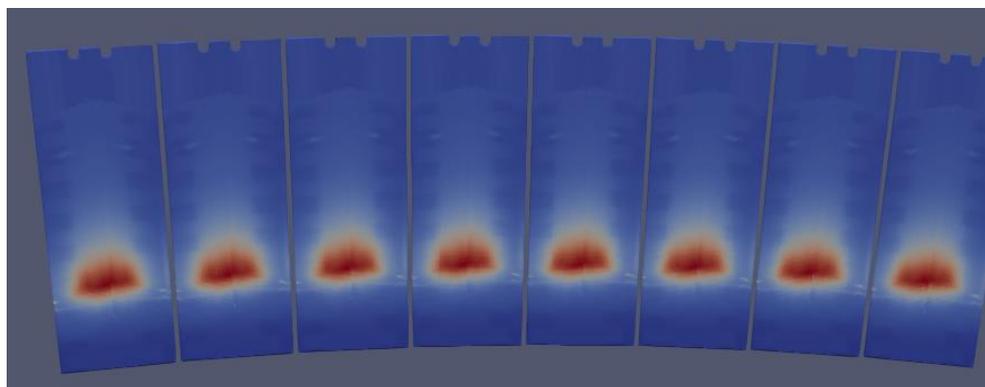


Figure 2.15 – Mapping d'un secteur complet du divertor extérieur en tungstène massif d'ASDEX Upgrade à partir du mapping de la tuile précédente.

En réalité la distribution de température n'est pas symétrique sur une tuile à cause de l'angle d'incidence des lignes de champ magnétique qui n'est pas constant sur toute la largeur de la tuile. Par ailleurs, cette distribution n'est pas non plus identique d'une tuile à une autre (Figure 2.16) et cela a été étudié et montré dans (HERRMANN, et al., 2009).

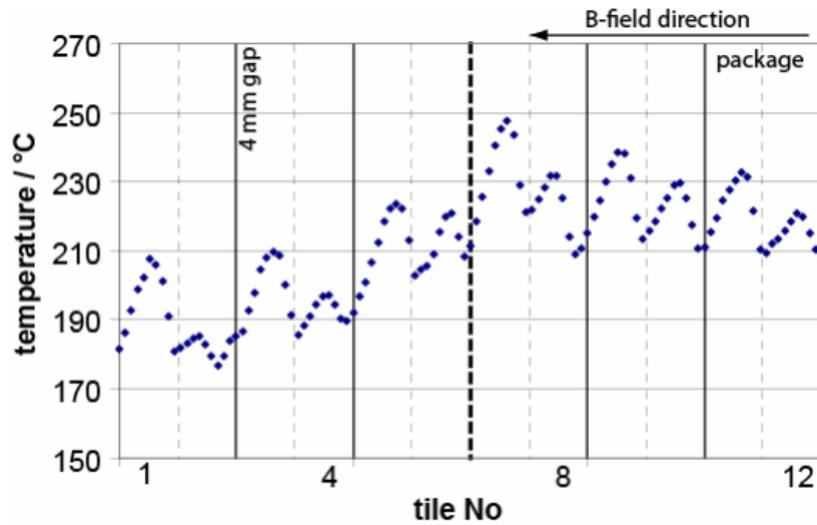


Figure 2.16 – Température de surface au niveau de l'outer strike point d'AUG mesurée par une caméra IR 2D avec une vue tangentielle sur le divertor bas outer. La ligne en tirets gras marque le changement entre les supports de la structure. Les lignes en gras indiquent les duos de tuiles, i.e. les intervalles de 4mm entre les composants. Les données ont été prises au début d'une phase de 5MW d'une décharge en mode H (choc 23 429 @ 2s). (HERRMANN, et al., 2009)

Il existe également un point d'impact sur des tuiles du divertor bas côté inner, cependant, il n'y a pas de caméra installée dans la machine AUG qui permette d'observer à la fois l'outer strike point et l'inner strike point. Il existe des théories sur le rapport de dépôt de puissance entre l'inner et l'outer (rapport 1/3 inner 2/3 outer) mais cela ne permet pas de connaître avec précision la distribution de température côté inner. Une autre approximation a été faite en considérant que la distribution côté inner est identique à celle outer à un facteur multiplicatif près. Le reste des tuiles du divertor bas n'est théoriquement pas mouillé par le plasma et fixé arbitrairement à une température uniforme qui est la température de l'enceinte 90°C. Cela permet d'obtenir le champ de température complet d'un secteur de divertor bas (Figure 2.17).

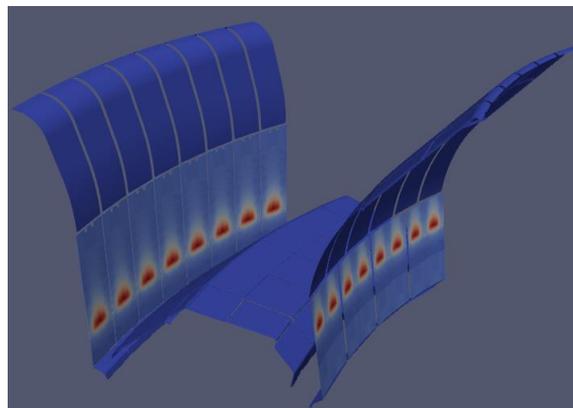


Figure 2.17 – Projection de la température de surface d'un secteur complet du divertor bas d'ASDEX Upgrade avec les points d'impact intérieurs et extérieurs. La distribution de température du point d'impact intérieur a été obtenue de la température extraite de l'image IR expérimentale sur la tuile extérieure et multipliée par un facteur inférieur à 1 (hypothèse).

Ce champ de température 3D d'un secteur est ensuite dupliqué et utilisé pour modéliser les 16 secteurs de la machine, ce qui constitue une approximation supplémentaire. Cette modélisation repose sur de nombreuses hypothèses et utilise une température extraite d'images IR et par conséquent non corrigée. Les simulations photoniques ne permettent donc pas de tirer des conclusions quantitatives quant aux phénomènes de réflexion et d'incertitude sur la connaissance de l'émissivité dans la machine AUG mais elles permettent des analyses qualitatives et d'observer des phénomènes de réflexion et d'analyser leur origine (Figure 2.18).

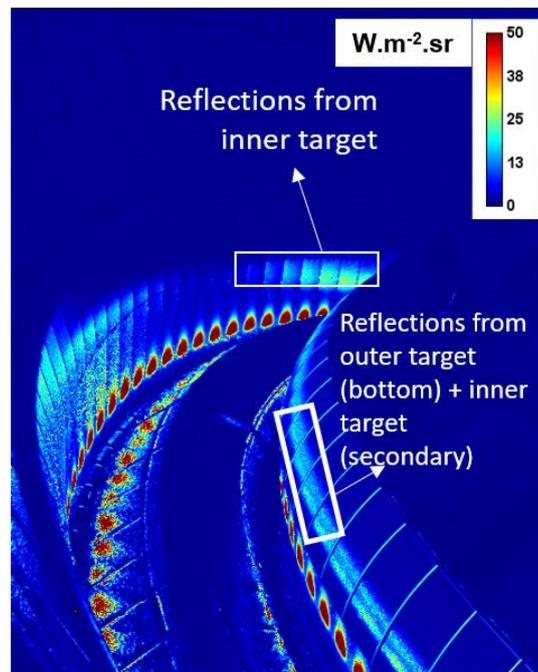


Figure 2.18 – Image modélisée IR obtenue par simulation photonique avec le code Monte-Carlo lancer de rayons. Plusieurs motifs de réflexion notables qui sont à la fois des motifs de réflexion primaires et des motifs de réflexions secondaires. Echelle en luminance en $W/m^2 \cdot sr$

La Figure 2.18 permet de mettre en évidence des premiers motifs de réflexion. Ces motifs sont plus complexes que dans la machine WEST à cause de la géométrie avec un dôme (comme dans la future machine ITER). En effet, on observe des motifs dits « primaires » qui sont directement la réflexion de forts motifs émissifs comme les motifs situés sur au-dessus de l'outer strike point et qui sont la réflexion de l'inner strike point. D'autres motifs sont dits « secondaires » car ils sont réfléchis deux fois, c'est le cas des motifs côté inner qui sont à la fois une réflexion primaire de l'outer strike point mais aussi une réflexion de l'inner strike point sur le dôme et qui se réfléchit ensuite sur les tuiles au-dessus de l'inner strike point.

2.1.5. Influence du nombre de réflexions

Les simulations inverses font partir les rayons depuis les pixels du détecteur comme expliqué en section 2.1.3.1. Dans le cas des Tokamaks et des simulations photoniques IR tous les composants face au plasma sont considérés comme des sources thermiques et un champ de température surfacique (uniforme ou complexe) est appliqué sur chacun d'entre eux. La simulation génère N rayons pour chaque pixel, ce nombre est fixé par l'utilisateur et doit être suffisamment élevé pour avoir une bonne statistique (supérieur à 200 en général). Une fois qu'un rayon est lancé il y a deux possibilités :

- Le calcul s'arrête après une intersection du rayon et d'une surface d'un composant. SPEOS calcule la luminance collectée par le pixel en fonction de la température et des propriétés thermo-radiative de la source. Ceci constitue donc l'émission directe mentionnée en section 2.1.3.2 et est l'opération la plus rapide.
- Les calculs continuent en considérant de multiples réflexions dans l'environnement, c'est-à-dire qu'après une intersection avec une source le rayon continue sa propagation grâce à un calcul Monte-Carlo prenant en compte la BRDF du matériau. Cette étape se produit à chaque nouvelle interaction avec une source et ce jusqu'à atteindre le nombre limite de réflexions stipulé dans les propriétés de la simulation.

Ce nombre de réflexions a une influence directe sur le temps de calcul d'une simulation photonique et il se paramètre dans les propriétés de la simulation comme illustré en Figure 2.19 :

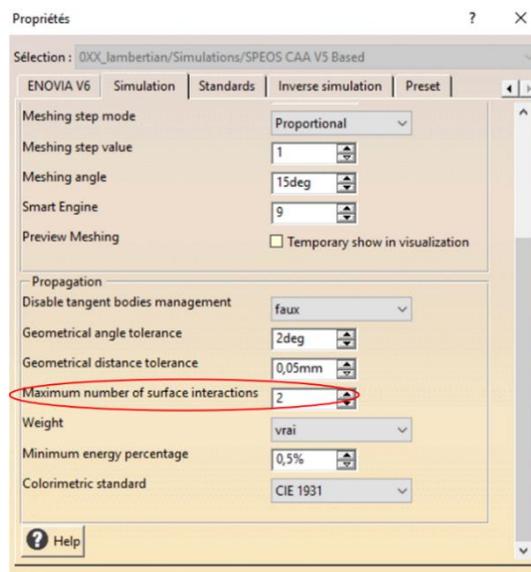


Figure 2.19 – Paramètre du nombre de réflexions dans le menu des propriétés d'une simulation

Une étude a été menée afin de faire le lien entre le temps de calcul d'une simulation et le nombre de réflexions multiples en entrée (Figure 2.20). Cela a permis de montrer que le temps de calcul d'une simulation est linéaire en fonction du nombre de réflexions.

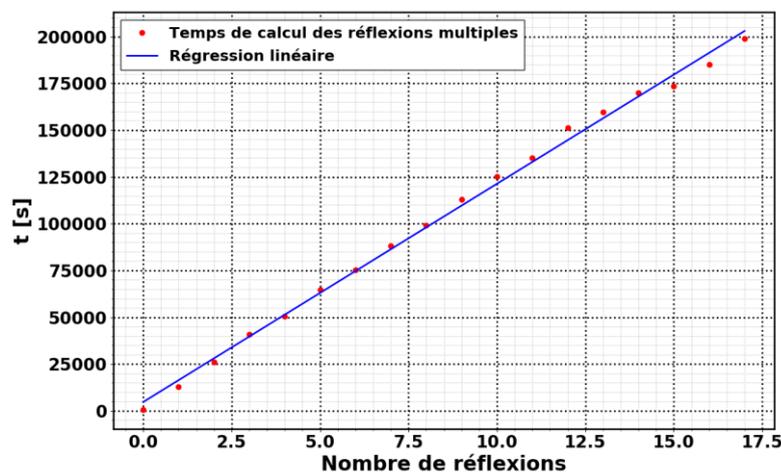


Figure 2.20 – Graphe du temps de calcul en secondes en fonction du nombre de réflexions multiples en entrée de la simulation. Le temps de calcul pour 17 réflexions est d'environ 55h

Toutefois, il convient de se poser la question de savoir s'il est nécessaire de mettre un nombre élevé de réflexions au risque d'allonger le temps de la simulation pour ne récupérer qu'une infime partie du signal total. C'est pourquoi nous avons réalisé une simulation de référence avec 50 réflexions et nous avons ensuite comparé le signal total collecté dans des simulations avec un nombre de réflexions de 1 à 15 à au signal total collecté dans la simulation de référence. Toute l'image n'a pas été utilisée pour cette étude mais trois régions d'intérêt ont été sélectionnées sur lesquelles une moyenne du flux réfléchi a été réalisée. Les trois régions d'intérêts sont une zone peu sensible aux réflexions où la part de flux réfléchi est inférieur à 20% et deux zones au contraire très impactée par les réflexions avec une contribution des réflexions comprise entre 96% et 100%.

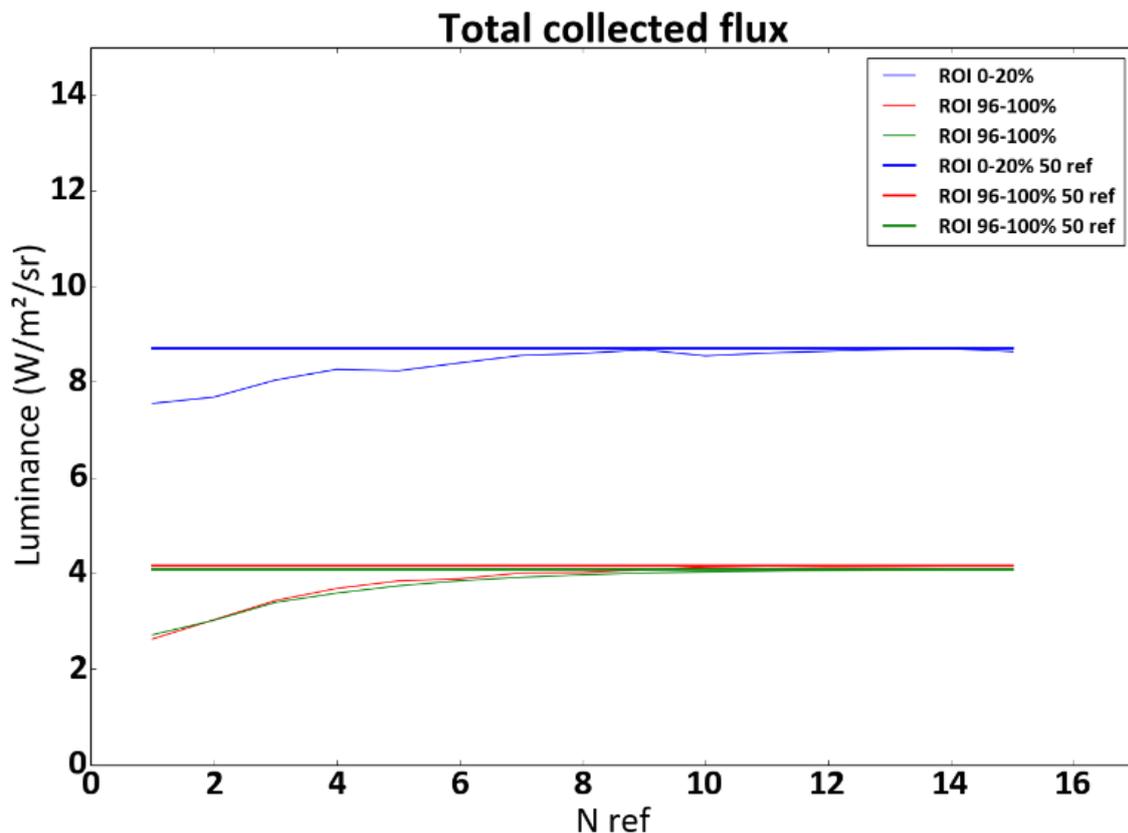


Figure 2.21 – Graphe du signal total collecté en fonction du nombre de réflexions par rapport à une simulation de référence avec 50 réflexions multiples

On observe sur la Figure 2.21 qu'à partir de 12 réflexions on obtient la quasi-totalité du signal réfléchi de la simulation de référence et que chaque réflexion supplémentaire n'apporte que peu de signal et qu'il peut être judicieux de faire le compromis d'un nombre de réflexions réduit afin de limiter le temps de calcul des simulations. Nous avons ensuite converti la luminance collectée dans ces zones pour chaque simulation en température de surface afin de voir l'impact sur la mesure de température (Figure 2.22).

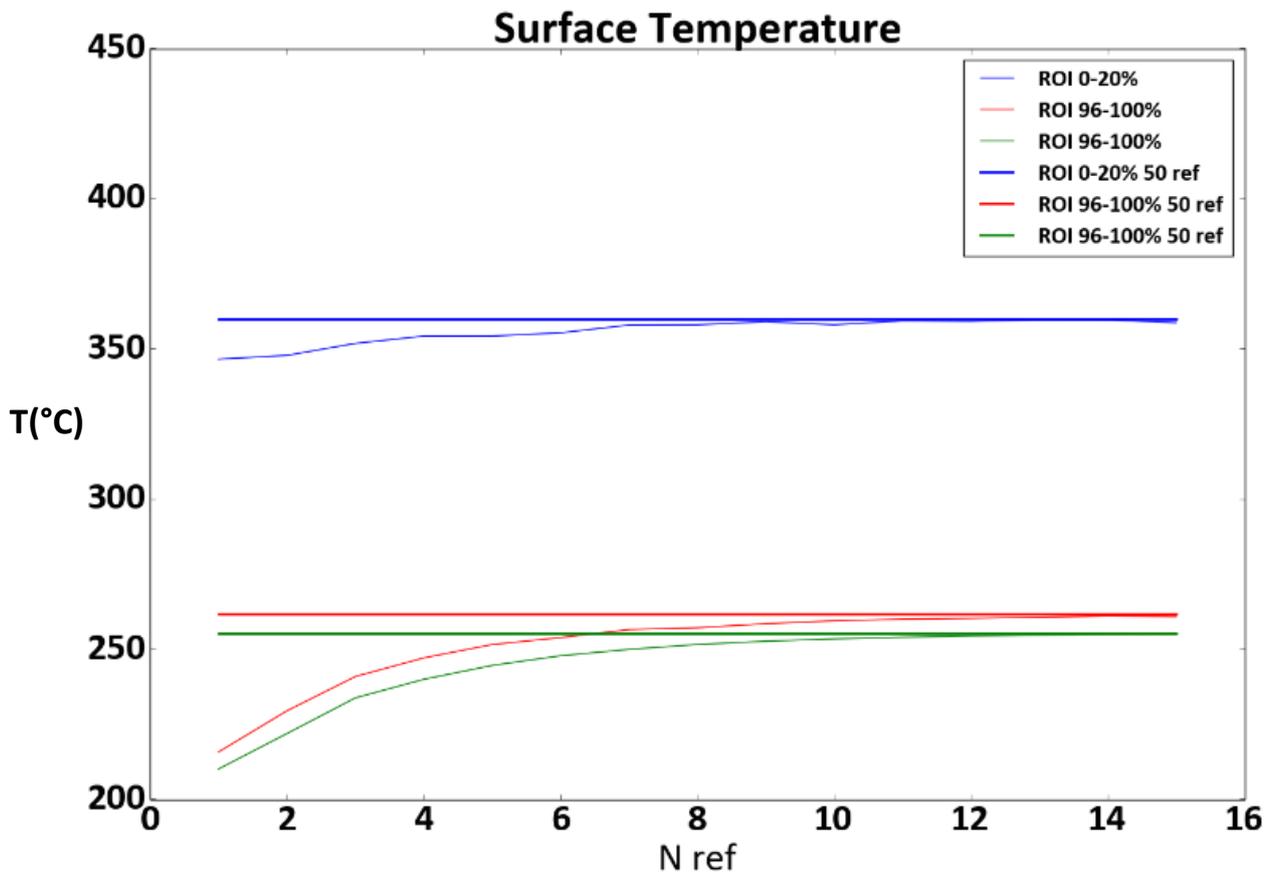


Figure 2.22 – Graphe de la température de surface en fonction du nombre de réflexions par rapport à une simulation de référence avec 50 réflexions multiples

On observe que l'erreur sur la mesure de température chute rapidement en fonction du nombre de réflexions et il a été calculé que dans cette situation l'erreur sur la mesure de température est inférieure à 1% sur une température de 260K au bout de 8 réflexions.

On peut ainsi conclure de cette étude qu'il n'est pas nécessaire d'aller effectuer un très grand nombre de réflexions multiples pour avoir une solution convergée. Dans la suite de cette thèse les simulations présentées comportent 12 réflexions multiples.

2.1.6. Précision des simulations

L'un des avantages de la méthode de Monte-Carlo est de pouvoir quantifier la précision de la solution calculée grâce au théorème central limite.

Théorème central limite Celui-ci énonce que toute somme de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées converge vers une variable aléatoire gaussienne, c'est-à-dire distribuée selon la loi normale. Or, il vient d'être établi que les estimateurs construits par la méthode de Monte-Carlo se forment comme des moyennes arithmétiques – et par conséquent des sommes – de variables aléatoires indépendantes. De plus, ces dernières sont également identiquement distribuées depuis le même modèle probabiliste. Ainsi, ce théorème implique que l'estimation est obtenue sous la forme d'une variable aléatoire dont la distribution tend vers la loi normale quand le nombre d'histoires utilisées augmente.

L'importance de l'écart statistique qui peut exister entre la vraie valeur et son estimation par une méthode stochastique est quantifiée par l'erreur-type de cette méthode d'estimation, $\tilde{\sigma}_{\tilde{G}}$. Elle se calcule comme l'estimation de l'écart-type de l'estimateur utilisé. En pratique, cela s'obtient en divisant l'écart-type de l'échantillon des évaluations, $\tilde{\sigma}_{\{G_h\}}$, par la racine carrée du nombre d'histoires, h_{max} **(2.1)** et **(2.2a)**.

$$\tilde{\sigma}_{\tilde{G}} = \frac{\tilde{\sigma}_{\{G_h\}}}{\sqrt{h_{max}}} \quad (2.1)$$

où

$$\tilde{\sigma}_{\{G_h\}} = \sqrt{\frac{1}{h_{max}} \sum_{h=1}^{h_{max}} (G_h - \tilde{G})^2} \quad (2.2a)$$

$$\tilde{\sigma}_{\{G_h\}} = \sqrt{\frac{\sum_{h=1}^{h_{max}} G_h^2}{h_{max}} - (\tilde{G})^2} \quad (2.3b)$$

L'expression **(2.1)** de l'erreur-type met en évidence qu'il est possible de la diminuer – et donc augmenter la précision de l'estimation – en augmentant le nombre d'histoires de Monte-Carlo utilisées. Néanmoins, celle-ci s'atténue avec la racine carrée du nombre d'histoires. Ainsi, il faut mener quatre fois plus d'évaluations pour diviser par un facteur deux les incertitudes statistiques de l'estimation obtenue. En outre, l'erreur-type est aussi proportionnelle à l'écart-type de l'échantillon des évaluations, c'est-à-dire la racine carrée de leur variance provenant du modèle probabiliste utilisé. Or, il est possible de construire une infinité de modèles probabilistes d'une même grandeur qui produisent chacun des évaluations avec une variance propre, qui peut être plus ou moins élevée. Ainsi, un levier encore plus puissant pour améliorer la précision d'un estimateur est d'améliorer son modèle probabiliste pour qu'il produise moins de variance parmi ses évaluations.

D'autre part d'après le théorème central limite, on sait que l'estimation est une variable aléatoire distribuée selon la loi normale. Par conséquent, la valeur de son erreur-type permet de déterminer des intervalles de confiance autour de sa moyenne – qui estime la grandeur. Il est possible d'associer à chaque largeur d'intervalle de confiance, un indice de confiance, c'est-à-dire une probabilité d'y trouver la vraie valeur de la grandeur estimée.

Enfin une formulation alternative de l'erreur-type est généralement préférée lors de l'implémentation car elle est plus efficace numériquement.

$$\tilde{\sigma}_{\{G_h\}} = \frac{1}{h_{max}} \sqrt{\left(\sum_{h=1}^{h_{max}} G_h^2 \right) - \frac{\left(\sum_{h=1}^{h_{max}} G_h \right)^2}{h_{max}}} \quad (2.4b)$$

Avec celle-ci l'estimation des incertitudes peut être calculée, de manière absolue, en parallèle de l'estimation de la grandeur d'intérêt. En effet, il suffit simplement d'analyser statistiquement l'échantillon des évaluations utilisées. Ainsi, à la différence des études de convergence en maillage, il n'est donc pas nécessaire de réaliser plusieurs estimations de la grandeur d'intérêt, qui sont des calculs qui peuvent être très coûteux informatiquement, pour pouvoir évaluer la précision du résultat.

2.2. Un modèle simplifié basé sur la méthode des radiosités

La méthode Monte-Carlo Ray Tracing en mode inverse (MCRT-inverse) semble parfaitement adaptée au cahier des charges du modèle que nous cherchons car elle permet de simuler la luminance incidente sur chaque pixel d'une caméra infrarouge virtuelle placée dans une position donnée, observant une scène thermique dont la géométrie est fixe. Ceci correspond à la grandeur observable expérimentalement, délivrée par une caméra infrarouge étalonnée en luminance, qui observera l'intérieur d'un Tokamak avec un champ de vue donné. Toutefois, les simulations photoniques SPEOS restent coûteuses et demandent des temps de calculs importants (de quelques heures à plusieurs dizaines d'heures en présence de nombreuses sources). Si des paramètres changent dans la scène (températures, émissivités, réflectivités), le calcul complet doit être relancé. Ceci sera pénalisant car nous devons nous préparer à intégrer cet outil de modélisation dans une boucle itérative où sa sortie sera comparée à une image expérimentale, en changeant à chaque itération les températures ou les grandeurs radiatives dans le modèle.

C'est pourquoi nous avons choisi comme alternative une résolution semi-analytique basée sur la méthode des radiosités qui permettrait d'obtenir un résultat approché de celui des simulations Monte-Carlo en un temps plus court. Le caractère approché réside dans le fait que nous serons limités à la simulation de surfaces diffuses en émission et réflexion. Paradoxalement, cette méthode demande pourtant dans un premier temps de calculer la luminance sur tous les éléments de la scène 3D (ce que ne fait pas la méthode MCRT) puis d'en faire une projection particulière 3D-2D vers la matrice de pixels de la caméra virtuelle. Nous verrons que cette projection a un coût (temps de calcul) quasi nul. C'est donc le calcul de la solution radiative 3D complète qui peut paraître rédhibitoire mais le gain reposera sur un pré-calcul des facteurs de forme diffus (ou « facteurs de vue ») entre tous les éléments de la scène. Ces grandeurs purement géométriques qui sont à la base des calculs de réflexion multiples entre tous les éléments, ne sont calculés qu'une fois et réutilisables pour chaque nouvelle simulation d'une scène thermique avec des sources ou des propriétés radiatives différentes. C'est l'avantage principal de cette méthode par rapport à MCRT-inverse qui ne stocke aucune information réutilisable d'un calcul à l'autre.

L'inconvénient de ce calcul fondamental des facteurs de forme est qu'il peut être lui-même long et surtout coûteux en mémoire en fonction du nombre N d'éléments dans la scène (N^2 facteurs à calculer). Une méthode de réduction de modèle permettant de ne pas calculer tous les facteurs de formes sera alors utilisée, basée sur la méthode hiérarchique, elle-même optimisée en ciblant les éléments d'intérêt dans la scène radiative grâce aux facteurs de Gebhart. Les éléments d'intérêt sont les éléments sur lesquels on souhaite la meilleure précision du calcul de luminances, c'est-à-dire typiquement les quelques composants face au plasma présents dans l'image infrarouge.

2.2.1. Méthode des radiosités

La radiosité d'une surface d'une scène radiative représente le flux partant de cette surface opaque dans toutes les directions, c'est-à-dire à la fois le flux fruit de son émission directe et le flux résultant de la réflexion du rayonnement provenant des autres surfaces de la scène. Toutes les grandeurs présentées seront donc des grandeurs hémisphériques. Le passage à la grandeur directionnelle recherchée (la luminance partante) s'effectue en fin de processus en profitant du fait que, dans le contexte des surfaces diffuses, cette luminance est la même dans chaque direction (isotrope) et est simplement égale à la radiosité divisée par π .

Par ailleurs, le concept de radiosité, classiquement utilisé en grandeurs totales (intégrées sur tout le spectre) pour des calculs de bilans radiatifs sur des surfaces supposées grises, peut également être utilisé

pour des grandeurs monochromatiques (HUETZ-AUBERT, 1992). Si plusieurs longueurs d'ondes sont à considérer, il convient de résoudre autant de problèmes que de bandes spectrales où les propriétés radiatives sont supposées constantes (matériau gris par bande). La radiosité complète J_i [W/m^2] dans une bande spectrale donnée résultera alors de l'intégration des différentes radiosités $J_{\lambda,i}$ [$Wm^{-2}\mu m^{-1}$] obtenues dans chaque bande élémentaire

$$J_i = \int_{\Delta\lambda} J_{\lambda,i} d\lambda \quad (2.5)$$

Dans notre cas, l'intégration spectrale porte sur la gamme de sensibilité de la caméra IR, qui sera relativement étroite, et dans laquelle on supposera l'émissivité constante. Ainsi, l'émittance noire $M_i^0(T_i)$ de la surface S_i à la température T_i résultera de l'intégration de la fonction de Planck, elle-même simplifiée si la bande spectrale d'intégration est très étroite (on rappelle que $M_i^0(T_i)[Wm^{-2}] = \pi L_i^0(T_i)$ avec $L_i^0(T_i)[Wm^{-2}sr^{-1}]$) :

$$M_i^0(T_i) = \int_{\Delta\lambda} M_{\lambda}^0(T_i) d\lambda \quad (2.6)$$

$$M_i^0(T_i) \approx M_{\lambda}^0(T_i) \cdot \Delta\lambda \quad \text{si } \Delta\lambda \text{ est très étroit } (0,1\mu m)$$

$$M_i^0(T_i)[W.m^{-2}] = \pi L_i^0(T_i) \quad \text{avec } L_i^0(T_i)[W.m^{-2}.sr^{-1}]$$

La radiosité J_i [W/m^2] chacun des N éléments de surface i de la scène s'écrit :

$$J_i = \varepsilon_i M_i^0 + \rho_i \underbrace{\sum_{j=1}^N F_{ij} J_j}_{E_i} \quad (2.7)$$

Où :

- Le premier terme $M_i = \varepsilon_i M_i^0(T_i)$ correspond au rayonnement émis par la surface S_i à la température T_i et s'exprime en W/m^2
- E_i est l'éclairement de la surface i . Il représente la quantité de rayonnement qui arrive depuis le reste de la scène sur l'élément i et s'exprime en W/m^2
- Le second terme R_i représente la densité de flux réfléchi par la surface i . Elle représente donc la part de rayonnement provenant du reste de la scène et réfléchi, de façon diffuse et isotrope, par la surface i vers la scène.
- Le facteur F_{ij} est appelé facteur de forme de i vers j . C'est un facteur purement géométrique représentant la fraction de flux partant de façon diffuse de S_i et incident sur S_j .

$$F_{i \rightarrow j} = \frac{1}{A_i} \int_{A_i} \int_{A_j} U_{ij} \frac{\cos \theta_i \cos \theta_j}{\pi r_{ij}^2} dA_j dA_i \quad (2.8)$$

où le facteur U_{ij} représente la visibilité entre les deux surfaces. S'il y a obstruction totale il vaut 0 ce qui annule le facteur de forme, s'il y a visibilité totale ce facteur vaut 1 et dans le cas d'une obstruction partielle il prend sa valeur entre 0 et 1. A_i représente l'aire de la surface S_i , r_{ij} la plus courte distance entre les surfaces S_i et S_j , θ_i l'angle entre la normale de la surface S_j et la plus courte distance entre les surfaces S_i et S_j et θ_j l'angle entre la normale de la surface S_i et la plus courte distance entre les surfaces S_i et S_j (SIEGEL & HOWELL, 2002).

Il existe une situation simplifiée où la scène radiative ne présente aucune obstruction et dans ce cas les facteurs de visibilité sont tous connus et les facteurs de forme peuvent être calculés plus simplement grâce à une intégrale de contour (SIEGEL & HOWELL, 2002) :

$$F_{i \rightarrow j} = \frac{1}{2\pi A_i} \oint_{\delta A_i} \oint_{\delta A_j} \ln r_{ij} d\vec{r}_j \cdot d\vec{r}_i \quad (2.9)$$

- Dans le cas de surfaces planes ou convexes $F_{ii} = 0$, en revanche $0 \leq F_{ii} \leq 1$
- Les facteurs de forme ont une relation de réciprocité entre eux ainsi on peut établir la relation $S_j F_{ji} = S_i F_{ij}$
- De la définition des facteurs de forme on déduit une relation d'additivité pour les géométries simples $F_{i(j+k)} = F_{ij} + F_{ik}$
- La relation d'enceinte relie enfin tous les facteurs de forme au départ d'un même élément S_k (tous les éléments de la ligne k de la matrice F) signifiant que le flux partant de S_k atteint forcément un élément de l'enceinte : $\sum_{j=1}^N F_{kj} = 1$

Par ailleurs, la méthode des radiosités repose sur des hypothèses fortes (HUETZ-AUBERT, 1992) :

- Les matériaux sont considérés comme entièrement diffus en émission et en réflexion, leur réflectivité peut donc s'écrire $\rho_i = 1 - \varepsilon_i$ où ε_i est l'émissivité du matériau
- Trois hypothèses d'uniformité sur chaque surface élémentaire sont considérées :
 - o L'émissivité (et donc la réflectivité)
 - o L'éclairement
 - o La température
- Les matériaux sont considérés comme opaques.

L'uniformité de la température et de l'émissivité peuvent se concevoir avec des arguments sur les états de surfaces et les gradients thermiques supposés en surface des matériaux, ce qui permettra de faire un premier découpage de ces surfaces par régions « iso-émissives » et isothermes. Par contre l'hypothèse d'iso-éclairage de ces surfaces demandera souvent de les découper encore plus finement pour bien « capturer » les variations d'éclairement d'une surface sous l'influence de ses voisines. En résumé : nous pourrons être amenés à découper en de multiples sous surfaces une surface pourtant isotherme et iso-émissivité (donc avec une émittance uniforme) à cause de la non-uniformité de son éclairage, donc de son flux réfléchi, donc finalement de sa radiosité.

Chaque surface réfléchissant une partie du flux venant des autres surfaces de l'enceinte, chaque radiosité de la scène radiative est reliée finalement à toutes les autres radiosités par la relation (2.7). On obtient ainsi N équations liées à résoudre simultanément, elles forment donc un système linéaire présentable sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} 1 - \rho_1 F_{11} & -\rho_1 F_{12} & \cdots & -\rho_1 F_{1N} \\ -\rho_2 F_{21} & 1 - \rho_2 F_{22} & \cdots & -\rho_2 F_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\rho_N F_{N1} & -\rho_N F_{N2} & \cdots & 1 - \rho_N F_{NN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} J_1 \\ J_2 \\ \vdots \\ J_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_1 \\ M_2 \\ \vdots \\ M_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 M_1^0 \\ \varepsilon_2 M_2^0 \\ \vdots \\ \varepsilon_N M_N^0 \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

Ou plus simplement :

$$\mathbf{AJ} = (\mathbf{I} - \mathbf{RF})\mathbf{J} = \mathbf{M} \quad (2.11)$$

Avec, pour une scène radiative de N surfaces élémentaires, $\mathbf{I} = (\delta_{ij})$ la matrice identité de taille $[NxN]$, $\mathbf{R} = (\delta_{ij}\rho_i)$ la matrice diagonale de réflectivité de taille $[NxN]$, $\mathbf{F} = (F_{Ai \rightarrow Aj})$ la matrice facteurs de forme de taille $[NxN]$ et $\mathbf{M} = (\varepsilon_i M_i^0(T_i))$ le vecteur des émittances aussi appelé « terme source » de taille $[N]$.

Une fois le système d'équations résolu on a accès à l'ensemble des radiosités de la scène radiative et il suffit de réaliser une projection de la scène dans une vue caméra afin d'obtenir une image modélisée. Trouver une solution exacte du système est donc le moyen le plus rapide d'obtenir la meilleure solution possible. Il existe plusieurs méthodes permettant de calculer cette solution exacte chacune présentant des avantages et des inconvénients :

- Inversion de la matrice \mathbf{A} par une méthode de type élimination de Gauss-Jordan ou bien décomposition LU. Ces algorithmes ont un coût d'opérations en $O(n^3)$ et rendent donc cette méthode compliquée à utiliser dans le cas d'environnement présentant un très grand nombre de surfaces élémentaires (i.e. supérieur à 20 000 facettes). En effet, la matrice \mathbf{A} étant de taille $[NxN]$ le stockage de telles matrices demande beaucoup de mémoire et les opérations qu'elles subissent sont trop longues pour envisager une utilisation en temps presque réel. Toutefois, dans le cadre de petites scènes radiatives (i.e. inférieur à 20 000 facettes) cette méthode est applicable (temps d'inversion de la matrice inférieure à la minute)
- Calcul approché par méthode itérative. Ces méthodes consistent à calculer de façon itérative $\mathbf{AJ} = \mathbf{M}$ grâce à un algorithme. Il existe plusieurs algorithmes tels que les méthodes de Jacobi et la méthode de Gauss-Seidel (TOULLIER, 2019). Ces méthodes permettent de surmonter le temps de calcul lié aux très grandes matrices. Elles fournissent in fine la solution \mathbf{J} mais ne donnent pas accès à la matrice inverse de \mathbf{A} .

Dans notre étude les méthodes itératives n'ont pas été étudiées car les matrices \mathbf{A} à inverser permettaient de calculer directement l'inverse de ces matrices. De plus, quand c'est possible, cette méthode est à privilégier car la connaissance de la matrice inverse de \mathbf{A} est intéressante dans l'optique des calculs de sensibilités présentes dans le problème inverse.

Les radiosités calculées par la résolution de ce système d'équations sont ensuite aisément converties en luminance (afin de comparer la modélisation aux données expérimentales) grâce à la relation $L = J / \pi$.

Il est à noter également que la matrice de facteurs de forme \mathbf{F} calculée pour l'opérateur de transport radiatif \mathbf{A} est également utilisé dans le calcul des éclairagements des facettes. En effet, l'éclairagement de la surface élémentaire i s'exprime :

$$E_i = \sum_{j=1}^N F_{ij} J_j \quad (2.12)$$

On peut ainsi déduire le vecteur des éclairagements de taille $[N]$ par le simple produit matriciel :

$$E = F.J \quad (2.13)$$

La méthode des radiosités utilise uniquement des surfaces élémentaires et des données thermo-radiatives surfaciques. Son application à nos cas d'étude passe par la conception de maquettes numériques 3D faites par Conception Assistée par Ordinateur ou l'utilisation des maquettes numériques existantes des machines de fusion. Ces maquettes sont simplifiées de sorte à ne conserver que des « peaux » c'est-à-dire les surfaces qui font directement face au plasma. Ces surfaces sont ensuite converties en maillages surfaciques dont les facettes constituent les surfaces élémentaires de la scène. Plus le raffinement de ces maillages est fin plus le nombre de surfaces élémentaires augmente et permet donc de décrire finement les distributions de propriétés thermo-radiatives et de température mais cela augmente rapidement la taille des matrices. La Figure 2.23 illustre 2 types de maillages d'un secteur de divertor bas continu (nappe continue sans espaces, simplification de la réalité où le divertor est fait d'un ensemble d'aiguilles régulièrement espacées) un grossier et un fin. Le maillage fin présente 6 fois plus de surfaces élémentaires permettant de mieux décrire la géométrie du composant. Toutefois si on considère un environnement fermé autour de ce secteur constitué de 2 000 surfaces élémentaires cela implique une matrice d'opérateur de transport 5,5 fois plus grande et rend donc l'inversion de la matrice impossible. Par ailleurs, Le maillage fin nécessite également de calculer 30 fois plus de facteurs de forme. Il est donc nécessaire de trouver un compromis afin de rester dans des nombres de facettes raisonnables (inférieur à 20 000).

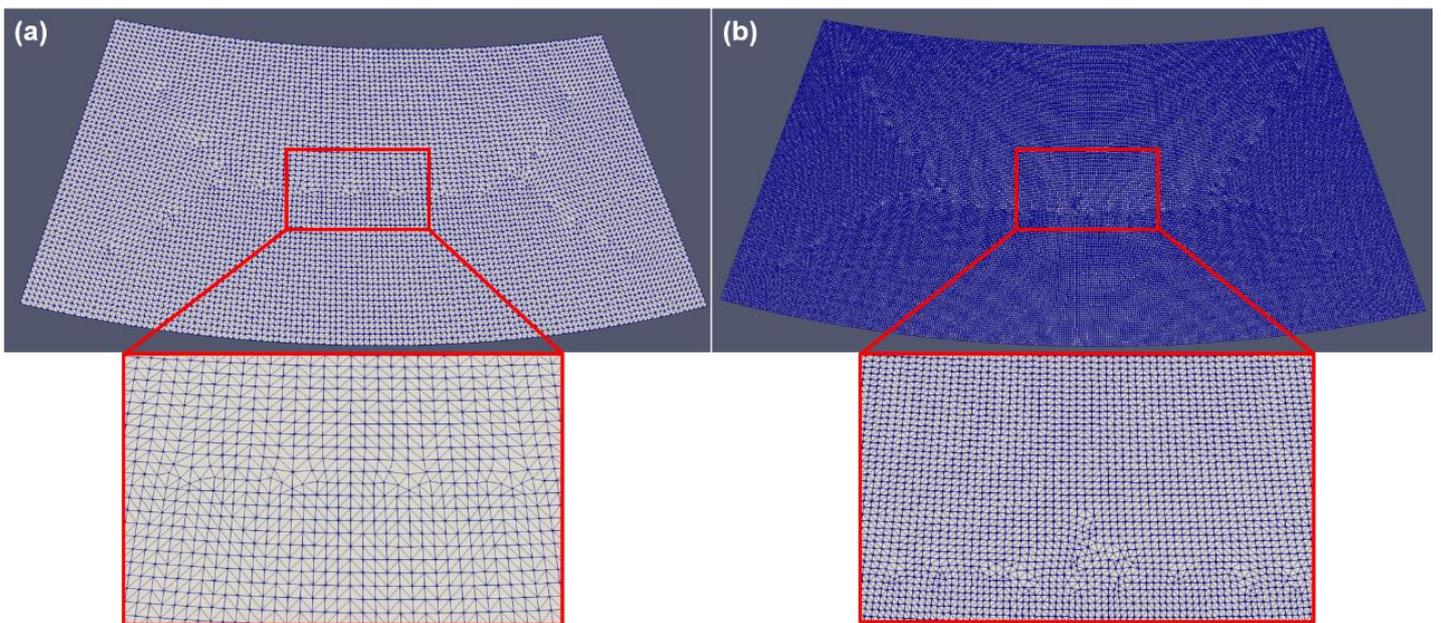


Figure 2.23 – Exemples d'un (a) maillage grossier d'un secteur de 30° continu du divertor bas de la machine WEST (13 322 surfaces élémentaires) et (b) d'un maillage fin du même secteur (81 988 surfaces élémentaires)

La figure suivante montre une autre configuration géométrique simple propice aux réflexions multiples qui sera utilisée également pour montrer les différents concepts présentés : la configuration « onglet ». Il s'agit de deux surfaces carrées diffuses de $0,1m \times 0,1m$ faisant un angle de 60° . Chaque surface S_1 et S_2 de $0,01m^2$ est découpée en $36 \times 36 = 1\,296$ éléments carrés, il y a donc un total de 2 593 éléments, dans l'enceinte formée par S_1 , S_2 et une surface fictive S_3 de $0,04m^2$ supposée noire.

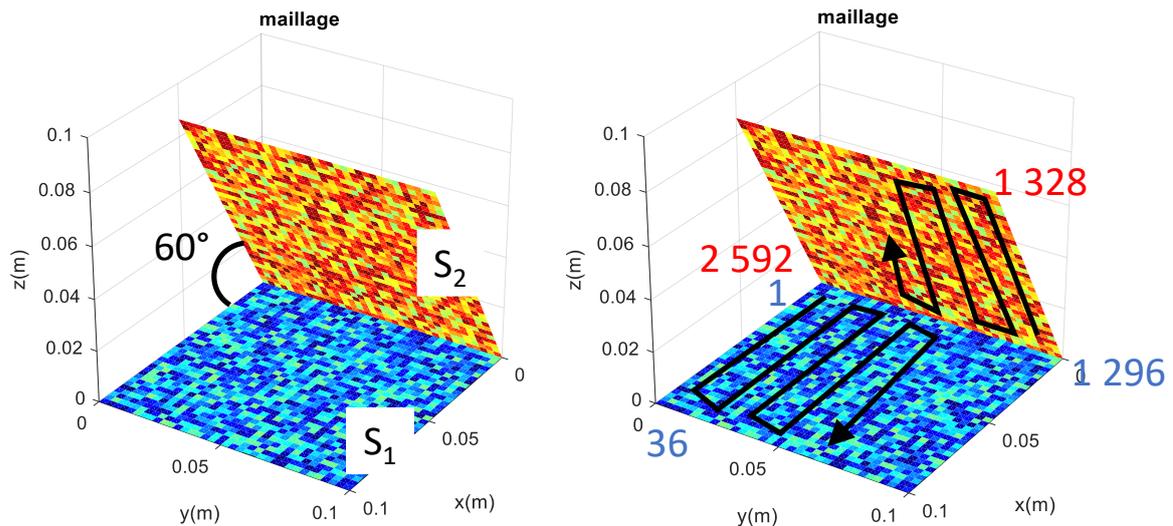


Figure 2.24 – Configuration ongle. Les carrés coloriés aléatoirement sur S_1 et S_2 matérialisent le maillage régulier des deux surfaces (total de 2 593 éléments en comptant la surface fictive S_3 noire qui ferme l'enceinte. Droite : numérotation des patches, de S_1 à S_2 .

Une ligne particulière (numéro 700) de la matrice des facteurs de forme contient les facteurs $F_{700 \rightarrow j}$ pour j parcourant tous les autres patches de la scène. En affectant chacun d'entre eux au patch j dans la scène 3D, on visualise ainsi le « lien direct » entre le patch j et tous les autres, sur la Figure 2.25 suivante :

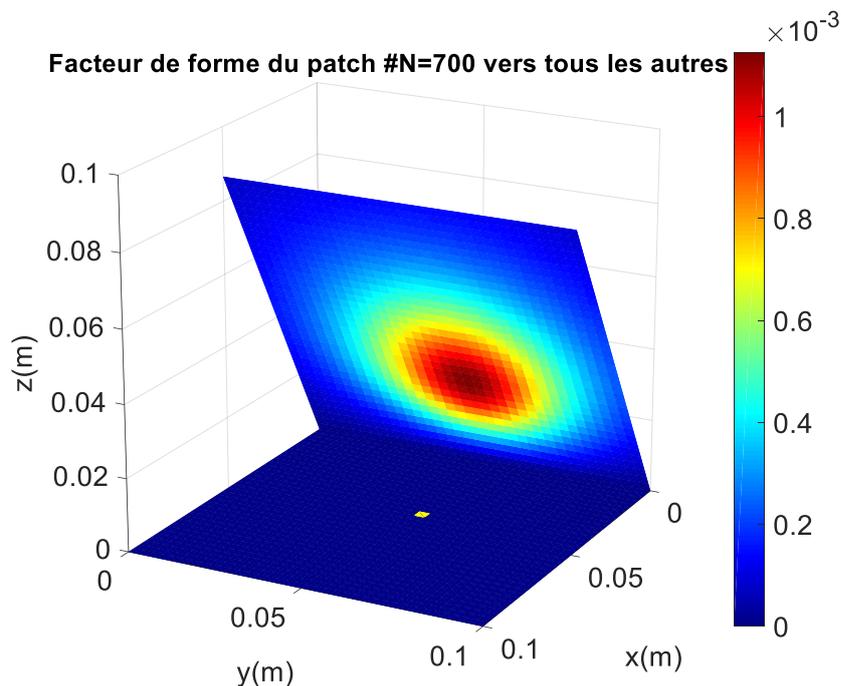


Figure 2.25 – Une ligne particulière (numéro 700) de la matrice de facteurs de formes, donnant tous les $F_{700 \rightarrow j}$ du patch 700 vers tous les autres. Le patch 700 est matérialisé en jaune sur S_1 . Cette représentation indique quels patches le patch 700 « voit le mieux » : plus le patch j est rouge, plus la part de flux partant depuis le patch 700 vers ce patch est grande. Le flux « partant » s'entend par émission ou réflexion diffuse. Bien sûr, aucun flux partant du patch 700 ne peut atteindre directement un autre patch de S_1 .

Un exemple de calcul de radiosités est réalisé ci-après, en imposant un motif d'émissivités sur chaque surface (8 groupes de patches + 1 pour l'environnement noir) et un autre motif, différent, pour les températures (7 groupes de patches + 1 pour l'environnement noir), montré ci-dessous :

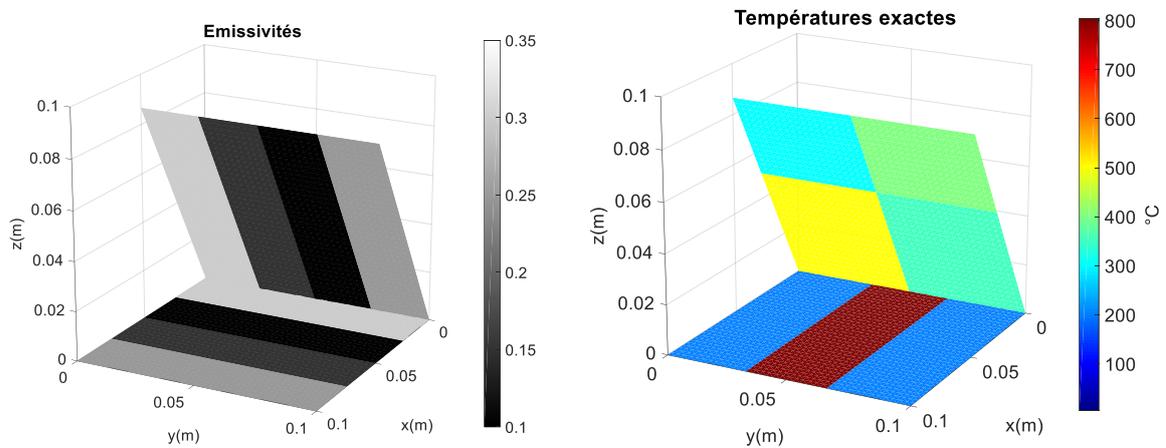


Figure 2.26 – Gauche : motifs d'émissivité (entre 0,1 et 0,3). Droite : motifs de températures (entre 90°C et 800°C)

Les radiosités calculées en résolvant le système (2.10) sont présentées, dans la scène objet (3D) ci-après, après leur conversion en luminance. On a considéré une bande spectrale centrée sur $\lambda_0=4,1\mu\text{m}$ de largeur $\Delta\lambda=0,8\mu\text{m}$.

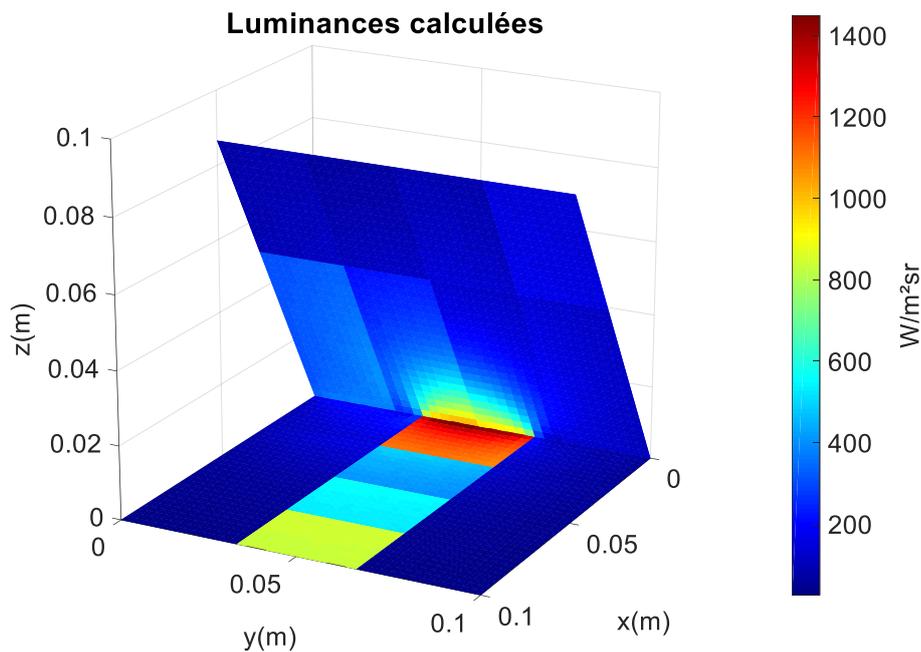


Figure 2.27 – Luminances calculées en surface de chaque patch pour l'onglet avec les conditions d'émissivité et de températures définies précédemment. L'environnement qui « ferme » l'onglet est supposé noir à $T_{env}=90^\circ\text{C}$.

On observe des motifs pour ce champ de luminance qui sont des combinaisons des motifs des champs d'émissivité et de température. On observe également que la bande chaude isotherme au centre de la surface S_1 présente des inhomogénéités de luminance partante, conséquence des différences d'émissivité le long de cette bande, mais aussi de réflexions complexes avec la surface S_2 . On observe également un motif sur S_2 au centre, près de l'arête qui semble également lié à des réflexions

particulières à cet endroit. Pour toutes ces raisons, ce champ de luminance est finalement très différent du champ de température qui lui a donné naissance.

Cette solution dans l'espace objet 3D sert maintenant de source de luminance en direction d'une caméra qui va former une image 2D par projection de ces luminances sur sa matrice de pixels.

2.2.2. Modèle de la pinhole caméra

La radiosité (flux partant) est calculée sur une scène 3D (x, y, z) , il revient maintenant de modéliser le processus de formation des images infrarouges 2D, c'est-à-dire trouver la relation entre les coordonnées spatiales (x, y, z) de la scène 3D avec le point associé dans l'image prise par la caméra (pixel $[i, j]$). Pour cela, un modèle de sténopé ou modèle pinhole dans la littérature anglo-saxonne est utilisé (Figure 2.28). Il s'agit du système le plus simple permettant de collecter du rayonnement d'un plan objet vers un plan image, il suppose que tous les rayons passent par un orifice infiniment petit : la pupille. Il ne contient donc pas d'optique comme décrit dans le chapitre précédent, dont le rôle est d'offrir une pupille plus grande pour le passage des rayons (qualifié par le nombre d'ouverture égale à la focale divisée le diamètre de la pupille), tout en conservant la correspondance entre chaque point objet et chaque point image grâce aux propriétés de focalisation de l'optique mise en place.

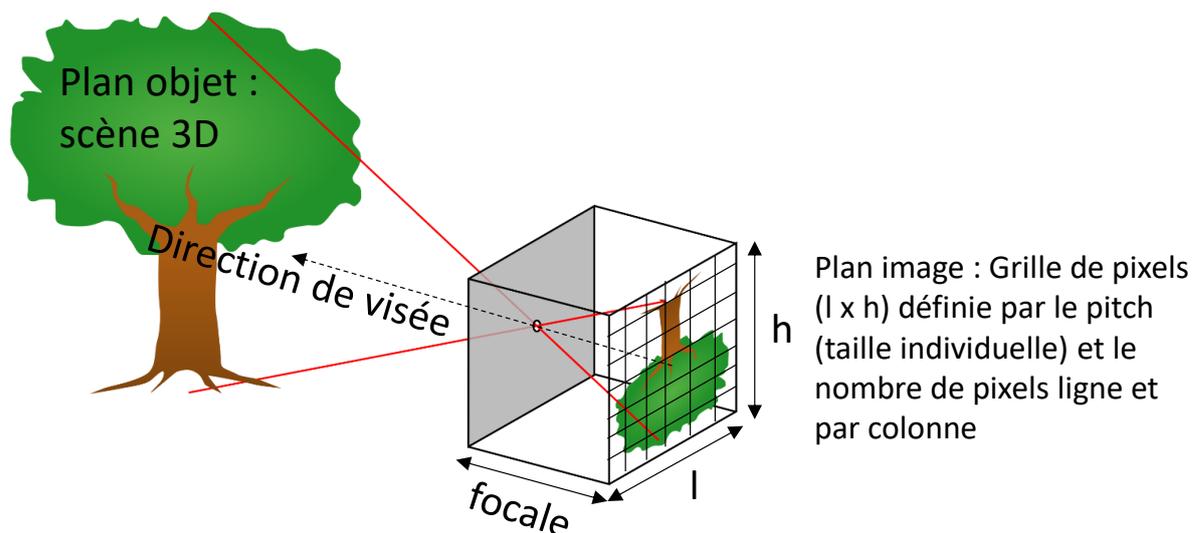


Figure 2.28 – Diagramme de la pinhole caméra. (Wikipedia, s.d.)

Le champ de vue de cette caméra est une pyramide dont le sommet est notre œil et sa hauteur est parallèle à la ligne de vue. Le détecteur de la caméra est le plan image où la scène 3D va être projetée, ce plan se situe dans cette pyramide. La première étape de la projection consiste à établir une correspondance entre la position d'un point dans l'espace 3D et sa position dans le plan 2D du détecteur. La façon la plus simple de réaliser cette correspondance consiste à tirer une droite entre notre œil et le point en question dans la scène 3D et à calculer l'intersection de cette droite avec le plan du détecteur de la caméra. Ce processus s'appelle la projection perspective et permet de déterminer les objets 3D qui sont associés à chaque pixels (Figure 2.29).

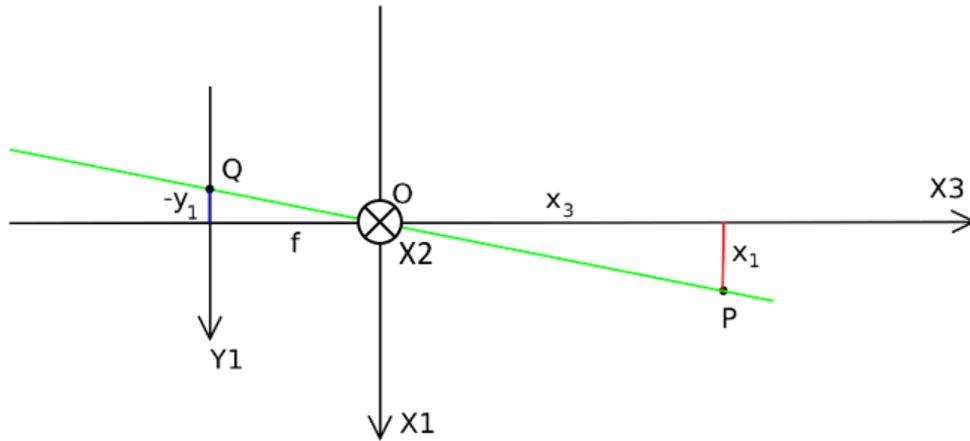


Figure 2.29 – Géométrie de la pinhole caméra vue depuis l’axe X_2 . (Wikipedia, s.d.)

Ce modèle se met en équations selon (2.14) :

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = -\frac{f}{x_3} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \quad (2.14)$$

Ce modèle suppose que les conditions optiques de Gauss sont respectées (pas de déformations de l’image ce qui est relativement vrai dans les champs qui nous intéressent).

Une caméra virtuelle de type pinhole se définit essentiellement par :

- Sa position dans la scène 3D
- Sa direction de visée (direction de la « cible »)
- Sa focale
- Les dimensions de la grille de pixels (pitch = taille individuelle de chaque pixel carré, et le nombre de pixels sur chaque ligne et colonne)

Ces paramètres permettent de déduire le champ de vue de la caméra, c’est-à-dire les dimensions du plan objet, projection de la grille de pixels (image) vers la scène (objet).

La figure suivante montre ainsi l’image obtenue de l’onglet précédent pour une vue particulière avec ce type de caméra (240×320 pixels de $25\mu\text{m}$ de pitch pour une focale de 35mm). Les surfaces objets ne sont bien sûr pas forcément normales à la direction de visée.

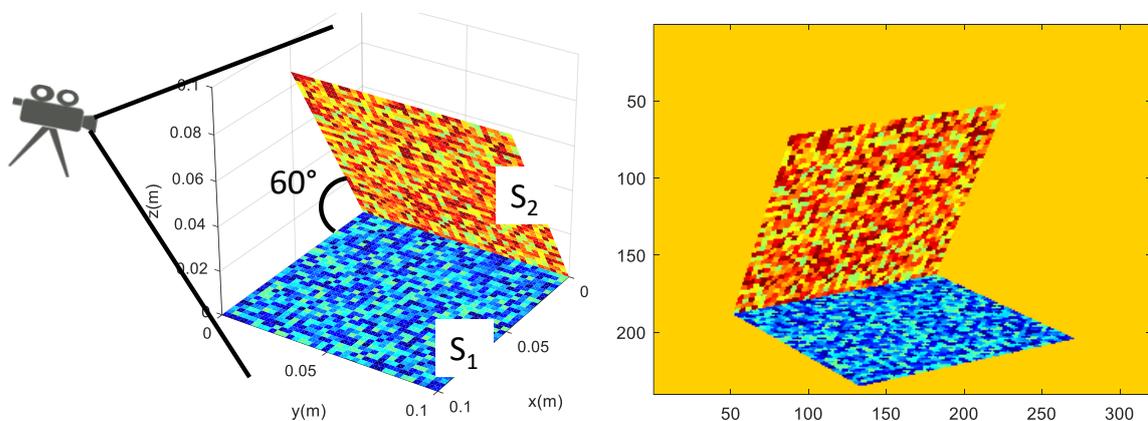


Figure 2.30 – Gauche : schéma de la scène objet observée par une caméra pinhole donnée, avec une vue particulière. Droite : image obtenue dans cette configuration.

2.2.3. Construction de l'image 2D grâce au modèle de la pinhole caméra

En appliquant ce procédé de projection 3D→2D réalisé par la pinhole caméra présenté précédemment il est possible de construire l'image 2D IR en le combinant au champ calculé des radiosités 3D de la scène radiative converties en luminance grâce à $J = \pi.L$. Le procédé de projection étant linéaire, la grandeur associée à chaque pixel 2D est une luminance qui est obtenue à partir d'une combinaison linéaire des luminances de la scène 3D. On peut donc matérialiser cette opération via un opérateur qu'on appellera par la suite V (pour « View ») qui contient autant de lignes que de pixels dans l'image 2D et autant de colonnes que de patches dans l'espace 3D objet. Le vecteur des radiosités de toutes les surfaces élémentaires est obtenu grâce à la résolution du système d'équations aux radiosités :

$$J = (I - R.F)^{-1} . \varepsilon . M^0 \quad (2.15)$$

où ε est le vecteur des émissivités des surfaces élémentaires de la scène. Après conversion en luminances par $L = J / \pi$, le vecteur des valeurs de pixels de la grille du détecteur (tous rangés dans une seule colonne) est obtenu par :

$$P = V.L \quad (2.16)$$

Il s'ensuit, en notant $L^0 = M^0 / \pi$:

$$P = V.(I - R.F)^{-1} . \varepsilon . L^0 \quad (2.17)$$

Notre observable est donc ce vecteur de luminances collectées par les pixels P et non le vecteur J des radiosités de la scène 3D et c'est ce vecteur qui sera comparé au vecteur des pixels de la caméra expérimentale dans la suite de cette thèse.

En pratique, cette opération de projection est réalisée grâce à OpenGL (« *Open Graphics Library* ») et cet opérateur V n'est pas fourni. OpenGL est une API (pour interface de programmation d'application ou « *Application Programming Interface* » en anglais) utilisée pour le rendu de d'objets graphiques vectoriels 2D et 3D. Cette librairie définit un ensemble de fonctions abstraites normalisées. OpenGL est utilisée dans de nombreux types d'applications comme les jeux vidéo jusqu'à la CAO. L'opérateur V est cependant accessible en simulant N « simulations impulsionnelles » (où N est le nombre de patches de la scène 3D) consistant à affecter la valeur $J_j=1$ au patch j et 0 à tous les autres et à enregistrer l'image P correspondante : c'est la colonne j de V .

L'image infrarouge obtenue de la scène objet en luminance, avec la caméra et la vue particulières choisies, est montrée ci-après. Cette image constitue donc l'observable modélisé, qui sera comparé à l'observable expérimental (une image infrarouge réelle) afin de tenter d'estimer les températures ou les émissivités réelles des surfaces de la scène objet.

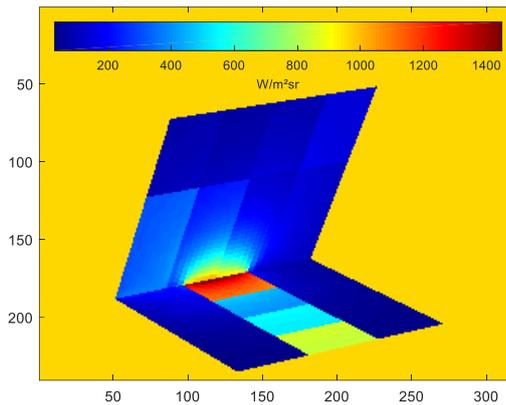


Figure 2.31 –Image en luminance de la scène thermique décrite précédemment. Cette image est l'image infrarouge synthétique (« modèle ») qui sera comparée à une image infrarouge expérimentale.

2.2.4. Améliorations de la méthode des radiosités

Il existe des améliorations de la méthode des radiosités qui permettent notamment d'améliorer la précision du modèle direct sur une région d'intérêt (ROI pour « Region Of Interest » en anglais) choisie mais en calculant une solution plus grossière loin de cette ROI. Cela permet d'obtenir un temps de calcul moindre pour une solution équivalente sur la ROI. Une de ces méthodes est la méthode hiérarchique.

2.2.4.1. Méthode hiérarchique

Le principe de la méthode hiérarchique consiste à considérer que tous les échanges radiatifs de la scène n'ont pas la même influence sur le calcul de la solution et donc que tous les échanges n'ont pas besoin d'être évalués avec le même niveau de détail. Les échanges qui ont moins d'impact peuvent être calculés de façon grossière tandis que le niveau de détails le plus fin est conservé pour les échanges qui ont le plus d'influence avec une ROI.

L'application de cette méthode repose sur la construction d'un maillage multirésolution de la scène qui permet aux différentes mailles d'interagir aux échelles adaptées. Le maillage de départ est voulu le plus grossier possible et les niveaux suivants de maillages sont des subdivisions de ce maillage initial. Une subdivision d'un élément du maillage de départ crée un nouveau niveau de détail de cet élément, chaque subdivision de cet élément pouvant à son tour être divisée. Ainsi, les mailles initiales constituent les racines d'une arborescence où chaque étage correspond à un niveau de détail (Figure 2.32). Le but de la subdivision des éléments est donc de pouvoir affiner les échanges de façon « contrôlée » sur les éléments qui ont le plus d'influence sur la solution à calculer (LE BOHEC, et al., 2019), (COHEN & WALLACE, 1995), (SMITS, et al., 1992).

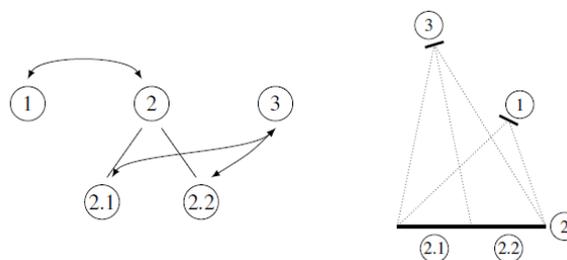


Figure 2.32 – Exemple de configuration où les échanges (figurés à droite par des cônes) se font à différents niveaux de détail. L'échange entre les éléments 1 et 2 n'a pas été raffiné alors que celui entre les éléments 2 et 3 l'a été une fois. L'élément 2 interagit donc lui-même avec l'élément 1 tandis qu'il interagit avec l'élément 3 par l'intermédiaire de ses « enfants » (mailles 2.1 et 2.2) (LE BOHEC, et al., 2019)

Le raffinement des échanges se fait grâce à un critère de seuil fixé arbitrairement et qui permet de déterminer si un échange nécessite une subdivision en plusieurs enfants, notamment pour calculer plus précisément un éclairage.

2.2.4.2. Facteurs de Gebhart

L'esprit du calcul hiérarchique d'une scène radiative consiste donc déjà à minimiser les efforts de raffinement des différents patches en privilégiant les liens qui ont un fort poids sur la précision de la solution complète. (LE BOHEC, et al., 2020) a rajouté une considération à cette démarche : puisque nous ne sommes pas intéressés par la solution en radiativité dans toute la scène thermique mais essentiellement dans la partie de la scène vue par la caméra, voire seulement sur une région d'intérêt (ROI-3D : Région of Interest dans la scène objet 3D) de ce domaine, il serait pertinent d'avoir de l'information sur les « liens radiatifs » importants entre les éléments de la ROI-3D et ceux du reste de la scène. Autrement dit, il serait intéressant de savoir par quels patches sont majoritairement éclairés les patches de la ROI-3D.

L'outil des facteurs de forme qui gère le calcul de l'éclairage d'un patch donné en pondérant les radiosités des éléments que ce patch peut « voir » directement (équation (2.12)), peut sembler intéressant pour cette recherche. Mais les facteurs de forme sont purement géométriques et ne dépendent que de la position relative des surfaces. Ils permettent donc de savoir quels éléments j (variables) envoient leur radiativité « directement » vers l'élément k (fixe), voir ci-après l'exemple pour le patch #700 sur S_i .

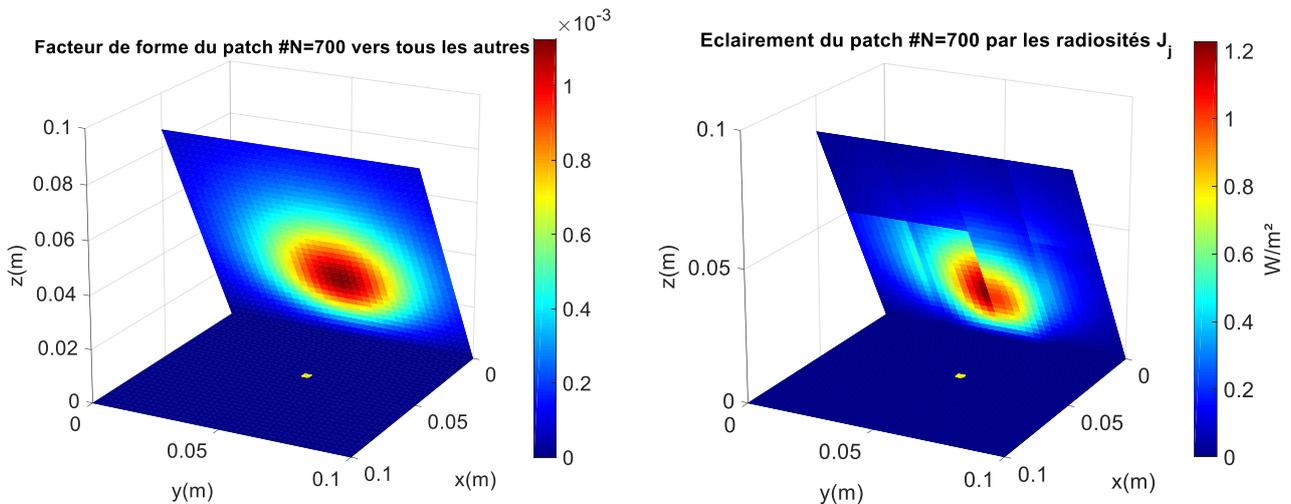


Figure 2.33 – Gauche : Rappel des Facteurs de forme $F_{700 \rightarrow j}$ du patch #700 (matérialisé en jaune sur S_i) vers tous les autres. Droite : Eclairage du patch #700 par chacun des autres, calculé avec ces facteurs de Forme (chemins « directs ») selon $E_{700 \text{ par } j} = F_{700 \rightarrow j} J_j$, rappelé en premier partie de l'équation (2.18). L'éclairage complet du patch #700 vaut $315,8 W/m^2$ dont $9,1 W/m^2$ (5%) par la radiativité de l'environnement noir à $363K$.

$$E_{700} = \sum_{j=1}^N F_{700 \rightarrow j} J_j = \sum_{j=1}^N G_{700 \rightarrow j} M_j^0 \quad (2.18)$$

Cette façon de calculer toutes les contributions à l'éclairage complet du patch #700 ne renseigne pas sur les « émetteurs initiaux » dont le rayonnement finit par arriver sur ce patch. En effet, les radiosités qui éclairent ce patch contiennent des flux réfléchis émis originellement par d'autres éléments.

A ce stade, il est alors intéressant d'utiliser d'autres facteurs qui lient deux éléments dans une enceinte : les facteurs de Gebhart (ou facteurs d'absorption). Ils peuvent être vus comme une évolution

des facteurs de forme pour prendre en compte des propriétés radiatives des surfaces de la scène. Le facteur d'absorption G_{ij} entre les surfaces S_i et S_j représente la fraction d'énergie émise par S_i qui est absorbée par S_j de façon directe ou après de multiples réflexions (Figure 2.34).

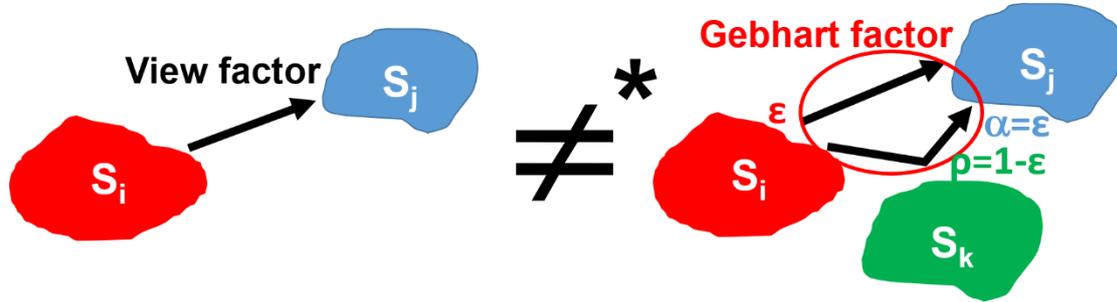


Figure 2.34 – (Gauche) les facteurs de forme conventionnels comparés aux facteurs d'absorption (Droite) prenant en compte tous les chemins radiatifs possibles

Les facteurs de Gebhart se calculent selon (SIEGEL & HOWELL, 2002) :

$$G_{ij} = F_{ij}\epsilon_j + \sum_{k=1}^N \rho_k F_{ik} G_{kj} \quad (2.19)$$

où $F_{ij}\epsilon_j$ représente la fraction du flux émis par i directement absorbé par j , $\sum_{k=1}^N \rho_k F_{ik} G_{kj}$ est la fraction du flux émis par i et réfléchi sur les autres surfaces (y compris elle-même) puis absorbé par j .

La matrice \mathbf{G} $[N \times N]$ des facteurs de Gebhart est de même taille que celle des facteurs de forme \mathbf{F} $[N \times N]$. Elle se calcule en résolvant le système linéaire :

$$\mathbf{m}[N \times N] \cdot \mathbf{G}[N \times N] = \mathbf{F}[N \times N] \cdot \boldsymbol{\epsilon}[N \times N] \quad (2.20)$$

avec $\mathbf{m}[N \times N] = \mathbf{I}[N \times N] - \mathbf{F}[N \times N] \cdot \mathbf{R}[N \times N]$

où $\boldsymbol{\epsilon}$ et \mathbf{R} sont respectivement les matrices diagonales des émissivités et des réflectivités. Les facteurs de Gebhart sont aussi reliés entre eux par deux relations similaires aux facteurs de forme :

- Une relation de réciprocité $\epsilon_j S_j G_{ji} = \epsilon_i S_i G_{ij}$
- Une relation d'enceinte pour tous les facteurs au départ d'un même élément S_k (tous les éléments de la ligne k de la matrice \mathbf{G}) : $\sum_{j=1}^N G_{kj} = 1$

Ces facteurs de Gebhart peuvent être utilisés dans le calcul des seuils de la méthode hiérarchique afin de ne plus prendre en compte seulement l'aspect géométrique des facteurs de forme mais également les propriétés radiatives des surfaces. En effet, les facteurs de Gebhart $G_{700 \rightarrow j}$ correspondant à la ligne 700 de la matrice \mathbf{G} , permettent de connaître le poids donné à la source d'émittance noire dans l'éclairage du patch #700, que cette source éclaire directement ce patch ou bien qu'elle soit réfléchi de multiples fois avant, par d'autres éléments de l'enceinte (équation (2.18)). La figure suivante montre à gauche les facteurs $G_{700 \rightarrow j}$. On constate bien que le patch #700 peut avoir un lien non nul avec des éléments de la même surface que lui (S_l , proches de l'arête de l'onglet) alors que leur facteur de forme est nul (pas de lien direct). A droite, quand on multiplie ces facteurs par les émittances noires correspondantes M^0 (équation (2.18)), on constate qu'une des sources majeures d'éclairage du patch est sur la même surface que lui, près de l'arête. Elle l'éclaire donc par réflexion sur S_2 , comme symbolisé

par la flèche jaune. La puissance des facteurs de Gebhart réside donc dans l'aptitude à connaître les principales sources originelles d'éclairage d'un élément.

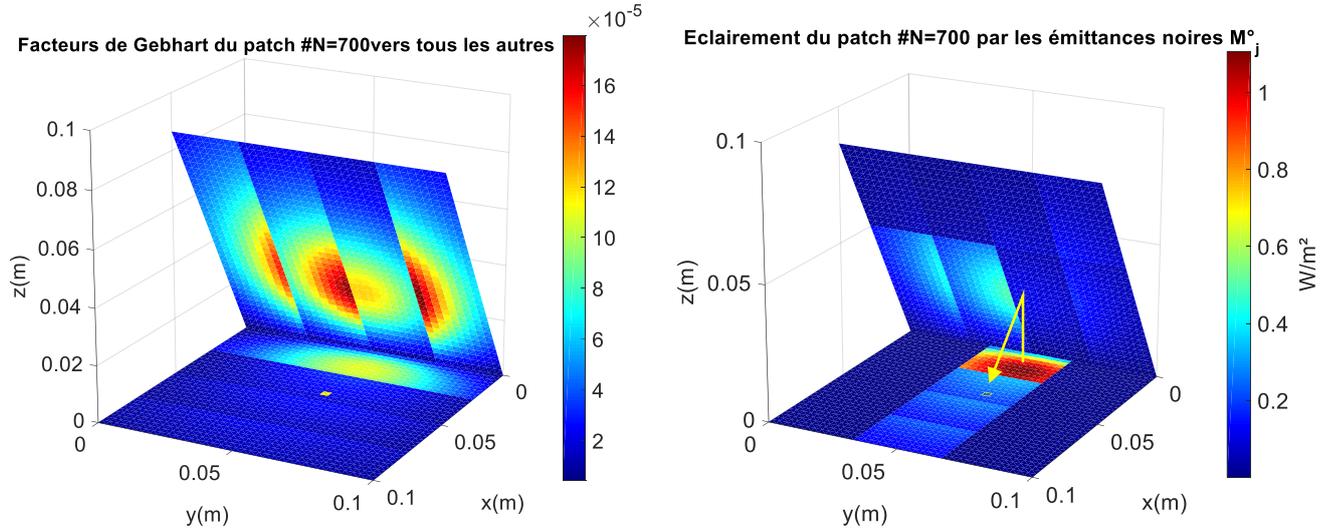


Figure 2.35 – Gauche : Facteurs de Gebhart $G_{700 \rightarrow j}$ du patch #700 (matérialisé en jaune sur S_1) vers tous les autres. Droite : Eclairage du patch #700 par chacun des autres, calculé avec ces facteurs de Gebhart (chemins « directs » et « indirects ») selon $E_{700 \text{ par } j} = G_{700 \rightarrow j} M_j^0$, rappelé en deuxième partie de l'équation (2.18). L'éclairage complet du patch #700 vaut $315,8 W/m^2$ dont $14,4 W/m^2$ (5%) par l'émittance noire M^0 de l'environnement noir à $363K$.

On comprend donc l'intérêt de ces facteurs lorsqu'il s'agit de sélectionner les liens les plus importants entre les patches d'une région d'intérêt et tous les autres patches dans la scène. Par ailleurs, ces facteurs d'absorption peuvent également être utilisés pour reformuler l'équation discrète des radiosités (LE BOHEC, et al., 2020) sous une forme explicite :

$$J_i = \varepsilon_i M_i^0 + \rho_i \sum_{k=1}^N G_{ij} M_j^0 \quad \text{pour } i = 1 \text{ à } N \quad (2.21)$$

$$J = M + RGM^0 \text{ sous forme matricielle}$$

Cette formulation de la solution est qualifiée d'explicite car elle ne demande pas la résolution d'un système linéaire contrairement à la formulation 2.7 ou 2.11. L'inversion d'un système linéaire a eu lieu pour le calcul de la matrice des facteurs de Gebhart, mais n'est pas à renouveler si les émissivités (et donc les réflectivités) ne changent pas. Mais si la température contenue dans les termes d'émittance noire M^0 change, le recalcul de la solution s'effectue par un simple produit matriciel.

2.3. Conclusion

Il existe plusieurs méthodologies afin de produire une image infrarouge modélisée qui cherche à mimer une image expérimentale. Il y a tout d'abord les codes basés sur un lancer de rayons et la méthode de Monte-Carlo tels que le logiciel SPEOS. Ces codes permettent de prendre en compte un nombre conséquent de sources en s'affranchissant d'une discrétisation des environnements radiatifs considérés et permettent donc de traiter des environnements grands tels que les tokamaks (plusieurs dizaines de m^2 jusqu'à des centaines de m^2). Avec un tel code il est possible de traiter des champs de température complexes, des modèles de réflectance et d'émission avancés tout en prenant en compte les « vraies » géométries des machines et de leurs composants (géométries issues des maquettes numériques conçues

par ordinateur). Cependant, de tels codes sont coûteux en temps de calcul (de plusieurs heures de simulation pour des simulations avec moins de sources et moins de rayons lancés jusqu'à plusieurs dizaines d'heures pour des simulations plus complexes) et il n'est pas possible d'envisager leur utilisation dans le cadre d'un traitement en quasi temps réel des films infrarouges des machines de fusion surtout lorsqu'un grand nombre de rayons est nécessaire afin d'obtenir un résultat avec une bonne précision.

Il existe également des modèles plus simples tels que la méthode des radiosités basée sur le calcul des facteurs de forme entre les facettes d'une scène radiative. A la différence des codes Monte-Carlo qui calculent une solution pour une vue donnée, la méthode des radiosités résout le champ de radiosités de la scène entière et le calcul de la vue intervient ensuite et est très peu coûteux (de l'ordre de quelques secondes) et permet donc de changer de vue aisément pour une même scène radiative. Cela permet donc de pouvoir approcher d'une application temps réel bien que ces temps de calculs doivent être encore améliorés. Cependant, la méthode des radiosités ne peut traiter que des matériaux diffus en émission et en réflexion et ne peut pas prendre en compte un grand nombre de surfaces élémentaires et donc une discrétisation fine au risque de demander un temps de calcul des facteurs de forme très coûteux (plusieurs dizaines d'heures) et de générer des matrices trop grandes pour être utilisées (trop de mémoire vive requise au-delà de $[20\ 000 \times 20\ 000]$). En revanche, il est possible d'améliorer la méthode des radiosités grâce à l'introduction d'une hiérarchie dans le calcul des facteurs de forme afin de privilégier les échanges les plus importants vis-à-vis d'une région d'intérêt. Cette démarche de priorisation dans la hiérarchie tire avantage de l'utilisation des facteurs de Gebhart, plus riches d'informations que les facteurs de forme puisque qu'ils renseignent sur le lien radiatif entre deux éléments de la scène en tenant compte de tous les chemins réfléchissants possibles s'appuyant sur tous les éléments de la scène.

Chapitre 3

Interprétation des images infrarouges avec le modèle MCRT

Ce chapitre présente l'application du modèle dit MCRT utilisant un code de lancer de rayon Monte Carlo (« Monte Carlo Ray Tracing » ou MCRT) pour l'aide à l'interprétation des images infrarouges expérimentales de WEST et d'ASDEX Upgrade. Comme expliqué dans le Chapitre 2, les lancers de rayons sont des techniques répandues pour générer des images avec un degré de réalisme élevé à condition d'avoir une bonne statistique et des modèles d'interaction lumière-matière réalistes. En comparant les images expérimentales avec les images simulées, nous verrons dans ce chapitre comment les propriétés optiques et thermo-radiatives des matériaux influent sur l'image résultante et sa compréhension. En jouant sur les paramètres d'entrée que sont les modèles de réflexion et d'émission des matériaux, nous procédons ainsi à une première méthode d'inversion « d'ordre 0 » qualitative qui va permettre d'identifier les faux points chauds générés par réflexions (section 3.2), reconnaître les phénomènes d'émissions (section 3.3). Une dernière section est consacrée à l'estimation des erreurs de mesures quantitative des systèmes d'imagerie IR dans ces environnements.

3.1. Simulations des images IR

Nous allons d'abord détailler dans cette section les paramètres détaillés des simulations des deux machines WEST et ASDEX Upgrade. Trois modèles d'entrée sont nécessaires pour les simulations de lancer de rayon : (1) un modèle de scène thermique décrivant la distribution 3D en température des différentes sources émettant dans l'infrarouge (2) un modèle optique et thermo-radiatif des matériaux (3) un modèle de caméra.

3.1.1. WEST - Paramètres de la simulation

3.1.1.1. Modélisation de la source

Concernant la modélisation thermique de WEST, le scénario plasma simulé est un scénario avec un point X proche du divertor, un courant plasma $I_p = 800kA$, la puissance conduite par les particules est de $5MW$, la longueur de décroissance exponentielle (λ_q) est de $5mm$ (Figure 3.1).

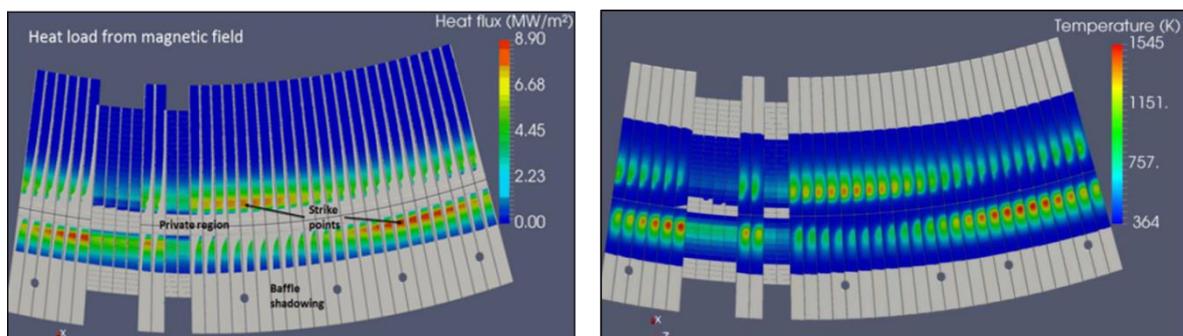


Figure 3.1 – Gauche : Champ de dépôt de flux calculé grâce au code de champ magnétique correspondant au scénario plasma simulé. Droit : Champ de température résultat du dépôt de flux modélisé.

Les simulations de WEST comportent 66 sources thermiques décrites dans la Table 3.1. Il y a de nombreuses sources dans la simulation car un même composant peut être décomposé en plusieurs sous-composants en fonction des matériaux qui les constituent. Par exemple, une antenne de chauffage est constituée de protections latérales elles-mêmes constituées de surfaces frontales (faisant directement face au plasma) et de surfaces latérales (situées entre les tuiles), d'un écran de Faraday (pour les antennes ioniques), de voies actives et de voies passives (pour les coupleurs hybrides), de tuyaux de refroidissement, de plaques de support et de plaques de protection latérales. Le champ de température sur le divertor provient des calculs de code de tracé de champ magnétique – PCFFLUX (décrit en section 2.1.1). La température du reste des composants est fixée à une température uniforme.

Les 3 premières colonnes de la Table 3.1 donne, pour chaque composant/source, la valeur de l'émissivité normale dans le filtre de la caméra, la température du composant si elle est uniforme considérée en entrée de la simulation photonique. Lorsqu'une simulation est terminée, il est également possible d'appliquer un post-traitement au résultat pour modifier la température de la source sans avoir à relancer le tracé de rayon. A noter que cela est possible uniquement pour les températures (le problème étant linéaire). Un changement d'émissivité de la source nécessiterait en revanche de relancer le tracé de rayon. Les 3 dernières colonnes du tableau donnent la température finale considérée pour les simulations présentées en section 3.2, la puissance de la source en W correspondante.

Table 3.1 – Tableau des caractéristiques des sources présentes dans les simulations de WEST. La partie droite du tableau correspond aux nouvelles caractéristiques calculées post-simulation afin de mieux recoller aux images issues de l'expérience en modifiant le ratio de puissance de certaines sources.

Source	Emissivité	Température (°C)	Luminance ($W.m^{-2}.sr^{-1}$)	Puissance (W)	Ratio ($m^2.sr^{-1}$)	Nouvelle température	Luminance ($Wm^{-2}.sr^{-1}$)	Nouvelle puissance (W)	Ratio (%)
FCI bumper (front face) A1W	0,15	300	3,5861011	240,07	66,9446	300	3,5861011	240,07	100
FCI bumper (lateral face)	0,15	300	3,5861011	322,725	89,8933	90	0,1271014	11,438272	3,54
FCI Faraday Screen	0,03	150	0,0924915	18,6103	201,211	150	0,0924915	18,6103	100
FCI pipes	0,3	90	0,2542028	292,757	1151,67	90	0,2542028	292,757	100
FCI plaques ext	0,3	90	0,2542028	50,0175	196,762	90	0,2542028	50,0175	100
FCI plaques	0,3	135	0,6939277	191,391	275,808	90	0,2542028	70,111235	36,63
FCI Faraday tubes	0,03	150	0,0924915	19,6428	212,374	150	0,0924915	19,6428	100
FCI bumper (front face) A3W (max)	0,15	300	3,5861011	240,035	66,9348	500	16,131073	1079,7303	449,82
FCI bumper (lateral face)	0,15	300	3,5861011	322,726	89,9936	90	0,1271014	11,438307	3,54
FCI Faraday Screen	0,03	150	0,0924915	15,833	171,183	150	0,0924915	15,833	100
FCI pipes	0,3	90	0,2542028	291,427	1146,44	90	0,2542028	291,427	100
FCI plaques ext	0,3	90	0,2542028	50,0569	196,918	90	0,2542028	50,0569	100
FCI plaques	0,3	135	0,6939277	191,436	275,873	100	0,3244747	89,513849	46,76
FCI Faraday tubes	0,03	150	0,0924915	19,5448	211,314	150	0,0924915	19,5448	100
C3_Bumper front	0,15	300	3,5861011	240,06	66,9418	300	3,5861011	240,06	100
C3_bumper lateral	0,15	300	3,5861011	322,782	90,0092	300	3,5861011	322,782	100
C3 Pipes	0,3	90	0,2542028	285,958	1124,92	90	0,2542028	285,958	100
C3 Plaques ext	0,3	90	0,2542028	50,0595	196,927	90	0,2542028	50,0595	100

C3_Plaques	0,3	90	0,2542028	191,602	753,737	90	0,2542028	191,602	100
C3_Voies actives	0,2	300	4,7814681	41,6155	8,70350	300	4,7814681	41,6155	100
C3_Voies passives	0,3	300	7,1722022	238,923	33,3124	300	7,1722022	238,923	100
Divertor haut	0,1	90	0,0847343	625,94	7387,09	90	0,0847343	625,94	100
Baffle	0,15	90	0,1271014	1025,2	8066,00	90	0,1271014	1025,2	100
IVP_HFS protection	0,3	90	0,2542028	3378,38	13290,1	90	0,2542028	3378,38	100
IVP_LFS protection	0,3	90	0,2542028	13203,9	51942,4	90	0,2542028	13203,9	100
VVC_Vacuum Vessel	0,3	90	0,2542028	24747,6	97353,8	90	0,2542028	24747,6	100
IVP_Inner Bumpers front	0,15	200	1,0568077	863,384	816,974	110	0,2044668	167,04394	19,35
IVP_Inner Bumpers lateral	0,15	200	1,0568077	415,864	393,510	110	0,2044668	80,459636	19,35
IVP_Inner Bumpers plaques	0,2	200	1,4090769	165,524	117,470	90	0,1694685	19,907437	12,03
IVP_Outer Bumper front	0,15	200	1,0568077	172,041	162,793	110	33,285777	33,285777	19,35
IVP_Outer Bumper lateral	0,15	200	1,0568077	100,649	95,2387	110	19,473148	19,473150	19,35
IVP_Outer Bumper plaques	0,2	200	1,4090769	172,016	122,077	90	0,1694685	20,688224	12,03
DVT_Ripple Horiz	0,15	200	1,0568077	405,12	383,343	200	1,0568077	405,12	100
DVT_Ripple Vert	0,2	200	1,4090769	90,4734	64,2076	150	0,6166102	39,591043	43,76
DVT_Ripple Plaques	0,15	90	0,1271014	146,757	1154,65	90	0,1271014	146,757	100
IVP_Ripple jonction	0,2	200	1,4090769	75,5423	53,6112	200	1,4090769	75,5423	100
Upper pipes hot	0,3	540	39,950750	1336,37	33,4504	270	5,2102303	174,28847	13,04
Upper pipes cold	0,3	90	0,2542028	367,318	1444,98	90	0,2542028	367,318	100
Q1_Low Div	0,1	1000	61,490528	166,187	2,70264	1500	280,21953	757,33360	455,71
Q1_Low Div Rounds	0,15	470	13,542231	42,3532	3,12749	635	102,82120	321,66616	759,48
Glow Electrode 1	0,3	550	42,011684	87,379	2,07987	400	16,975234	35,306344	40,41
Glow Electrode 3	0,3	550	42,011684	86,2837	2,05380	400	16,975234	34,863777	40,41

3.1.1.2. Modélisation des matériaux

La Figure 3.2 présente une vue synthétique des composants et matériaux vus depuis la visée tangentielle. Les matériaux principaux constituant les CFP sont le tungstène (massif ou le plus souvent sous forme d'une couche d'enrobage déposée sur les matériaux) et l'acier inox (SS pour « Stainless Steel »). Il existe toutefois des exceptions pour les matériaux des antennes de chauffage qui présentent de l'argent pour les écrans de Faraday des antennes cyclotroniques ioniques et du cuivre pour les coupleurs hybrides.

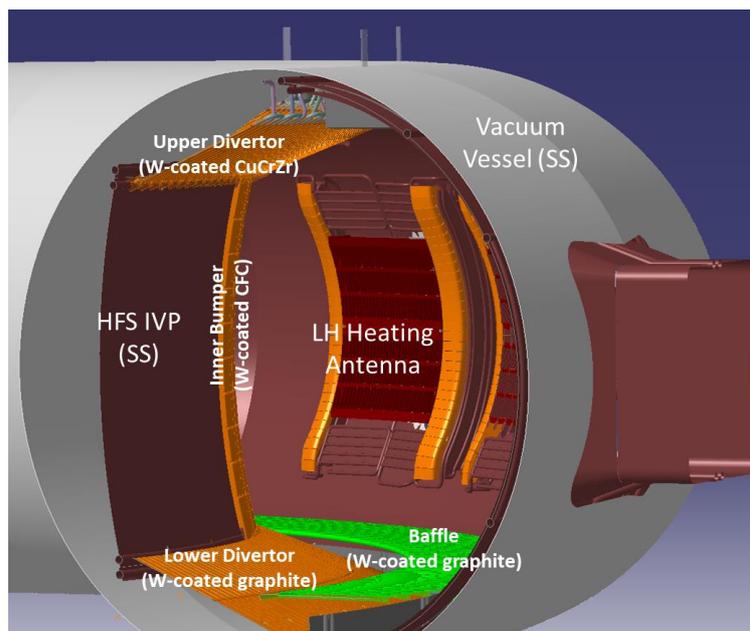


Figure 3.2 – Maquette numérique simplifiée de WEST avec les principaux composants face au plasma inclus dans les simulations photoniques et le matériau qui leur est associé.

La Table 3.2 présente les caractéristiques des principaux composants de WEST utilisées en entrée de la simulation WEST. Les valeurs d'émissivité et le modèle de réflectance sont ajustés aux mesures expérimentales réalisées en laboratoire sur des échantillons de Tungstène (BEN YAALA, et al., 2021). Les propriétés des autres composants sont issues de la littérature (TOULOUKIAN, 1967).

Table 3.2 – Tableau des caractéristiques des principaux composants face au plasma de WEST incluant leur matériau, la rugosité quand elle est mesurée, l'émissivité mesurée en laboratoire à $\lambda=4\mu m$, la puissance N du cosinus du modèle d'émission et le modèle de réflexion mesurée à $\lambda=2\mu m$.

WEST components	Materials	MEASUREMENT				Parameters used for simulation		
		<i>Ra</i>	<i>Emissivity</i> @4 μm	<i>N power Emissivity</i>	<i>Reflectance model @ 2 μm</i>	<i>Emissivity</i>	<i>N power emissivity</i>	<i>Reflectance</i>
Lower Divertor	W-coated graphite	1800nm (IU-442-15) 1115nm (M103)	0.03 (IU-442-15) 0.09 (M103)	- N=1.5	Specular but with max R shifted Highly Specular (8°)	0.1	1	Specular (7°) Specular (7°)
Baffle	W-coated graphite	-	-	-	-	0.1	1	Specular (7°)
Inner bumper	W-coated CFC (PVD)	3200 nm 6200 nm	0.16 (IU-442-24) 0.09 (IU-442-17)	-	Specular but with max R shifted	0.15	1	Specular (7°)
Outer bumper (LPA)	W-coated CFC (PVD)	3200 nm	0.16 (IU-442-24)	-	-	0.15	1	Specular (7°)
Upper divertor	W-coated CuCrZr	-	-	-	-	0.1	1	Specular (7°)
In-Vessel Protection	SS	-	-	-	-	0.3	1	Specular (12°)
Vacuum Vessel	SS	-	-	-	-	0.3	1	Specular (12°)
Heating antenna bumper	W-coated CFC (VPS)	-	-	-	-	0.15	1	Specular (7°)
Heating antenna	Ag Coating	-	-	-	-	0.03	-	Specular(2°)
FCI Faraday screen	Copper/SS	-	-	-	-	0.2/0.3	1	Specular(12°)
LH screen	-	-	-	-	-	-	-	-

3.1.1.3. Modélisation de la caméra

Figure 3.3 présente une vue CAO des caméras installées dans WEST pour les visées observant l'antenne, un secteur du divertor et une visée tangentielle grand angle. Table 3.3 donne les principales caractéristiques des caméras modélisées dans WEST.

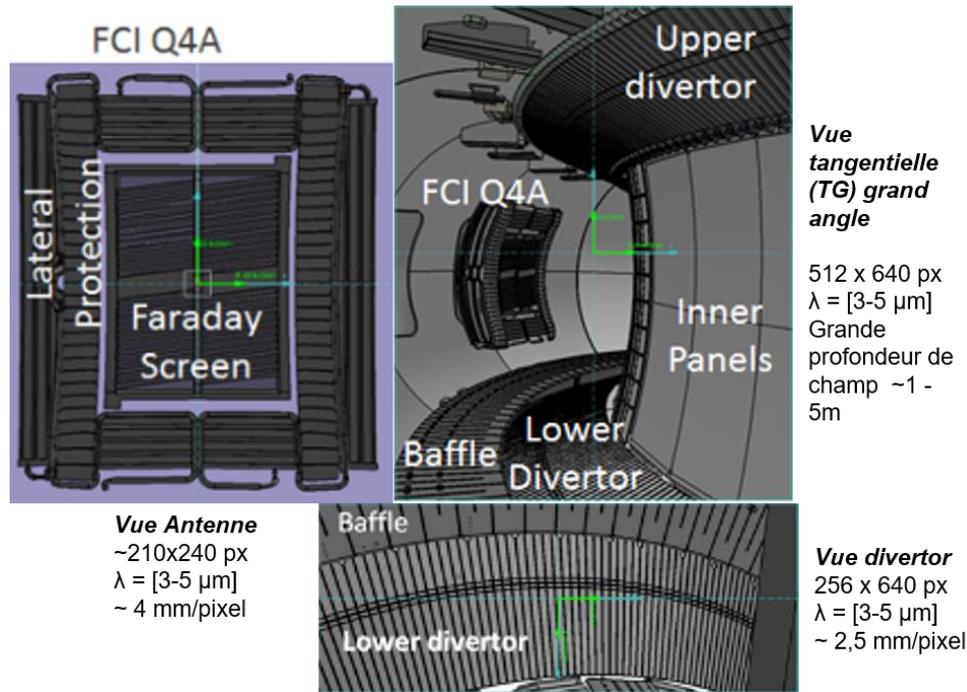


Figure 3.3 – Vues caméra de WEST dans l’environnement CAO de la machine avec les caractéristiques principales des visées.

Table 3.3 – Tableau des caractéristiques des trois types de visées installées dans WEST.

	WEST divertor view	WEST Tangential View	WEST antenna view
Detector size	256 x 640 of 15 μm (half sensor size)	512x640 of 15 μm	512x640 of 15 μm
Focal	9,8 mm	10.65 mm	4.7 mm
Spectral bandwidth	4.3-4.4 μm	4.3-4.4 μm	4.3-4.4 μm

3.1.2. ASDEX Upgrade - Paramètres de la simulation

3.1.2.1. Modèle de source

Comme vu en section 2.1.4, le champ 3D de température sur le divertor utilisé en entrée de la simulation photonique de AUG est généré à partir d’une image expérimentale haute résolution zoomant sur une tuile du divertor. Le motif thermique extrait de cette image est répliqué sur toutes les tuiles du divertor. Nous attirons l’attention sur le fait que les températures déduites de l’image expérimentales peuvent également être faussées par des phénomènes de réflexion et/ou des phénomènes d’émission variable (émissivité non uniforme, modèle d’émission non uniforme). En conséquence de quoi, les simulations ne peuvent être comparées aux images expérimentales que de manière qualitative et permettent surtout de comprendre la propagation des réflexions dans ce Tokamak qui possède une géométrie différente de WEST et similaire à celle d’ITER.

Les simulations effectuées pour AUG comportent 58 sources thermiques décrites dans la Table 3.4. Chaque source est caractérisée par sa température, la valeur de l’émissivité normale (constante sur la bande du filtre) et le modèle de diagramme d’émission modélisé comme une loi en cosinus de puissance N . Hormis le divertor qui reçoit le maximum de flux, la température du reste des composants de AUG

est fixée uniforme en entrée de la simulation. On notera une température plus élevée fixée sur les bords de tuiles du divertor côté faible et fort champ. Nous verrons en section 3.3 si cette hypothèse suffit pour reproduire les motifs très lumineux observés dans l'image expérimentale sur les bords de tuile.

La Table 3.4 présente les caractéristiques principales de ces différentes sources en termes de températures, d'émissivités et de modèle d'émission. La modélisation thermique d'AUG est simple à l'heure actuelle avec un champ de température non uniforme sur les surfaces du divertor où se situent les points d'impact avec les lignes de champ magnétique et un champ uniforme pour tous les autres composants. Certaines surfaces du divertor sont volontairement plus chaudes côté intérieur afin de reproduire certains motifs lumineux, ces températures plus élevées s'accompagnent de modèles d'émission différents des autres sources afin d'exacerber les phénomènes responsables de ces motifs.

Table 3.4 – Tableau des caractéristiques principales des sources présentes dans les simulations de WEST. La bande passante de la caméra est $[4,3\mu\text{m}, 4,4\mu\text{m}]$.

Source	Emissivité	Température (°C)	Puissance N du cosinus
Lower divertor bulkW sectors	0,1	1600 (max)	1
Upper divertor	0,1	90	1
Heat shields (Eurofer)	0,3	90	1
Heat shields (W-coating)	0,1	90	1
LFS Protection	0,1	90	1
LFS Protection supports	0,3	90	1
ICRH1 Faraday screen	0,1	90	1
ICRH1 Lateral protection front	0,1	90	1
ICRH1 Lateral protection lateral	0,1	90	1
ICRH1 Protection plates	0,1	90	1
ICRH1 Faraday tubes	0,3	90	1
ICRH2 Faraday screen	0,1	90	1
ICRH2 Lateral protection front	0,1	90	1
ICRH2 Lateral protection lateral	0,1	90	1
ICRH2 Protection plates	0,1	90	1
ICRH2 Faraday tubes	0,3	90	1
ICRH3 Faraday screen	0,1	90	1
ICRH3 Lateral protection front	0,1	90	1
ICRH3 Lateral protection lateral	0,1	90	1
ICRH3 Protection plates	0,1	90	1
ICRH3 Faraday tubes	0,3	90	1
ICRH4 Faraday screen	0,1	90	1
ICRH4 Lateral protection front	0,1	90	1
ICRH4 Lateral protection lateral	0,1	90	1
ICRH4 Protection plates	0,1	90	1
ICRH4 Faraday tubes	0,3	90	1
Lower divertor ISP sectors	0,1	1600 (max)	1
Lower divertor outer sectors	0,1	90	1
Lower divertor Dome sectors	0,1	90	1
Lower divertor Inner lower sectors	0,1	250	0,2
Lower divertor Inner upper sectors	0,1	90	1
Lower divertor Inner rounds	0,6	250	6
Lower divertor Outer rounds	0,1	90	1

3.1.2.2. Modèle de matériaux

Les dernières simulations effectuées pour AUG disposent de 58 sources thermiques afin de modéliser les principaux composants face au plasma de la machine (Figure 3.4). C'est également une machine métallique dont les composants sont majoritairement en tungstène ou en acier inox.

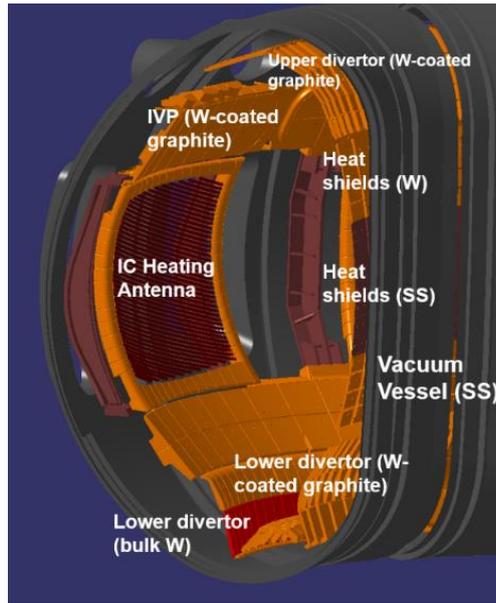


Figure 3.4 – Maquette numérique simplifiée d’ASDEX Upgrade avec les principaux composants face au plasma inclus dans les simulations photoniques et le matériau qui leur est associé

3.1.2.3. Modèle caméra d’ASDEX Upgrade

La Table 3.5 donne les principales caractéristiques de la caméra modélisée dans ASDEX Upgrade.

Table 3.5 – Table des caractéristiques principales de la visée simulée d’ASDEX Upgrade

	AUG IR camera view
Dectector size	512x640 of 30 μm
Focal	32 mm
Spectral bandwidth	4.3-4.4 μm

3.2. Identifier les faux points chauds par réflexion

Nous rappelons que l’objectif de ces simulations permettant de prendre en compte un grand nombre de sources et des paramètres complexes est de pouvoir réaliser une inversion « d’ordre 0 » des images expérimentales, en cherchant à reproduire certains motifs lumineux en modifiant les paramètres d’entrée des simulations (émissivité, réflectance). Il s’agit avant tout d’une comparaison qualitative. L’objectif principal est d’être capable de discriminer les événements thermiques des faux points chauds provenant d’une réflexion.

3.2.1. Simulation de la visée tangentielle grand angle de WEST

Figure 3.5 montre une image expérimentale de la vue tangentielle grand angle de WEST (figure *gauche*) et deux images simulées (figure du milieu et de *droite*) considérant un modèle de réflectance spéculaire ajusté grossièrement aux mesures réalisées en laboratoire et un modèle de réflectance totalement diffus (AUMEUNIER, et al., 2020). La comparaison des 2 images simulées avec l’image expérimentale illustre clairement ici l’impact des propriétés de réflectance des matériaux sur l’apparition

ou non de faux points chauds. Dans le cas diffus (figure de *droite*), si globalement la part du flux réfléchi reste importante dans l'image (>90%), aucun motif de réflexion n'est visible.

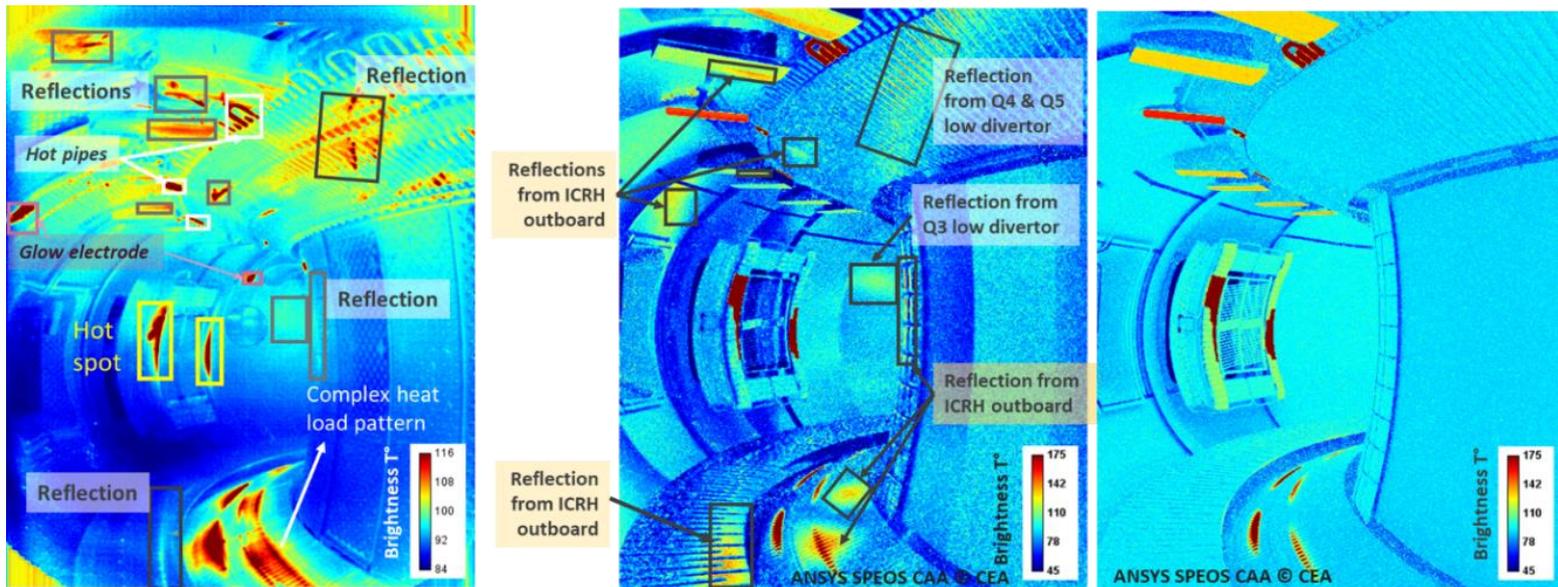


Figure 3.5 – Gauche : Image expérimentale IR de la visée tangentielle grand angle de WEST (choc #55210). Milieu : Image simulée prenant en compte des modèles de réflectance très spéculaires correspondant aux mesures faites en laboratoire (Q3, Q4 et Q5 sont les secteurs de divertor présents). Droite : Image simulée en considérant des réflexions totalement diffuses. (AUMEUNIER, et al., 2020)

Analysons maintenant les images expérimentale et simulée avec des matériaux plus spéculaire. Nous pouvons d'abord identifier les charges thermiques modélisées en entrée de la simulation : (i) sur le divertor bas et les protections latérales de l'antenne modélisés à partir des codes de tracé de ligne de champ magnétiques comme PFCFLUX (section 2.1.1) (ii) au niveau des tuyaux supérieurs chauds exposés aux électrons rapides s'échappant du plasma (BASIUK, et al., 2001) et (iii) au niveau des électrodes de glow non activement refroidies. Pour les 2 derniers types de sources, il n'existe pas à ce jour de modèle de calcul de référence. Une température uniforme sur l'objet est aussi attribuée et dont la valeur est fixée par retour d'expérience. On remarquera au niveau du divertor bas un motif de charge thermique complexe côté fort champ sur l'image expérimentale : son origine est en cours d'investigation et n'est pas modélisée ici. Regardons maintenant les motifs identifiés par la simulation comme des réflexions et leur origine : les réflexions sur le divertor haut et la paroi côté faible champ sont bien reproduites. Un grand nombre de faux point chauds proviennent également des protections latérales de l'antenne ICRH (Ion Cyclotron Resonance Heating) sur le baffle, sur la partie haute de la machine, sur les limiteurs côté fort champ et sur le divertor bas. Tous les motifs de réflexions ne sont pas reproduits, le modèle de réflectance et d'émissivité des matériaux pouvant avoir varier des mesures laboratoires au fur et à mesure des chocs et des sources chaudes secondaires pouvant ne pas être modélisées.

3.2.2. Simulation de la visée IR de AUG

Figure 3.6 montre une image expérimentale d'une caméra IR de AUG comparée à une image simulée. Là encore, la simulation permet d'identifier et de connaître l'origine des principales réflexions dans l'image : le motif **1** sur le dôme du divertor est une réflexion primaire (le signal se réfléchit directement sur une autre cible avant d'être collecté par la caméra) de la cible divertor côté faible champ (externe), le motif **2** une réflexion provenant toujours du divertor extérieur après avoir été réfléchi deux fois. En revanche, les quelques artéfacts lumineux autour du motif **2** dans l'image

expérimentale n'ont pas été expliqués par les simulations (réflexions possibles de sondes de Langmuir présentes côté intérieur). Le motif **3** sur le divertor intérieur est une combinaison d'une réflexion primaire de la cible divertor côté faible champ et d'une réflexion secondaire de la cible divertor côté fort champ (interne). Enfin, le motif 5 est une réflexion primaire de la cible divertor interne qui passe au-dessus du dôme et arrive sur le divertor côté extérieur.

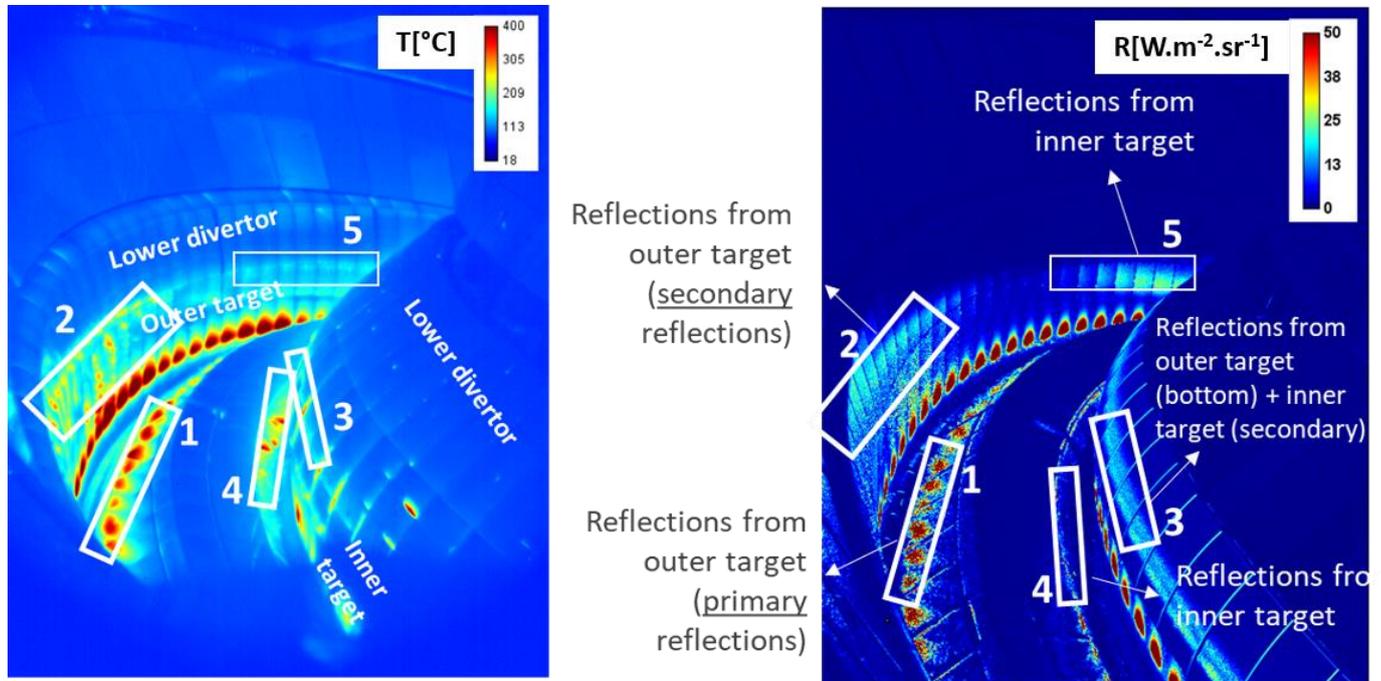


Figure 3.6 – Gauche : Image expérimentale IR (échelle en niveaux numériques) d'AUG (choc #32858, caméra IR du secteur 9). Droite : Image simulée considérant des matériaux hautement réfléchifs et spéculaires (échelle en luminance).

Là encore, que tous les motifs présents dans AUG ne sont pas reproduits et n'ont pas encore été expliqués par les simulations. Par ailleurs, les motifs observés sur les bords des tuiles du divertor côté intérieur (autour du motif **3**) ne peuvent pas être attribués à des réflexions.

3.3. Reconnaître des phénomènes d'émission

Dans le chapitre précédent, nous avons vu comment le modèle de réflectance peut perturber l'interprétation des images infrarouges. Ce chapitre illustre l'impact du modèle d'émission des matériaux.

Une visée temporaire installée dans WEST qui regarde directement le divertor (Figure 3.7 gauche) a permis de mettre en évidence des motifs lumineux « anormaux » au niveau des bords de fuite des aiguilles du divertor externe (Figure 3.7 milieu et droite). Pour comprendre l'origine de ce motif lumineux, trois pistes ont été explorées : (1) un phénomène thermique (2) une réflexion (3) un changement de propriétés thermo-radiative des bords du PFU (Plasma-Facing Unit). La première hypothèse est un dépôt de puissance anormalement élevé sur ces bords dû à une délamination de la surface par exemple ou un échauffement du PFU en profondeur. Ces hypothèses ont rapidement été écartées après inspection in situ des composants (pas de délamination observée) et après des calculs thermiques prouvant qu'un échauffement en profondeur de PFU conduisait à des températures non réalistes sur les côtés du PFU (>400°C) pour être visible depuis les caméras infrarouges.

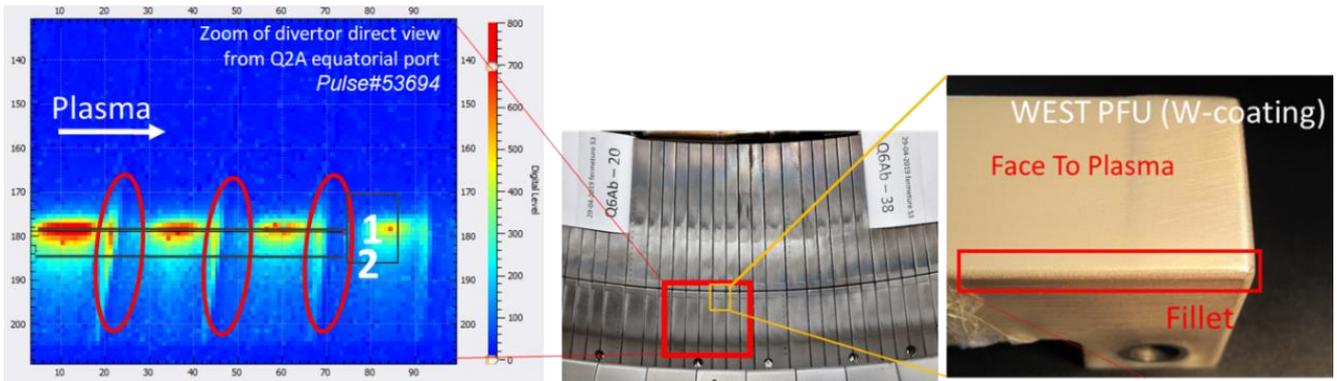


Figure 3.7 – Gauche : Zoom de la vue directe du divertor bas dans WEST située dans un port équatorial du secteur Q2A : un motif non attendu est observable sur les congés des aiguilles inertielles du divertor de WEST. Milieu : Photographie du divertor bas de WEST. Droite : Zoom sur une aiguille inertielle du divertor de WEST avec un congé. (AUMEUNIER, et al., 2020)

Une deuxième explication envisagée est une réflexion provenant du PFU voisin (en émission rasante) et réfléchi par le bord du PFU ou encore des multiples réflexions entre les faces latérales des PFU. Figure 3.8 montre trois images simulées zoomant sur 3 PFU de la caméra située dans le port équatorial Q2A prenant en compte ces phénomènes. La première image correspond au flux total collecté par la caméra (incluant le flux émis et réfléchi par la cible), la deuxième ne considère que le flux émis (sans réflexion), la troisième donne la part du flux réfléchi. Figure 3.8 donne les profils de luminance sur les 3 PFU. On voit qu’au bord des PFU où est localisé dans l’image expérimentale le motif lumineux, la part du flux réfléchi est faible (entre 5 et 20%), ce qui ne permet pas d’expliquer cette augmentation locale du flux.

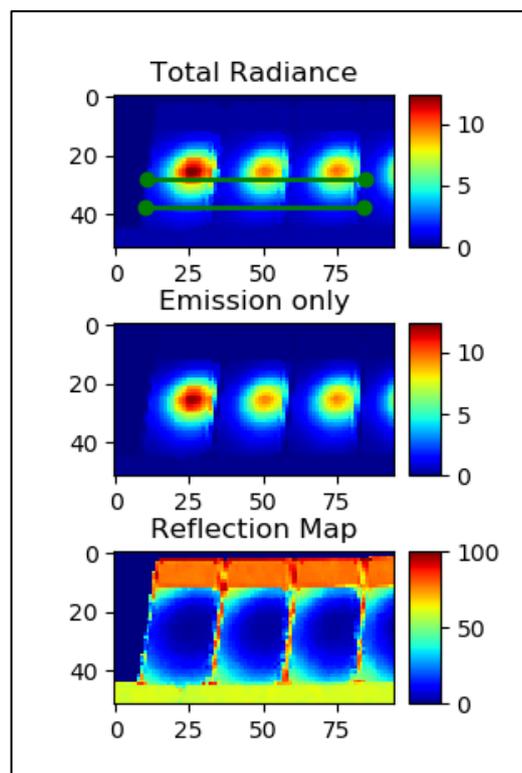


Figure 3.8 – Simulations de la visée directe du divertor bas de WEST située dans un port équatorial du secteur Q2A. Simulations avec émission et réflexions (haut), avec l’émission seule (milieu) et la réflexion (bas, soustraction des deux premières simulations). Les simulations montrent que les motifs sur les congés ne peuvent pas être issus des réflexions. (AUMEUNIER, et al., 19/12/2019)

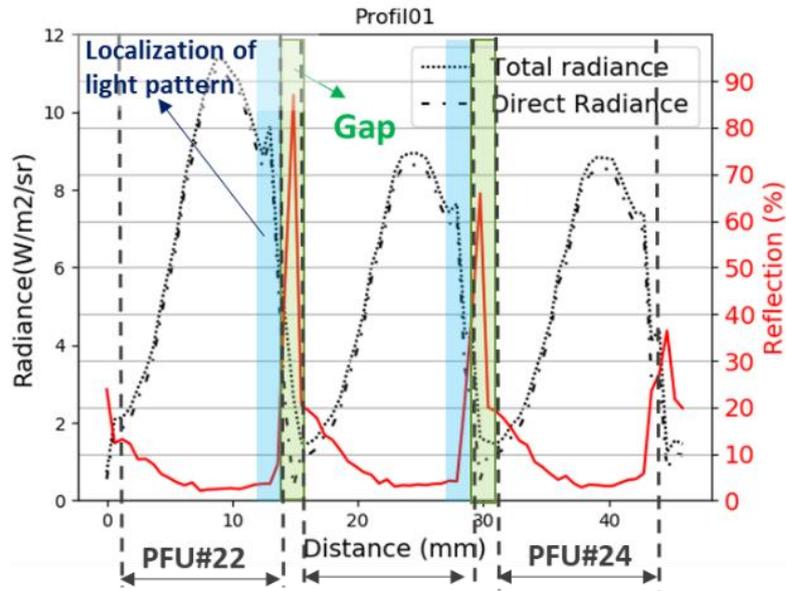


Figure 3.9 – Profil de luminance simulée le long de trois aiguilles inertielles du divertor bas de WEST. La courbe noire en pointillés représente la luminance totale collectée par la caméra. La courbe noire en tirets et pointillés représente la luminance issue de l'émission directe, c'est-à-dire sans réflexions. La comparaison entre ces deux courbes donne la part de flux réfléchi (courbe rouge) qui n'est pas suffisamment importante dans la zone où est localisé le motif lumineux (zone bleue). La zone verte montre les espaces entre les aiguilles. (AUMEUNIER, et al., 2020)

Une troisième hypothèse est un changement du modèle d'émission entre les faces supérieures du PFU et son bord. Figure 3.10 montre 4 images simulées considérant 4 cas : (1) cas où les propriétés d'émission sont identiques pour la face supérieure et le bord du PFU (2) cas où est appliquée une valeur d'émissivité normale différente entre la face supérieure et le bord du PFU (3) cas où la distribution angulaire de l'émissivité (diagramme d'émission) change entre la face supérieure et le bord du PFU (4) cas où à la fois l'émissivité normale et la distribution angulaire changent. Le motif lumineux au bord du PFU est bien reproduit quand on applique une valeur d'émission normale et/ou une dépendance angulaire différente entre la face et le bord du PFU.

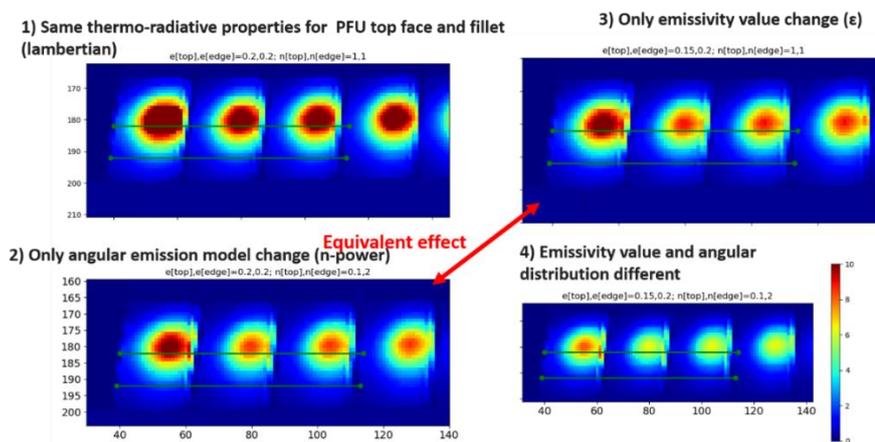


Figure 3.10 – 1) Simulation du zoom de la visée directe Q2A avec les mêmes propriétés thermo-radiative et les mêmes propriétés d'émission pour les surfaces supérieures et les congés. 2) Simulation avec les mêmes propriétés radiatives mais des modèles d'émission différents (puissance de n différentes) pour les deux types de surfaces. 3) Simulation avec la même puissance de n mais des émissivités différentes. 4) Simulation avec des émissivités et des modèles d'émission différents. (AUMEUNIER, et al., 19/12/2019)

La combinaison des deux changements a pour conséquence une augmentation nette de l'émission et donc une bonne reproductibilité des motifs sur les congés comme illustré sur les deux profils en Figure 3.11 : en appliquant une émissivité de 0.15 sur la face supérieure du PFU et de 0.2 sur le bord, et un émission privilégiée directionnelle ($N=2$) pour le bord contre une émission rasante ($N=0.1$) pour la face supérieure, le motif lumineux sur le bord est bien reproduit.

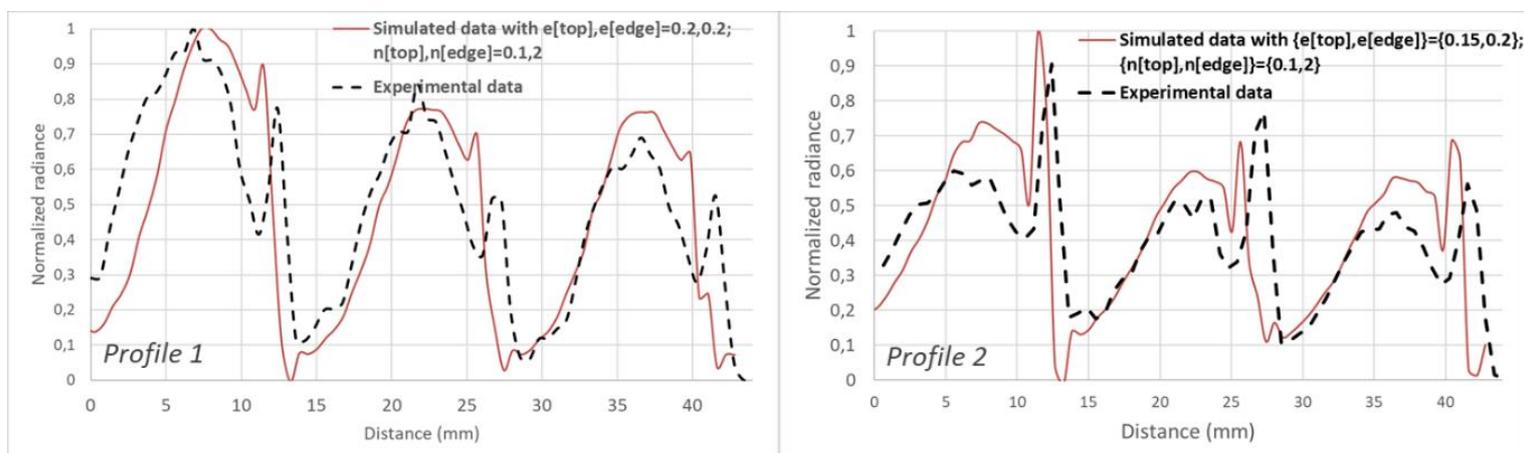


Figure 3.11 – Profils simulés et expérimentaux le long de trois aiguilles inertielles du divertor bas de WEST illustrés sur les Figure 3.7 et Figure 3.10 (l'axe x représente la position en *mm* à partir de l'aiguille 22 (PFU#22)). Gauche : Profil 1 sur le maximum de flux. Droite : Profil 2 en-dessous du maximum de flux. Les courbes noires en tiret représentent les données expérimentales, les courbes rouges sont les profils simulés. Les profils simulés correspondent à peu près aux profils expérimentaux en modifiant les propriétés radiatives (émissivité normale e et puissance de n du diagramme d'intensité d'émission) le long des congés.

Nous allons désormais analyser les phénomènes de bords illuminés également observés par les caméras ASDEX Upgrade sur les bords du divertor côté externe comme illustrée en Figure 3.12 (flèches rouges). Nous voulons vérifier si cela peut également correspondre à un phénomène d'émission et de propriétés différentes entre les congés des tuiles et les surfaces frontales qui font face au plasma comme dans WEST. Pour cela, plusieurs simulations ont été effectuées afin de comparer le profil expérimental (tracé en Figure 3.12 *gauche*) aux profils simulés.

La Table 3.6 décrit les différents paramètres que nous avons fait varier pour chaque simulation : il s'agit l'émissivité des congés ou des surfaces frontales ainsi que la puissance N du cosinus du modèle d'émission afin de comparer le profil expérimental aux profils simulés (Figure 3.12 *droite*).

Table 3.6 – Tableau des propriétés radiatives et d'émission des différentes simulations effectuées.

	Cas 1		Cas 2		Cas 3		Cas 4		Cas 5	
	Emissivité	N	Emissivité	N	Emissivité	N	Emissivité	N	Emissivité	N
Surface frontale	0,2	1	0,2	0,2	0,2	6	0,2	6	0,2	0,2
Congé	0,6	1	0,2	6	0,2	0,2	0,6	0,2	0,6	6

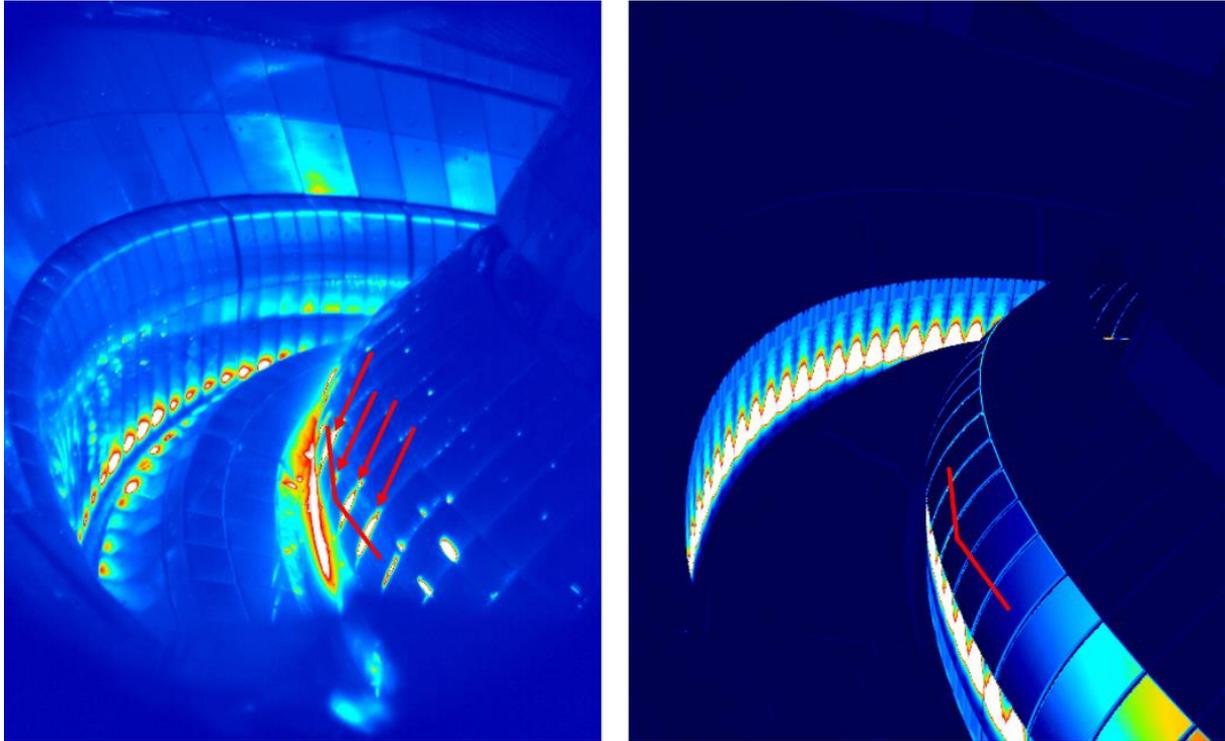


Figure 3.12 – Illustration des profils extraits de l’image expérimentale (gauche) et des images modélisées (droite) et qui recoupent plusieurs congés et plusieurs surfaces frontales afin de mettre en évidence les motifs lumineux des congés.

A partir de ces différents jeux de paramètres, deux types de simulations ont été effectués : des simulations en « direct », c’est-à-dire sans tenir compte des réflexions afin de voir si l’émission des composants simulés est proche du flux total collecté dans l’image expérimentale et des simulations tenant compte des réflexions afin de déterminer si ces jeux de paramètres permettent effectivement de générer une émission plus importante. Figure 3.13 présente la comparaison des 5 simulations en émission directe et de l’image expérimentale (qui comporte des réflexions). La grandeur présente sur les images expérimentales est en luminance collectée par chaque pixel ($W/m^2.sr$), cependant la grandeur présente sur l’image expérimentale est en niveaux numériques qui ne sont pas comparables aux données simulées sans connaissance de la fonction de transfert de la caméra. C’est pourquoi les profils présentés ont été normalisés par division par rapport à la luminance maximale présente sur le profil afin de comparer qualitativement les résultats.

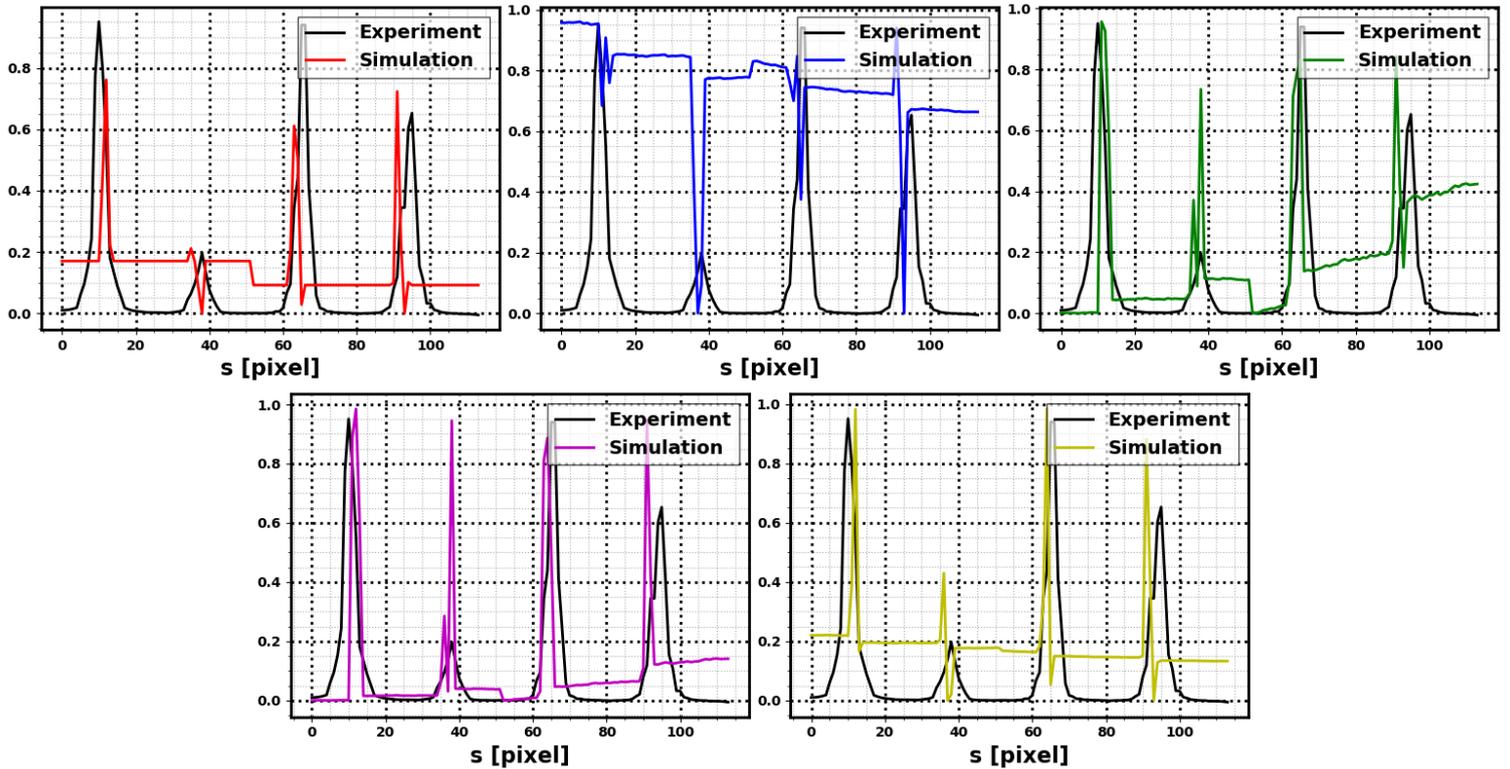


Figure 3.13 – Profils normalisés extraits (Figure 3.12) des 5 images simulées en émission pure uniquement et de l’image expérimentale.

Les pics du profil expérimental correspondent aux bords des tuiles qui s’illuminent et les plateaux entre les pics correspondent aux surfaces des tuiles qui font face au plasma. L’analyse du profil expérimental montre que le phénomène d’illumination n’est pas constant et n’a pas la même amplitude pour chaque bord, nous allons donc de voir si un des modèles simulés permet de reproduire cette tendance.

La première observation de ces graphes comparatifs permet de montrer qu’aucune combinaison des paramètres choisis ne permet de reproduire la tendance des motifs lumineux sur les bords des tuiles observés expérimentalement. La simulation 1 (courbe rouge) joue simplement sur la différence d’émissivités entre les deux types de surfaces (frontales et bords) tout en conservant la même puissance du cosinus $N=1$ qui correspond à une émission Lambertienne, cela permet de produire quelques pics sur les bords mais pas tous et l’amplitude est plus faible que ce qui est observé expérimentalement. Cela concorde avec l’observation précédente que la différence d’émissivités produit des disparités d’émission entre les surfaces. La simulation 2 (courbe bleue) quant à elle suppose au contraire des émissivités égales et basses mais des puissances de N différentes avec $N=0,2$ pour les surfaces frontales (modèle très rasant) et $N=6$ pour les bords (modèle très normal). Contrairement aux analyses de WEST ce modèle ne permet pas d’accroître l’émission des bords et au contraire augmente l’émission des surfaces frontales et cela peut s’expliquer par la direction de visée de la caméra qui voit cette partie du divertor de façon très rasante.

La simulation 3 (courbe verte) repart du modèle 2 mais cette fois en considérant une émission rasante pour les bords et normale pour les surfaces frontales pour palier à la direction de visée de la caméra. Ces résultats sont plus prometteurs mais différent du profil expérimental en générant une émission accrue sur tous les pics là où l’image expérimentale présente un bord moins illuminé et on observe également une dérive au niveau de l’émission des surfaces frontales qui augmente de plus en plus et qui n’est pas observé expérimentalement. La simulation 4 (courbe magenta) mélange les valeurs des paramètres des simulation 1 et 3 en jouant sur les différences d’émissivités et des modèles d’émission. Cela permet de

montrer encore une fois que la combinaison des deux phénomènes accroît la différence d'émissions, toutefois l'émission des pics (donc des bords) est de plus en plus uniforme bien que la dérive de l'émission des surfaces frontales diminue. Enfin, la dernière simulation (courbe jaune) utilise les paramètres des simulations 1 et 2 et tente une approche analogue à celle de WEST, émission plus normale pour les bords ainsi qu'une émissivité plus élevée. Cette simulation se rapproche beaucoup du profil expérimental à la différence que le niveau d'émission des surfaces frontales est plus élevé mais il est constant et l'émission des pics n'est pas uniforme de bord en bord. Nous allons maintenant regarder si ce phénomène est toujours reproduit en considérant les réflexions.

La Figure 3.14 montre les résultats de la simulation en tenant compte des réflexions multiples. Les résultats présentés sont encore normalisés afin de pouvoir être comparés.

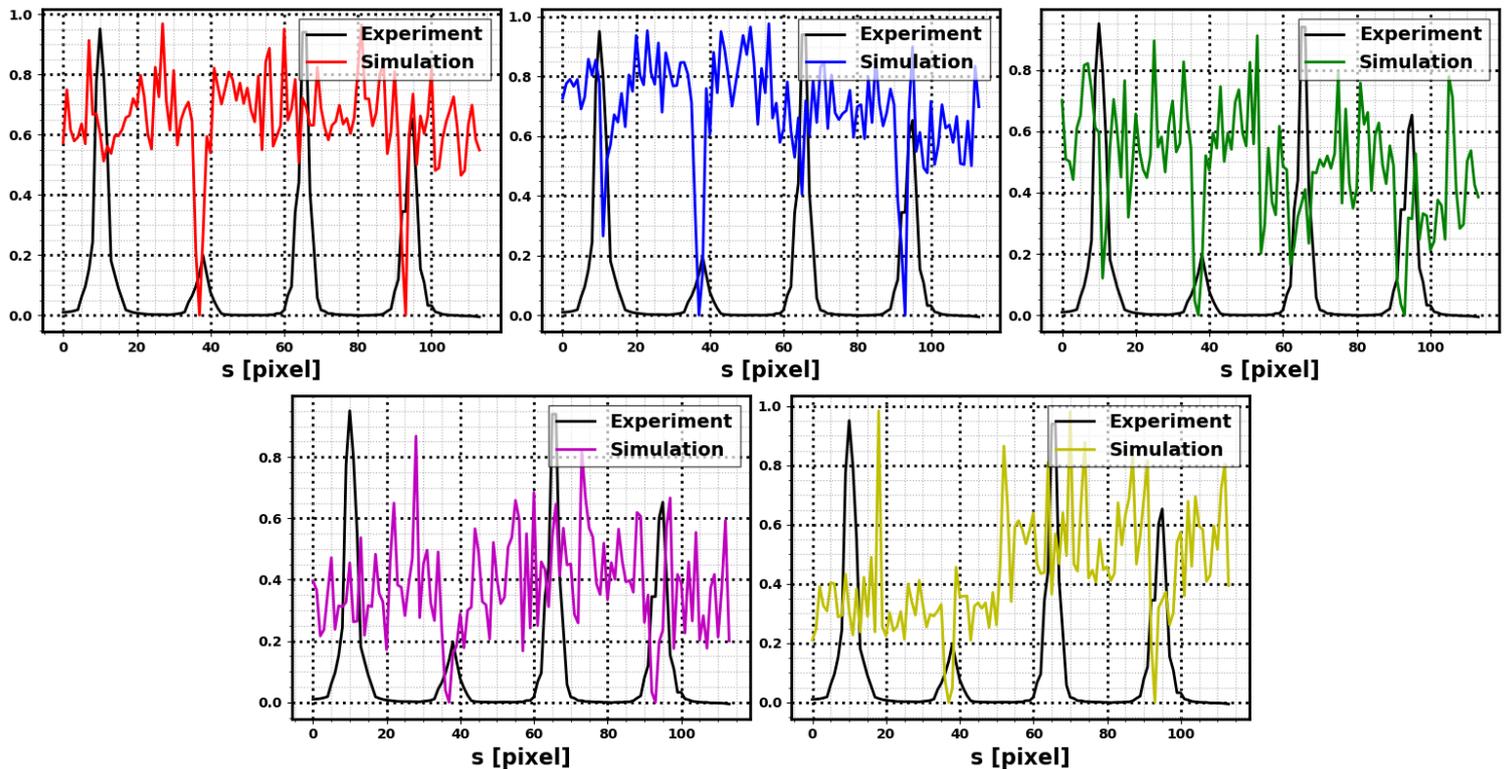


Figure 3.14 – Profils normalisés extraits (Figure 3.12) des 5 images simulées en considérant les multiples réflexions et de l'image expérimentale.

En tenant compte du flux réfléchi, la réponse de la caméra le long du profil toroïdal n'est plus du tout la même : le signal collecté par la caméra est dominé par le flux parasite provenant des réflexions de la machine. En effet, comme montré sur la Figure 3.15, la part du flux réfléchi au niveau du profil extrait correspond à plus de 90% du flux total collecté par la caméra. Même en forçant une émissivité plus élevée du matériau, cela ne suffit pas pour reproduire les pics observés dans l'image expérimentale. Il faut donc une source de dépôts de flux de chaleur supplémentaire non modélisée ici (et non identifiée à ce stade) pour reproduire ces pics. A la différence de WEST, ces pics semblent donc bien être de réels points chauds et non un point chaud « artificiel » dû à des propriétés thermo-radiatives différentes entre les bords et la surfaces des tuiles. A noter que là encore, la géométrie ouverte du divertor dans WEST est favorable pour minimiser le flux réfléchi collecté par les caméras en visée directe. Dans AUG, la géométrie fermée du divertor où les « strike points » (divertor interne et externe) se font face, augmente considérablement le niveau du flux réfléchi collecté par la caméra et complique l'interprétation. La simulation a permis toutefois ici d'écarter l'hypothèse d'un effet provenant purement du matériau d'un effet physique à encore explorer.

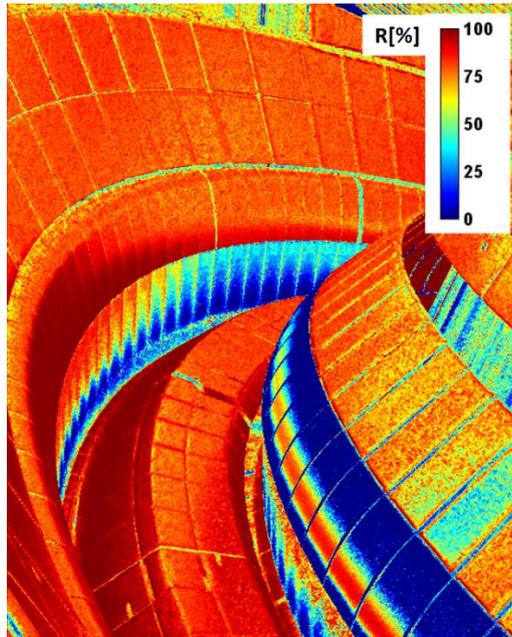


Figure 3.15 – Carte décrivant la part du flux réfléchi (en %) dans le flux total collecté par la caméra d’ASDEX Upgrade.

3.4. Quantifier les erreurs de température dans la mesure de température vraie par thermographie

Pour rappel, le divertor bas est le composant dans la machine le plus surveillé car il reçoit les flux de chaleur les plus importants mais aussi parce que l’analyse du profil du flux de chaleur permet de mieux comprendre les phénomènes physiques d’interaction plasma-paroi. Pour la machine WEST ce composant est vu par deux caméras : la visée tangentielle et la visée dite divertor standard, comme illustré en Figure 3.16 (gauche). Les profils de température extraits de ces deux images sont comparés sur le graphe en Figure 3.16 (droite).

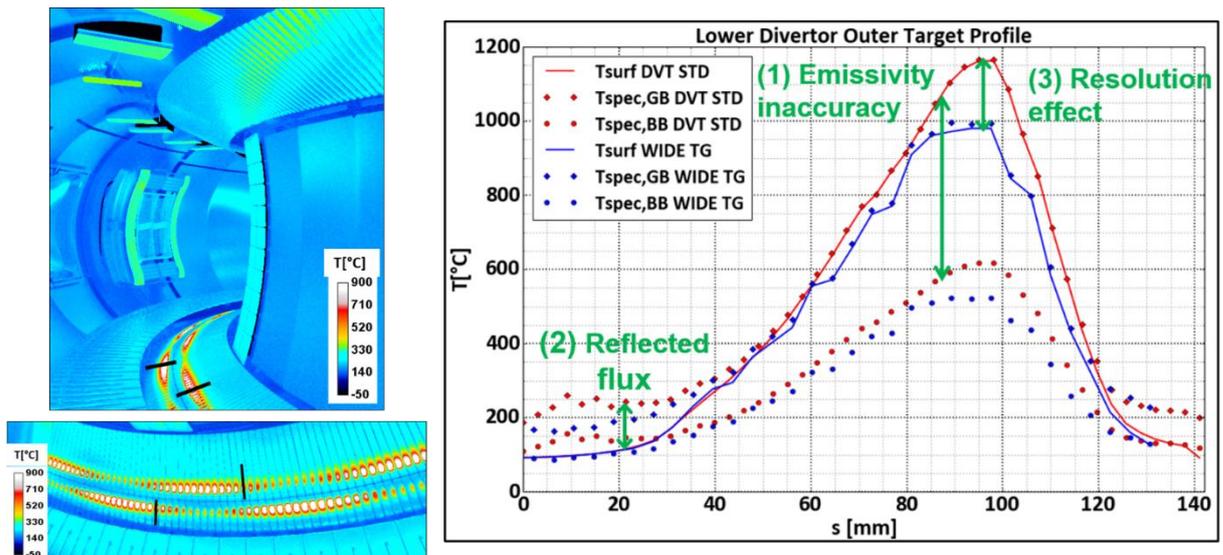


Figure 3.16 – Gauche : Image simulée en température d’émetteur gris (a) visée divertor standard (b) visée TG grand angle. Droite : Profils de température de surface d’une aiguille extérieure (« outer ») du divertor bas extraits de la visée divertor standard (courbes rouges DVT STD) et de la visée TG grand angle (courbes bleues WIDE TG).

La Figure 3.16 (droite) compare les profils de température dite « vraie IR » (traits pleins) avec ceux déduits des images simulées en température de luminance (équivalent corps noir (cercles)) et en température d'émetteur gris (losanges). La température vraie IR représente la température qui a été appliquée en entrée du code MCRT donc maîtrisée et connue et qui a été dégradée par la projection de la scène 3D dans la grille 2D de pixels de la caméra. Cette température est donc obtenue en convertissant la luminance collectée par la caméra en température par inversion de la loi de Planck en supposant l'émissivité connue et fixée à sa valeur théorique. La luminance utilisée est la luminance issue uniquement de l'émission des composants.

Ces courbes mettent en évidence trois principales sources d'erreurs sur la température : (1) l'imprécision sur l'émissivité des métaux, (2) la contribution du flux réfléchi, (3) l'impact de la résolution des caméras.

Effet de la méconnaissance de l'émissivité

Afin de mesurer l'impact de l'erreur sur la connaissance de l'émissivité, la luminance collectée par la caméra a été convertie en température vraie IR comme expliqué précédemment. Une deuxième conversion mais de la luminance totale collectée par la caméra (c'est-à-dire considérant l'émission et les multiples réflexions) a lieu, toujours en considérant l'émissivité connue et fixée à sa valeur. Cette conversion donne la température dite « d'émetteur gris », représentée par les losanges sur le graphe de la Figure 3.16 droite. La luminance a également été convertie en supposant une émissivité $\varepsilon=1$, c'est-à-dire l'émissivité du corps noir, cette température est appelée la température équivalente corps noir (représentée par les profils en points sur la Figure 3.16 droite).

Le pic de la température émetteur gris coïncide avec le pic de la température vraie IR. En revanche, l'approximation corps noir conduit à une sous-estimation du pic de température du profil de 47% dans le cas de la visée divertor standard (un peu plus de 600°C au lieu d'environ 1175°C). Il est donc important de connaître le plus précisément la valeur de l'émissivité des matériaux de la machine afin de minimiser cette erreur de température.

Effet des réflexions

Le deuxième effet notable sur ces profils concerne l'impact des multiples réflexions. On peut ainsi noter une différence de température sur les zones « froides » qui correspondent aux pieds du profil entre la température vraie IR et la température émetteur gris. Ces températures sont généralement inférieures à 400°C et l'erreur en température sur ces zones dépassent les 100%. Cette erreur de température ne met pas en danger la machine mais peut conduire à des arrêts intempestifs en cas de dépassement de seuils de sécurité ou à la limitation de l'opération de la machine dans le cas de scénarios de fortes puissances.

L'augmentation de la valeur des pieds du profil mène également à une autre problématique : celle des études physiques et notamment de l'estimation de la valeur de décroissance du profil afin de remonter à la longueur de décroissance de la puissance conduite par le plasma. En effet, une asymptote plus élevée conduit à une erreur sur l'estimation de la valeur de décroissance.

Il convient finalement de noter que l'erreur sur la mesure de température des zones froides dans le cas de la température équivalente corps noir est moins importante et que cet effet semble compenser l'erreur faite sur la valeur de l'émissivité.

Effet de résolution

Le dernier effet notable relève de la résolution de la caméra. En effet, les visées divertor standard et tangentielle grand angle n'ont pas les mêmes objectifs et n'ont donc pas la même résolution. Le but de la visée tangentielle grand angle est de pouvoir observer un grand nombre de composants simultanément

dans un large champ avec donc une résolution réduite. Par ailleurs, le divertor est vu avec un angle de visée assez rasant. Au contraire, la visée divertor standard se focaliser sur la surveillance du divertor bas et du bord d'attaque du baffle avec une résolution au centre du champ qui atteint $2,5\text{mm/pixel}$ avec un angle de visée quasi normal.

Les différences entre ces deux visées montrent que la température issue de la visée tangentielle grand angle est très dégradée avec une erreur de quasiment 200°C sur le pic de température (erreur d'environ 20%), y compris dans le cas de la température vraie IR. Il est donc essentiel de sélectionner une vue avec la meilleure résolution possible sur le composant surveillé afin de minimiser l'erreur sur la mesure de température de surface de ce dernier.

3.5. Conclusion

Les codes de lancer de rayons sont des méthodes puissantes pour produire des images synthétiques réalistes permettant d'aider à l'interprétation d'images expérimentales. La capacité de ces codes à prendre en compte des scènes radiatives 3D vastes et complexes avec des propriétés thermo-radiatives et optiques différentes est parfaitement adaptée aux Tokamaks. La difficulté d'interprétation des images synthétiques par rapport aux images expérimentales vient du nombre de paramètres utilisés en entrée de la simulation. Dans nos simulations, nous utilisons plus d'une cinquantaine de sources thermiques, toutes caractérisées par une valeur d'émissivité normale, un modèle d'émission décrivant la dépendance angulaire, un modèle de réflectance (ou BRDF) et une distribution de température : une simulation multiparamétrique qui aujourd'hui sans une meilleure connaissance des matériaux et/ou des dépôts de flux de chaleur nous limite à une analyse qualitative. Mais nous avons montré que cette comparaison qualitative reste bénéfique pour comprendre des phénomènes non intuitifs dans les images infrarouges expérimentales. Ainsi, nous avons pu discriminer des motifs provenant de réflexions de vrais phénomènes thermiques représentant un réel danger pour la machine. Grâce au tracé des rayons, nous avons pu également identifier l'origine de ces réflexions même hors champ de la caméra. Nous avons également mis en évidence des faux points provenant de changements locaux des propriétés thermo-radiatives sur les tuiles du divertor (entre les bords et les surfaces du dessus) dans WEST ou au contraire la présence d'une source de dépôt de chaleur supplémentaire non identifiée dans AUG.

La simulation est également un outil remarquable pour anticiper les performances de la mesure pour une scène thermique donnée et quantifier précisément ces erreurs de mesures. Ainsi, nous avons quantifié précisément l'impact des réflexions, de la méconnaissance de l'émissivité et de la résolution de la caméra sur la mesure de température en considérant deux cas de traitements : (1) le premier traitement déduit la température de surface à partir de la luminance mesurée par la caméra en considérant un corps noir (d'émissivité égale à 1) – on parle alors de température de luminance – (2) le deuxième traitement considère un émetteur pur d'émissivité connue sans correction des réflexions provenant de l'environnement chaud. Le premier traitement affecte principalement les pics de température en sous-estimant la température, ce qui dans notre cas représente un danger pour les opérations (risques de fusion, fuite d'eau, etc.). Le deuxième traitement va affecter les zones froides dominées par le flux réfléchi, entraînant une surestimation de la température de plus de 100%. Cette fois-ci cette surestimation va gêner les opérations de la machine en donnant de fausses alarmes conduisant à un abaissement de la puissance injectée voire un arrêt prématuré des opérations.

Cette première étude a permis de montrer la nécessité d'une nouvelle approche permettant de résoudre la température de surface des composants tenant compte des flux réfléchis. C'est le principal objet de cette thèse que nous allons maintenant aborder au chapitre 4 et 5.

Chapitre 4

Des radiances mesurées aux températures de surface par méthode inverse

Ce Chapitre 4 présente une méthode innovante d'inversion visant à retrouver la température de surface des composants de la scène thermique observée à partir des mesures infrarouges des caméras (luminances ou « radiances » en anglais) en résolvant la problématique du flux réfléchi décrite au Chapitre 3.

Les méthodes inverses concernent l'ensemble des techniques qui ont pour but de retrouver des causes à partir de l'observation de leurs effets. Ces méthodes s'opposent donc aux méthodes directes qui consistent en l'étude des conséquences de causes connues. Les problèmes directs sont plus courants que les méthodes inverses dans la vie de tous les jours aussi bien que dans des démarches scientifiques. Les problèmes directs étant bien posés (au sens mathématique) on stipule que « les mêmes causes produisent les mêmes effets ». En revanche, il est facile de concevoir que des mêmes effets peuvent provenir de causes bien différentes. Cela illustre une des principales difficultés de la résolution des problèmes inverse : il n'existe pas une solution unique.

Nous allons introduire dans ce chapitre les généralités sur les problèmes inverses, en passant tout d'abord par les approches directes. Puis, nous étudierons les moyens de résolution de problèmes inverses qu'ils soient linéaires ou non linéaires. Enfin, ce chapitre illustre la problématique inverse de la mesure de température dans un prototype numérique simplifié du tokamak WEST afin d'estimer des températures et des émissivités.

4.1. Problème direct et problème inverse

4.1.1. Approche directe

Un problème direct a pour but la recherche des effets liés à un ensemble de causes. Pour résoudre un tel problème il est tout d'abord nécessaire de pouvoir modéliser le phénomène à étudier, la notion de modèle étant très générale. (PETIT & MAILLET, 2008a). Un phénomène est considéré comme modélisé lorsque son comportement est prédictible en réponse à l'effet d'un stimulus connu. Le système physique réel est représenté par un modèle \mathbf{M} qui permet donc de simuler son comportement. Ce modèle dépend d'un certain nombre de paramètres de structure rangés dans un vecteur $\boldsymbol{\beta}$. Sous l'action d'une excitation sur le système (nommée $u(t)$), le système et son modèle sont censés répondre de la même façon, leurs réponses respectives étant $Y(t)$ et $Y_{mo}(t, \boldsymbol{\beta}, u(t))$ (Figure 4.1).

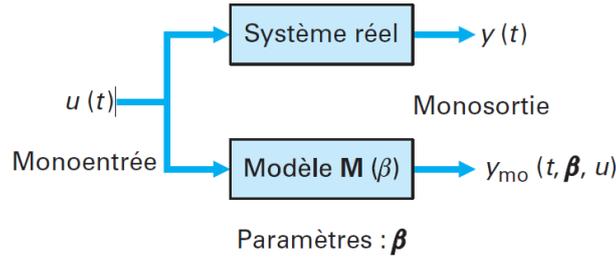


Figure 4.1 – Système réel et représentation par un modèle. (PETIT & MAILLET, 2008a)

Une telle modélisation est indispensable quelle que soit l'application visée.

La résolution du problème direct consiste donc à déterminer la sortie du modèle $Y_{mo}(t, X)$ où t varie sur l'intervalle $[t_0, t_{final}]$ tout en connaissant les données $X = \{\beta, u(t), T_0\}$, avec T_0 l'état initial du système (MAILLET, et al., 2010). Ceci est la description d'un problème général où la variable t est la variable explicative c'est-à-dire la variable en fonction de laquelle les entrées sont imposées et les sorties sont observées. Dans un problème instationnaire il s'agit naturellement de la variable temps. Mais cette variable explicative au sens large, toujours notée t , peut être également une coordonnée spatiale si on cherche des profils spatiaux de température et/ou d'émissivité dans notre cas. Dans ce cas la notion d'état initiale T_0 est caduque.

Dans la pratique, le calcul de la sortie $Y_{mo}(t, X)$ pour une excitation donnée $u(t)$ ne se fait pas en continu, mais pour des entrées vectorisées. La fonction continue de l'excitation $u(t)$ est remplacée par un vecteur de N_{is} composantes en réalisant une projection de $u(t)$ sur une base de N_{is} fonctions $f_k(t)$.

$$u_{param}(t) = \sum_{k=1}^{N_{is}} u_k f_k(t) \quad (4.1)$$

La sortie $Y_{mo}(t, X)$ est calculée à partir des N_{is} composantes u_k au lieu de la fonction continue $u(t)$. Il existe une infinité de bases de fonctions, cependant, les plus couramment utilisées sont les bases de fonction « chapeau » et les bases de fonction créneau. Pour chacune de ces bases les composantes u_k sont respectivement des valeurs discrètes ou des valeurs moyennes de la fonction continue.

Selon le phénomène étudié, l'ensemble des paramètres structurels β_{ps} peut être vaste. Le Chapitre 2 présente deux grands modèles directs pour calculer le flux collecté par les caméras (radiance) à partir d'un champ 3D de température : une méthode stochastique de lancer de rayons de type Monte-Carlo et une méthode déterministe basée sur l'équation aux radiosités. Les paramètres du modèle direct sont soit des propriétés optiques et thermo-radiatives des surfaces (émissivité), soit des émittances de Planck (liées aux températures de surface). La réponse du système est souvent nommée l'observable du système, dans la suite de ce manuscrit l'observable est la luminance collectée par les pixels de la caméra.

4.1.2. Approche inverse

La notion de problème inverse est opposée à celle du problème direct au sens où le problème inverse revient à déterminer les causes ayant donné naissance à des effets observés (mesures). La résolution d'un problème inverse consiste donc à partir des mesures Y et du modèle M à déterminer une partie de X (PETIT & MAILLET, 2008a), X pouvant s'écrire sous la forme :

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_r \\ \mathbf{X}_c \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

où \mathbf{X}_r correspond au vecteur des données inconnues et recherchées et \mathbf{X}_c un vecteur des données connues. Ces dernières (des température ou des émissivités dans notre cas) sont présentes aussi dans la collection des grandeurs influentes sur l'observable mais ne feront pas l'objet d'estimation. Cela est censé permettre l'estimation des grandeurs restantes moins incertaine.

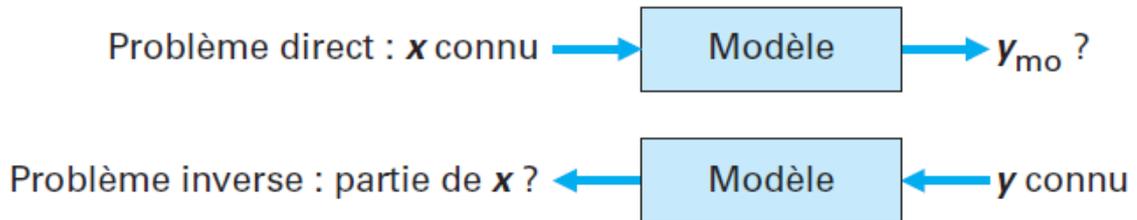


Figure 4.2 – Problèmes direct et inverse. (PETIT & MAILLET, 2008a)

Il existe de nombreux types de problèmes inverses et différentes classifications de ces problèmes (OZISIK & ORLANDE, 2000), (ORLANDE, et al., 2011)). Pour simplifier notre propos, on peut ranger en deux grandes catégories ces problèmes, qui trouvent des applications dans tous les domaines de la physique (mécanique, thermique, optique, etc), nous citerons quelques exemples dans les domaines des transferts thermiques essentiellement, avec parfois des applications dans les Tokamaks.

- A. Problèmes inverses de mesure : des mesures partielles de la réponse du système sont réalisées et le but est de trouver les causes, au sens large (formes spatiales et temporelles des excitations, profils spatiaux et temporels des paramètres du systèmes, grandeurs géométriques), qui ont donné naissance à ces mesures. Par exemple en thermique « conductive » où la modélisation repose essentiellement sur l'équation de la chaleur :
- Problème d'estimation de condition limite consistant à déterminer une condition limite sur une des frontières du domaine, pouvant être une densité de flux, une température imposée, un coefficient d'échange... (GASPAR, et al., 2017), (GASPAR, et al., 2019), (GASPAR, 2013), (GARDAREIN, et al., 2009).
 - Problème d'estimation de propriétés thermophysiques consistant à déterminer une propriété thermophysique du matériau (la conductivité thermique, la chaleur spécifique...) présente dans l'équation de la chaleur, en général sous sa forme instationnaire (GASPAR, et al., 2016), (GHERIBI, et al., 2014).
 - Problème d'estimation de terme source consistant à déterminer le terme source présent au sein d'une partie du domaine (MURATORI, 2020), (LE NILIOT & LEFEVRE, 2004).
 - Problème d'estimation de condition initiale consistant à déterminer l'état initial (la température) du système.
 - Problème d'estimation de propriétés géométriques consistant à déterminer certaines propriétés géométriques du système (position, forme d'une inclusion dans un matériau en contrôle non destructif (GUILLAUMAT, et al., 2004))

Dans le domaine des transferts thermiques radiatifs, la modélisation repose souvent sur l'équation de transfert radiatif (ETR) dans un milieu semi-transparent. La recherche porte alors classiquement sur les propriétés radiatives des milieux hétérogènes (céramiques, ...) à partir de mesures de rayonnement les ayant par exemple traversés (LE FOLL, et al., 2017).

- B. Problèmes inverses de conception (design en anglais) : aucune mesure n'est réalisée, mais à partir de la modélisation du système et pour une sortie souhaitée de ce modèle (« consigne »),

le but est de chercher les causes, au sens large (excitation, paramètres interne, géométrie) qui permettent d'atteindre cette consigne. Il s'agit bien d'un objectif de conception puisque la résolution de ce problème se place avant l'existence du système qu'il s'agit de dimensionner pour atteindre un objectif. Des problèmes inverses radiatifs trouvent quelques applications ici :

- Dans (MODEST, 2013) il s'agit de trouver le profil de température optimal à imposer sur une surface qui va échanger radiativement avec une autre (la surface de « design ») sur laquelle on souhaite obtenir *in fine* un profil de température prescrit (la consigne).
- Dans (LEDUC, et al., 2004), il s'agit de trouver les températures optimales de parois d'un habitacle (de voiture) qui garantira le confort thermique d'une personne qui échange radiativement avec ces parois. Les consignes sont aussi bien des températures que des flux en surfaces de la personne.
- Dans (PIAUD, et al., 2012) et (CALIOT, et al., 2015), des calculs radiatifs sont effectués avec la méthode Monte Carlo Lancer de rayons et appliqués à des calculs de champs de miroirs pour des centrales à concentration solaire. Un nouveau miroir est par exemple conçu avec la démarche inverse pour obtenir les mêmes performances de références qu'un miroir composé de multiples facettes. Les auteurs indiquent un avantage des calculs Monte Carlo qui peuvent permettre de calculer un champ de luminance mais aussi sa sensibilité à des paramètres du système (des réflectivités par exemple), à moindre frais. Ces sensibilités étant à la base des problèmes de minimisation, ils démontrent qu'ils peuvent ainsi résoudre des problèmes de design.

Le point commun entre ces deux types de problèmes inverses (respectivement mesure et design) est qu'ils vont mettre en œuvre une démarche de minimisation entre la sortie d'un modèle paramétré et respectivement une grandeur mesurée ou une consigne souhaitée.

La nature du problème inverse que nous nous préparons à aborder est bien un problème inverse de mesures (nous nous préparons à exploiter des images infrarouges expérimentales) mais nous pouvons dire qu'il est au carrefour entre un problème de thermique (nous cherchons des températures entre autres) et optique (ces températures sont en réalité des marqueurs de l'intensité des termes sources de lumière (infrarouge) qui va éclairer une scène), et l'équation présente dans notre modélisation est bien l'équation de la propagation de cette luminance dans une enceinte opaque.

Cette équation de propagation de lumière et d'interaction avec différentes surfaces présentes dans une scène est la thématique de la communauté du rendu graphique qui consiste, dans le sens direct, à construire des images réalistes de scènes modélisées entièrement paramétrées (géométries, BRDF, sources de lumières). Plusieurs activités existent aussi en démarche inverse dans cette communauté, rassemblées sous la dénomination « inverse rendering » (LOSCOS, et al., 2006). Il s'agit, à partir d'images, de déduire des informations sur la scène qui leur a donné naissance, en s'appuyant sur la reconstruction du meilleur modèle de l'image expérimentale donnée (son « jumeau numérique »). S'il s'agit par exemple de trouver la position et l'intensité des sources « initiales » qui éclairent la scène, on parle d'« inverse lighting ». Quand ce problème est résolu, il permet même d'envisager un nouvel éclairage (« relighting ») de la scène sur l'image modèle (LOSCOS, et al., 2000). Quand il s'agit d'ajuster sur le jumeau numérique les BRDF pour retrouver l'image réelle, il s'agit d'« inverse reflectometry » (COUBARD, et al., 2011), (BOIVIN & GAGALOWICZ, 2001). On peut même imaginer agir sur la géométrie de la scène pour reconstruire le jumeau numérique d'une image expérimentale (NIMIER-DAVID, et al., 2020). Le point commun à toutes ces démarches c'est l'aptitude à pouvoir différentier l'opérateur de transport de la lumière par rapport aux différents paramètres de la scène en utilisant astucieusement des algorithmes de Monte Carlo.

Notre problème dans l'infrarouge s'apparente à la recherche des sources de lumières dans la scène réelle, c'est-à-dire le problème d'« inverse lighting », quand il s'agit de retrouver les températures de surfaces observées. Le challenge ici est qu'il n'y a pas que quelques sources qui éclairent la scène, mais

bien autant de sources que de surfaces, qui émettent selon la loi de Planck. Et lorsqu'il s'agit de trouver des émissivités, nous nous rapprochons plus de l'« inverse reflectometry ». Cependant, à notre connaissance, il existe peu de travaux cherchant à retrouver les paramètres d'une scène infrarouge expérimentale en résolvant un problème inverse utilisant le jumeau numérique de cette scène expérimentale. Nous pouvons citer par exemple (ROBINSON, et al., 2017) qui amorce cet exercice avec une application de thermographie quantitative de structures placées dans des enceintes à vide reproduisant les conditions spatiales. Citons toutefois également une application très voisine en Tokamak (CARR, et al., 2019) où il s'agit de « filtrer » les réflexions de lumière visible réfléchiée par les parois après avoir été émise par le plasma. Le diagnostic de ce terme source est alors dégradé à cause des réflexions multiples sur les parois métalliques de l'enceinte qui finissent par atteindre la caméra. Outre le fait que la source cherchée (les photons visibles produits par le plasma lui-même) n'est pas la même que la nôtre (l'émission de Planck des parois), la description des réflexions est semblable. Et la démarche mise en œuvre pour les « résoudre » est également une démarche inverse s'appuyant sur un modèle photonique « jumeau ».

Le premier problème inverse de thermographie quantitative que nous allons chercher à résoudre à l'aide d'un modèle paramétré pour reconstruire une image infrarouge expérimentale et en déduire les températures réelles pourrait ainsi s'appeler « la thermographie inverse ».

Bruit de mesure

Toute mesure est entachée d'erreurs (MAILLET, et al., 2010), ces erreurs proviennent du dispositif de mesure et bien qu'elles puissent être diminuées par une optimisation de la chaîne de mesure, elles ne pourront jamais être nulles. On définit ces erreurs comme l'écart $\varepsilon(t)$ entre la mesure Y et la sortie Y^* du capteur parfait, on obtient donc :

$$Y(t) = Y^*(t) + \varepsilon(t) \quad (4.3)$$

Par exemple, un capteur de température est considéré parfait s'il ne perturbe pas la température locale par sa présence (capteur non intrusif) tout en donnant la valeur exacte de cette température locale. On remarque qu'à partir de cette définition, un thermocouple, par essence intrusif, ne peut être un capteur parfait mais on peut chercher à minimiser son influence.

Les erreurs associées aux systèmes de mesure sont appelées « bruit de mesure ». On définit $\varepsilon(t)$ comme une variable aléatoire engendrée par l'imperfection de la mesure et de sa quantification (étalonnage). En pratique, les propriétés statistiques du bruit de mesure sont inconnues. On qualifie de bruit « standard », le bruit de moyenne nulle (mesure non biaisée) de variance σ^2 constante (et donc son écart type σ également) suivant une loi de probabilité gaussienne et pour lequel les erreurs sont non corrélées dans le temps (ORLANDE, et al., 2011).

Si le modèle est correct et utilisé avec les valeurs exactes des inconnues X^* , il fournit alors les mesures parfaites $Y^*(t)$ de sorte que (4.3) peut s'écrire :

$$Y(t) = Y_{mo}(t, X^*) + \varepsilon(t) \text{ avec } Y_{mo}(t, X^*) = Y^*(t) \quad (4.4)$$

X^* étant les valeurs exactes des inconnues

Comment comparer le modèle aux mesures ?

Tout problème d'inversion de mesures est basé sur l'utilisation de mesures Y afin de déterminer X^* (ou une partie de X^*). Ces mesures Y sont entachées d'une erreur ε , il en va de même pour le vecteur de paramètres estimé \hat{X} qui sera donc différent du vecteur de paramètres exact X^* . L'objectif de l'inverseur

est donc d'avoir une estimation \hat{X} de X^* permettant de retrouver les mesures Y à partir de la sortie $Y_{mo}(X)$ du modèle. Il est donc nécessaire de pouvoir comparer et surtout quantifier l'écart entre les mesures et la sortie du modèle pour un jeu de paramètres donné. On introduit pour cela le vecteur des résidus défini par (PETIT & MAILLET, 2008a) :

$$\mathbf{r}(X) = Y - Y_{mo}(t, X) \quad (4.5)$$

Il est alors nécessaire d'introduire une norme de ce vecteur de résidu $\|\mathbf{r}(X)\| = \|Y - Y_{mo}(t, X)\|$ afin d'obtenir un scalaire fonction du vecteur paramètres X . Plusieurs types de normes sont possibles, on peut citer :

- La norme L_1 : $\|\mathbf{r}(X)\|_{L_1} = \sum |r_k(X)|$
- La norme L_2 : $\|\mathbf{r}(X)\|_{L_2} = \left(\sum r_k^2(X)\right)^{\frac{1}{2}}$ (distance Euclidienne)

La norme L_2 est de loin la plus utilisée. Cette norme nous permet d'introduire un scalaire appelé critère des Moindres Carrés Ordinaires (MCO) (ORLANDE, et al., 2011) qui sera utilisé comme fonction coût à minimiser :

$$J_{MCO}(X) = \|\mathbf{r}(X)\|_{L_2}^2 = \sum r_k^2(X) = \mathbf{r}^T(X)\mathbf{r}(X) \quad (4.6)$$

$J_{MCO}(X)$ est donc une mesure du carré de la distance euclidienne entre les mesures Y et les sorties du modèle $Y_{mo}(X)$. L'estimateur \hat{X}_{MCO} au sens des moindres carrés est le vecteur minimisant la fonction coût $J_{MCO}(X)$, ce qui peut être écrit comme :

$$X_{MCO} = \arg \left[\min \left(J_{MCO}(X) \right) \right] \quad (4.7)$$

La solution formelle de l'estimation des moindres carrés ordinaires pour un modèle linéaire sera explicitée section 4.2.1.

Notion de linéarité et de non-linéarité du modèle

Il existe une distinction formelle des deux types de linéarité (ou non-linéarité). Considérons $Y_{mo}(t, \beta_{ps}, \mathbf{u})$ la sortie d'un modèle ayant pour paramètres structurels β_{ps} et pour entrée \mathbf{u} , le modèle est considéré comme :

- Linéaire par rapport à ses entrées si :

$$Y_{mo}(t, \beta_{ps}, \alpha_1 \mathbf{u}_1 + \alpha_2 \mathbf{u}_2) = \alpha_1 Y_{mo}(t, \beta_{ps}, \mathbf{u}_1) + \alpha_2 Y_{mo}(t, \beta_{ps}, \mathbf{u}_2) \quad (4.8)$$

- Linéaire par rapport à ses paramètres structurels si :

$$Y_{mo}(t, \alpha_1 \beta_{ps_1} + \alpha_2 \beta_{ps_2}, \mathbf{u}) = \alpha_1 Y_{mo}(t, \beta_{ps_1}, \mathbf{u}) + \alpha_2 Y_{mo}(t, \beta_{ps_2}, \mathbf{u}) \quad (4.9)$$

Avec α_1 et α_2 deux réels quelconques. Il ne s'agit donc en aucun cas de linéarité par rapport à la variable explicative t . Un modèle linéaire par rapport à ses p paramètres qui composent le vecteur X

peut alors s'écrire comme une combinaison linéaire de p fonctions $f(t)$ qui ne dépendent que du temps, et pas des paramètres \mathbf{X} :

$$\mathbf{Y}_{mo}(t, \mathbf{X}) = X_1 f_1(t) + X_2 f_2(t) + \dots + X_p f_p(t) \quad (4.10)$$

Ces fonctions sont les p fonctions de sensibilités du modèle par rapport à ses p paramètres et sont détaillées dans le paragraphe suivant, pas seulement dans le cas linéaire.

L'outil des sensibilités

Un outil efficace pour évaluer la faisabilité d'une inversion de mesures (bruitées) consiste en l'étude des fonctions de sensibilité (devenant des coefficients de sensibilité dans le cas où la variable explicative (temps ou espace en général, notée t ici) est discrétisée, voir (RIGOLLET, et al., 2011)). La fonction de sensibilité de la sortie \mathbf{Y}_{mo} du modèle par rapport à la composante X_j du vecteur des données \mathbf{X} est, par définition, la dérivée partielle de \mathbf{Y}_{mo} par rapport à X_j :

$$S_j(t, \mathbf{X}) = \left. \frac{\partial \mathbf{Y}_{mo}(t, \mathbf{X})}{\partial X_j} \right|_{t, X_k \text{ for } k \neq j} \quad (4.11)$$

avec X_j pouvant être soit une composante u_j de l'excitation $u(t)$, soit un paramètre structurel β_{ps} . $S_j(t, \mathbf{X})$ signifie que l'on calcule l'influence du paramètre X_j (typiquement une température ou une émissivité) sur les valeurs du modèle (typiquement une luminance) observée pour différentes valeurs de la variable explicative t (typiquement une coordonnée spatiale dans l'enceinte, ou une position de pixel sur la grille du capteur infrarouge). Dans la suite du manuscrit, on omettra $\left|_{t, X_k \text{ for } k \neq j}$ signifiant que l'on calcule la dérivée du modèle par rapport au paramètre X_j

- à une « position » t donnée
- en fixant tous les autres paramètres à leur valeur nominale

Ces p coefficients de sensibilité du modèle par rapport à ses p paramètres constituent les p colonnes de la matrice de sensibilité :

$$\mathbf{S}(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} S_{11} & \dots & S_{1j} & \dots & S_{1N_p} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{i1} & \dots & S_{ij} = \frac{\partial \mathbf{Y}_{mo}}{\partial X_j}(t_i, \mathbf{X}) & \dots & S_{iN_p} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{N_m 1} & \dots & S_{N_m j} & \dots & S_{N_m N_p} \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

Cette matrice, appelée aussi la matrice jacobienne du modèle (ASTER, et al., 2018) est donc composée de N_m lignes indicées i correspondant au nombre de points de mesures m (et donc de lieux de calculs de la solution par le modèle) et de N_p colonnes indicées j correspondant au nombre de paramètres p . Dans le cas d'un modèle non-linéaire cette matrice dépend donc des valeurs des paramètres \mathbf{X} .

Dans le cas où le modèle est linéaire rapport à ses paramètres, les coefficients de sensibilité correspondent alors aux fonctions $f(t)$ évoquées dans l'équation (4.13), indépendantes des paramètres. On peut alors avantageusement écrire la sortie du modèle comme le produit de la matrice de sensibilité \mathbf{S} par le vecteur des paramètres \mathbf{X} :

$$\mathbf{Y}_{mo}(\mathbf{X}) = \mathbf{S}\mathbf{X} \quad (4.13)$$

Il existe plusieurs façons de calculer les coefficients de sensibilité :

- Par calcul analytique explicite de la dérivée de la sortie du modèle par rapport aux paramètres lorsque cela est possible.
- Par différences centrées ou avant en approximant la dérivée partielle par un rapport d'accroissements finis.
- Par résolution des équations de sensibilité.
- Par l'approche de la convolution dans le cas d'un problème inverse linéaire portant sur les entrées $u(t)$ du système.

Les outils qui permettent de comparer quantitativement l'influence de chaque paramètre composant le vecteur \mathbf{X} , en mesurant leur action par rapport à l'amplitude du modèle, et/ou du bruit de mesure sont les coefficients de sensibilité réduits. Ils permettent de comparer les influences de paramètres de différentes natures (par exemple l'émissivité et la température de surface qui sont d'unités physiques différentes) sur le modèle. Ces coefficients se définissent par :

$$S_j^r(t, \mathbf{X}_{nom}) = X_{jnom} S_j(t, \mathbf{X}_{nom}) = X_{jnom} \left. \frac{\partial Y_{mo}(t, X_{jnom})}{\partial X_j} \right|_{t, X_k \text{ for } k \neq j} \quad (4.14)$$

Les coefficients de sensibilité réduits ont la même unité que la sortie du modèle \mathbf{Y}_{mo} , les mesures \mathbf{Y} et le bruit de mesure $\varepsilon(t)$. En réalisant une analyse de ces coefficients, il est possible de repérer les paramètres (ou les groupements de paramètres) les plus significatifs du modèle dont l'estimation simultanée pourra être réalisée (REMY, et al., 2011).

Dans le cas d'un modèle linéaire, celui-ci peut finalement s'écrire comme la somme pondérée de ses fonctions de sensibilités (équation (4.15)), ou bien comme la somme simple de ses fonctions de sensibilité réduites :

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_{mo}(t, \mathbf{X}_{nom}) &= X_{nom,1} S_1(t) + X_{nom,2} S_2(t) + \dots + X_{nom,N_p} S_{N_p}(t) \\ \mathbf{Y}_{mo}(t, \mathbf{X}_{nom}) &= S_1^r(t) + S_2^r(t) + \dots + S_{N_p}^r(t) \end{aligned} \quad (4.15)$$

Problème mal posé

Cette partie a pour but d'introduire la notion de problème mal posé au sens mathématique. Pour ce faire, on introduit l'opérateur $Z(\cdot)$ qui décrit l'opération à effectuer sur les paramètres \mathbf{X} pour obtenir les valeurs \mathbf{Y}_{mo} du modèle. Ainsi, l'équation $\mathbf{Y}_{mo} = Z(\mathbf{X})$ symbolise la résolution du problème direct, $Z(\cdot)$ étant l'opérateur correspondant au modèle direct. Il est à noter que dans le cas linéaire l'opérateur $Z(\cdot)$ est analogue à la matrice de sensibilité \mathbf{S} comme indiqué à l'équation (4.13). Le problème inverse consiste, lui, à identifier les paramètres \mathbf{X} à partir des mesures \mathbf{Y} . Ainsi, l'équation $\mathbf{X} = Z^{-1}(\mathbf{Y})$ symbolise la résolution du problème inverse, $Z^{-1}(\cdot)$ étant l'opérateur inverse (ou pseudo-inverse). Comme il a été dit en introduction de ce chapitre, le problème direct est souvent bien posé tandis que le problème inverse est généralement mal posé. Hadamard, en 1923 (HADAMARD, 1923; HADAMARD, 1932), a introduit mathématiquement la notion de problème bien posé. Un problème est dit bien posé au sens d'Hadamard si toutes les conditions suivantes sont respectées :

- Existence de la solution
- Unicité de la solution
- Stabilité de la solution

Dans le cas contraire le problème est dit mal posé (« *ill-conditioned* »).

Dans le cas du problème inverse, l'existence de la solution peut se définir par le fait que quel que soit Y , $X=Z^{-1}(Y)$ est calculable et donc l'opérateur $Z(.)$ est inversible. Mathématiquement, cela correspond à la surjectivité de l'opérateur $Z(.)$ de X sur Y . La condition d'unicité s'explique par le fait que pour un même Y il ne peut y avoir 2 X différents. Mathématiquement cela correspond à l'injectivité de $Z(.)$. Cette condition est souvent mise en défaut dans les problèmes sous-déterminés (c'est-à-dire ayant moins de mesures que de paramètres recherchés). La condition de stabilité, quant à elle, signifie qu'une petite variation δY des mesures implique une petite variation δX des paramètres. Cette dernière condition est très importante en problème inverse car comme il a été dit précédemment (section 4.1.2) toute mesure est entachée d'erreur. Si ce bruit de mesure est très amplifié lors du processus d'inversion, c'est la signature d'un problème mal posé.

Différents outils existent permettant d'évaluer le caractère mal posé d'un problème inverse. Le cas échéant des techniques de régularisation existent permettant de stabiliser le problème inverse. Ces deux aspects sont développés dans le cas de la méthode des MCO pour un problème inverse linéaire (en section 4.2.1).

4.2. Résolution

Cette section présente la résolution de problèmes inverses respectivement linéaires et non-linéaires, qui vont nous concerner pour l'estimation des températures, respectivement des émissivités. La minimisation de la fonction coût ne s'effectuera pas de la même façon dans ces 2 cas. Pour un modèle linéaire, il existe une fonction explicite au problème de minimisation ramenant le problème à une inversion directe (au sens où elle s'effectue sans itération), tandis que des méthodes itératives doivent être mises en œuvre pour approcher la solution d'un modèle non linéaire en mettant à jour, à chaque itération, la matrice de sensibilité.

4.2.1. Résolution linéaire

Nous allons voir plusieurs solutions explicites à des problèmes inverses linéaires qui dépendent de la formulation de la fonction coût. Une solution est appelée un « estimateur ». Nous allons commencer par l'estimateur des Moindres Carrés Ordinaires (MCO) qui est le plus utilisé dans les problèmes inverses en thermique car c'est l'estimateur de variance minimale dans le cadre d'un bruit de mesure standard. Nous étudierons ensuite des méthodes d'évaluation du caractère mal posé d'un problème inverse puis au calcul de la confiance des estimés. Nous mentionnerons ensuite des techniques de régularisation permettant la résolution de problèmes inverses mal posés. Lorsqu'on dispose d'informations sur le bruit de mesure avant inversion, il est possible d'utiliser d'autres estimateurs plutôt que les MCO.

Méthode des moindres carrés ordinaires (MCO)

Il a été vu précédemment que pour un modèle linéaire la sortie du modèle Y_{mo} s'exprime directement en fonction de la matrice de sensibilités S ($N_m \times N_p$, pour m points de mesures et p paramètres) (équation (4.12)) et du vecteur paramètre X ($N_p \times 1$) (équation (4.13)). Dans ce cas la fonction coût au sens des MCO (équation (4.6)) s'écrit :

$$J_{MCO}(X) = \sum_{i=1}^{N_m} r_i^2(X) = (Y - SX)^T (Y - SX) = \sum_{i=1}^{N_m} \left(Y_i - \sum_{j=1}^{N_p} S_j(t_i) X_j \right)^2 \quad (4.16)$$

Le minimum de cette fonction (quadratique) est obtenu en annulant son gradient :

$$\nabla_{\mathbf{X}} J_{MCO}(\mathbf{X}) = \frac{\partial J_{MCO}(\mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} = -2\mathbf{S}^T(\mathbf{Y} - \mathbf{S}\mathbf{X}) = 0 \quad (4.17)$$

La solution se ramène ainsi à une inversion dite directe et s'écrit alors de manière explicite :

$$\mathbf{X}_{MCO} = (\mathbf{S}^T \mathbf{S})^{-1} \mathbf{S}^T \mathbf{Y} \quad (4.18)$$

avec $(\mathbf{S}^T \mathbf{S})^{-1} \mathbf{S}^T$ la matrice pseudo-inverse de \mathbf{S} de taille $[N_p \times N_m]$. Si $N_m = N_p$ (autant de mesures que de paramètres estimés), \mathbf{S} est carrée et $(\mathbf{S}^T \mathbf{S})^{-1} \mathbf{S}^T = \mathbf{S}^{-1}$. Cette matrice pseudo-inverse dite de Moore-Penrose, peut être vue comme un opérateur qui, appliqué aux mesures \mathbf{Y} fournit les paramètres cherchés \mathbf{X}_{MCO} , au sens des moindres carrés.

Cette solution formelle n'existe que dans le cas où $\mathbf{S}^T \mathbf{S}$ est une matrice non singulière, se traduisant par le fait que le rang de \mathbf{S} est égal à son nombre de colonnes ici N_p . \mathbf{X}_{MCO} est donc l'estimateur des MCO pour un modèle linéaire. Différentes remarques peuvent être faites sur cet estimateur (WALTER & PRONZATO, 1994) :

1. Le vecteur des paramètres estimés \mathbf{X}_{MCO} est déterminé de manière explicite à partir des mesures (c'est-à-dire sans problème d'initialisation).
2. Cette expression n'a de sens que si le nombre de mesures N_m (et donc d'équations) est supérieur ou égal au nombre d'inconnues N_p (les paramètres).
3. Par construction $\mathbf{S}^T \mathbf{S}$, appelée matrice d'information, est carrée et symétrique. Par conséquent, un nombre de mesures supérieur au nombre d'inconnues ne pose pas de problème au calcul de la solution \mathbf{X}_{MCO} , au contraire cela permet de diminuer l'influence d'éventuelles mauvaises mesures.
4. Lorsque le modèle est linéaire la fonctionnelle associée représentée par J_{MCO} est une forme quadratique définie positive possédant un seul minimum.
5. Les paramètres estimés \mathbf{X}_{MCO} ne sont qu'une valeur approchée des paramètres exacts \mathbf{X} . L'incertitude (également appelée la confiance) sur les estimés peut être obtenue à l'aide de la matrice d'information et de connaissances sur le bruit de mesure (voir plus loin).
6. Une propriété statistique importante est que, dans le cas linéaire, en présence d'un bruit de mesure de moyenne nulle, l'estimateur des MCO est non biaisé, c'est-à-dire que la moyenne d'un grand nombre d'estimations serait centrée sur la valeur exacte \mathbf{X}^* .

Cas où certains paramètres sont fixés

De façon plus générale, tous les paramètres (p) d'un modèle ne sont pas estimés mais seulement un nombre r de paramètres, $(p-r)$ paramètres restants sont alors supposés connus et sont fixés à une valeur lors de l'estimation des r paramètres inconnus. L'équation (4.13) est alors décomposée comme suit :

$$\mathbf{Y}_{mo} = \mathbf{S}_r \mathbf{X}_r + \mathbf{S}_c \mathbf{X}_c \quad (4.19)$$

avec $\mathbf{S}_r [N_m \times N_r]$ la matrice des sensibilités aux paramètres à estimer, $\mathbf{S}_c [N_m \times (N_p - N_r)]$ la matrice des sensibilités aux paramètres supposés connus. Ces deux matrices font partie de la matrice des sensibilités « complète » \mathbf{S} relative à tous les paramètres (à estimer $\mathbf{X}_r [r \times I]$ et $\mathbf{X}_c [(p-r) \times I]$) :

$$S = [S_r : S_c] = \begin{bmatrix} \left[\begin{array}{ccc} S_1(t_1) & \cdots & S_r(t_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_1(t_m) & \cdots & S_r(t_m) \end{array} \right] & : & \left[\begin{array}{ccc} S_{r+1}(t_1) & \cdots & S_p(t_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{r+1}(t_m) & \cdots & S_p(t_m) \end{array} \right] \end{bmatrix} \quad (4.20)$$

On construit donc un nouveau vecteur de mesures Y_{shift} en soustrayant les grandeurs connues du modèle $S_c X_c$ aux mesures Y :

$$Y_{shift} = Y - S_c X_c \quad (4.21)$$

En appliquant ensuite la matrice de Moore-Penrose $(S_r^T S_r)^{-1} S_r^T$ à ces données dites « shiftées », l'équation aux moindres carrés (4.18) devient alors (RIGOLLET, et al., 2011) :

$$X_{MCO} = (S_r^T S_r)^{-1} S_r^T (Y - S_c X_c) \quad (4.22)$$

4.2.2. Problème mal posé et régularisation

Evaluation du caractère mal posé d'un problème inverse et calcul de la confiance des estimés

Nous avons vu précédemment les trois conditions devant être respectées afin qu'un problème soit bien posé au sens d'Hadamard. Différentes techniques existent afin de pouvoir constater ou quantifier le caractère mal posé d'un problème. Aucune technique n'est universelle, chacune a son domaine d'application et permet de constater le respect (ou non) des conditions d'Hadamard. Certaines d'entre elles permettent également d'obtenir la confiance dans les estimés, donnée très importante une fois l'estimation réalisée afin d'associer une certaine confiance à cette estimation. Voici la liste (non exhaustive) des outils qui seront présentés dans cette section :

- L'analyse graphique des sensibilités réduites.
- Le calcul du nombre de conditionnement et du déterminant de la matrice d'information.
- Le calcul de la matrice de covariance de l'estimateur.

Analyse graphique des sensibilités réduites

L'analyse graphique des sensibilités réduites (4.14), qui remplissent les colonnes de la matrice de sensibilité réduite S^r , est une technique très utilisée. Elle permet de repérer les paramètres les plus sensibles ainsi que de déceler ou de suspecter certaines corrélations entre les paramètres recherchés (PETIT & MAILLET, 2008b). Dans le cas où une corrélation existe entre plusieurs paramètres, la condition d'unicité n'est plus respectée et le problème est considéré comme mal posé. En effet, si deux paramètres sont corrélés alors il existe plusieurs combinaisons de paramètres produisant les mêmes effets et donc il devient impossible de dissocier la contribution de tel ou tel paramètre. Dans ce cas-là, deux ou plusieurs colonnes de la matrice S^r sont linéairement dépendantes $S^{rT} S^r$ est singulière et donc non inversible.

Différentes approches existent pour l'analyse graphique. Tout d'abord on peut tracer les différents vecteurs (colonnes) de S^r en fonction de la variable explicative t décrivant les lignes (ce seront des coordonnées spatiales dans notre cas) afin de voir une éventuelle proportionnalité entre deux courbes. On peut également tracer soit le rapport de deux paramètres le long de t , soit tracer les sensibilités d'un paramètre en fonction d'un autre. Dans le premier cas si on obtient une constante alors les deux paramètres sont proportionnels et dans le second cas si on obtient une droite passant par l'origine alors

les deux paramètres sont corrélés. Les tracés doivent s'effectuer pour les valeurs nominales des paramètres avant l'inversion et même avant l'expérience. Nous montrons ainsi qu'il est impossible de résoudre simultanément la température de la cible et son émissivité, ces 2 paramètres étant en général corrélés.

Calcul du nombre de conditionnement et du déterminant de la matrice d'information

Le conditionnement de la matrice d'information réduite $S^{rT}S^r$ permet également de déceler d'éventuelles corrélations entre plusieurs paramètres (RIGOLLET, et al., 2011). Si une combinaison linéaire entre plusieurs paramètres existe alors une des valeurs propres de cette matrice est nulle et le conditionnement devient infini, ce nombre de conditionnement étant défini par :

$$\text{cond}(S^{rT}S^r) = \frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}} \quad (4.23)$$

avec λ_{\max} et λ_{\min} respectivement les valeurs propres maximale et minimale de la matrice d'information $S^{rT}S^r$.

Lorsque le nombre de conditionnement est grand (très supérieur à 1, voir (ASTER, et al., 2018), (REMY, et al., 2011)), le problème est mal conditionné et les incertitudes dues au bruit de mesure sont amplifiées. Ce nombre donne d'ailleurs la borne maximale du facteur d'amplification des incertitudes de mesures relatives dans le calcul des incertitudes relatives des paramètres estimés. S'il est très supérieur à 1, la condition de stabilité de la solution n'est en général pas respectée et le problème peut être qualifié de mal posé.

Calcul de la matrice de covariance d'un estimateur

Le calcul de la matrice de covariance de l'estimateur est un outil permettant de mettre également en évidence d'éventuelles corrélations, mais cet outil est également très important car il permet d'obtenir l'incertitude sur les estimés. Les étapes de calcul vont être explicitées dans le cas linéaire avec un bruit standard (erreur additive, moyenne nulle, variance constante, erreurs non corrélées) pour l'estimateur des MCO. Tout d'abord si l'erreur est additive alors on peut réécrire l'équation (4.18) comme suit :

$$\mathbf{X}_{MCO} = (\mathbf{S}^T \mathbf{S})^{-1} \mathbf{S}^T \mathbf{Y} = \mathbf{A} \mathbf{Y} = \mathbf{A} (\mathbf{Y}^* + \boldsymbol{\varepsilon}) = \mathbf{A} (\mathbf{S} \mathbf{X}^* + \boldsymbol{\varepsilon}) = \mathbf{X}^* + \mathbf{A} \boldsymbol{\varepsilon} \quad (4.24)$$

avec la matrice $\mathbf{A} = (\mathbf{S}^T \mathbf{S})^{-1} \mathbf{S}^T$ (pseudo-inverse de \mathbf{S}) introduite pour faciliter les notations. Il est également à noter que $\mathbf{A} \mathbf{S} = \mathbf{I}$ avec \mathbf{I} la matrice identité. En utilisant la définition de la matrice de covariance et l'équation (4.24) on peut exprimer la matrice de covariance de l'estimateur comme :

$$\text{cov}(\mathbf{X}_{MCO}) = E \left(\left[\mathbf{X}_{MCO} - \mathbf{X}^* \right] \left[\mathbf{X}_{MCO} - \mathbf{X}^* \right]^T \right) = \mathbf{A} E(\boldsymbol{\varepsilon} \boldsymbol{\varepsilon}^T) \mathbf{A}^T = \mathbf{A} \text{cov}(\mathbf{Y}) \mathbf{A}^T \quad (4.25)$$

En faisant les hypothèses supplémentaires que le bruit est de moyenne nulle, de variance σ^2 constante et que les erreurs sont non corrélées alors la matrice de covariance des mesures devient $\text{cov}(\mathbf{Y}) = \mathbf{I} \sigma^2$ et l'équation (4.25) devient :

$$\text{cov}(\mathbf{X}_{MCO}) = (\mathbf{S}^T \mathbf{S})^{-1} \sigma^2 \quad (4.26)$$

Ce qui nous permet d'exprimer les écarts types σ_j des estimés X_j , éléments diagonaux de $\text{cov}(\mathbf{X}_{MCO})$, comme :

$$\sigma_j = \left[\text{cov}(\mathbf{X}_{MCO}) \right]_{jj}^{\frac{1}{2}} = \sigma \left[\mathbf{S}^T \mathbf{S} \right]_{jj}^{\frac{1}{2}} \text{ avec } j \text{ allant de } 1 \text{ à } N_p \quad (4.27)$$

Les écarts types σ_j des estimés X_j indiquent dans l'espace des paramètres la région autour de X_j dans laquelle on a la probabilité de trouver 68,2% des estimations si on réalisait un grand nombre de fois l'expérience (dans le cas d'un bruit gaussien).

La matrice $(\mathbf{S}^T \mathbf{S})^{-1}$ est également appelée matrice d'amplification du bruit de mesure, ses termes diagonaux jouant le rôle d'amplificateur de l'écart type du bruit de mesure (ORLANDE, et al., 2011), (RIGOLLET, et al., 2011). Les termes non diagonaux de cette matrice permettent d'observer d'éventuelles corrélations entre les erreurs d'estimation des paramètres.

La régularisation comme aide à la résolution de problème mal posé

Nous avons vu comment mettre en évidence le caractère mal posé d'un problème inverse. Dans ce cas-ci il existe un ensemble de techniques qui permettent malgré tout d'obtenir une quasi-solution, ce sont les techniques de régularisation. Nous verrons de manière succincte deux approches classiques de régularisation :

- La régularisation par pénalisation (Tikhonov).
- La régularisation par méthodes itératives.

Il existe toutefois bien d'autres méthodes telles que la troncature de spectre (PETIT & MAILLET, 2008b) par exemple.

Régularisation par pénalisation (Tikhonov)

Lorsque la matrice $\mathbf{S}^T \mathbf{S}$ est mal conditionnée, des instabilités apparaissent dans la solution en raison du bruit de mesure présent dans \mathbf{Y} qui est amplifié à cause du produit par l'inverse des très petites valeurs propres de $\mathbf{S}^T \mathbf{S}$. La technique de régularisation par pénalisation développée par Tikhonov et Arsenin (TIKHONOV & ARSEININ, 1977) propose d'introduire une quasi-solution qui est biaisée mais stable. On se propose alors de minimiser une nouvelle fonction coût (critère) définie par :

$$J_\mu(\mathbf{X}) = \|\mathbf{Y} - \mathbf{S}\mathbf{X}\|^2 + \mu \|\mathbf{R}(\mathbf{X})\|^2 \quad (4.28)$$

avec μ appelé le paramètre de régularisation et $\mathbf{R}(\cdot)$ un opérateur de régularisation de la fonction coût. L'opérateur $\mathbf{R}(\cdot)$ qui est construit à partir des dérivées énièmes de la solution, peut prendre plusieurs formes qui ont différentes conséquences lorsque μ devient très grand :

- Ordre 0, \mathbf{R} est égal à la matrice identité \mathbf{I} et tend à imposer une valeur nulle à la solution.
- Ordre 1, \mathbf{R} est égal à la dérivée première de la solution, qui fait tendre la solution vers une constante.
- Ordre 2, \mathbf{R} est égale à la dérivée seconde de la solution, qui implique une relation linéaire entre les composantes du vecteur solution.

Le choix de R revient à introduire un a priori dans la solution, il est donc important d'avoir une idée de la solution pour faire son choix. Dans le cas où R est pris à l'ordre 0, la minimisation de la fonction coût (équation (4.28)) conduit à l'expression explicite de l'estimateur régularisé :

$$X(\mu) = (S^T S + \mu I^T I)^{-1} S^T Y \quad (4.29)$$

Il reste à choisir la valeur du paramètre de régularisation μ . Pour les faibles valeurs de μ la solution est instable mais les résidus sont faibles. Tandis que pour les fortes valeurs de μ la solution est stable mais éloignée de la solution exacte. Un choix raisonnable provient de la connaissance d'informations statistiques sur le bruit de mesure. La connaissance par exemple de son écart type permet de définir une valeur de la fonction coût minimum sous laquelle il devient incohérent de descendre lors de la minimisation. En effet, il est incohérent de chercher à obtenir des résidus dont le niveau devient inférieur à celui du bruit de mesure, car cela reviendrait à essayer d'expliquer le bruit de mesure avec le modèle. La fonction coût minimum dans ce cas est défini par :

$$J_\mu(X_\mu) = N_m \sigma^2 \quad (4.30)$$

Ce critère sur le choix de μ basé sur une information objective qualifiant la qualité des mesures, est appelé principe de discordance (« discrepancy principle ») et a été introduit par Alifanov et Artyukhin (ALIFANOV & ARTYUKHIN, 1975).

Un autre critère pour le choix de μ a été introduit par Hansen (HANSEN & OLEARY, 1993). Hansen a montré que le tracé de la norme du vecteur solution en fonction de la norme du vecteur résidu, pour différentes valeurs de μ , lorsque R est d'ordre 0, permet de choisir une valeur quasi-optimale de μ correspondant au point anguleux d'une « courbe en L ».

Régularisation par méthodes itératives

Pour les problèmes inverses linéaires dont la taille du vecteur inconnu est grande, le calcul de la matrice $S^T S$ peut devenir très rapidement rédhibitoire en temps de calcul rendant l'utilisation de l'estimateur des MCO (équation (4.18)) inappropriée. Dans ce type de cas on a recours à certaines méthodes itératives qui sont particulièrement efficaces pour la minimisation d'une fonction coût (équation (4.6)). A titre d'exemple la méthode des gradients conjugués est reconnue comme particulièrement efficace dans ce cas.

La régularisation dans le cadre des méthodes itératives est implicite. En effet, le paramètre régularisant est le nombre d'itérations et par conséquent le niveau de régularisation que l'on choisit dépend directement du critère d'arrêt de l'algorithme. En pratique le principe de discordance (introduit précédemment) est le critère d'arrêt utilisé.

Il est à noter qu'il est également possible, pour les problèmes particulièrement mal posés, d'utiliser la régularisation par pénalisation de Tikhonov avec une méthode itérative. Dans ce cas la fonction coût (4.28) sera à minimiser avec comme choix supplémentaire la valeur du paramètre μ .

Des alternatives à l'estimateur des MCO

Bien que l'estimateur des MCO soit le plus répandu (car le meilleur dans le cas d'un bruit standard), il existe différentes alternatives à son utilisation. Nous allons parler en détail de l'estimateur de Gauss-Markov (GM) qui repose sur l'utilisation de la matrice de covariance des mesures Y . D'autres méthodes existent, dont les méthodes du maximum de vraisemblance et du maximum a posteriori. Ces deux méthodes sont basées sur une approche bayésienne (SIVIA & SKILLING, 2006) ; (GELMAN, et al., 2004) ; (KAPIO & SOMERSALO, 2005)) reposant respectivement sur la fonction de vraisemblance

des paramètres (probabilité conditionnelle d'obtenir les mesures pour des valeurs de paramètres données) $p(\mathbf{Y}|\mathbf{X}^*)$ et la probabilité conditionnelle des paramètres sachant que les mesures sont données $p(\mathbf{X}^*|\mathbf{Y})$; cette dernière est qualifiée de probabilité *a posteriori* des paramètres (une fois les mesures et l'estimation réalisées) (TARANTOLA, 1987), (MARTINSONS, 1998).

Dans le cadre de l'utilisation de l'estimateur des MCO, nous avons supposé que le bruit de mesure respectait les hypothèses standard (additif, moyenne nulle, variance constante, erreurs non corrélées). Si le bruit vient à être corrélé ou de variance variable, il est préférable d'utiliser l'approche de Gauss-Markov. Pour cela, on définit une nouvelle fonction coût (MAILLET, et al., 2011a) :

$$J_{GM}(\mathbf{X}) = (\mathbf{Y} - \mathbf{S}\mathbf{X})^T (\text{cov}(\mathbf{Y}))^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{S}\mathbf{X}) \quad (4.31)$$

L'estimateur minimisant cette nouvelle fonction coût est proche de l'estimateur MCO et s'exprime par :

$$\mathbf{X}_{GM} = \left(\mathbf{S}^T (\text{cov}(\mathbf{Y}))^{-1} \mathbf{S} \right)^{-1} \mathbf{S}^T (\text{cov}(\mathbf{Y}))^{-1} \mathbf{Y} \quad (4.32)$$

La matrice de covariance de cet estimateur s'exprime par :

$$\text{cov}(\mathbf{X}_{GM}) = \left(\mathbf{S}^T (\text{cov}(\mathbf{Y}))^{-1} \mathbf{S} \right)^{-1} \quad (4.33)$$

Dans le cas où le bruit de mesure n'est pas corrélé mais de variance $\sigma^2(t_i)$ variant avec la variable explicative t , la matrice de covariance $\text{cov}(\mathbf{Y})$ est diagonale et la fonction coût à minimiser peut s'écrire sous la forme développée suivante :

$$J_{GM}(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^{N_m} \left[\frac{Y_i - Y_{mo,i}(t_i, \mathbf{X})}{\sigma(t_i)} \right]^2 \quad \text{où} \quad Y_{mo,i}(t_i, \mathbf{X}) = \sum_{j=1}^{N_p} S_j(t_i) X_j \quad (4.34)$$

On obtient, au dénominateur près, $1/\sigma(t_i)$ la fonction coût classique basée sur la MCO. Ce dénominateur a pour but de minimiser l'influence sur les estimés des mesures dont les dispersions sont importantes, donnant ainsi plus de poids aux mesures les moins bruitées.

4.2.3. Résolution non-linéaire

Lorsqu'un problème inverse est linéaire, il est possible d'obtenir une expression explicite (équation (4.18)) de la solution \mathbf{X} minimisant la fonction coût (équation (4.16)) au sens des MCO. On a également pu voir que la principale difficulté dans ce type de cas était le mauvais conditionnement possible de la matrice d'information $\mathbf{S}^T \mathbf{S}$. Lorsque le problème inverse est non-linéaire, les choses se compliquent notablement. La solution \mathbf{X} ne peut plus être calculée de manière explicite, il est nécessaire d'utiliser une méthode itérative basée sur un algorithme de minimisation (ou optimisation), utilisant en général une hypothèse de linéarité du modèle à chaque itération.

Le principe des méthodes itératives est relatif à la minimisation d'une fonction coût. Nous avons vu précédemment (4.1.2) et (4.2.1) qu'il existait différentes méthodes de définition de la fonction coût au sens des MCO. Le problème de minimisation correspondant est décrit par les équations (4.5), (4.6) et (4.7). On abandonnera dorénavant l'indice « MCO » afin de gagner en lisibilité donc la fonction coût s'écrit :

$$J(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^{N_m} r_i^2(\mathbf{X}) = (\mathbf{Y} - \mathbf{Y}_{mo}(\mathbf{X}))^T (\mathbf{Y} - \mathbf{Y}_{mo}(\mathbf{X})) \quad (4.35)$$

et la solution du problème de minimisation s'écrit :

$$\mathbf{X} = \arg \left[\min(J(\mathbf{X})) \right] \quad (4.36)$$

Dans le cas non-linéaire le critère défini à l'équation (4.35) n'est plus quadratique et par conséquent il est possible que la fonction coût possède un ou plusieurs minimums locaux rendant l'estimation délicate suivant la méthode itérative utilisée. Afin d'illustrer le problème de recherche d'un minimum global, en présence de minimums locaux par une méthode de descente, reprenons l'exemple introduit par Maillet dans (MAILLET, et al., 2011a)

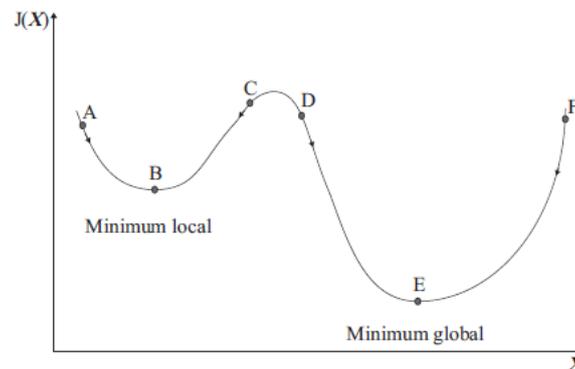


Figure 4.3 – Recherche du minimum d'une fonction $J(X)$ à une variable X . (MAILLET, et al., 2011a)

La Figure 4.3 illustre la recherche d'un minimum global pour une fonction à un paramètre lorsque la fonction n'est pas quadratique. On voit ici qu'une initialisation en A ou C mènera vers le minimum local B tandis qu'une initialisation en D ou F mènera vers le minimum global E. A priori aucune méthode de descente ne peut garantir d'accéder à un minimum global. En pratique, il est conseillé de faire plusieurs essais avec différents \mathbf{X}^0 afin de voir si l'on retrouve toujours le même minimum. Il est également conseillé d'initialiser le plus possible \mathbf{X}^0 avec des valeurs physiquement plausibles. Enfin, il est également possible de contraindre la solution. En effet, l'inverseur a souvent des raisons physiques pour contraindre la solution de différentes façons possibles. Par exemple, on peut savoir que la solution ne peut être que positive ou bien bornée sur un intervalle, etc.

Différentes classifications des algorithmes de résolution

Il existe de nombreuses classifications possibles des algorithmes, quasiment autant que les différentes propriétés que chaque méthode présente. Il existe malgré tout plusieurs classifications communément utilisées :

- Les algorithmes déterministes ou stochastiques (ou « métaheuristiques ») : les algorithmes déterministes donnent toujours le même résultat pour une même initialisation, tandis que les algorithmes stochastiques donnent des résultats différents d'une exécution à l'autre. Ceci est dû au fait que les algorithmes stochastiques, contrairement aux déterministes, supposent que tous les paramètres sont des variables aléatoires. La résolution du problème inverse consiste donc à déterminer la densité de probabilité a posteriori, à partir de laquelle on calculera un estimateur central (moment d'ordre 0) et un estimateur de dispersion (moment d'ordre 1) qui correspondent respectivement à la valeur estimée des paramètres et à leur variance.
- Les algorithmes de recherche locale et de recherche globale : les algorithmes de recherche locale convergent vers un minimum local (pouvant être le minimum global) à partir de l'initialisation de la méthode, tandis que les algorithmes de recherche globale sont capables de trouver le minimum global d'une fonction.
- Les algorithmes à individu unique ou à base de population : les algorithmes à individu unique n'utilisent qu'un candidat qui est « amélioré » au fil des itérations, tandis que les algorithmes à base de population manipulent un ensemble de candidats simultanément.
- Les algorithmes d'ordre 0, 1, 2 : les algorithmes d'ordre 0 n'utilisent que la valeur de la fonctionnelle J , tandis que les algorithmes d'ordre 1 utilisent le gradient de la fonctionnelle et ceux d'ordre 2 utilisent la dérivée seconde de la fonctionnelle.

On pourrait aussi classer les algorithmes selon leurs performances en fonction du nombre d'inconnues recherchées ou bien par difficulté de mise en œuvre.

Dans la suite de cette thèse c'est l'algorithme de Gauss-Newton qui a été utilisée parce qu'elle donnait de bons résultats et a suffi à estimer tous les paramètres recherchés dans les différents problèmes. Toutefois, il pourrait être intéressant de changer l'algorithme si celui-ci ne convenait pas pour des cas plus complexes, dans ce cas une solution envisageable serait la méthode des gradients conjugués.

Les méthodes de Gauss-Newton et Levenberg-Marquardt

Les méthodes de Gauss-Newton et Levenberg-Marquardt ((OZISIK & ORLANDE, 2000), (MAILLET, et al., 2011a)) reposent sur l'utilisation d'une approximation du Hessien et sont donc des algorithmes d'ordre 2. Pour obtenir ce Hessien, il faut dériver le critère (4.35) par rapport à X pour obtenir :

$$\nabla J(X) = -2S^T(X)(Y - Y_{mo}(X)) \quad (4.37)$$

avec la matrice de sensibilités S qui dépend des paramètres X à identifier car nous sommes dans le cas de problèmes non-linéaires. En dérivant une deuxième fois l'équation (4.37) par rapport aux paramètres X on obtient le Hessien :

$$H(J(X)) = 2S^T(X)S(X) + 2Q(X) \text{ avec } Q(X) = -Y_{mo}''(X)(Y - Y_{mo}(X)) \quad (4.38)$$

avec Q la matrice composée des dérivées d'ordre 2 Y_{mo}'' du modèle Y_{mo} .

Du fait des dérivées d'ordre 2 à calculer à chaque itération, les calculs du Hessien peuvent devenir très lourds. C'est pourquoi dans les méthodes de Gauss-Newton et Levenberg-Marquardt on utilise l'approximation dite de « Gauss-Newton » qui consiste approximer le hessien de la fonction coût en négligeant son second terme contenant des dérivées secondes, en posant $Q=0$ dans l'équation (4.38). Cette approximation est justifiée pour deux raisons à l'approche de la solution. La première raison est qu'à l'approche de la solution, les résidus $(Y - Y_{mo}(X))$ sont de plus en plus faibles. La seconde raison est qu'à l'approche de la solution, l'hypothèse de linéarité du modèle est de plus en plus vraie

(localement) ce qui rend les dérivées secondes de plus en plus proches de 0. De ce fait on a alors l'approximation du Hessien suivante :

$$\mathbf{H}(J(\mathbf{X})) \approx 2\mathbf{S}^T(\mathbf{X})\mathbf{S}(\mathbf{X}) \quad (4.39)$$

Cette approximation du Hessien présente les avantages suivants :

1. L'utilisation d'une approximation du Hessien permet d'éviter la divergence éventuelle qui peut avoir lieu dans la méthode de Newton lorsque le Hessien n'est pas défini positif.
2. Le calcul de cette approximation n'utilise que des dérivées d'ordre 1 (les sensibilités) et donc les calculs sont réduits de manière importante.

On peut donc écrire le processus itératif de la méthode de Gauss-Newton comme :

$$\mathbf{X}^{k+1} = \mathbf{X}^k - \lambda^k \left[\mathbf{S}^T(\mathbf{X}^k)\mathbf{S}(\mathbf{X}^k) \right]^{-1} \mathbf{S}^T(\mathbf{X}^k)(\mathbf{Y} - \mathbf{Y}_{mo}(\mathbf{X}^k)) \quad (4.40)$$

avec les sensibilités \mathbf{S} calculées à chaque itération afin de calculer, $\mathbf{S}^T(\mathbf{X}^k)(\mathbf{Y} - \mathbf{Y}_{mo}(\mathbf{X}^k))$ le demi gradient et $\lambda^k \left[\mathbf{S}^T(\mathbf{X}^k)\mathbf{S}(\mathbf{X}^k) \right]^{-1}$ la profondeur de descente (plus exactement le double de la profondeur de descente) avec λ^k le coefficient de « relaxation » (si $\lambda^k = 1$ on a le pas de Gauss-Newton).

L'algorithme de Levenberg-Marquardt consiste en une amélioration de la méthode de Gauss-Newton qui peut s'avérer instable car calculant l'inverse de la matrice $\mathbf{S}^T(\mathbf{X}^k)\mathbf{S}(\mathbf{X}^k)$ qui comme on a pu le voir précédemment peut poser problème lorsque la matrice est mal conditionnée. Cette amélioration consiste à ajouter une matrice définie positive $\mathbf{\Omega}^k$ pondérée par un réel μ^k à la matrice à inverser $\mathbf{S}^T(\mathbf{X}^k)\mathbf{S}(\mathbf{X}^k)$, on obtient donc :

$$\mathbf{X}^{k+1} = \mathbf{X}^k - \lambda^k \left[\mathbf{S}^T(\mathbf{X}^k)\mathbf{S}(\mathbf{X}^k) + \mu^k \mathbf{\Omega}^k \right]^{-1} \mathbf{S}^T(\mathbf{X}^k)(\mathbf{Y} - \mathbf{Y}_{mo}(\mathbf{X}^k)) \quad (4.41)$$

Dans la pratique, on utilise la matrice identité pour définir $\mathbf{\Omega}$, dans ce cas on peut observer que l'on se retrouve dans un cas analogue à la régularisation de Tikhonov d'ordre 0. On peut voir la méthode de Levenberg-Marquardt comme une méthode de Gauss-Newton « régularisée » avec μ jouant le rôle de paramètre de régularisation afin de stabiliser la méthode. En effet, lorsque μ est très grand, on se retrouve dans une méthode de type gradient reconnu pour être stable, tandis que lorsque μ est nul alors on retrouve l'algorithme de Gauss-Newton. En pratique, les premières itérations sont menées avec une valeur relativement grande de μ puis cette valeur diminue au fil des itérations.

La combinaison astucieuse de l'algorithme de plus forte pente et de celui de Gauss-Newton font de l'algorithme de Levenberg-Marquardt un algorithme particulièrement efficace et stable pour des problèmes inverses non-linéaires. Le principal inconvénient étant que dans le cas de l'estimation d'un grand nombre de paramètres, le calcul des matrices de sensibilités à chaque itération peut devenir demandeur d'un important temps de calcul.

La Méthode des Gradients Conjugués (MGC) (GASPAR, 2013)

Le processus itératif définissant la MGC s'écrit :

$$\mathbf{X}^{k+1} = \mathbf{X}^k - \gamma^k \mathbf{d}^k \quad (4.42)$$

avec \mathbf{X}^k l'estimation des paramètres \mathbf{X} à l'itération k , γ^k la profondeur de descente à l'itération k et \mathbf{d}^k la direction de descente à l'itération k définie par :

$$\mathbf{d}^k = \nabla J(\mathbf{X}^k) + \beta^k \mathbf{d}^{k-1} \text{ et } \beta^0 = 0 \quad (4.43)$$

avec β^k le coefficient de conjugaison des directions de descente.

Différentes propriétés de la MGC peuvent être énoncées :

1. Cet algorithme est simple à implémenter et robuste. Les calculs sont simples (aucune matrice à inverser).
2. Différentes versions de la MGC existent en fonction du calcul du coefficient de conjugaison β^k (Fletcher-Reeve, Polak-Ribière-Polyak, ...).
3. Lorsque le critère est quadratique, la version de Fletcher-Reeve assure la convergence en autant d'itérations que de paramètres X_j recherchés.
4. Pour la première itération, la direction de descente correspond à la méthode de la plus grande pente.
5. Les directions de descente successives sont conjuguées entre elles, l'algorithme a donc une « mémoire » des itérations précédentes.
6. La MGC est très sensible aux éventuelles erreurs de calcul du gradient, l'utilisation de la méthode de l'état adjoint permettant de calculer le gradient de manière exacte est donc toute indiquée.
7. Lorsque l'initialisation est faite très loin de l'optimum alors il est conseillé (pour des problèmes inverses non-linéaires) de réinitialiser la conjugaison en mettant le coefficient de conjugaison à zéro.
8. Contrairement aux méthodes de Newton, Gauss-Newton ou quasi-Newton à aucun moment le Hessien (dérivée seconde de J) n'est calculé ou approché. Chaque itération est donc plus « simple », cette simplification est d'autant plus significative que le nombre de paramètres à estimer est grand. Il est possible d'utiliser la MGC pour minimiser des critères dépendant de plusieurs centaines de paramètres en seulement quelques dizaines d'itérations. Cependant, le prix à payer pour cette simplification est que, ne disposant pas du Hessien (ou de son approximation), la MGC ne permet pas de caractériser l'incertitude sur les estimés.

Critère d'arrêt des méthodes itératives

Les méthodes itératives démarrent à partir d'une estimation initiale des paramètres et produisent à chaque itération un nouveau jeu de paramètres que l'on espère plus proche des paramètres optimaux (qui minimisent la fonction coût). Pour que cette recherche itérative s'arrête, il faut définir un critère d'arrêt. Ce critère d'arrêt peut être soit sur les variations relatives de la fonction coût entre deux itérations, soit sur les variations relatives des paramètres entre deux itérations, ou bien encore sur les résidus. Dans notre algorithme, c'est un critère sur les variations relatives des paramètres qui a été retenu.

4.3. La qualité de l'estimation

Dans cette section il s'agit de discuter de la qualité d'une inversion et pour cela nous allons d'abord mentionner les différentes sources d'erreurs dans une estimation. Nous verrons ensuite l'analyse des résidus afin de vérifier la qualité de l'estimation.

4.3.1. Les différentes sources d'erreur d'estimation

Il est possible de lister les différentes sources d'erreurs de l'estimation \hat{X} en six catégories ((ORLANDE, et al., 2011), (PETIT & MAILLET, 2008b), (MAILLET, et al., 2011b)). Chacune de ces sources peut être responsable d'une erreur sur l'estimation \hat{X} par rapport à la valeur exacte X^* . On peut décomposer l'erreur en six composantes comme $e = X - X^* = \sum_{i=1}^6 e_i$. Ces différentes sources d'erreurs sont illustrées en Figure 4.4 avec un schéma de principe regroupant le système physique que l'on veut étudier, le système de mesure, la modélisation faite du système et le principe de l'inversion basé sur la méthode des moindres carrés comparant les sorties du modèle Y_{mo} et les mesures Y . Nous indiquons dans ce qui suit la nature des différentes erreurs qui interviennent dans le processus de métrologie-modélisation-estimation et qui auront un impact sur l'erreur d'estimation des inconnues.

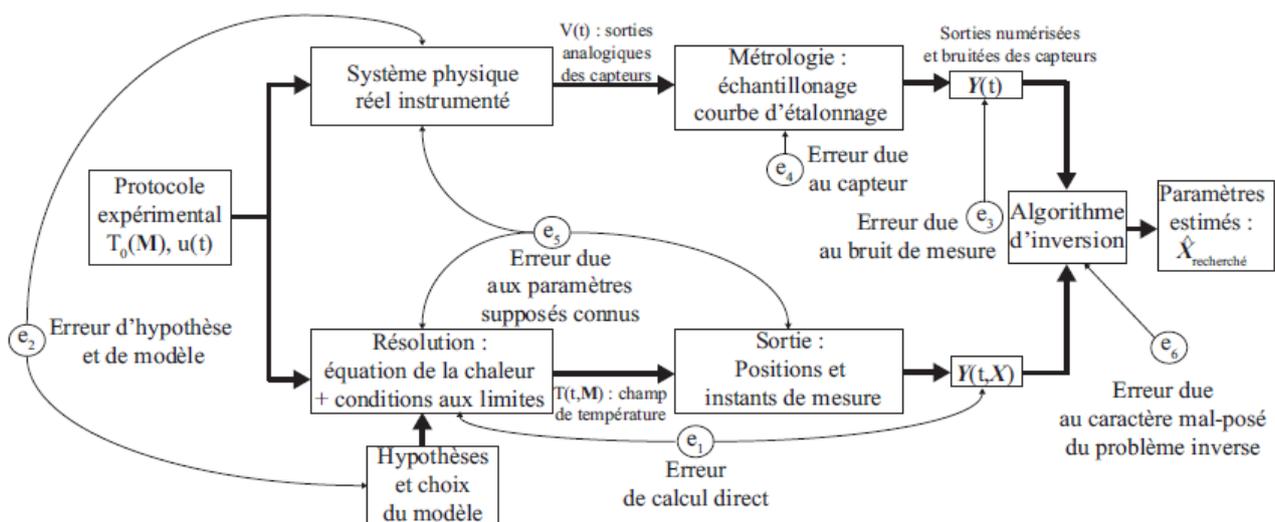


Figure 4.4 – Les différentes sources d'erreurs d'estimation (MAILLET, et al., 2011a). Les rectangles représentent le processus de métrologie-modélisation-estimation. Les cercles indiquent les différentes erreurs intervenant dans le processus qui auront un impact sur l'erreur d'estimation.

e_1 : erreur de calcul direct

Les méthodes itératives, telles que les méthodes de Gauss-Newton ou du Gradient Conjugué, minimisant une fonction coût reflétant l'écart entre le modèle et la mesure, nécessitent la résolution du problème direct et ce un grand nombre de fois. Une erreur numérique de calcul de la solution du problème direct va causer alors l'erreur e_1 . La maîtrise de cette erreur est du ressort du numéricien qui doit par exemple être vigilant à la discrétisation du problème, au schéma numérique utilisé, etc.

e_2 : erreur d'hypothèse et de modèle

Du fait d'hypothèses qui ont été faites pour établir un modèle de l'expérience réelle, il existe une erreur e_2 qui est du ressort du modélisateur et de nature physique. En effet, la non prise en compte (voulue ou non) de certains phénomènes physiques peut introduire une erreur importante sur

l'estimation. On peut citer par exemple la non prise en compte d'éventuels échanges radiatifs, ou la simplification de l'ambiance par l'utilisation d'un coefficient d'échange global mal estimé, ou bien encore supposer les propriétés thermophysiques des matériaux comme indépendantes de la température.

e_3 : erreur due au bruit de mesure

Tout système de mesure fournit des mesures entachées de bruit (bruit nommé ε et introduit en 4.2.1). Ces erreurs de mesures sont la source de l'erreur e_3 . La maîtrise de cette erreur passe tout d'abord par une amélioration du système de mesure pour l'expérimentateur, mais également par une étude du problème inverse faite par l'inverseur. L'inverseur possède à sa disposition différents outils tels que : le nombre de conditionnement, la matrice de sensibilité, la matrice de covariance, ou d'autres.

e_4 : erreur due au capteur

Les mesures sont converties dans les mêmes unités que la sortie du problème direct afin de pouvoir les comparer. Cette conversion est la source d'erreur e_4 , en effet la sortie brute d'un capteur est souvent une grandeur électrique (tension, courant) qui est reliée à l'unité du modèle direct par une loi d'étalonnage. Une mauvaise loi d'étalonnage, une fréquence d'acquisition mal adaptée, un filtrage interne à la chaîne de mesure ou bien encore d'autres erreurs de nature métrologique peuvent induire des erreurs d'estimation importantes. La maîtrise de ce type d'erreur est du ressort de l'expérimentateur.

e_5 : erreur due aux paramètres supposés connus

Comme introduit à l'équation (4.2) bien souvent on ne recherche pas tous les paramètres du modèle reliant X à Y_{mo} . Ainsi, une partie de ces paramètres est supposée connue. Si ces paramètres ne sont pas exacts, alors ils introduisent l'erreur d'estimation e_5 . La maîtrise de ce type d'erreur revient à l'inverseur qui doit s'assurer des conséquences sur l'estimation d'une erreur sur les paramètres supposés connus.

e_6 : erreur due au caractère mal-posé du problème inverse

Dans le cas de problèmes inverses mal posés il est possible d'utiliser des techniques de régularisation (4.2.1). Toutefois, ces régularisations introduisent une erreur e_6 qui est souvent liée à l'erreur e_3 . La maîtrise de ce type d'erreur est du ressort de l'inverseur.

On voit donc apparaître trois catégories de sources d'erreurs ; les erreurs d'expérimentation, les erreurs de modélisation et les erreurs d'inversion. Il est donc nécessaire d'avoir une approche globale regroupant expérience, modélisation et techniques inverses afin de diminuer toutes les sources d'erreurs possibles afin d'obtenir la meilleure estimation possible. Par exemple, il n'est pas nécessaire de déployer une modélisation lourde afin de minimiser l'erreur e_1 si le système de mesures est assez peu précis et augmente les erreurs de mesure.

4.3.2. Analyse des résidus

Lorsqu'une estimation est terminée, on obtient un vecteur des paramètres estimés \hat{X} et il est donc possible de calculer le vecteur des résidus qui consiste en la différence entre les mesures la sortie du modèle pour ces estimés :

$$r(\hat{X}) = Y - Y_{mo}(\hat{X}) \quad (4.44)$$

Les paramètres estimés \hat{X} sont censés être les plus proches possibles des paramètres exacts X^* . Si c'est bien le cas et que le bruit de mesure est un bruit additif alors la forme des résidus est semblable

au bruit de mesure, c'est-à-dire de moyenne nulle, de distribution gaussienne et indépendant (i.e. les valeurs successives sont non corrélées). Analyser les résidus consiste à tracer les composantes du vecteur des résidus en fonction de la variable temporelle dans le but de détecter une éventuelle corrélation. Des exemples de résidus décorrelés (Figure 4.5a)) et corrélés (Figure 4.5b)) sont présentés. La différence entre ces deux cas est que dans la première situation il n'y a pas de tendance alors que dans la seconde les résidus sont d'abord négatifs puis positifs, cela indique une certaine corrélation car les valeurs successives ne sont pas indépendantes. Dans ce cas on parle de résidus signés ((PETIT & MAILLET, 2008b), (MAILLET, et al., 2011b), (RIGOLLET, et al., 2011)). Il est bon de noter que des résidus peuvent être signés tout en ayant une moyenne nulle, c'est le cas sur la Figure 4.5b).

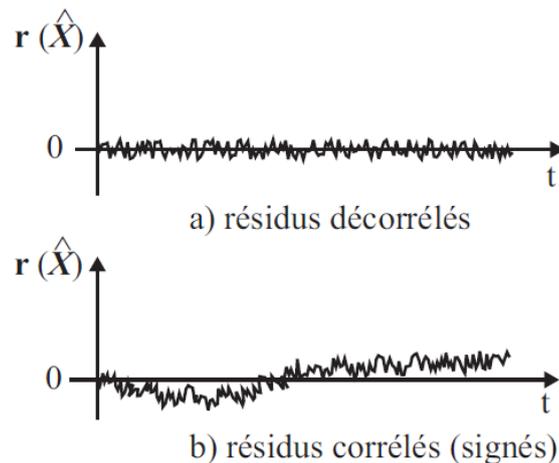


Figure 4.5 – Exemples de résidus : a) décorrelés, b) corrélés. (MAILLET, et al., 2011a)

Des résidus signés constituent une condition nécessaire mais non suffisante pour une estimation de qualité. En effet, si des paramètres sont linéairement liés alors les résidus peuvent ne pas être signés, pourtant la variance (et donc l'incertitude) de ces paramètres peut exploser.

4.4. Application et illustration à une scène radiative dans un secteur de tokamak

Cette section présente l'application des méthodes inverses à une scène radiative dans un secteur de Tokamak présente section 4.4.1. Dans le cas d'étude présenté dans cette section :

- Le modèle direct Y_{mo} sera le modèle basé sur les équations aux radiosités décrit à la section 2.2 (le modèle stochastique du lancer de rayons Monte-Carlo étant trop lourd pour la boucle itérative de la démarche inverse) et utilisant une géométrie partielle du Tokamak WEST (secteur de 20°) appelée Sec-Tore.
- Les paramètres à estimer sont soit des émittances de Planck M^0 de la scène observée (et éventuellement des composants constituant son environnement) ou les émissivités de la cible dans la scène 3D (et éventuellement des composants constituant son environnement).
- Les observables sont les luminances collectées par les pixels de la caméra.

Après avoir présenté la configuration géométrique du premier modèle retenu pour tester la démarche d'inversion (intérieur d'un secteur torique représentatif d'un Tokamak), nous présenterons cette démarche dans le cas linéaire (estimation des températures via les émittance noires) puis dans le cas non linéaire (estimation des émissivités). Puis nous présenterons les résultats obtenus dans chaque situation, en progressant dans la complexité du problème d'estimation en estimant de plus en plus de paramètres :

1, 2, 3, 9, 10, 1.560, 1.561 et 8.796 paramètres estimés simultanément dans le cas linéaire, et 6, 40, 60 et 80 dans le cas non linéaire.

A la fin du cas d'estimation linéaire, nous présentons une analyse comparant les performances de cette démarche inverse innovante, estimant les paramètres (températures) dans l'espace objet (la scène thermique), avec la démarche classique de conversion d'une image infrarouge faisant correspondre, à chaque pixel dans l'espace image, plusieurs températures apparentes faisant chacune appel à différentes hypothèses.

4.4.1. Présentation du modèle direct « Sec-Tore »

Le modèle direct doit être capable de générer des images infrarouges proches de l'observable pour un scénario donné. La Figure 4.6 présente deux exemples d'observables c'est-à-dire deux images infrarouges issues de la décharge 53.950 de la machine WEST prises à deux instants différents. Le modèle direct que nous utiliserons ici est basé sur les équations de radiosités décrites au Chapitre 2 qui permet de calculer le flux partant pour chaque surface élémentaire de la scène 3D en prenant en compte les multiples réflexions et en supposant des matériaux diffus. Couplé à un modèle caméra permettant d'associer les coordonnées 3D de la scène (x, y, z) aux coordonnées caméras (i, j), nous obtenons ainsi une image synthétique comparable à l'observable expérimental.

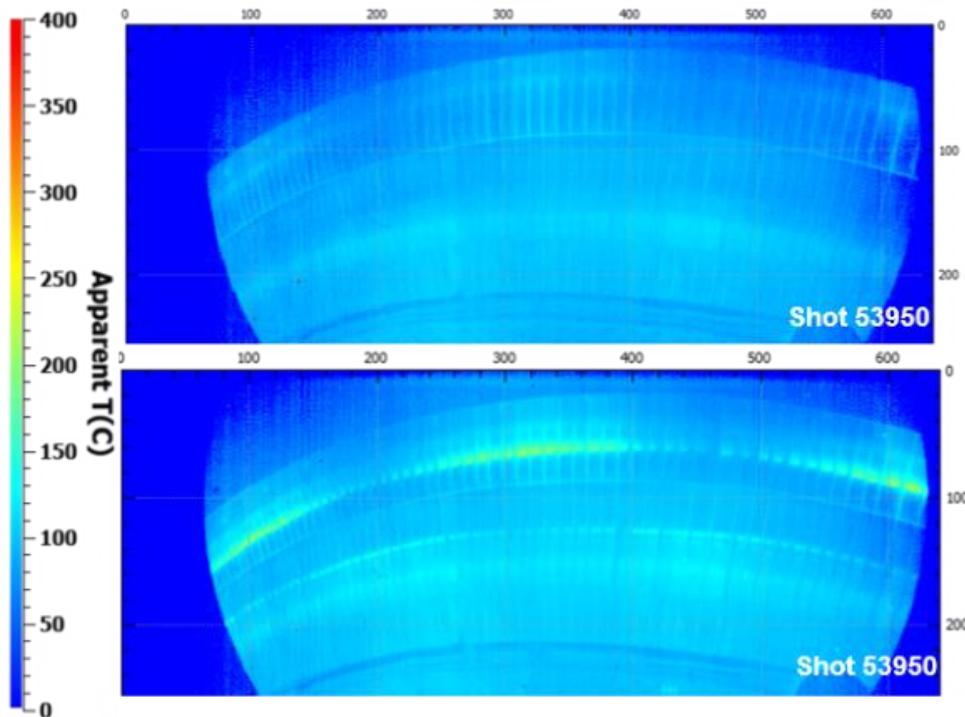


Figure 4.6 – Exemples d'images infrarouges expérimentales issues de la visée divertor standard de WEST dans un cas de scène de début de décharge (haut) et dans un cas de scène de chargement thermique pendant l'opération plasma (bas). L'échelle est en température apparente corps noir ($^{\circ}\text{C}$).

La géométrie choisie pour le modèle direct est un prototype numérique qui a été conçu avec les principaux éléments représentatifs du tokamak WEST : le divertor bas, le divertor haut, la première paroi côté intérieur et côté extérieur (Figure 4.7). Pour la conception de Sec-Tore le baffle n'a pas été conservé.

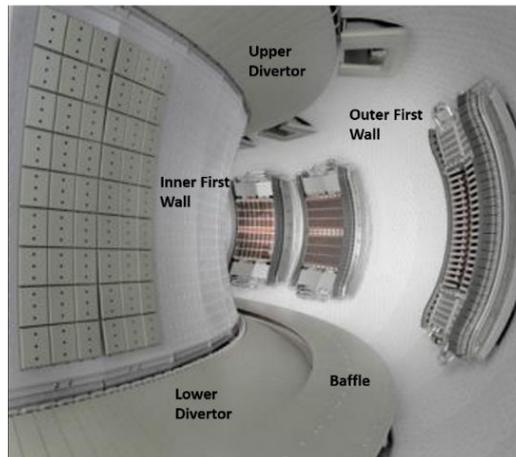


Figure 4.7 – Visualisation de la chambre à vide et des principaux composants face au plasma conservés pour établir la géométrie du prototype simplifié Sec-Tore.

Une version simplifiée de la chambre à vide de WEST est réalisée par conception assistée par ordinateur où les composants sont remplacés par des surfaces continues dessinées au plus près des surfaces réelles (Figure 4.8).

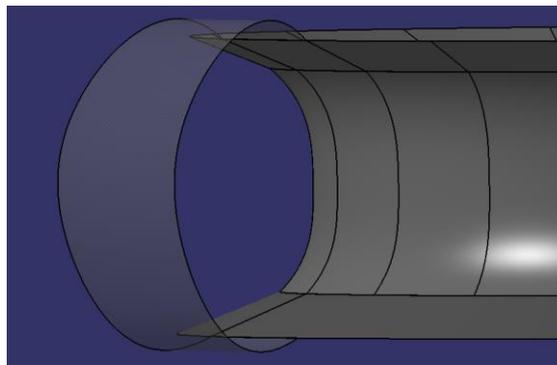


Figure 4.8 – Maquette numérique simplifiée de WEST avec les surfaces correspondant au divertor bas, au divertor haut, à la première paroi côté intérieur et la première paroi côté extérieur.

Le calcul des facteurs de forme, qui intervient dans le modèle direct (voir section 2.2.1), peut être très coûteux étant donné que son coût évolue en $O(n^3)$ où n représente le nombre de surfaces élémentaires dans la scène considérée. Même dans une situation sans obstructions où il n'y a pas de test de visibilité à effectuer et où le calcul simplifié par intégrale de contour le coût de calcul reste en $O(n^2)$. Pour réduire ce coût, les surfaces ont été simplifiées, de même les maillages appliqués aux surfaces autres que le divertor bas seront volontairement grossiers considérant que des champs de température et d'émissivité uniformes. C'est une approximation car lors d'une opération plasma certains composants se mettent à chauffer de façon contrôlée ou non et cela crée des sources chaudes parasites différentes du divertor bas et des multiples réflexions (section 1.2). Par ailleurs, afin de limiter les surfaces à mailler et donc le nombre de surfaces élémentaires cette maquette a également été limitée à un secteur de 20° . Pour fermer ce secteur, des surfaces noires (émissivité égale à 1) à la température de l'environnement (i.e. les surfaces du divertor haut et des premières parois) (Figure 4.9) ont été placées sur les deux côtés verticaux du secteur.

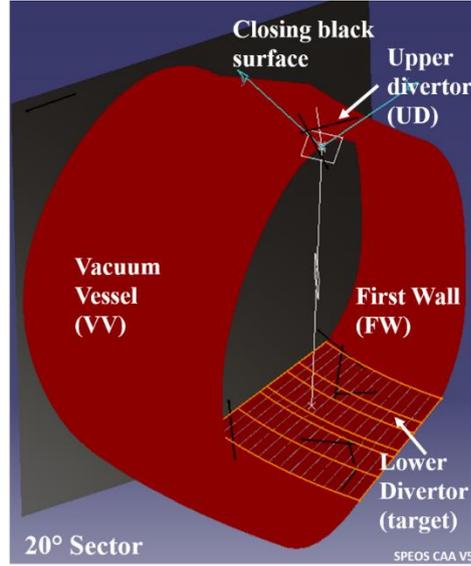


Figure 4.9 - Illustration de la géométrie secteur de 20°. La ligne verticale représente la direction de visée de la caméra virtuelle placée en haut du secteur et visant le divertor bas. Le rayon interne du divertor bas est de 1 906 mm et le rayon externe 2 447 mm, le divertor bas est maillé grossièrement avec un paramètre de maille de 12 mm donnant 8 796 patchs triangulaires et le reste de l'environnement est maillé très grossièrement avec un paramètre de 40 mm résultant en 2 991 patchs triangulaires.

Cela permet également de générer un environnement sans obstructions qui permet donc d'alléger le calcul des facteurs de forme grâce à une intégrale de contour et ainsi d'obtenir un coût de calcul en $O(n^2)$. C'est également pour cette raison que d'autres composants, tels que le baffle, ont été laissés de côté dans la conception de ce premier prototype afin de ne pas introduire d'obstructions et donc un calcul de visibilité dans le calcul des facteurs de forme. Le prototype numérique simplifié ainsi obtenu est appelé Sec-Tore dans la suite.

Nous pouvons étudier l'influence de cette condition de fermeture grâce au code de lancer de rayons Monte-Carlo capable de prendre en compte la géométrie totale du tokamak (360°) Figure 4.10 présente les résultats des simulations obtenus par Monte Carlo en considérant la géométrie totale du tokamak (figure de gauche) et un secteur de 20° fermée par des surfaces noires à la température ambiante (90°C) (figure du milieu). Ces résultats sont comparés au résultat du calcul de la scène radiative par la méthode des radiosités. Les caractéristiques de la caméra virtuelle sont une distance focale $f=9,8\text{mm}$, une grille de pixels $[640 \times 256]$ avec une taille de détecteur de $[15\mu\text{m} \times 15\mu\text{m}]$. Cette grille comporte donc 163 840 pixels au total dont 75 806 couvrent le secteur de 20° et 67 122 pour le divertor bas uniquement. Elle collecte la luminance dans une gamme de largeur $\Delta\lambda=0,8\mu\text{m}$ centrée sur $\lambda_0=4,1\mu\text{m}$. La luminance de Planck (« luminance noire ») dans cette bande étroite, pour une surface à la température T , sera approchée par

$$L_{\Delta\lambda}^0(\lambda, T) \approx \frac{c_1 \lambda_0^{-5} \Delta\lambda}{\exp\left(\frac{c_2}{\lambda T}\right) - 1} [\text{Wm}^{-2}\text{sr}^{-1}] \quad (4.45)$$

avec $c_1 = 1,1909 \cdot 10^{-16} \text{ W.m}^2.\text{sr}^{-1}$, $c_2 = 1,4388 \cdot 10^{-2} \text{ m.K}$. Si on accède à cette luminance noire, la température T déduite de « l'inversion de Planck » s'écrit alors :

$$T = \frac{c_2}{\lambda_0} \frac{1}{\text{Ln} \left(1 + \frac{\pi c_1 \lambda_0^{-5} \Delta \lambda}{L_{\Delta \lambda}^0} \right)} [K] \quad (4.46)$$

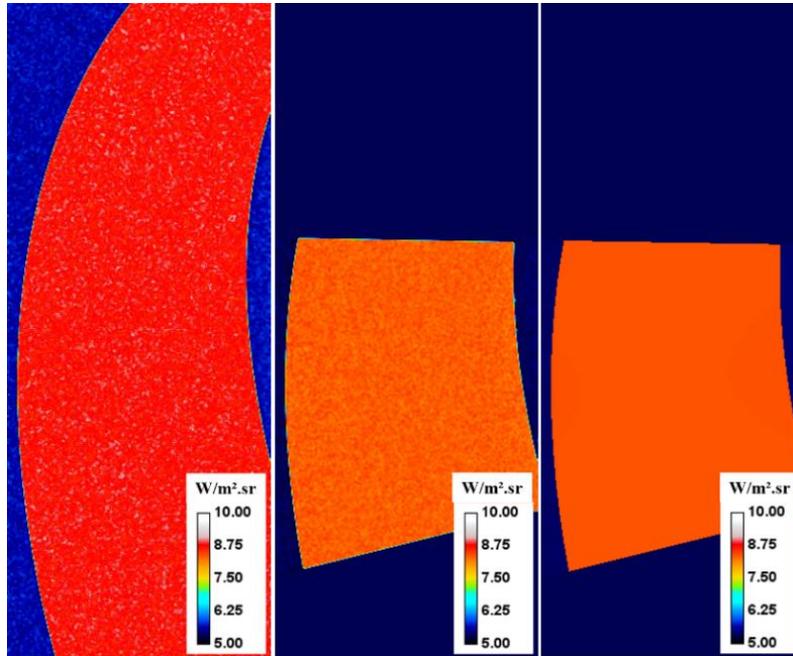


Figure 4.10 – Gauche : résultat de la simulation MCRT pour la géométrie 360° pour une visée divertor standard. Milieu : résultat de la simulation MCRT pour la géométrie 20° fermée par les surfaces noires pour une visée divertor standard. Droite : résultat de la méthode des radiosités projeté sur une visée divertor standard (Conditions de simulation : divertor : $T=180^{\circ}\text{C}$, $\varepsilon=0,1$, Environnement : $T=90^{\circ}\text{C}$, $\varepsilon=0,3$, Surfaces de fermeture : $T=90^{\circ}\text{C}$, $\varepsilon=1$, tous les matériaux sont diffus).

De ces différentes images une ROI a été choisie sur une large zone rectangulaire (50 300 pixels) du divertor bas et la luminance moyenne de ces ROI a été extraite afin de comparer les différents modèles. La Table 4.1 présente les résultats de la luminance moyenne. On peut constater que l'approximation du secteur de 20° fermé par des surfaces noires à la température de l'environnement ne permet pas de compenser totalement le flux de l'environnement car la luminance moyenne collectée pour la simulation MCRT 20° est inférieure de quasiment 5% à la luminance moyenne collectée pour la simulation MCRT 360°. En revanche, l'erreur commise entre la simulation MCRT 20° et la méthode des radiosités est faible et la méthode des radiosités permet donc bien de reproduire de façon fiable les résultats d'une simulation avec des matériaux diffus.

Table 4.1 – Tableau présentant la luminance moyenne collectée sur les pixels couvrant le divertor bas dans les images infrarouges modélisée de la Figure 4.10 et l'erreur moyenne par rapport à la valeur de référence qui est celle de la simulation pour la géométrie 360°. Le tableau présente également le temps de calcul de chaque méthode.

	360° MCRT	20° MCRT	Radiosity method
Average radiance ($W/m^2.sr$)	8,75	8,33	8,36
Average error with 360° MCRT (%)	0	4,8	4,4
Precision	$\pm 0,24 W/m^2.sr$	$\pm 0,17 W/m^2.sr$	/
Computation time	5h30	45min	1min

4.4.2. Méthodes inverses itératives appliquées à la résolution d'une scène thermique

Comme vue dans la section 4.2, il existe plusieurs méthodes d'inversion. Dans notre étude, nous allons montrer que nous avons affaire à 2 types de problèmes inverses : linéaires et non linéaire. En effet l'estimation des émittances (i.e. des températures) de la cible est un problème linéaire comme montré ci-dessous et peut donc se résoudre de façon explicite, sans itération. En revanche, dans le cas de l'estimation des émissivités, le problème reste non-linéaire conduisant à l'utilisation de méthodes inverse itératives. Contrairement au cas linéaire qui permet d'atteindre la valeur exacte du minimum de de la fonction coût, la méthode itérative appliquée dans la situation non linéaire consiste à se rapprocher de la solution « par petit pas ». Elle consiste à comparer dans une boucle itérative les résultats du modèle avec l'observable en changeant progressivement les paramètres d'entrée du modèle (ou estimateur) et en arrêtant la recherche lorsqu'un critère d'arrêt est vérifié. Dans notre étude, nous comparons l'image expérimentale avec celle du modèle direct. Cette comparaison s'effectue uniquement sur une région de l'image (région d'intérêt ou ROI) pour ne pas faire exploser le nombre de paramètres à estimer. Ce qui joue donc le rôle de vecteur de m mesures y est un profil de luminance collectée par la caméra réelle sur les m pixels d'intérêt. Le vecteur modèle correspondant y_{mo} est donné par le prélèvement des luminances sur les mêmes pixels dans l'image modélisée P . La Figure 4.11 illustre le processus d'itérations. La comparaison des deux images repose sur une minimisation des moindres carrés jusqu'à ce que l'écart entre modélisation et expérience soit inférieur à un seuil donné, ce qui signifie que les paramètres donnant naissance à la scène expérimentale ont été estimés.

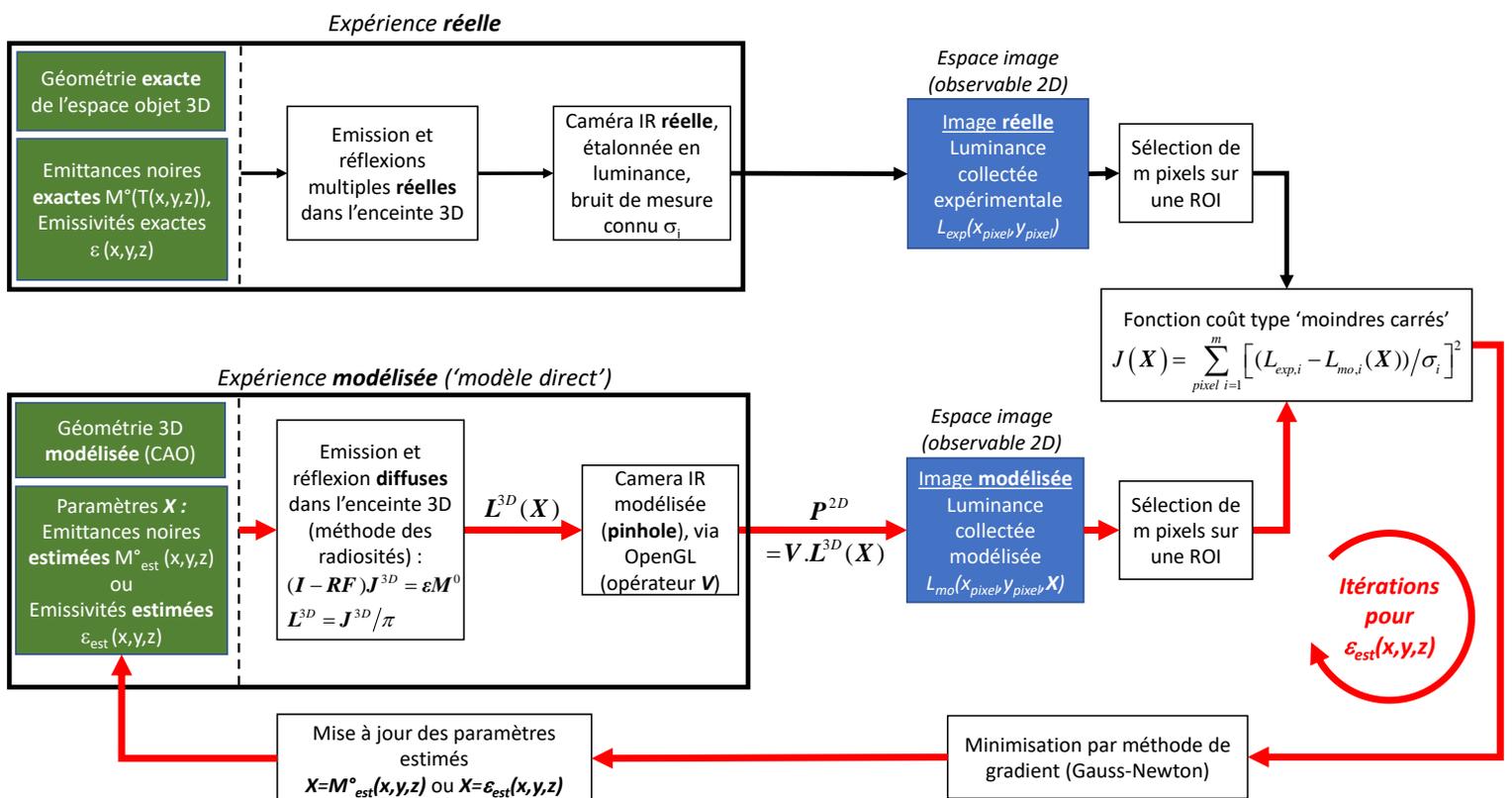


Figure 4.11 – Illustration de la méthode inverse itérative choisie pour comparer les images modélisées et les images expérimentales afin d'estimer des paramètres de la scène radiative expérimentale. Un processus itératif est représenté aussi bien pour la situation linéaire (estimation des émittances noires M°) que non linéaire (estimation des émissivités ε), même si dans le cas linéaire on peut dire qu'il n'y a qu'une itération. Les températures ne font pas directement l'objet de l'estimation, elles seront déduites des valeurs estimées des émittances noires M° par inversion de la loi de Planck (1.5).

L'observable dans notre étude est constitué des images IR en luminance et la comparaison s'opère donc sur des pixels. On ne cherche pas à effectuer une comparaison des images entières mais seulement une région d'intérêt (ROI) regroupant certains pixels. Cette région d'intérêt peut être simplement une ligne de pixels comme plusieurs lignes de pixels jusqu'à l'ensemble des pixels de l'image si besoin.

Nous résumons ici les différentes dimensions relatives aux données dans l'espace objet (3D) et dans l'espace image (2D), pour le cas de la géométrie Sec-Tore :

- Concernant l'espace objet 3D (« scène thermique »)
 - o $N^{3D} = 11\ 788$ = nombre total de patches où sont affectées des valeurs de ε , T , J , M° . N^{3D} est la taille du système linéaire à résoudre à chaque appel du modèle direct.
 - o Pour l'estimation de paramètres :
 - N_p : nombre de groupes de patches, chaque groupe j partageant la même valeur du paramètre (émittance noire M_j^0 ou émissivité ε_j). N_p correspond au nombre maximum de paramètres à estimer si on ne fixe aucune valeur *a priori*.
 - N_c : nombre de paramètres supposés connus a priori, qui ne seront pas estimés.
 - N_r : nombre de paramètres estimés. $N_r = N_p - N_c$. N_r est la taille du système linéaire à résoudre à chaque itération pour l'estimation de paramètres.
- Concernant l'espace image 2D (« observable »)
 - o $m^{2D} = 75\ 806$ Nombre total de pixels de l'image qui fournissent des luminances collectées
 - o Pour l'estimation de paramètres
 - m : nombre de pixels choisis sur une région d'intérêt (ROI-2D), typiquement une ou plusieurs ligne de pixels. Les pixels utilisés pour l'estimation de paramètres peuvent très bien ne pas être jointifs sur l'image. Ils formeront le vecteur des mesures.

Les valeurs de ces indicateurs seront rappelées à chaque situation envisagée pour l'estimation de paramètres.

A chaque itération de l'algorithme des moindres carrés les nouveaux paramètres sont calculés grâce à un algorithme de Gauss-Newton (section 4.2.3). Pour cela il est nécessaire d'inverser la matrice d'information $\mathbf{S}^T \mathbf{S}$:

$$\hat{\mathbf{X}}^{(k+1)} = \hat{\mathbf{X}}^{(k)} + \left(\left(\mathbf{S}(\hat{\mathbf{X}}^{(k)}) \right)^T \mathbf{S}(\hat{\mathbf{X}}^{(k)}) \right)^{-1} \left(\mathbf{S}(\hat{\mathbf{X}}^{(k)}) \right)^T \left(\mathbf{y} - \mathbf{y}_{mo}(\hat{\mathbf{X}}^{(k)}) \right) \quad (4.47)$$

La matrice \mathbf{S} est la matrice de sensibilité (ou Jacobien) et chacune de ses colonnes j contient le coefficient de sensibilité du modèle par rapport au paramètre x_j calculé le long de la ROI choisie dans l'image infrarouge. Ce coefficient se calcule comme suit, s_i représentant une coordonnée dans la liste des pixels de l'image :

$$S_j(s_i, \mathbf{X}) = \left. \frac{\partial y_{mo}(s_i, \mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}_j} \right|_{X_k \text{ for } k \neq j}, \quad j = 1 \text{ to } N_p, i = 1 \text{ to } m \quad (4.48)$$

Les N_p paramètres sont ici les émissivités ou les émittances des surfaces élémentaires de la scène 3D présents dans le modèle direct qui fournit les radiosités dans toute la scène, présenté dans le Chapitre 2 (partie 64) dont nous rappelons l'équation (2.11) ici :

$$(I - RF)J = M \quad (4.49)$$

$$A \cdot J = \varepsilon M^0$$

Puisque l'image 2D complète (m^{2D} pixels) est une combinaison linéaire des radiosités J de l'espace objet 3D, grâce à l'opérateur de projection V (rappel de la formule 2.17)

$$P = V.L = \frac{1}{\pi} V.J \quad (4.50)$$

Alors la sensibilité de l'observable 2D P par rapport au paramètre X_j , notée $S_j^P(X)$ peut s'écrire :

$$S_j^P(X) = \frac{\partial P}{\partial X_j} = \frac{\partial(V.L)}{\partial X_j} = \frac{1}{\pi} \frac{\partial(V.J)}{\partial X_j} = \frac{1}{\pi} V \frac{\partial J}{\partial X_j} + \frac{1}{\pi} J \frac{\partial V}{\partial X_j} \quad (4.51)$$

Or l'opérateur V qui établit la correspondance entre les coordonnées de l'espace 3D objet et celles de l'espace image 2D, ne dépend que de considérations géométriques (de la scène 3D, de la géométrie de visée par la caméra, et des dimensions de sa grille de pixels), en aucun cas d'émissivités noire M^0 ou d'émissivité ε , donc :

$$\frac{\partial V}{\partial X_j} = 0 \text{ pour } X_j = M_j^0 \text{ ou } X_j = \varepsilon_j \quad (4.52)$$

Enfin, si on note $S_j^J(X) = \partial J / \partial X_j$ la sensibilité du champ de radiosités 3D par rapport au paramètre X_j , alors la sensibilité de l'observable s'écrit :

$$S_j^P(X) = \frac{1}{\pi} V.S_j^J(X) \quad (4.53)$$

Autrement dit, la sensibilité de l'observable (luminances collectées le long des pixels (P)) au paramètre X_j est simplement égale à la projection par V de la sensibilité de la luminance (J/π) calculée le long des N patches dans l'espace 3D objet. C'est pourquoi nous établirons d'abord le calcul du champ 3D de sensibilités des radiosités sur tous les patches de l'espace objet, puis nous projeterons par cette dernière équation (4.53) leur valeur dans l'espace image pour accéder à la sensibilité de l'observable.

4.4.2.1. Estimation des températures T via les émittances noires $M^0(T)$

Une façon de calculer ces coefficients de sensibilités consisterait à approcher les dérivées par différences finies (deux calculs de $J(X)$ pour X_j et $X_j + \delta X_j$), méthode sujette à erreur car dépendante du choix de l'accroissement élémentaire δX_j effectué sur les paramètres. On se propose plutôt de dériver le système d'équations aux radiosités (4.49) par rapport à l'émittance noire M_j^0 :

$$\frac{\partial A}{\partial M_j^0} J + A \frac{\partial J}{\partial M_j^0} = \frac{\partial(\varepsilon M^0)}{\partial M_j^0} \quad (4.54)$$

Cette équation peut être simplifiée car la matrice $A = I - RF$ ne dépend pas de l'émittance M_j^0 mais seulement des émissivités et des facteurs de forme. Quant au terme de droite (le terme source) il s'annule pour toutes les surfaces élémentaires exceptés les groupes de surface dont l'émittance vaut M_j^0 . Auquel cas ce terme source prend la valeur de l'émissivité correspondante. Les groupes de surfaces élémentaires

(étiquetés k , m et n par exemple) ayant cette émittance commune M_j^0 ne partagent cependant pas nécessairement la même émissivité :

$$\begin{aligned} \Rightarrow \mathbf{A} \frac{\partial \mathbf{J}}{\partial \mathbf{M}_j^0} &= \begin{bmatrix} [0] & [\varepsilon_k] & [\varepsilon_m] & [\dots] & [0] & [\varepsilon_n] & [0] \end{bmatrix}^T \\ \Rightarrow \mathbf{S}_j^J &= \frac{\partial \mathbf{J}}{\partial \mathbf{M}_j^0} = \mathbf{A}^{-1} \begin{bmatrix} [0] & [\varepsilon_k] & [\varepsilon_m] & [\dots] & [0] & [\varepsilon_n] & [0] \end{bmatrix}^T \quad \text{[sans unité]} \end{aligned} \quad (4.55)$$

Les sensibilités \mathbf{S}_j^J sont sans unité car les radiosités et les émittances noires sont de même unité (W/m^2). On retrouve ainsi, pour calculer un champ de sensibilité des radiosités, un système d'équations analogue au système d'équations aux radiosités elles-mêmes (4.49), avec le même opérateur de transport \mathbf{A} mais un terme source spécifique. Ce constat est conforme à celui fait par exemple dans (PIAUD, et al., 2012) qui indique que les luminances et les sensibilités de ces luminances à certains de ses paramètres sont portées par les mêmes chemins optiques. Cela implique de ne pas avoir besoin de recalculer (et d'inverser) une nouvelle matrice \mathbf{A} , ce qui est avantageux car plus la scène radiative comporte de surfaces élémentaires, plus cette matrice est grande ($[11\ 788 \times 11\ 788]$ dans le cas du secteur de 20°). Par ailleurs, l'observation de cette équation permet de constater que les coefficients de sensibilité du modèle par rapport aux émittances M_j^0 ne dépendent pas de M^0 , le problème d'estimation est donc linéaire. Ces champs de sensibilités sont enfin projetés dans l'espace image 2D pour obtenir la matrice de sensibilité \mathbf{S}^P (unité sr^{-1}) selon la formule (4.53).

En résumé, la matrice de sensibilités \mathbf{S}^P se calcule donc une seule fois, colonne par colonne, en résolvant, pour la colonne j , le système d'équations aux radiosités mais en « allumant » seulement dans le terme source les patchs auxquels est affectée l'émittance noire M_j^0 . On affecte alors à ces patchs une valeur de la source égale à son émissivité. La scène radiative (champ de radiosités 3D sur tous les patchs) ainsi obtenue est alors projetée par \mathbf{V} dans l'espace image 2D et les pixels de l'image en luminance ainsi construites sont rangés dans la colonne j de \mathbf{S}^P .

On suppose enfin les hypothèses suivantes :

- les mesures de luminances sont bruitées avec un bruit standard (additif, indépendant, de moyenne nulle et de distribution gaussienne) mais d'écart type σ_i variable selon la valeur de luminance (pourcentage fixe) donc la matrice de covariance du bruit $\text{cov}(\mathbf{Y})$ est diagonale avec σ_i^2 sur la diagonale, $i=1$ à m .
- N_c émittances noires \mathbf{M}_c^0 sont fixées (vecteur de taille N_c).

Les r paramètres restants qui composent le vecteur des estimations $\hat{\mathbf{M}}_r^0$ peuvent être directement calculés par l'estimateur de Gauss-Markov :

$$\hat{\mathbf{M}}_r^0 = \left((\mathbf{S}_r^P)^T (\text{cov}(\mathbf{Y}))^{-1} \mathbf{S}_r^P \right)^{-1} (\mathbf{S}_r^P)^T (\text{cov}(\mathbf{Y}))^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{S}_c^P \mathbf{M}_c^0) \quad [\text{W}/\text{m}^2] \quad (4.56)$$

où \mathbf{Y} est le vecteur des luminances mesurées par les m pixels de la ROI, \mathbf{S}_r^P est la matrice de sensibilités des pixels aux N_r émittances noires estimées et \mathbf{S}_c^P est la matrice de sensibilités des pixels aux N_c émittances noires supposées connue \mathbf{M}_c^0 , le cas échéant. Les températures estimées des patchs d'émittance $\hat{\mathbf{M}}_r^0$, donc de luminance $\hat{\mathbf{L}}_r^0 = \hat{\mathbf{M}}_r^0 / \pi$ sont enfin déduites par la formule « d'inversion de Planck » (équation (4.46)).

Remarque 1 : Il est intéressant de noter que, d'après la formule (4.15), une image $\mathbf{P}(s, \mathbf{M}_{nom}^0)$ obtenue pour un vecteur \mathbf{M}_{nom}^0 de N_p émittances noires « nominales » (s étant la coordonnée du pixel) peut s'écrire comme une somme d'images :

- Soit comme une combinaison linéaire des images de sensibilité $S_j^P(s)$ ($j=1$ à N_p), les poids affectés à chacune étant la valeur du paramètre $M_{nom,j}^0$

$$\mathbf{P}(s, \mathbf{M}_{nom}^0) = M_{nom,1}^0 S_1^P(s) + M_{nom,2}^0 S_2^P(s) + \dots + M_{nom,N_p}^0 S_{N_p}^P(s) \quad [W / m^2 sr] \quad (4.57)$$

Si les N_p images de sensibilités pré-calculées $S_j^P(s)$ sont stockées, il est donc rapide par cette combinaison linéaire de calculer une nouvelle image pour de nouvelles valeurs de termes sources \mathbf{M}_{nom}^0 dans la scène.

- Soit comme la somme simple des N_p images de sensibilités réduites :

$$\mathbf{P}(s, \mathbf{M}_{nom}^0) = S_1^{P,red}(s) + S_2^{P,red}(s) + \dots + S_{N_p}^{P,red}(s) \quad [W / m^2 sr] \quad (4.58)$$

L'image de la sensibilités réduite $S_j^{P,red}(s) = M_{nom,j}^0 S_j^P(s)$ par rapport au paramètre M_j^0 (de la même unité que l'image modèle $\mathbf{P}(s, \mathbf{M}_{nom}^0)$ en W/m^2sr) permet de repérer les pixels les plus influencés par M_j^0 , elles seront montrées par la suite. Cette formulation permet également de comparer, pour une valeur donnée des paramètres \mathbf{M}_{nom}^0 , la contribution de chaque paramètre M_j^0 à l'image finale.

Remarque 2 : la solution (4.56) se présente comme un opérateur de Moore-Penrose $\left((S_r^P)^T (\text{cov}(\mathbf{Y}))^{-1} S_r^P \right)^{-1} (S_r^P)^T (\text{cov}(\mathbf{Y}))^{-1}$ appliqué aux grandeurs connues, c'est-à-dire les mesures « shiftées » $(\mathbf{Y} - S_c^P \mathbf{M}_c^0)$. Comme cet opérateur de Moore-Penrose est à pré-calculer une seule fois car les sensibilités qui le composent sont constantes (si les propriétés radiatives ne changent pas), il peut être appliqué à chaque arrivée de nouvelles mesures expérimentales, par simple produit matriciel. Ceci peut être intéressant dans l'optique d'un traitement rapide des images infrarouges pendant une campagne expérimentale.

4.4.2.2. Estimation des émissivités

Les paramètres sont maintenant les émissivités des surfaces élémentaires de la scène 3D, alors que les émittances noires \mathbf{M}^0 sont toutes supposées connues. Pour calculer les coefficients de sensibilités dans ce cas-ci on se propose, comme précédemment, de dériver le système d'équations aux radiosités par rapport aux émissivités :

$$-\frac{\partial(\mathbf{RF})}{\partial \varepsilon_j} \mathbf{J} + \mathbf{A} \frac{\partial \mathbf{J}}{\partial \varepsilon_j} = \left[[0] \quad [0] \quad [M_r^0] \quad [\dots] \quad [0] \quad [M_s^0] \quad [M_t^0] \right]^T \quad (4.59)$$

Le terme source est à nouveau nul partout sauf pour les patches d'émissivité ε_j où ils valent l'émittance noire locale. Comme précédemment, les groupes de surfaces élémentaires (étiquetés r , s et t) ayant cette émissivité commune ne partagent pas nécessairement la même valeur de M^0 . Dans ce cas

la matrice $A=I-RF$ dépend de l'émissivité ε_j . En effet, les réflectivités qui composent la matrice diagonale R valent d'après la loi de Kirchoff-Draper $\rho_k = 1 - \varepsilon_k$. En développant on obtient

$$-\frac{\partial R}{\partial \varepsilon_j} FJ - \frac{\partial F}{\partial \varepsilon_j} RJ + A \frac{\partial J}{\partial \varepsilon_j} = \begin{bmatrix} [0] & [0] & [M_r^0] & [\dots] & [0] & [M_s^0] & [M_t^0] \end{bmatrix}^T \quad (4.60)$$

Or $\partial F / \partial \varepsilon_j = 0$ car les facteurs de forme sont des grandeurs purement géométriques qui ne dépendent pas des propriétés radiatives. De plus, comme $\rho_k = 1 - \varepsilon_k$, la matrice diagonale $-\partial R / \partial \varepsilon_j$ contient des zéros partout sauf pour les patches d'émissivité ε_j où elle vaut +1. Son produit par le vecteur des éclaircements $E = FJ$ (formule (2.13)) donne donc un vecteur nul partout sauf pour les patches d'émissivité ε_j où il vaut l'éclaircissement local.

L'équation (4.60) devient donc, en notant $S_j^J(\varepsilon) = \partial J / \partial \varepsilon_j$ la sensibilité du champ de radiosités par rapport à l'émissivité ε_j :

$$AS_j^J(\varepsilon) = A \frac{\partial J}{\partial \varepsilon_j} = \begin{bmatrix} [0] & [0] & [M_r^0 - E_r] & [\dots] & [0] & [M_s^0 - E_s] & [M_t^0 - E_t] \end{bmatrix}^T \quad (4.61)$$

$$S_j^J(\varepsilon) = (I - RF)^{-1} \begin{bmatrix} [0] & [0] & [M_r^0 - E_r] & [\dots] & [0] & [M_s^0 - E_s] & [M_t^0 - E_t] \end{bmatrix}^T$$

On retrouve un nouveau système analogue aux précédents pour calculer la sensibilité des radiosités 3D par rapport à chaque émissivité ε_j dans la scène, avec la matrice $A=I-RF$ comme opérateur de transport et un nouveau terme source dépendant cette fois des émittances et des éclaircements. Toutefois, ce système n'est pas linéaire contrairement à celui de l'équation (4.55) car le résultat dépend de toutes les émissivités ε présentes dans les réflectivités R et dans les éclaircements présents dans le terme source. C'est pourquoi l'estimation des émissivités requiert une méthode itérative basée sur l'équation (4.47) et un algorithme de Gauss-Newton ((4.39) rappelé en (4.44)). Pour chaque itération produisant de nouvelles estimations d'émissivités, il faudra donc mettre à jour la matrice de sensibilité de l'observable 2D $S^P(\varepsilon)$. La colonne j de celle-ci est construite en projetant la sensibilité des radiosité 3D donnée par (4.61) via l'opérateur de projection V des patches 3D vers les pixels 2D, selon la formule (4.53).

$$\hat{\varepsilon}^{(k+1)} = \hat{\varepsilon}^{(k)} + \left((S^{P(k)})^T S^{P(k)} \right)^{-1} (S^{P(k)})^T (Y - Y_{mo}(\hat{\varepsilon}^{(k)})) \quad (4.62)$$

avec $S^{P(k)} = S^P(\varepsilon^{(k)})$ la matrice de sensibilité à l'itération k , mise à jour avec les émissivités connues à cette itération-là, et où Y et $Y_{mo}(\hat{\varepsilon}^{(k)})$ sont respectivement les mesures et les valeurs du modèle direct pour les m pixels de la ROI. Le modèle à l'itération k est donné pour l'image complète par les équations (4.49) et (4.50) qui donnent l'expression pour l'observable complet (toute l'image 2D) :

$$P^{(k)}(\hat{\varepsilon}^{(k)}) = (1/\pi) V \cdot (I - R^{(k)} F)^{-1} \hat{\varepsilon}^{(k)} M^0 \quad (4.63)$$

sur laquelle seront prélevées les luminances des m pixels de la région d'intérêt pour former le vecteur $Y_{mo}(\varepsilon^{(k)})$ à l'itération k .

Ce processus itératif demande une estimation initiale du vecteur des paramètres $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}^{(0)}$. L'initialisation du vecteur consiste en une pioche aléatoire des N_r valeurs des paramètres dans une plage de valeurs « physiques » de ces paramètres (par exemple pour une estimation de 40 émissivités, le vecteur d'initialisation est constitué de 40 valeurs aléatoires prises entre 0 et 1). Le critère d'arrêt de ce processus est basé sur le suivi des variations relatives de chacun des paramètres du vecteur, c'est-à-dire que le processus s'arrête si :

$$\frac{\hat{\varepsilon}_j^{(k)} - \hat{\varepsilon}_j^{(k-1)}}{\hat{\varepsilon}_j^{(k-1)}} \leq \delta \quad \text{pour } j = 1 \text{ à } N_r \quad (4.64)$$

avec $\delta = 1.10^{-4}$, N_r étant le nombre de paramètres estimés (taille du vecteur $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}$).

4.4.3. Estimation des émittances (cas linéaire)

Nous allons tout d'abord étudier l'estimation de températures à travers l'estimation d'émittances qui est linéaire et ne nécessite pas d'itération. Les « paramètres » désignent donc ici seulement les émittances noires M° , les émissivités (une ε par patch 3D) sont toutes supposées connues, en formant des groupes de patches indépendants des groupes de patches « thermiques » (c'est-à-dire ceux qui forment les motifs de température T et donc d'émittance noire $M^\circ(T)$).

4.4.3.1. Scène thermique uniforme

Nous allons considérer en premier lieu une scène radiative simple où le divertor est à une température uniforme de $T_{div}=180^\circ\text{C}$ et l'environnement (ainsi que les surfaces noires) sont également à une température uniforme de $T_{env}=200^\circ\text{C}$ dans un premier cas et $T_{env}=90^\circ\text{C}$ dans un second cas (Figure 4.12), il y a donc $N_p = 2$ paramètres dans cette scène.

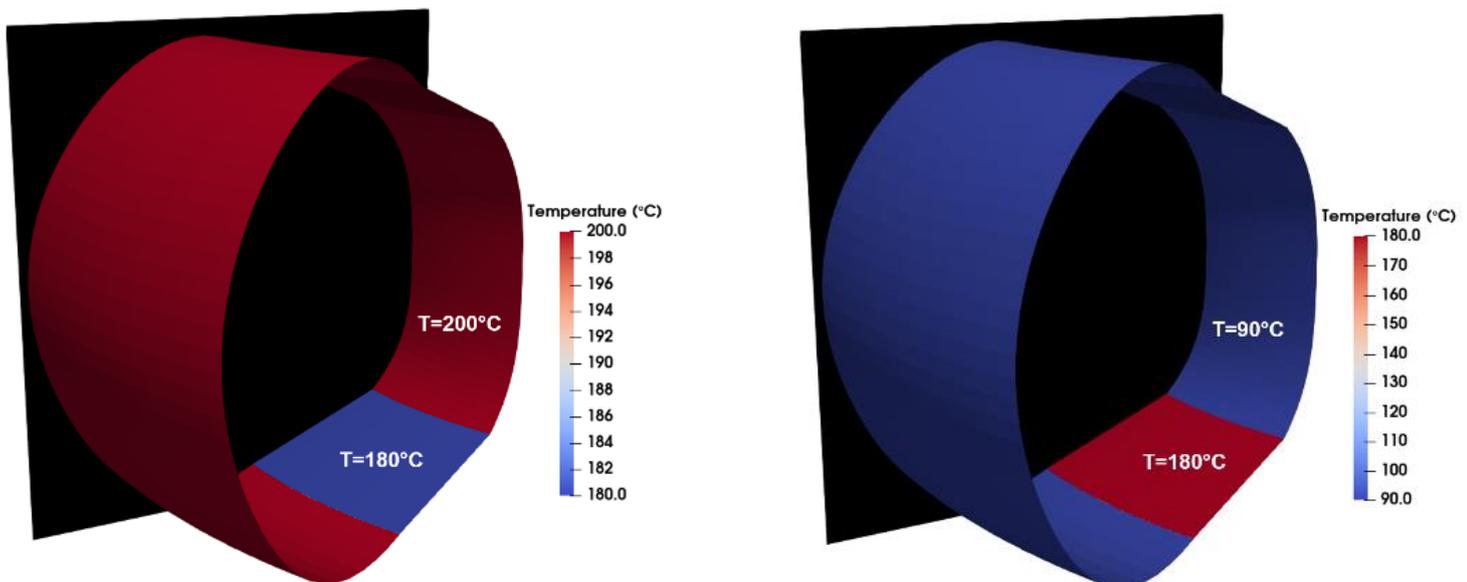


Figure 4.12 – Champ de températures 3D des scènes thermiques uniformes.

Les émissivités du divertor haut et de la première paroi (interne et externe) sont uniformes et fixées aux valeurs du tungstène et de l'acier inox (respectivement $\varepsilon=0,1$ et $\varepsilon=0,3$). Quant au divertor bas un profil d'émissivité uniforme toroïdalement a été choisi (Figure 4.13) d'après des mesures expérimentales effectuées sur le divertor de WEST à la suite des dernières campagnes (GASPAR, et al., 2019). Cette scène d'émissivités est supposée connue et ne fera pas l'objet d'estimations dans cette partie.

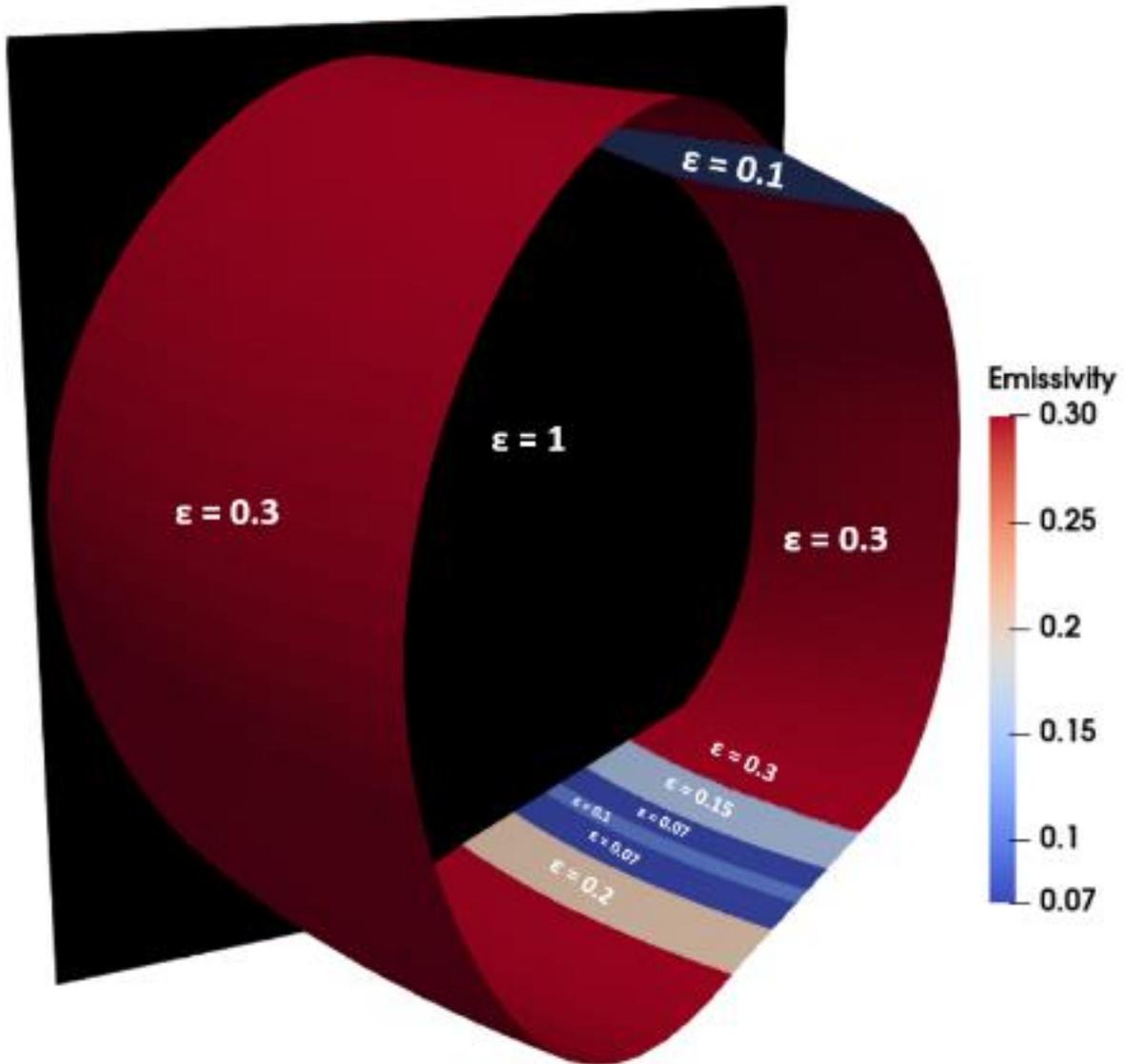


Figure 4.13 – Scène d'émissivités (de l'extérieur vers l'intérieur $\varepsilon=0,3$; $\varepsilon=0,15$; $\varepsilon=0,07$; $\varepsilon=0,1$; $\varepsilon=0,07$; $\varepsilon=0,2$) du prototype numérique Sec-Tore.

A partir de ces scènes thermiques et de cette scène d'émissivité et grâce à la méthode des radiosités couplée à la projection caméra avec OpenGL il est possible d'obtenir des images IR modélisées. Sur ces images un bruit blanc gaussien a été ajouté où la déviation standard σ pour chaque pixel a été calculé comme une proportion de la luminance collectée par ce pixel. Deux niveaux de bruits ont été utilisés afin de produire ces mesures synthétiques un $\sigma=0,25\%$ de la luminance collectée et un $\sigma=0,5\%$ de la luminance collectée (Figure 4.14).

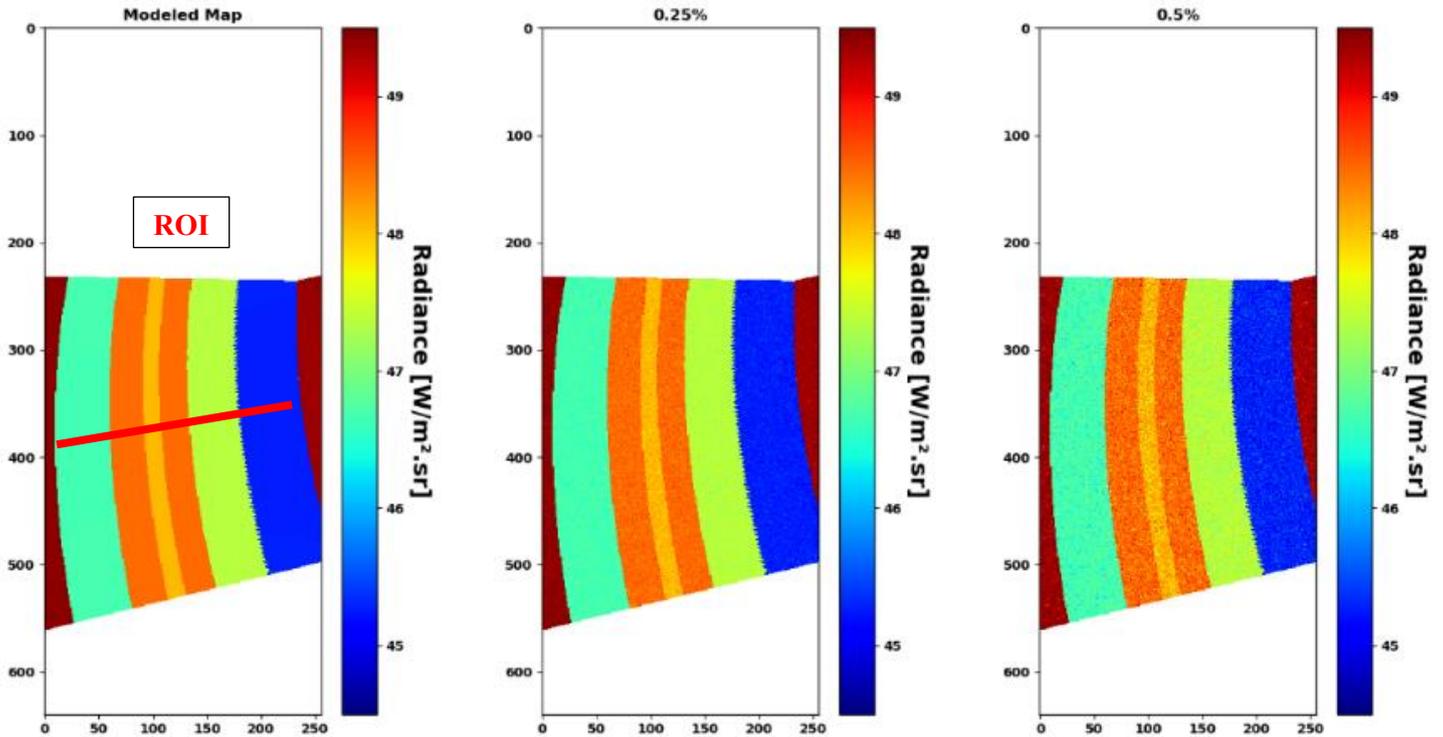


Figure 4.14 – Images IR modélisées pour Sec-Tore dans le cadre de la première scène thermique uniforme. Gauche : Image modélisée non bruitée, Milieu : Image synthétique avec un niveau de bruit de $\sigma=0,25\%$, Droite : Image synthétique avec un niveau de bruit de $\sigma=0,5\%$. La ROI utilisée dans ce cas est une ligne radiale (du rayon extérieur au rayon intérieur) de 232 pixels (ligne rouge).

4.4.3.1.1. Cas 1 paramètre

Données 3D				Données 2D	
N^{3D} (patches)	N_p (paramètres)	N_c (paramètres)	N_r (paramètres)	m^{2D} (pixels)	m (pixels ROI-2D)
11 788	11	10	1	75 806	232

La scène 3D présente en réalité 11 787 patches « maillés » et 1 patch supplémentaire est ajouté pour représenter les surfaces noires qui ferment le secteur portant le total à 11 788 patches. Le nombre de paramètres total dans cette situation est de 11 car il est constitué :

- De la température du divertor bas
- De la température de l'environnement
- Des 6 émissivités du divertor bas (6 paramètres)
- Des émissivités du divertor haut et de la première paroi (2 paramètres)
- De l'émissivité $\varepsilon=1$ des surfaces noires fermant le secteur (1 paramètre)

Toutefois, dans toute cette partie d'estimation linéaires les paramètres sont supposés connus.

La première estimation réalisée consiste à retrouver la température du divertor bas en considérant la température de l'environnement comme connue et maîtrisée à sa valeur ($T_{env}=200^\circ C$ pour la première scène et $T_{env}=90^\circ C$ pour la deuxième scène).

La Table 4.2 montre les résultats de l'estimation dans le cadre de la première scène thermique ($T_{env}=200^\circ C$) pour les deux niveaux de bruit choisis. On vérifie que le niveau de confiance de l'estimation (précision sur l'estimation ou barre d'erreur (4.25)) est proportionnel au bruit injecté pour obtenir les mesures synthétiques.

Lorsqu'il n'y a qu'un seul paramètre à estimer dans le cas linéaire l'estimation se comporte très bien et la température du divertor est retrouvée avec une bonne précision (incertitude inférieure à $0,5^{\circ}\text{C}$).

Table 4.2 – Résultat de l'estimation de la température du divertor dans le cas 1 paramètre et $T_{env}=200^{\circ}\text{C}$. La valeur exacte cherchée est $T_{div} = 180^{\circ}\text{C}$.

Niveau de bruit	T_{div} estimée	Précision
0,25%	$180,05^{\circ}\text{C}$	$\pm 0,13^{\circ}\text{C}$
0,5%	$180,15^{\circ}\text{C}$	$\pm 0,25^{\circ}\text{C}$

La même estimation est réalisée dans le cas où l'environnement est à $T_{env}=90^{\circ}\text{C}$. La Table 4.3 présente les résultats de cette estimation.

Table 4.3 – Résultat de l'estimation de la température du divertor dans le cas 1 paramètre et $T_{env}=90^{\circ}\text{C}$. La température exacte cherchée est $T_{div} = 180^{\circ}\text{C}$.

Niveau de bruit	T_{div} estimée	Précision
0,25%	$179,99^{\circ}\text{C}$	$\pm 0,032^{\circ}\text{C}$
0,5%	$179,99^{\circ}\text{C}$	$\pm 0,064^{\circ}\text{C}$

La première observation concernant ces deux estimations est que la température du divertor bas est estimée avec une meilleure précision lorsque ce paramètre est « dominant » dans la scène radiative. En effet, dans le deuxième cas la température du divertor est bien supérieure à celle de l'environnement (180°C contre 90°C) alors que dans la première scène thermique les deux températures sont assez proches avec celle du divertor inférieure à celle de l'environnement (180°C contre 200°C).

Afin de se rendre compte du gain de cette méthode par rapport aux interprétations classiques, nous allons appliquer la démarche usuelle utilisée jusqu'ici pour retrouver des températures de surface à partir d'image infrarouges. Considérons le cas de l'image synthétique avec un niveau de bruit à 0,25% (Figure 4.15).

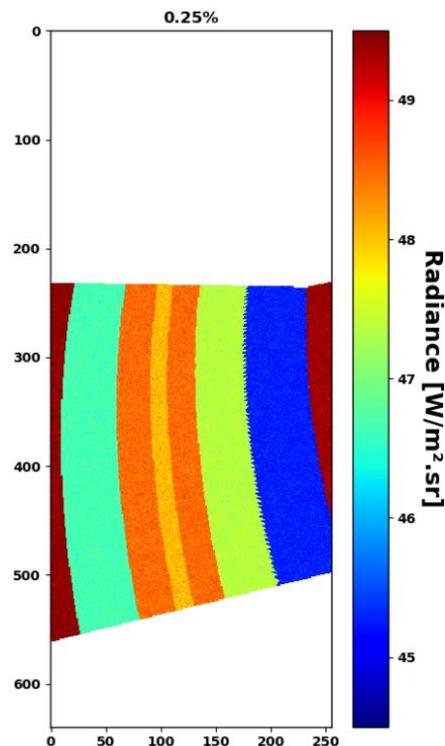


Figure 4.15 – Image IR synthétique pour Sec-Tore dans le cadre de la première scène thermique uniforme avec un niveau de bruit de $\sigma=0,25\%$.

Classiquement pour les images infrarouges issues de scènes thermiques observées en Tokamak, on ne tient pas compte de réflexions. Ainsi, pour retrouver la température du divertor à partir de cette image, la luminance $L_{i,j}^{mes}$ collectée par chaque pixel (i, j) est convertie en température par inversion de la loi de Planck dont on rappelle que sa valeur intégrée dans la bande spectrale étroite $\Delta\lambda$ centrée sur λ_0 est approchée par la formule (4.45). En tenant compte ou pas de la distribution d'émissivités sur le divertor (bandelettes radiales), nous pouvons extraire deux températures différentes pour chacune de ces bandelettes. La première consiste à considérer que la luminance mesurée par le pixel (i, j) vient d'une surface dans l'espace objet qui est noire. La température ainsi déduite de l'inversion de Planck est notée $T_{i,j}^{cn}$ (« température apparente corps noir associée au pixel (i, j) ») et est donnée par :

$$L_{i,j}^{mes} = L_{i,j}^0(T_{i,j}^{cn}) \rightarrow T_{i,j}^{cn} = \frac{c_2}{\lambda_0} \frac{1}{\text{Ln} \left(1 + \frac{\pi c_1 \lambda_0^{-5} \Delta\lambda}{L_{i,j}^{mes}} \right)} \quad (4.65)$$

La deuxième consiste à considérer que la luminance mesurée par le pixel (i, j) vient d'une surface dans l'espace objet qui est uniquement émissive (et donc non réfléchissante, approximation classique de la pyrométrie haute température). On suppose que l'on connaît son émissivité, il faut pour cela être capable d'affecter une émissivité à chaque pixel de l'image IR, ce qui représente une première difficulté en situation réelle. Dans cette situation numérique, nous pouvons établir cette carte d'émissivité 2D en utilisant la projection 3D \rightarrow 2D réalisée par l'opérateur V (OpenGL). Pour cela, on construit une « fausse scène thermique » dans laquelle ce ne sont pas les radiosités qui sont distribuées sur tous les patches de la géométrie mais les émissivités. La projection de cette scène 3D vers les pixels affecte alors automatiquement à chaque pixel (i, j) l'émissivité $\varepsilon_{i,j}$ associée au patch 3D qui lui correspond. La température ainsi déduite de l'inversion de Planck est notée $T_{i,j}^{ep}$ (« température (apparente) émetteur pur associée au pixel (i, j) ») et est donnée par :

$$L_{i,j}^{mes} = \varepsilon_{i,j} L_{i,j}^0(T_{i,j}^{ep}) \rightarrow T_{i,j}^{ep} = \frac{c_2}{\lambda_0} \frac{1}{\text{Ln} \left(1 + \frac{\pi c_1 \lambda_0^{-5} \Delta\lambda \varepsilon_{i,j}}{L_{i,j}^{mes}} \right)} \quad (4.66)$$

La Table 4.4 présente les résultats de ces deux interprétations.

Table 4.4 – Tableau des températures équivalentes corps noir ($\varepsilon=1$) et émetteur pur (émissivité supposée connue). La température exacte recherchée est $T_{div} = 180^\circ\text{C}$.

	$T_1 (\varepsilon=0,3)$	$T_2 (\varepsilon=0,15)$	$T_3 (\varepsilon=0,07)$	$T_4 (\varepsilon=0,1)$	$T_5 (\varepsilon=0,07)$	$T_6 (\varepsilon=0,2)$
Température apparente corps noir	194,43°C	197,25°C	198,71°C	198,20°C	198,17°C	196,32°C
Température apparente émetteur pur	283,66°C	357,30°C	460,15°C	408,48°C	460,17°C	324,90°C

La conversion en température apparente corps noir est celle qui permet de retrouver une température la plus proche de la température vraie de 180°C . Toutefois, elle ne permet pas de retrouver une température uniforme et la température moyenne retrouvée présente une erreur de 9,5% par rapport à la valeur théorique. Les disparités augmentent fortement avec la prise en compte des émissivités dans le cas de l'interprétation émetteur pur. Les températures apparente émetteur pur retrouvées sont très éloignées les unes des autres et de la vraie valeur (180°C) et présentent des erreurs de 58% à 155%.

En effet, outre les variations de température dues aux différentes valeurs d'émissivité, le défaut principal de cette démarche de conversion de la luminance en température est qu'elle ne permet pas de résoudre les réflexions et la luminance collectée est la luminance totale qui comprend donc les multiples réflexions du flux dans la scène radiative. Le gain de la méthode inverse est donc conséquent et permet de résoudre les réflexions afin de retrouver une température homogène du divertor très proche de la vraie température. Cependant, dans cette méthode nous avons supposé connues les émissivités du divertor bas et nous avons vu avec la démarche usuelle que les émissivités peuvent avoir une influence importante.

Dans une partie dédiée plus loin dans ce chapitre (section 4.4.3.4), nous comparerons notre démarche inverse à une troisième conversion possible des cartes de luminances mesurées, effectuée en supposant qu'on associe à chaque pixel un environnement noir à température connue, unique responsable d'un flux réfléchi par le patch 3D associé à chaque pixel 2D. Nous mettrons à l'épreuve toutes ces démarches sur une situation nouvelle, favorisant des réflexions multiples encore plus pénalisantes que dans les cas présentés ici.

4.4.3.1.2. Cas 2 paramètres

Données 3D				Données 2D	
N^{3D} (patches)	N_p (paramètres)	N_c (paramètres)	N_r (paramètres)	m^{2D} (pixels)	m (pixels ROI-2D)
11 788	11	9	2	75 806	232

Dans cette deuxième étude, nous allons chercher à estimer simultanément 2 paramètres qui sont la température du divertor et la température de l'environnement. Les mêmes mesures synthétiques avec les mêmes niveaux de bruit ont été utilisées pour cette estimation de paramètres. Les résultats de l'estimations sont présentés Table 4.5 :

L'estimation des deux températures en considérant les propriétés radiatives connues donne toujours de bons résultats avec une bonne précision (Table 4.5). Il est à noter que dans ce cas la température de l'environnement est estimée avec un niveau de confiance beaucoup plus élevée que la température du divertor.

Table 4.5 – Résultat de l'estimation simultanée des deux paramètres avec la précision associée dans le cas $T_{env}=200^{\circ}C$. Les températures exactes recherchées sont $T_{div} = 180^{\circ}C$ et $T_{env} = 200^{\circ}C$.

Niveau de bruit	T_{div} estimée	Précision	T_{env} estimée	Précision
0,25%	180,12°C	±0,23°C	199,98°C	±0,044°C
0,5%	180,32°C	±0,46°C	199,96°C	±0,087°C

La valeur du conditionnement de cette estimation (formule (4.22)) est de 120 ce qui reste une valeur raisonnable autorisant une estimation correcte.

La même estimation simultanée des deux paramètres est également menée dans le cas où la température de l'environnement est inférieure à la température du divertor ($T_{env}=90^{\circ}C$). La Table 4.6 présente les résultats de cette estimation ainsi que la précision associée.

Table 4.6 – Résultat de l'estimation simultanée des deux paramètres avec la précision associée dans le cas $T_{env}=90^{\circ}C$. Les températures exactes recherchées sont $T_{div} = 180^{\circ}C$ et $T_{env} = 90^{\circ}C$.

Niveau de bruit	T_{div} estimée	Précision	T_{env} estimée	Précision
0,25%	179,97°C	±0,055°C	90,02°C	±0,042°C
0,5%	180,05°C	±0,11°C	89,96°C	±0,084°C

Il est à noter que les niveaux de confiance associés aux deux températures sont du même ordre de grandeur dans cette situation alors que la température de l'environnement est toujours bien inférieure à celle du divertor qui est donc le paramètre dominant. Cela est expliqué par la valeur du conditionnement réduit de 14,55 plus faible que le cas précédent.

Ces différents cas montrent que dans le cas linéaire il est possible d'estimer simultanément la température de l'environnement et la température du divertor avec un fait remarquable : l'environnement n'est pas vu directement sur l'image infrarouge exploitée, qui ne vise que le divertor. Autrement dit, il a été possible d'estimer la température d'une source visible à l'image (celle du divertor) mais également celle d'une source non visible directement à l'image, mais dont le flux est finalement collecté par les pixels après réflexions sur la surface visée du divertor. Ces estimations ont été réalisées avec une erreur inférieure à 0,25% dans le pire des cas si ces deux températures sont différentes à partir de la seule connaissance des émissivités et de l'hypothèse d'uniformité de ces températures. En effet, l'introduction d'un second paramètre n'empêche pas l'estimation de la température du divertor mais cela diminue la confiance dans la valeur estimée et augmente les erreurs possibles. Ce niveau de confiance associé à une estimation va dépendre de la valeur intrinsèque des 2 paramètres à estimer et de leur écart. Pour aller plus loin dans cette notion de paramètre dominant il est nécessaire de se pencher sur les sensibilités réduites du système aux deux paramètres qui nous intéressent ici : l'émissance du divertor et l'émissance de l'environnement.

Pour rappel (formules (4.53), (4.55) et (4.58)), la sensibilité réduite de l'observable à l'émissance noire $M_j^0 S_j^{P,red}(s)$ s'exprime numériquement sous la forme (s étant la coordonnée pixel):

$$S_j^{P,red}(s) = \frac{1}{\pi} \mathbf{V} \cdot \mathbf{A}^{-1} \cdot \left[[0] \quad [\varepsilon_k M_j^0] \quad [\varepsilon_m M_j^0] \quad [\dots] \quad [0] \quad [\varepsilon_n M_j^0] \quad [0] \right]^T \quad (4.67)$$

Montrant que c'est ce produit de M_j^0 avec les émissivités des patches concernés qui intervient dans le terme source d'un tel calcul. Etant donné que la température de l'environnement est plus élevée, à émissivités égales la sensibilité réduite du modèle à la température de l'environnement est donc plus élevée que celle à la température du divertor. Par ailleurs, l'émissivité de l'environnement est supposée plus élevée que celle du divertor ($\varepsilon=0,3$ pour l'environnement alors que $0,07 \leq \varepsilon \leq 0,3$ pour le divertor) donc à températures très proches la sensibilité réduite à l'environnement serait également un peu plus élevée. Cela s'observe sur les cartes IR de sensibilités réduites (Figure 4.16) :

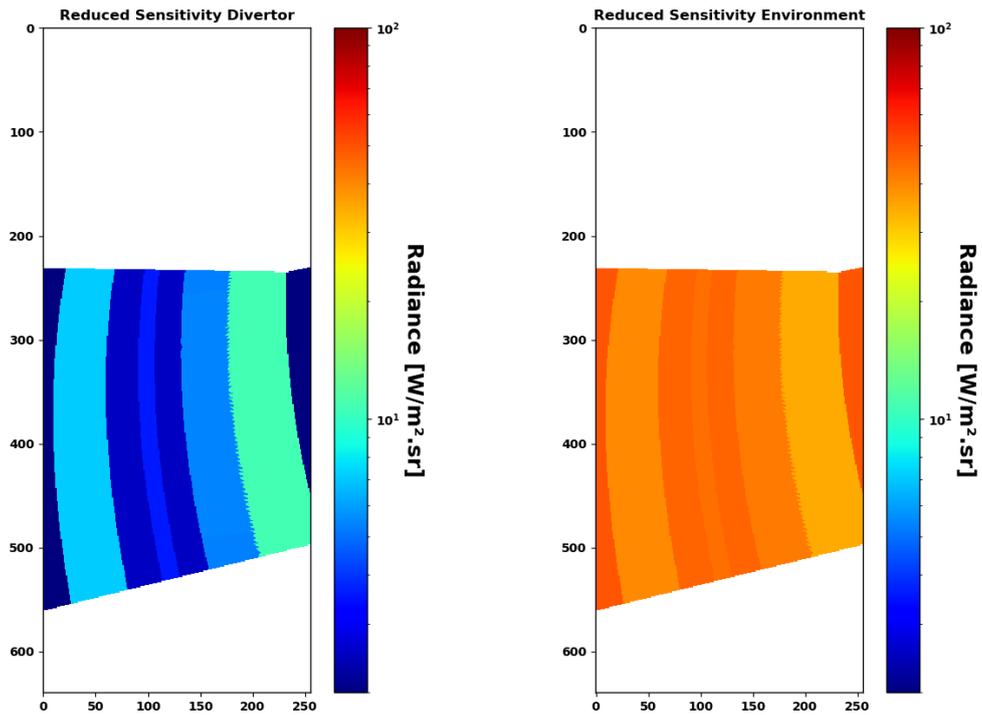


Figure 4.16 – Images IR des sensibilités réduites du système à l'émission du divertor (*gauche*) et à l'émission de l'environnement (*droite*) dans le cas $T_{env}=200^{\circ}\text{C}$.

Il y a quasiment un ordre de grandeur de différence entre les deux cartes de sensibilités réduites lorsque la température de l'environnement est à 200°C , ce qui explique donc que le niveau de confiance associé à l'estimation de ce paramètre est plus grand (5 fois plus grand que pour la température du divertor). Penchons-nous cette fois sur les mêmes cartes de sensibilités réduites dans le cas $T_{env}=90^{\circ}\text{C}$ (Figure 4.17).

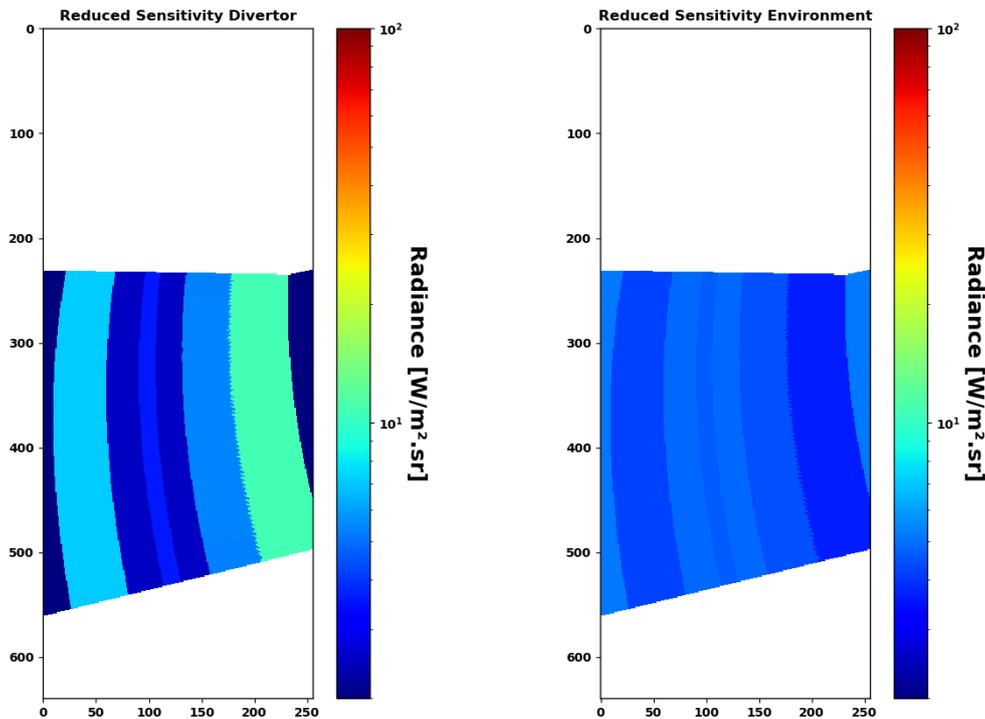


Figure 4.17 – Images IR des sensibilités réduites du système à l'émission du divertor (*gauche*) et à l'émission de l'environnement (*droite*) dans le cas $T_{env}=90^{\circ}\text{C}$.

La Figure 4.17 montre avec les mêmes échelles de couleur que la Figure 4.16 que lorsque la température de l'environnement est de 90°C les sensibilités réduites du système aux deux paramètres sont du même ordre de grandeur et que la sensibilité réduite à l'émissivité de l'environnement est même plus faible que celle à l'émissivité du divertor. Cela permet de confirmer que lorsque les paramètres ont la même influence sur le même système (i.e. les sensibilités réduites sont du même ordre de grandeur) les niveaux de confiance associés aux estimations sont également du même ordre de grandeur. Cela confirme également les valeurs du conditionnement pour ces deux situations, lorsque les paramètres ont la même influence le conditionnement est plus faible et permet donc de les estimer avec une meilleure précision.

Par ailleurs, jusqu'à présent nous avons supposé que les émissivités du divertor bas et de l'environnement étaient supposées connues et fixes à leur vraie valeur. Toutefois, nous remarquons que les sensibilités du modèle aux émissivités dépendent directement de l'émissivité des patches dont les émissivités sont recherchées. Nous avons vu précédemment à travers la brève comparaison entre la méthode inverse et la méthodologie classique que la méconnaissance de l'émissivité peut avoir un impact assez fort sur la valeur de la température. Il convient donc de se poser la question de l'erreur causée sur l'estimation des températures de la scène radiative dans le cas où les valeurs des émissivités seraient fausses. Pour étudier cela, nous allons considérer la première scène thermique ($T_{div}=180^{\circ}C$ et $T_{env}=200^{\circ}C$) et nous allons supposer 4 cas de figure :

- 1^{er} cas : les émissivités du divertor bas sont fixées à une valeur 10% inférieure à leur valeur théorique et les émissivités de l'environnement sont fixées à leur vraie valeur
- 2^{ème} cas : les émissivités du divertor bas sont fixées à une valeur 10% supérieure à leur valeur théorique et les émissivités de l'environnement sont fixées à leur vraie valeur
- 3^{ème} cas : les émissivités de l'environnement sont fixées à une valeur 10% inférieure à leur valeur théorique et les émissivités du divertor bas sont fixées à leur vraie valeur
- 4^{ème} cas : les émissivités de l'environnement sont fixées à une valeur 10% supérieure à leur valeur théorique et les émissivités du divertor bas sont fixées à leur vraie valeur

Dans chaque cas de figure nous allons estimer simultanément la température du divertor et la température de l'environnement et comparer ces résultats aux valeurs précédemment obtenues (Table 4.7).

Table 4.7 – Résultats et comparaison des estimations de la température du divertor bas et de la température de l'environnement avec des erreurs sur les paramètres supposés connus. Les températures exactes recherchées sont $T_{div} = 180^{\circ}C$ et $T_{env} = 200^{\circ}C$.

	T_{div} estimée	T_{env} estimée	Erreur div	Erreur env
Emissivités théoriques	180,32°C	199,96°C	/	/
Cas 1 (-10% ϵ_{div})	177,33°C	200,01°C	1,66%	0,03%
Cas 2 (+10% ϵ_{div})	181,94°C	200,01°C	0,9%	0,03%
Cas 3 (-10% ϵ_{env})	179,91°C	200,01°C	0,23%	0,03%
Cas 4 (+10% ϵ_{env})	179,88°C	200,01°C	0,24%	0,03%

Le premier résultat que nous montre la Table 4.7 est qu'une erreur sur les émissivités du divertor bas ou de l'environnement n'ont que peu d'impact sur l'estimation de la température de l'environnement (erreur d'environ 0,03%). Par ailleurs, une erreur sur l'émissivité de l'environnement (cas 3 et 4) a peu d'impact sur l'estimation des températures (erreur inférieure à 0,25%) et une erreur sur les émissivités du divertor bas (cas 1 et 2) peut avoir une influence importante sur l'estimation des températures du divertor bas. En réalité, les émissivités de l'environnement au cours de la vie de la machine sont peu connues mais cela ne cause que peu de problèmes car la méconnaissance de ce paramètre a peu d'impact

sur l'estimation des températures (y compris celle du divertor bas). En revanche, en ce qui concerne les émissivités du divertor bas, il n'est pas nécessaire de les connaître au pourcent près mais il reste essentiel de ne pas être trop éloigné des valeurs « vraies ». En effet, l'émissivité du divertor bas a tendance à être plus faible que celle de l'environnement et subit beaucoup de modifications au cours de la vie du composant à cause des interactions plasma-paroi et des phénomènes d'érosion et de redéposition. Cela permet de conclure que, dans cette situation, les émissivités ne sont pas les paramètres les plus influents mais qu'une bonne connaissance des émissivités du divertor bas permet de minimiser les erreurs d'estimation.

4.4.3.2. Scène thermique en damier

La nouvelle scène radiative de test reprend la même distribution d'émissivités qu'auparavant avec un profil d'émissivités uniforme toroïdalement sur le divertor et des émissivités uniformes pour les composants de l'environnement. Quant à la scène thermique modélisée, le divertor est scindé en 9 régions afin de former un damier de température et l'environnement est toujours maintenu à une température uniforme. Nous distinguons deux cas de damier : un où les températures sont comprises entre 110°C et 170°C comme lors d'une image IR expérimentale entre deux chocs où le divertor se refroidit mais n'atteint pas une température uniforme (Figure 4.18 *gauche*) et un cas où les températures du damier sont comprises entre 90°C et 800°C, niveaux représentatifs d'une situation de type choc plasma (Figure 4.18 *droite*). Dans ces deux cas de figure la température de l'environnement est maintenue à 90°C.

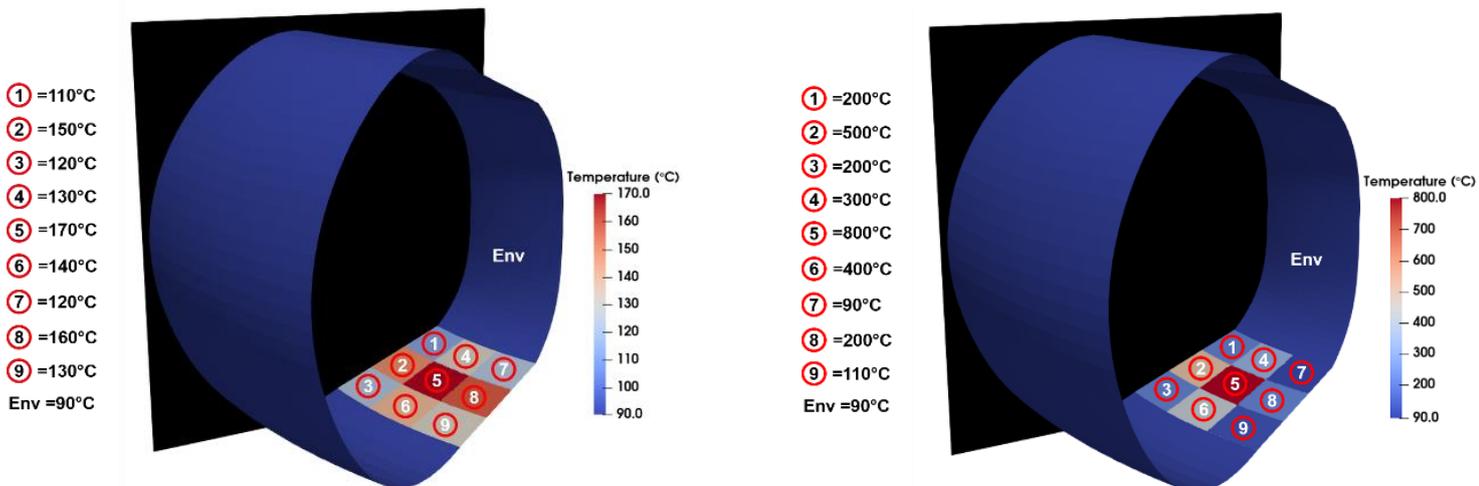


Figure 4.18 – Champs de températures 3D des scènes thermiques du « damier »

L'image IR modélisée avec la combinaison de la scène thermique et de la scène en émissivités est également modifiée par l'ajout d'un bruit blanc gaussien afin d'obtenir des mesures synthétiques. Deux niveaux de bruit sont utilisés comme auparavant avec un σ calculé pour chaque pixel comme une proportion de la luminance collectée pour ce pixel. Les deux niveaux choisis sont encore $\sigma=0,25\%$ et $\sigma=0,5\%$ (Figure 4.19).

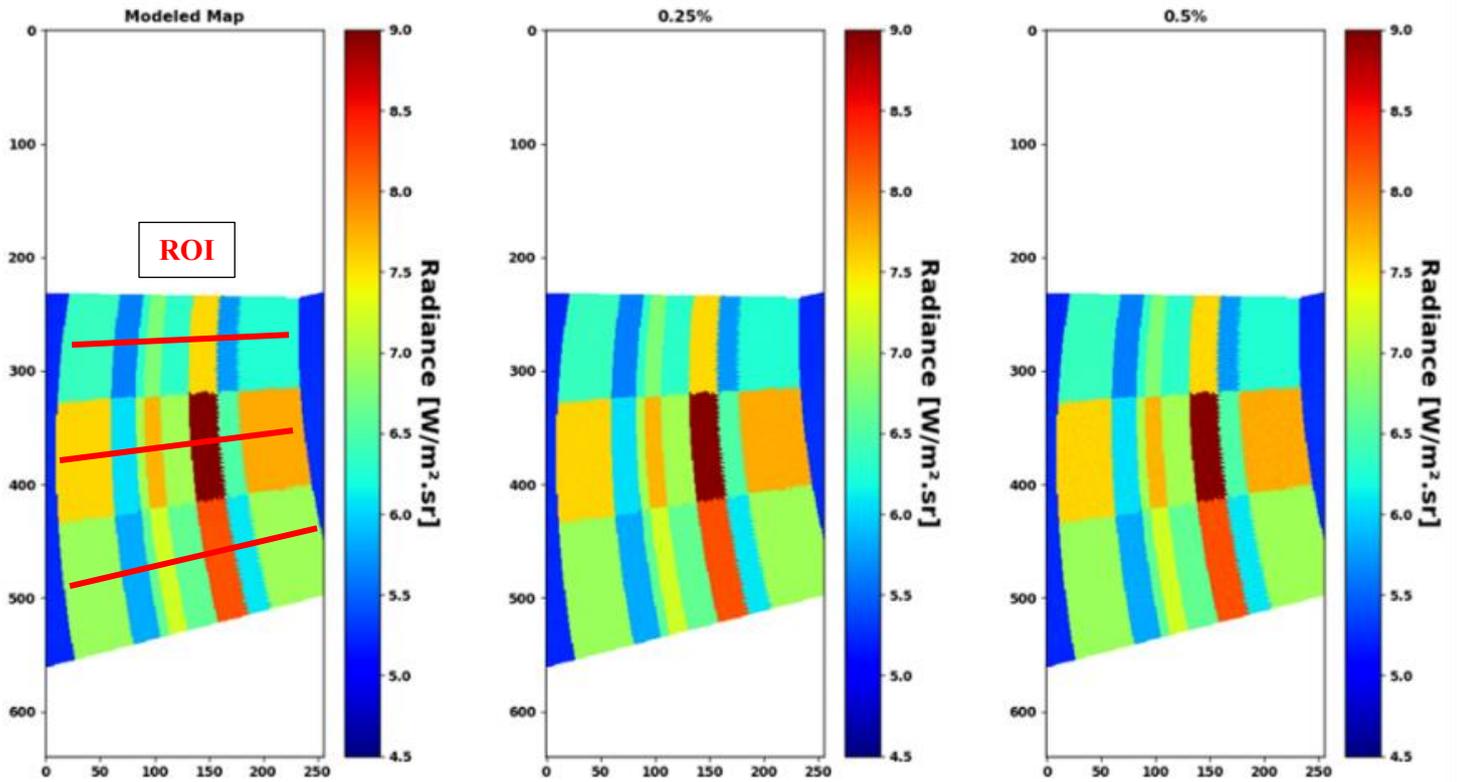


Figure 4.19 –Images IR modélisées pour Sec-Tore dans le cadre de la première scène thermique du damier. Gauche : Image modélisée non bruitée, Milieu : Image synthétique avec un niveau de bruit de $\sigma=0,25\%$, Droite : Image synthétique avec un niveau de bruit de $\sigma=0,5\%$. La ROI est composée des 3 lignes radiales rouges, ce qui représente 676 pixels

La Figure 4.19 montre bien la superposition du motifs thermique et du motif des émissivités qui donne un motif de luminance particulier où une région du damier de température ne présente pas uniquement une seule émissivité mais peut recouper plusieurs « bandelettes » toroïdales d'émissivités. Dans les études suivantes la ROI est composée de 3 lignes radiales de pixel parcourant les 3 secteurs du damier.

4.4.3.2.1. Cas 9 paramètres

Données 3D				Données 2D	
N^{3D} (patches)	N_p (paramètres)	N_c (paramètres)	N_r (paramètres)	m^{2D} (pixels)	m (pixels ROI-2D)
11 788	19	10	9	75 806	676

Dans un premier temps, l'estimation va chercher à retrouver uniquement les 9 températures du damier présent sur le divertor tout en supposant connue la température de l'environnement ainsi que les émissivités de tout le prototype.

La Table 4.8 et la Table 4.9 présentent les résultats des 9 températures estimées du damier ainsi que leur niveau de confiance associé. La méthode permet toujours de retrouver les 9 températures avec une faible incertitude dans le cas où la température de l'environnement est connue et le niveau de confiance est proportionnel au niveau du bruit. Pour cette première situation le conditionnement de la matrice d'information réduite est de 4,3 ce qui confirme que la matrice est bien conditionnée et que l'estimation peut avoir lieu sans problèmes.

Table 4.8 – Tableau des résultats de l'estimation des températures du damier du divertor dans le cas de la première configuration thermique avec la température de l'environnement supposée connue et pour le niveau de bruit 0,25%.

0,25%	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8	T_9
Estimation (°C)	110,01	150,13	120,04	130,15	170,20	140,16	120,2	160,16	130,18
Précision (°C)	±0,06	±0,09	±0,09	±0,05	±0,08	±0,07	±0,06	±0,08	±0,08

Table 4.9 – Tableau des résultats de l'estimation des températures du damier du divertor dans le cas de la première configuration thermique avec la température de l'environnement supposée connue et pour le niveau de bruit 0,5%.

0,5%	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8	T_9
Estimation (°C)	110,09	150,13	120,04	130,15	170,20	140,16	120,2	160,16	130,18
Précision (°C)	±0,13	±0,19	±0,18	±0,11	±0,16	±0,14	±0,11	±0,16	±0,15

Nous pensons à priori que plus la température d'un élément de la scène est élevée, plus le paramètre associé est dominant et donc meilleure est la qualité de l'estimation de ce paramètre.

La Figure 4.20 montre graphiquement les barres d'erreur relatives calculées à partir de la matrice de covariance pour chacune des 9 températures :

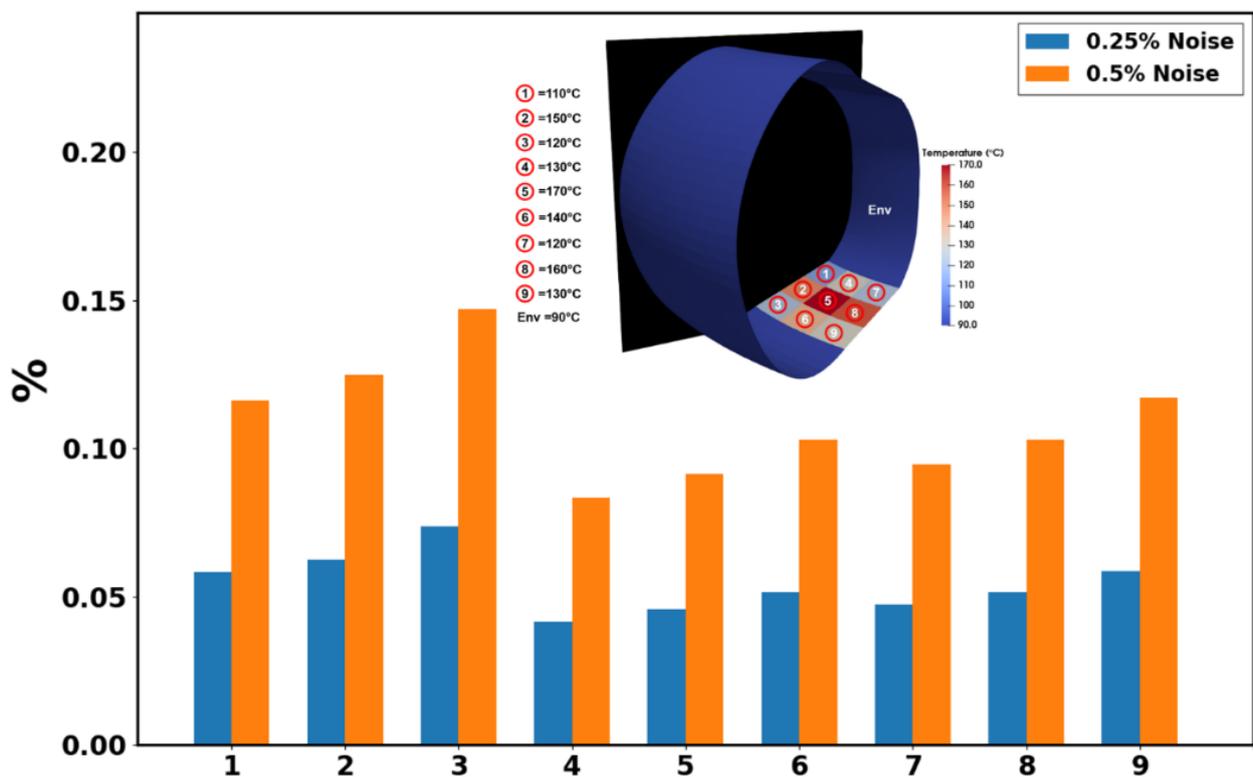


Figure 4.20 – Barres d'erreur relatives (en % par rapport à la valeur théorique des paramètres) des estimations des températures du damier du divertor dans la première configuration thermique avec la température de l'environnement supposée connue.

Sur cette figure on observe que les meilleurs niveaux de confiance sont associés aux températures T_4 , T_5 et T_7 toutefois les températures les plus élevées sont les températures T_5 , T_8 et T_2 , ce qui semble mettre en défaut notre hypothèse. Pour aller plus loin dans l'analyse des paramètres dominants, penchons-nous sur l'analyse des images de sensibilités réduites à ces différents paramètres (Figure 4.21) :

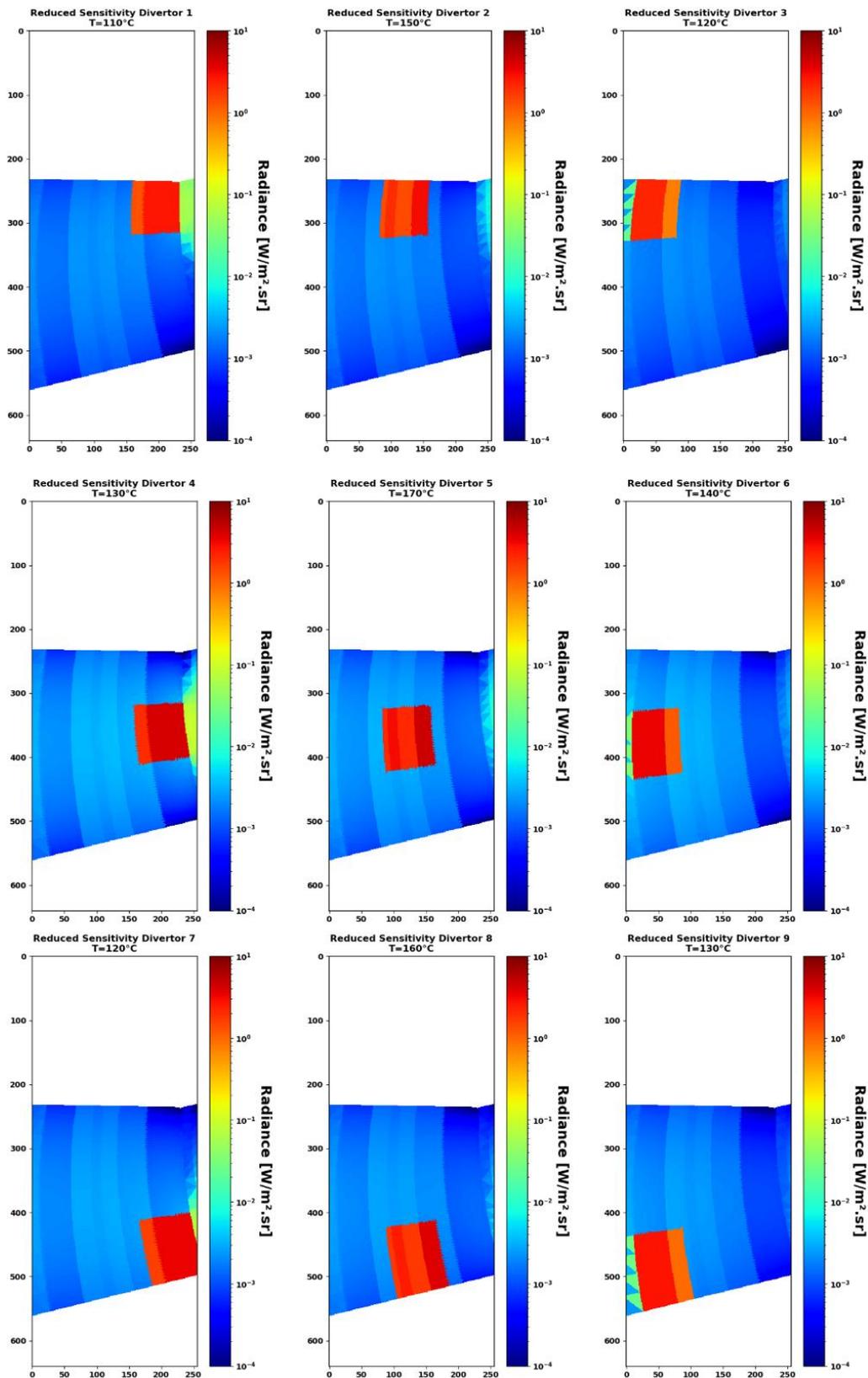


Figure 4.21 – Images des sensibilités réduites aux 9 températures du damier du divertor bas dans le cas où la température de l’environnement est supposée connue.

La Figure 4.21 montre que chaque paramètre a une forte influence sur la surface à laquelle il appartient mais qu’il a également une influence sur l’ensemble du divertor bas par réflexion. Ces images

permettent de montrer qu'en effet le modèle présente des sensibilités réduites par rapport aux paramètres 4, 5 et 7 plus élevées en moyenne. Pour rappel l'expression de la sensibilité réduite à une émittance (qui permet ensuite de remonter à la température) s'exprime :

$$S_j^{P,red}(s) = \frac{1}{\pi} \mathbf{V} \cdot \mathbf{A}^{-1} \cdot \left[[0] \quad [\varepsilon_k M_j^0] \quad [\varepsilon_m M_j^0] \quad [\dots] \quad [0] \quad [\varepsilon_n M_j^0] \quad [0] \right]^T \quad (4.68)$$

La sensibilité réduite associée à un paramètre dépend donc effectivement de la valeur de la température mais également de la valeur de l'émissivité des surfaces élémentaires étant à cette température. Cela signifie que plus le produit $\varepsilon_k M_j^0$ est élevé, plus la sensibilité réduite du modèle à M_j^0 sera grande. On rappelle que la distribution d'émissivité ne coïncide pas nécessairement avec la distribution de température d'un point de vue géométrie et donc qu'il peut y avoir plusieurs ε_k sur un même motif du damier. C'est ce qui explique que les paramètres dominants soient les 4, 5 et 7 car les paramètres 4 et 7 recourent les émissivités les plus élevées du divertor (0,3 et 0,15) et le paramètre 5 est celui de la plus grande température.

Nous allons maintenant étudier la deuxième configuration thermique qui présente des écarts de température beaucoup plus importants sur le divertor avec une température maximale de 800°C et une température minimale de 90°C sur le divertor. La Table 4.10 présente les résultats de cette estimation pour le niveau de bruit le plus important :

Table 4.10 – Tableau des résultats de l'estimation des températures du damier du divertor dans le cas de la deuxième configuration thermique avec la température de l'environnement supposée connue et pour le niveau de bruit 0,5%.

(Bruit 0,5%)	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8	T_9
Exacte (°C)	200	500	200	300	800	400	90	200	110
Estimation (°C)	200,05	500,19	200,07	300,04	800,15	400,05	90,19	200,05	110,03
Précision (°C)	±0,1	±0,21	±0,12	±0,12	±0,36	±0,16	±0,16	±0,14	±0,2

Les 9 températures sont bien retrouvées avec une incertitude faible (inférieure à 0,5°C) pour tous les paramètres, même si le conditionnement de la matrice d'information est très dégradé par rapport à la situation précédente et vaut 64 980 mais cela n'empêche pas l'estimation des paramètres. Un tel conditionnement peut provoquer une forte amplification du bruit présent dans les mesures (ici synthétiques). Dans notre situation, les niveaux de bruit sont relativement faibles (au maximum 0,5% du signal) donc leur amplification ne dégrade pas la qualité de l'estimation. Ces niveaux bien que faibles sont de l'ordre de grandeur des niveaux de bruit observés expérimentalement.

Analysons désormais comme précédemment la qualité de l'estimation en fonction de la valeur des paramètres. La Figure 4.22 présente les barres d'erreur relatives aux 9 températures dans cette configuration thermique :

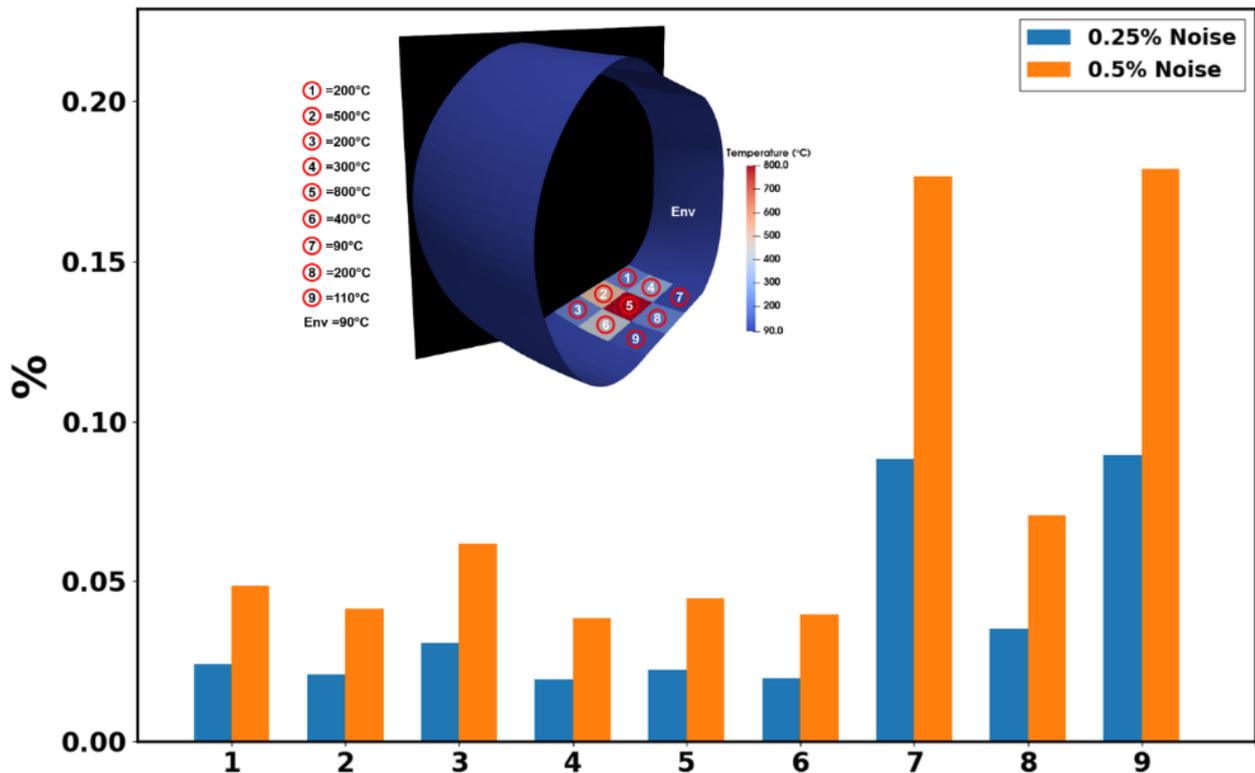


Figure 4.22 – Barres d’erreur relatives (en % par rapport à la valeur théorique des paramètres) des estimations des températures du damier du divertor dans la deuxième configuration thermique avec la température de l’environnement supposée connue.

La Figure 4.22 montre que les meilleurs niveaux de confiance sont bien associés aux températures les plus élevées qui sont donc les paramètres dominants. On observe toutefois des petites différences dues aux valeurs d’émissivité comme expliqué précédemment mais la température semble avoir plus de poids que les émissivités dans le calcul de la sensibilité réduite.

4.4.3.2.2. Cas 10 paramètres

Données 3D				Données 2D	
N^{3D} (patches)	N_p (paramètres)	N_c (paramètres)	N_r (paramètres)	m^{2D} (pixels)	m (pixels ROI-2D)
11 788	19	9	10	75 806	676

Nous allons cette fois étudier l’estimation simultanée des 9 températures du damier du divertor ainsi que la température de l’environnement toujours en supposant les émissivités connues et maîtrisées. Cela ajoute donc un dixième paramètre à l’estimation. Les Table 4.11 et Table 4.12 présentent les résultats de l’estimation pour les 2 configurations thermiques. Le conditionnement de la matrice d’information réduite vaut 205 pour l’estimation pour la première configuration thermique, qui est une valeur plutôt faible donc de bon augure pour l’estimation de paramètres, et il vaut 148 490 dans le cadre de la deuxième configuration thermique. Cela montre encore une fois que lorsqu’il existe un fort gradient entre la température la plus basse et la température la plus élevée de la scène cela dégrade fortement le conditionnement de la matrice d’information réduite et donc une amplification du bruit importante. Dans notre cas les niveaux de bruit considérés sont plutôt faibles ce qui explique les « bonnes » estimations ainsi que des incertitudes plutôt faibles (inférieures à 0,5°C).

Table 4.11 – Tableau des résultats de l'estimation simultanée des températures du damier du divertor et de la température de l'environnement dans le cas de la première configuration pour le niveau de bruit 0,5%.

(Bruit 0,5%)	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8	T_9	T_{env}
Exacte (°C)	110	150	120	130	170	140	120	160	130	90
Estimation (°C)	110,09	150,13	120,04	130,15	170,20	140,16	120,2	160,16	130,18	89,93
Précision (°C)	±0,16	±0,24	±0,23	±0,13	±0,19	±0,18	±0,14	±0,21	±0,19	±0,06

Table 4.12 – Tableau des résultats de l'estimation simultanée des températures du damier du divertor et de la température de l'environnement dans le cas de la deuxième configuration pour le niveau de bruit 0,5%.

(Bruit 0,5%)	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8	T_9	T_{env}
Exacte (°C)	200	500	200	300	800	400	90	200	110	90
Estimation (°C)	200,02	500,36	200,09	300,12	799,98	400,23	90,42	199,97	110,32	89,94
Précision (°C)	±0,11	±0,21	±0,15	±0,12	±0,36	±0,16	±0,27	±0,19	±0,33	±0,09

Figure 4.24 et Figure 4.24 montrent respectivement les barres d'erreur relatives en % par rapport à la valeur théorique du paramètre dans le cadre de la première configuration thermique (Figure 4.24) et dans le cadre de la deuxième configuration thermique (Figure 4.24) :

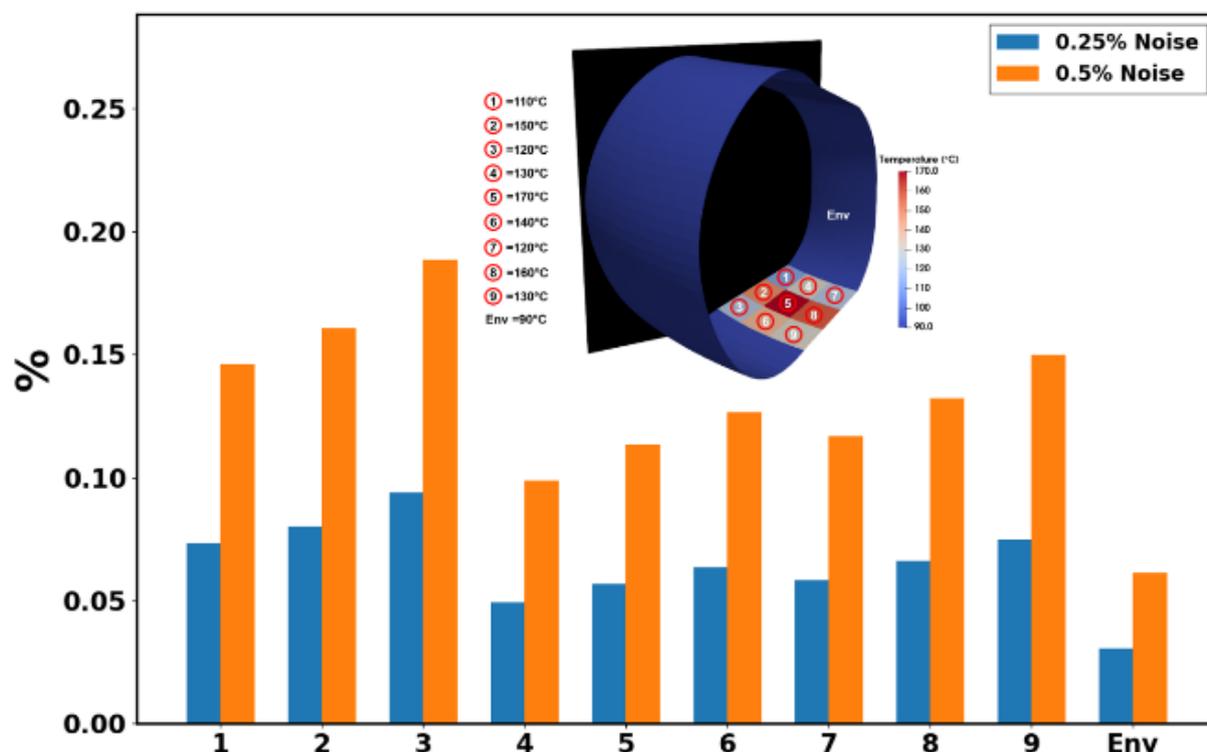


Figure 4.23 – Barres d'erreur relatives (en % par rapport à la valeur théorique des paramètres) des estimations simultanées des températures du damier du divertor et de la température de l'environnement dans la première configuration thermique.

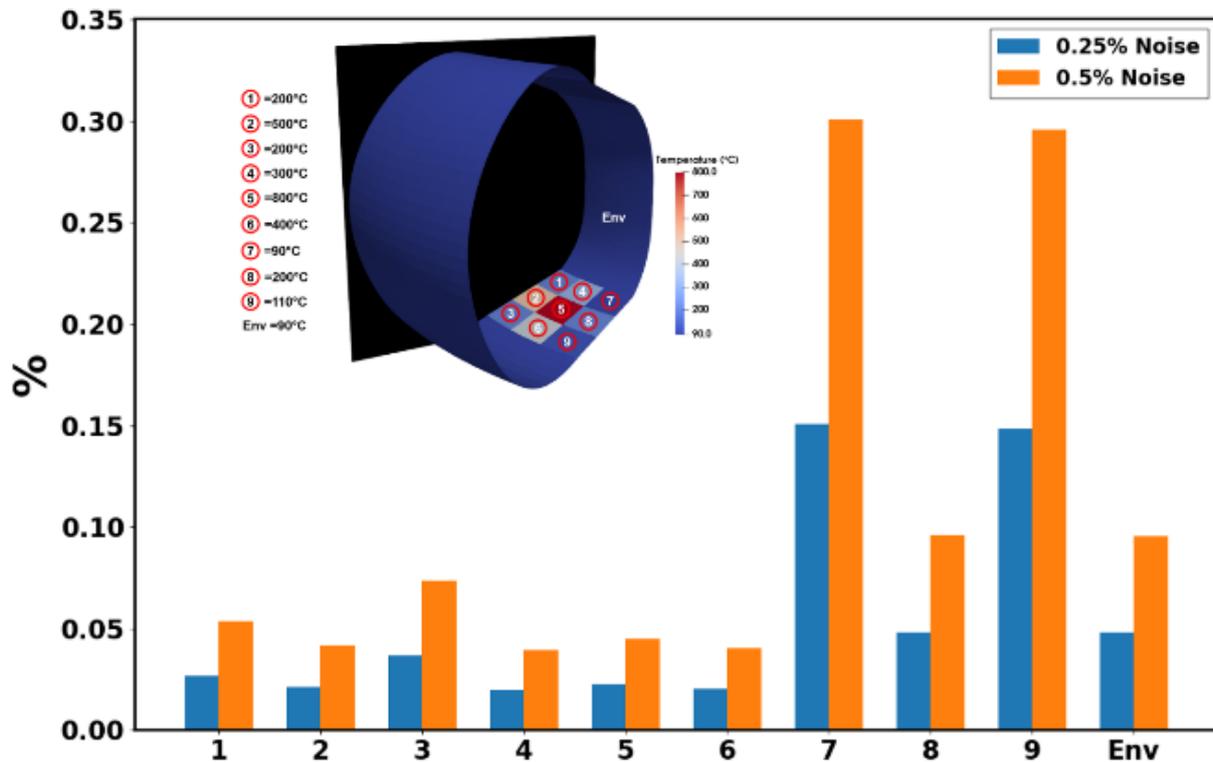


Figure 4.24 – Barres d’erreur relatives (en % par rapport à la valeur théorique des paramètres) des estimations simultanées des températures du damier du divertor et de la température de l’environnement dans la deuxième configuration thermique.

Les tendances précédentes concernant les paramètres dominants par rapport à la combinaison de la valeur de température et la valeur d’émissivité se confirment (Figure 4.24). Cependant, on constate une « anomalie » à travers le niveau de confiance obtenu pour l’estimation de la température de l’environnement. En effet, l’environnement est fixé à une température de 90°C dans les deux configurations thermiques et est donc la température la plus basse parmi tous les paramètres et il est à une émissivité de 0,3 (pour la première paroi) et 0,1 (pour le divertor haut). Dans l’estimation de la première scène thermique (Figure 4.24 *gauche*) le niveau de confiance relatif de la température de l’environnement est le meilleur et dans l’estimation de la seconde scène thermique (Figure 4.24 *droite*) il est plus faible que les paramètres très dominants ($T > 200^{\circ}\text{C}$) mais reste meilleur que ceux associés aux deux températures les plus basses ($T = 90^{\circ}\text{C}$ et $T = 110^{\circ}\text{C}$). Pour comprendre ce nouveau phénomène nous allons analyser les cartes de sensibilités aux 10 paramètres dans le cas de la seconde configuration thermique (Figure 4.25) :

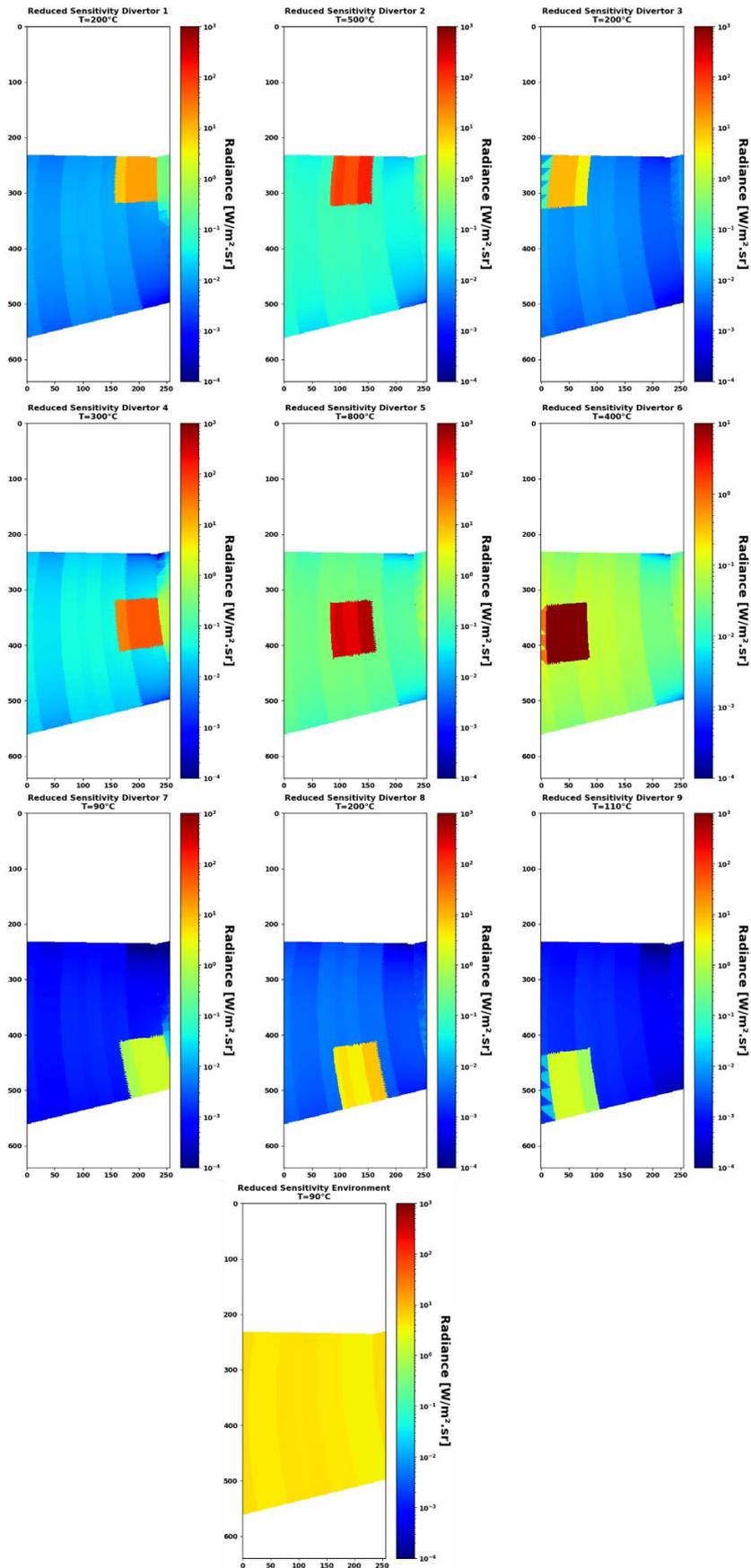


Figure 4.25 – Images des sensibilités réduites aux 9 températures du damier du divertor bas et à la température de l’environnement dans le cas de la seconde configuration thermique en échelle log.

Ces cartes de sensibilités nous apprennent que les sensibilités réduites du système aux 6 premiers paramètres sont bien plus élevées que celles aux autres paramètres à cause de la valeur plus élevée de la température. Par ailleurs, la différence entre les paramètres 1, 3 et 8 s'explique encore une fois par les différences entre les émissivités. En effet, la température 8 recoupe des émissivités plus faibles (entre 0,15 et 0,07 contre 0,2 et 0,3) ce qui justifie une sensibilité réduite plus faible. Ces images montrent également que la sensibilité réduite du système à la température de l'environnement est du même ordre de grandeur que celles aux paramètres 7 et 9 qui sont les températures les plus faibles. En revanche, la sensibilité réduite à l'environnement s'exprime sur l'intégralité de l'image avec la même importance contrairement aux paramètres 7 et 9 qui ont des sensibilités très localisées sur leur motif du damier. Il apparaît donc un troisième facteur qui permet de définir l'influence d'un paramètre sur le modèle en plus de la valeur de la température et de l'émissivité : c'est l'étendue géométrique du paramètre et l'étendue de son importance dans l'image. Et son influence est d'autant plus grande que la surface associée à ce paramètre est grande car il impactera l'ensemble de la scène thermique observée alors qu'une cible de surface réduite aura une influence localisée.

Grâce à ces différentes estimations nous avons vu qu'un fort gradient de température dans une scène radiative cause une dégradation du conditionnement de la matrice d'information réduite. Toutefois, dans ces cas simples avec un nombre de paramètres faibles et bien délimités géométriquement ainsi que des niveaux de bruit contrôlés, cette dégradation n'empêche pas la bonne estimation des différentes températures. Il est même possible d'estimer simultanément les différentes températures du divertor bas et la température de l'environnement. Ces estimations ont également permis de mettre en lumière les différents phénomènes qui rendent un paramètre plus ou moins influent sur le système et impactent directement le niveau de confiance de l'estimation : la valeur absolue du flux partant par émission (dépendant de la température et de l'émissivité) et son étendue spatiale dans la scène.

Dans le paragraphe suivant, nous allons désormais tenter d'estimer un grand nombre de paramètres en ne supposant pas de corrélation géométrique entre les surfaces élémentaires.

4.4.3.2.3. Cas 1560 paramètres

<i>Données 3D</i>				<i>Données 2D</i>	
N^{3D} (patches)	N_p (paramètres)	N_c (paramètres)	N_r (paramètres)	m^{2D} (pixels)	m (pixels ROI-2D)
11 788	1 570	10	1 560	75 806	67 122

Dans ce problème de recherche de paramètres, nous allons toujours considérer la configuration d'émissivités présentée Figure 4.13 et nous allons considérer la configuration thermique du premier damier de température sur le divertor bas. Dans la recherche de paramètres, le maillage du divertor va être découpé arbitrairement en 60 bandelettes radiales et 26 bandes toroïdales espacées linéairement (Figure 4.26). Dans cette estimation, la ROI considérée regroupe tous les pixels couvrant le divertor bas soit 67 122 pixels sur les 75 806 de l'image donnant une luminance.

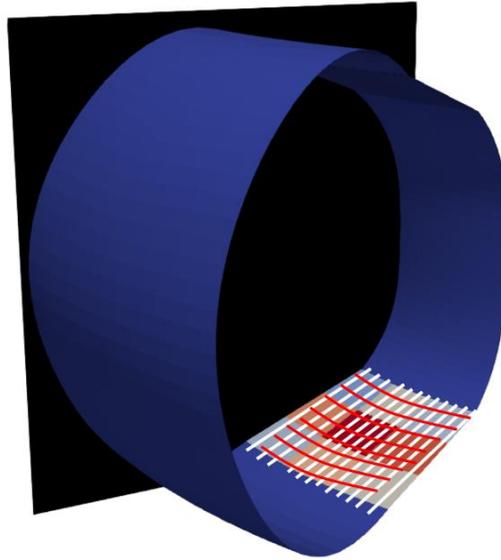


Figure 4.26 – Illustration du découpage en bandelettes radiales (lignes blanches) et en bande toroïdales du divertor (lignes rouges).

Ce découpage permet de générer un ensemble de 1.560 « macro patches » dont la température va être recherchée (toujours à travers l’estimation de l’émissivité) en considérant la distribution d’émissivité connue et dans un premier temps la température de l’environnement connue et fixée à sa valeur (i.e. $T=90^{\circ}\text{C}$). Ces 1.560 surfaces sont appelées des macro patches car ce sont le regroupement de plusieurs surfaces élémentaires du divertor, pour rappel le maillage du divertor utilisé est constitué de 8.796 surfaces élémentaires ou patches. Nous allons donc chercher à estimer 1.560 paramètres simultanément cette fois. Le conditionnement de la matrice d’information réduite est de 63 ce qui montre que le système est bien conditionné. A partir du vecteur des températures estimées obtenues il est possible de recréer un champ de température 3D et les résultats de l’estimation seront présentés sous la forme de plusieurs profils extraits du champ du divertor. La Figure 4.27 montre les 5 profils extraits du champ de température 3D (en fonction de la position radiale sur le divertor $R(\text{mm})$), les profils 4 et 5 sont pris au niveau de la transition entre les motifs du damier afin de voir comment se comporte l’estimation dans ces zones charnières.

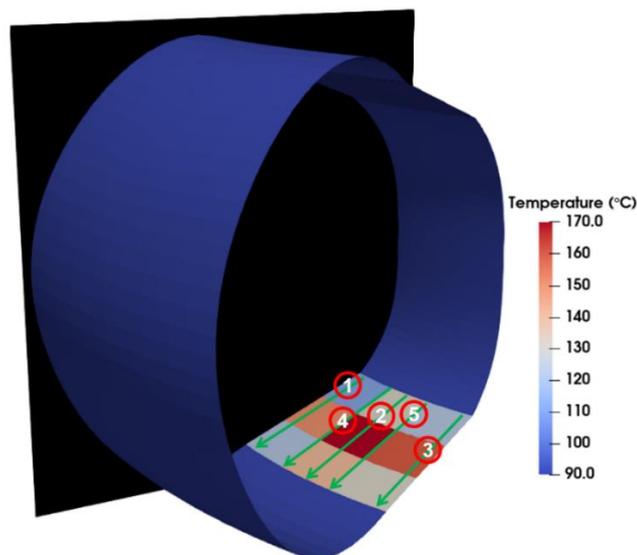


Figure 4.27 – Schéma des profils extraits du champ de température 3D obtenu à partir du vecteur des températures estimées.

La Figure 4.28 montrent les profils 1, 2 et 3 extraits des résultats de l'estimation pour les deux niveaux de bruit (0,25% et 0,5%) avec les barres d'erreur associées calculées grâce à la matrice de covariance du bruit.

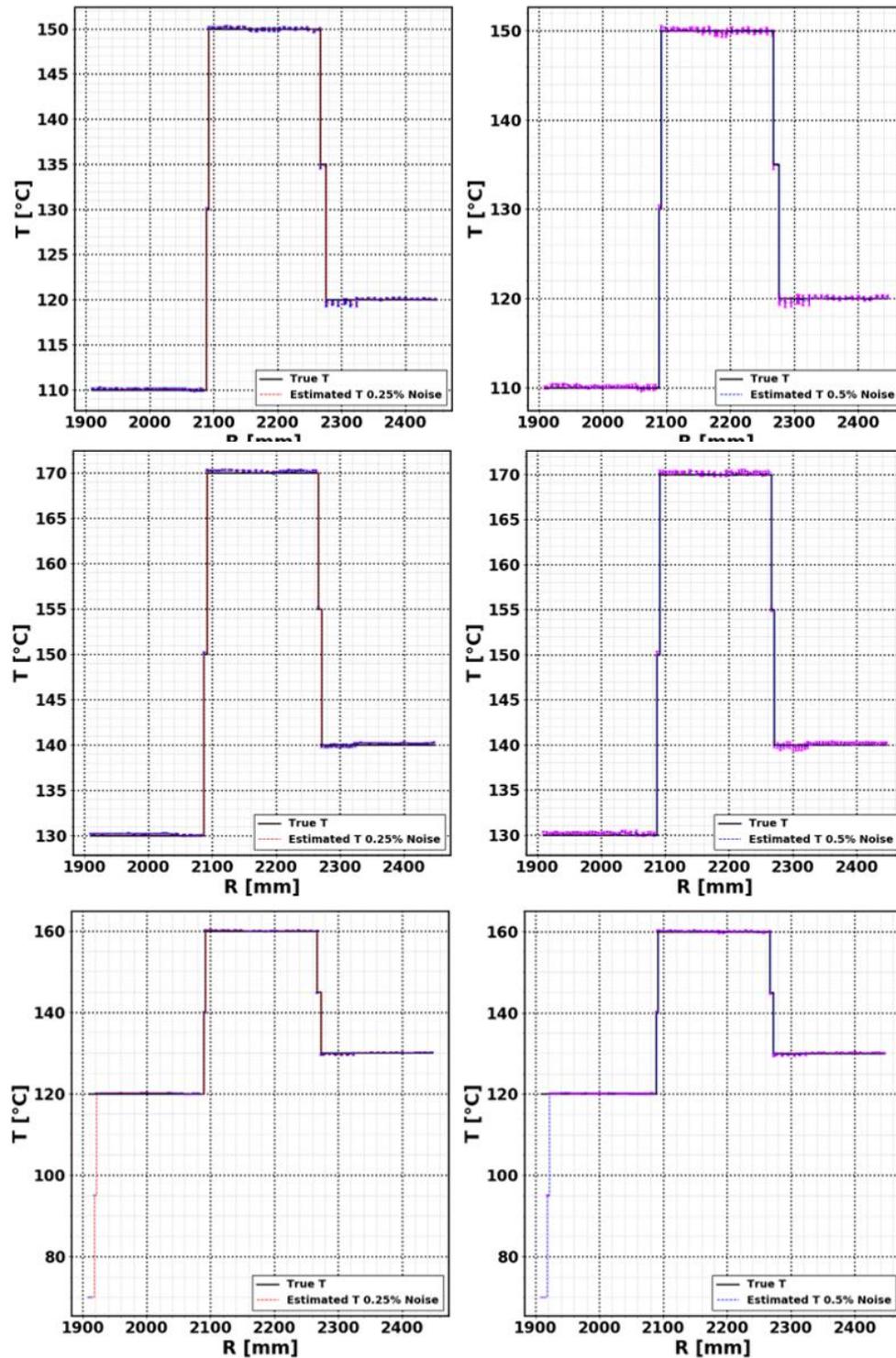


Figure 4.28 – Profils 1 (*haut*), 2 (*milieu*) et 3 (*bas*) du champ de température 3D estimés dans le cas de l'estimation à 1.560 paramètres. Les profils de gauche montrent l'estimation dans le cas du niveau de bruit à 0,25% et les profils de droite pour le niveau de bruit à 0,5%.

On constate que pour ces 3 profils les résultats sont très proches des valeurs théoriques (imposées) avec des incertitudes assez faibles ($\pm 0,64^{\circ}\text{C}$ pour la plus grande) et des niveaux de confiance toujours proportionnels au bruit. Les anomalies présentes sur la gauche du profil 3 s'expliquent par le fait qu'un « coin » du divertor n'est pas visible dans le champ de la caméra. Ainsi, lorsqu'on discrétise en 1.560 macro patches, l'influence de certains patches situés dans ce coin n'est pas visible et il n'est pas possible de les estimer. La valeur présente sur le profil est donc une fausse valeur par défaut qui a été imposée car il n'est pas possible de l'obtenir par l'inversion (en réalité il y a 1 558 paramètres estimés, 2 paramètres étant localisés dans le coin non-visible avec cette discrétisation).

Il est intéressant d'étudier maintenant les profils 4 et 5 qui se retrouvent au niveau des jonctions du damier. En effet, le damier repose sur un découpage linéaire en 3 secteurs radiaux et 3 secteurs toroïdaux. Dans ce découpage du divertor en 1.560 macro patches il y a 26 bandes toroïdales, qui n'est donc pas un multiple de 3, on suspecte que la température de certains patches va être estimée comme une moyenne des températures de part et d'autre de la frontière. La Figure 4.29 présente les profils 4 et 5 théoriques ainsi que les profils estimés de ce maillage à 1.560 macro patches.

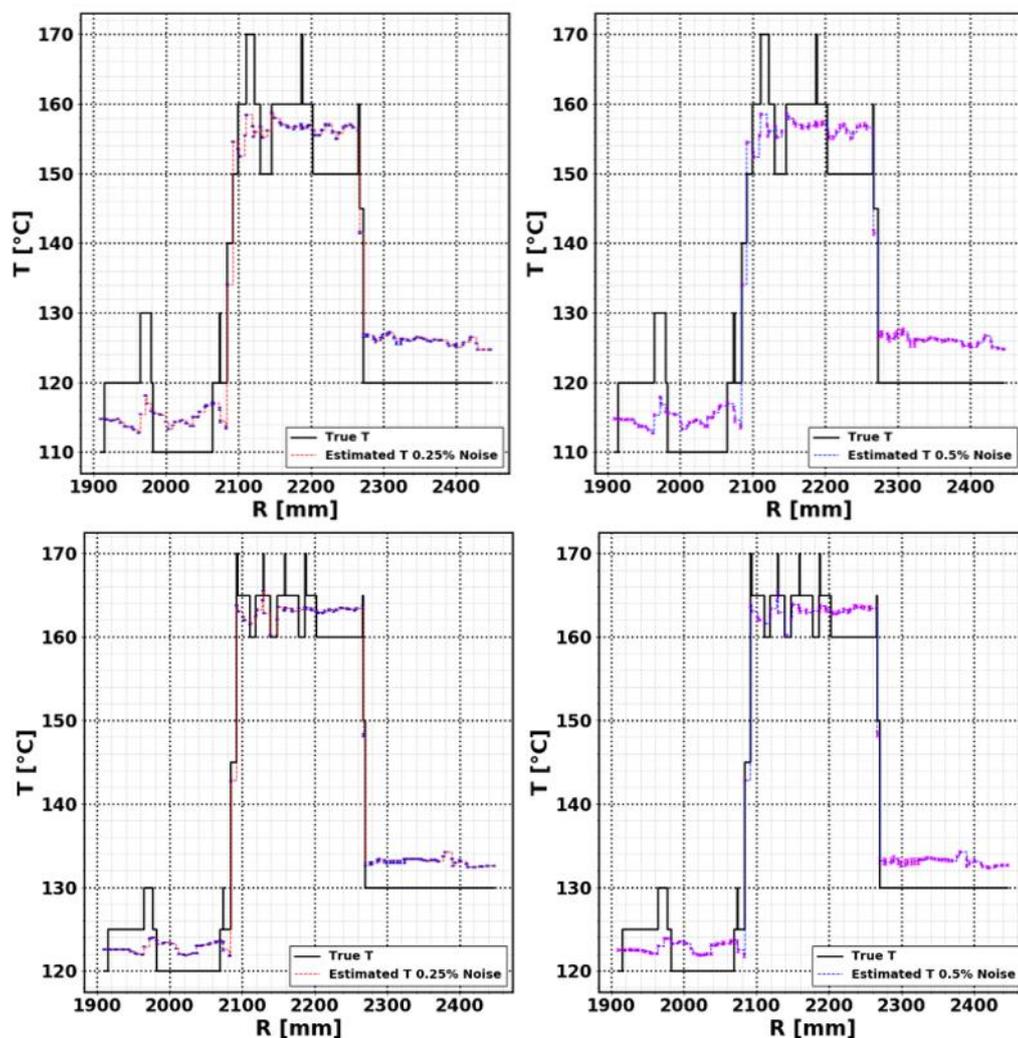


Figure 4.29 – Profils 4 (*haut*) et 5 (*bas*) du champ de température 3D estimés dans le cas de l'estimation à 1.560 paramètres. Les profils de gauche montrent l'estimation dans le cas du niveau de bruit à 0,25% et les profils de droite pour le niveau de bruit à 0,5%.

Ces profils nous montrent que même les profils théoriques ne se comportent pas idéalement avec des paliers lorsqu'on extrait le champ de température 3D. Cela s'explique par le fait que le maillage utilisé est un maillage formé de quadrilatères qui sont ensuite divisés en triangles selon leur diagonale.

Le regroupement de surfaces élémentaires afin de leur affecter une température dans le cas de la scène « vraie » se fait par un calcul de barycentre du triangle et de vérification de son rayon R et son angle θ dans un repère polaire. Ainsi, au niveau de la frontière on observe des triangles ayant les propriétés de « gauche » et des triangles les propriétés de « droite » (Figure 4.30). Ainsi, lorsque l'on trace un profil cela donne les profils noirs ci-dessus (Figure 4.29).

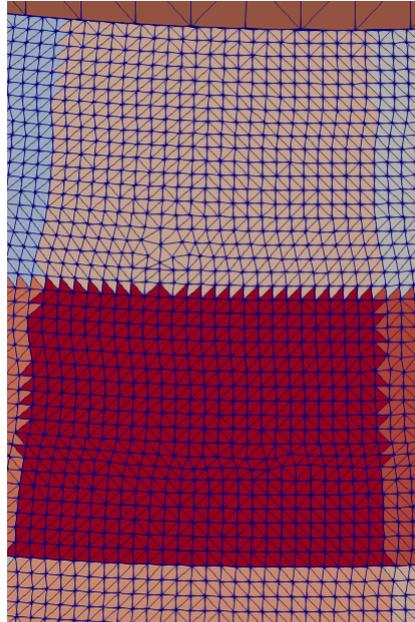


Figure 4.30 – Zoom sur la géométrie 3D du divertor avec affichage du maillage et surfaces élémentaires triangulaires.

Si on s'intéresse désormais aux profils estimés on constate qu'il y a un problème dans la valeur finale estimée pour les profils 4 et 5 à cause du découpage qui n'est pas un multiple de 3. Toutefois, la valeur estimée est une moyenne entre les valeurs de température de part et d'autre de la frontière.

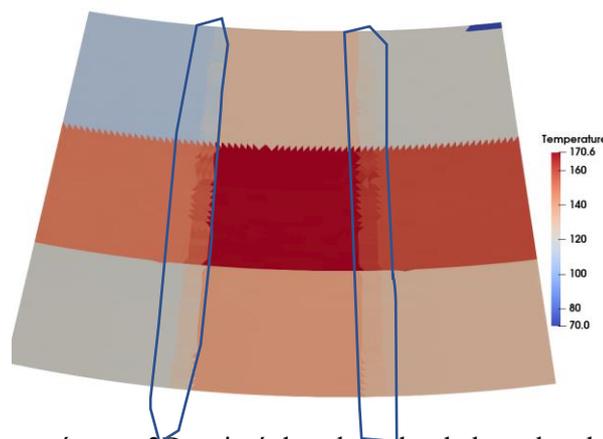


Figure 4.31 – Champ de température 3D estimé dans le cadre de la recherche des 1.560 paramètres pour le niveau de bruit 0,5%. On observe les bandes toroïdales de température qui font la moyenne entre les températures de part et d'autre de la frontière. Il y en a une pour chaque transition toroïdale du damier. On observe également dans le coin haut droit les patches non estimés dont la température a été fixée à 70°C.

4.4.3.2.4. Cas 1561 paramètres

Données 3D			Données 2D		
N^{3D} (patches)	N_p (paramètres)	N_c (paramètres)	N_r (paramètres)	m^{2D} (pixels)	m (pixels ROI-2D)
11 788	1 570	9	1 561	75 806	67 122

Nous allons désormais refaire la même estimation mais en incluant cette fois la température de l'environnement afin d'estimer 1.561 paramètres et surtout d'estimer simultanément toutes les températures du divertor et celle de l'environnement.

Pour cette estimation, le conditionnement de la matrice d'information réduite est de $2,8 \cdot 10^6$, ce qui laisse présager une très forte amplification du bruit et l'ajout de l'environnement dans cette recherche d'un grand nombre de paramètres dégrade fortement le conditionnement. Toutefois, cela n'empêche pas de retrouver tous les paramètres dans notre situation. Pour le niveau de bruit de 0,5% la température de l'environnement estimée est de $89,91 \pm 1,14^\circ\text{C}$. Les Figure 4.32 et Figure 4.33 montrent les résultats des profils 1 et 4 extraits des champs de température 3D dans le cas où l'environnement est supposé connu (Figure 4.32 gauche et Figure 4.33 gauche) et dans le cas où la température de l'environnement est estimée (Figure 4.32 droite et Figure 4.33 droite).

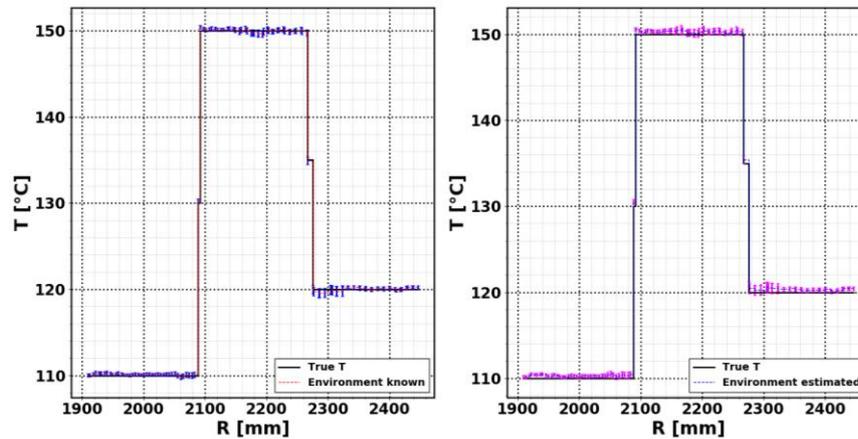


Figure 4.32 – Profil 1 de l'estimation à 1.560 paramètres avec la température de l'environnement supposée connue pour le niveau de bruit à 0,5% (gauche) et profil 1 de l'estimation à 1.561 paramètres avec la température de l'environnement supposée connue pour le niveau de bruit à 0,5%.

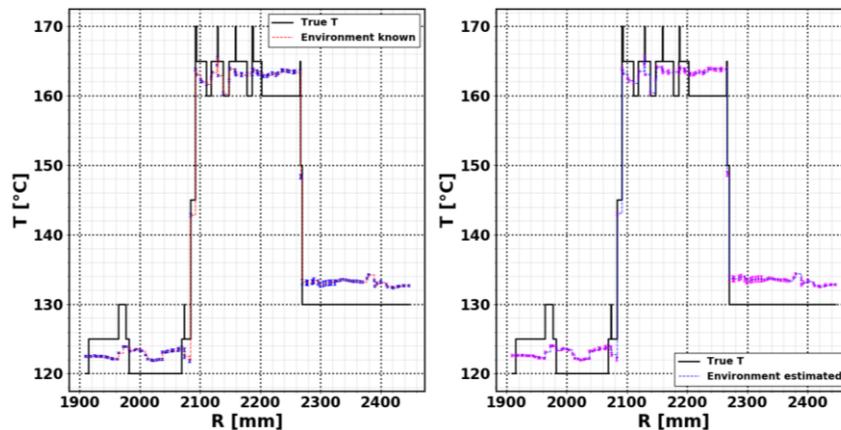


Figure 4.33 – Profil 4 de l'estimation à 1.560 paramètres avec la température de l'environnement supposée connue pour le niveau de bruit à 0,5% (gauche) et profil 1 de l'estimation à 1.561 paramètres avec la température de l'environnement supposée connue pour le niveau de bruit à 0,5%.

Le profil estimé dans le cas où la température de l'environnement est estimée montre que les températures du divertor sont toutes surestimées et donc que l'introduction du paramètre environnement n'empêche pas l'estimation des 1.561 paramètres mais dégrade la précision des résultats. Toutefois, l'incertitude n'est pas plus élevée dans le cas où l'environnement est inclus dans l'estimation et ce malgré le conditionnement plus important.

Les résultats sont similaires pour les autres profils et la tendance se confirme que pour un grand nombre de paramètres l'introduction de la température de l'environnement dans la recherche de paramètres dégrade le résultat de l'estimation.

La Figure 4.34 montre des cartes de sensibilités réduites du modèle à 10 paramètres différents pris dans chaque motif du damier. Un affichage en échelle logarithmique a été choisi afin de montrer que l'influence de chaque macro patch ne se limite pas au macro patch lui-même mais qu'elle est observable (même très faiblement) partout dans l'image par réflexion. Par exemple, on note une influence plus notable des paramètres 3, 483, 963 et 1560 sur la première paroi (interne et externe) de l'environnement où il y a des réflexions « primaires ». Le paramètre 1 441 est intéressant car son influence est légèrement notable par l'apparition d'un faible halo dans le coin inférieur droit de l'image, en revanche, cette sensibilité réduite est trop basse pour que le paramètre ait une influence sur le modèle et il n'est donc pas possible de l'estimer. Enfin, on note que l'influence de l'environnement est très importante par rapport aux autres paramètres car elle est observable sur l'intégralité de l'image.

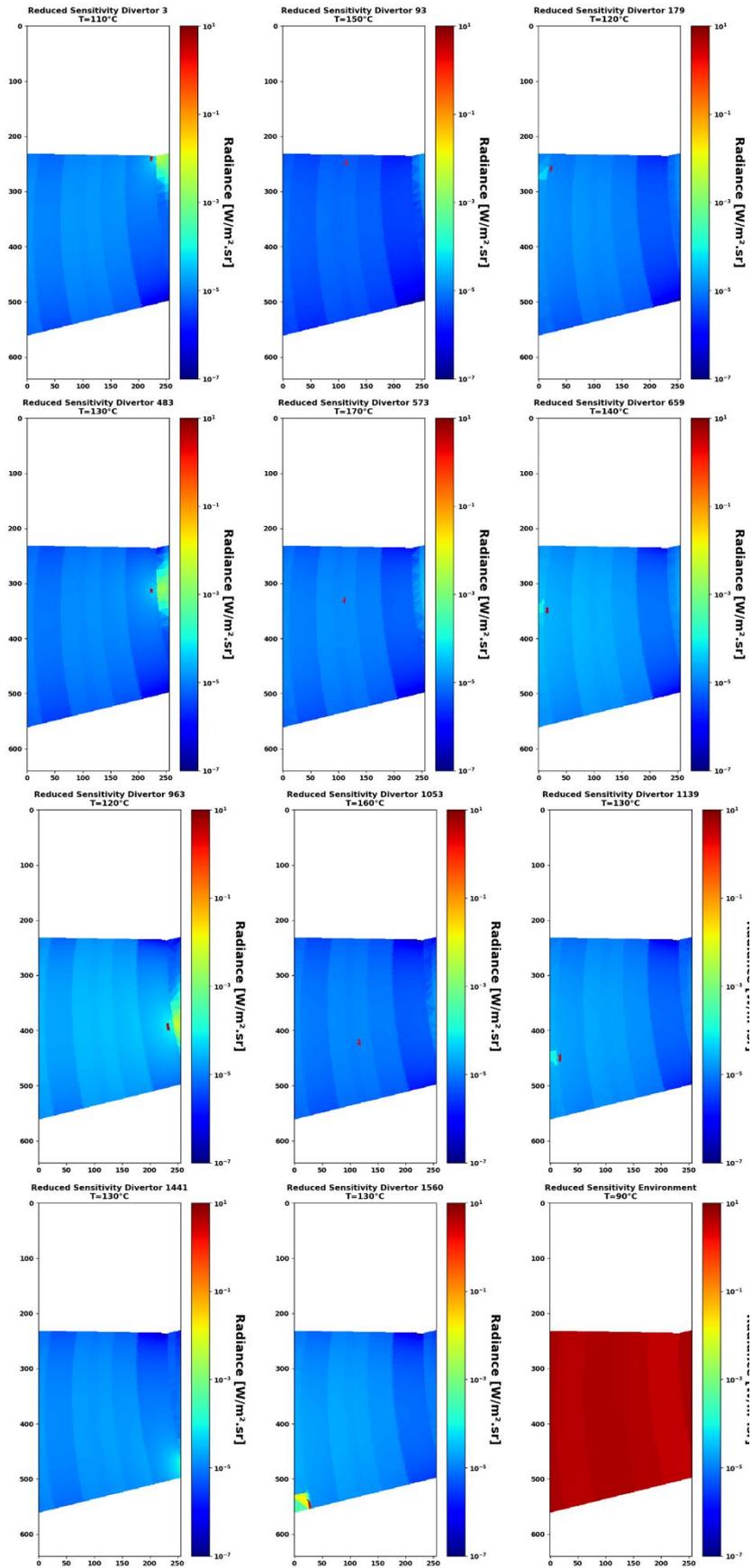


Figure 4.34 – Images de sensibilités réduites du modèle à plusieurs paramètres dont l’environnement dans le cas de l’estimation à 1561 paramètres en échelle logarithmique.

4.4.3.2.5. Cas 8796 paramètres

Données 3D			Données 2D		
N^{3D} (patches)	N_p (paramètres)	N_c (paramètres)	N_r (paramètres)	m^{2D} (pixels)	m (pixels ROI-2D)
11 788	8 806	10	8 796	75 806	67 122

Pour aller encore plus loin dans la recherche de paramètres et éprouver la méthode inverse ainsi que l'algorithme utilisé nous allons tenter d'estimer la température de chaque surface élémentaire du divertor individuellement. Dans un premier temps, la température de l'environnement est toujours supposée connue afin de ne retrouver que les températures du divertor. Pour cette estimation le conditionnement de la matrice d'information réduite est de 189, qui n'est pas un conditionnement trop dégradé par rapport au cas 1.561 paramètres par exemple.

Les Figure 4.35 et Figure 4.36 montrent les profils 1 et 4 des champs de température 3D vrai et estimé pour cette situation.

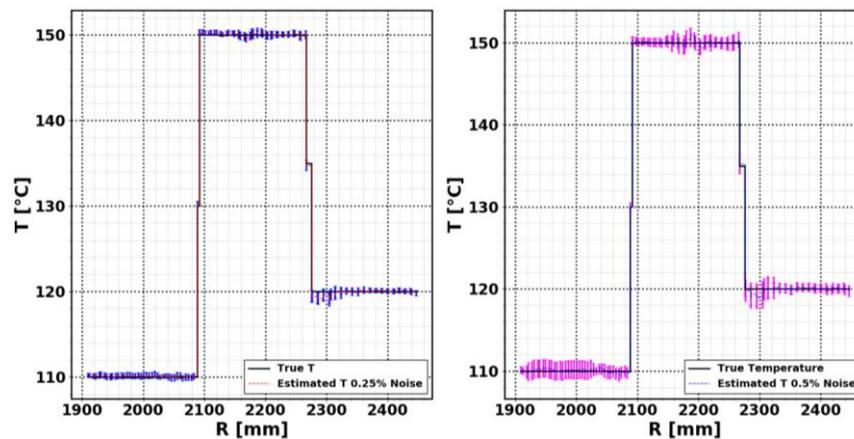


Figure 4.35 – Profils 1 du champ de température 3D estimés dans le cas de l'estimation à 8.796 paramètres. Les profils de gauche montrent l'estimation dans le cas du niveau de bruit à 0,25% et les profils de gauche pour le niveau de bruit à 0,5%.

La Figure 4.35 montre que les températures sont bien retrouvées (les résultats sont analogues pour les profils 2 et 3), toutefois les incertitudes deviennent un peu plus importantes dans le cas du niveau de bruit le plus élevé (0,5%, incertitudes de l'ordre de $\pm 1,5^\circ\text{C}$). Toutefois, cela reste des niveaux de confiance acceptables au regard des valeurs des températures recherchées.

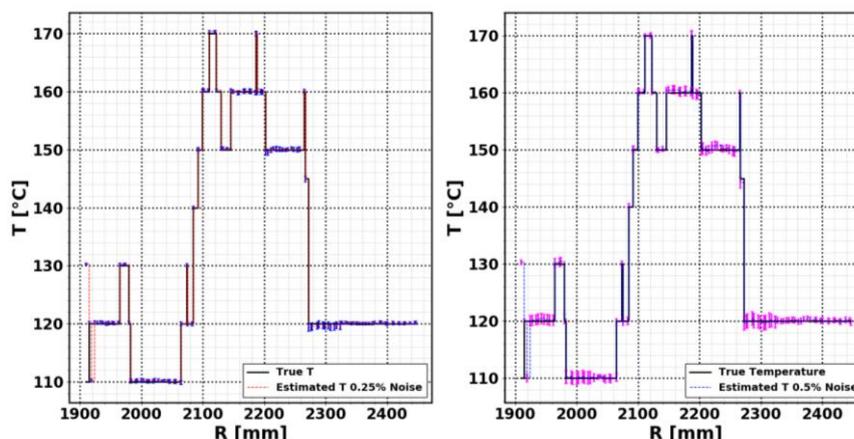


Figure 4.36 – Profils 4 du champ de température 3D estimés dans le cas de l'estimation à 8.796 paramètres. Les profils de gauche montrent l'estimation dans le cas du niveau de bruit à 0,25% et les profils de gauche pour le niveau de bruit à 0,5%.

La Figure 4.36 montre que les profils vrais et estimés concordent cette fois-ci étant donné que les méthodes d'extraction sont les mêmes et que la température de chaque surface élémentaire a été estimée.

Les Figure 4.37 à Figure 4.40 présentent la synthèse de cette estimation linéaire sans a priori des 8 796 paramètres. Les Figure 4.37 et Figure 4.38 montrent l'observable (Figure 4.37) utilisé en entrée de l'estimation (les mesures) à partir duquel nous allons chercher à retrouver les 8 796 émittances (et donc les 8796 températures) et l'observable reconstruit à partir des émittances estimées (Figure 4.38). Cet observable reconstruit est obtenu en utilisant le modèle direct avec comme entrée du champ de température les températures estimées. Les Figure 4.39 et Figure 4.40, quant à elles, montrent la comparaison entre le champ de température 3D « vrai » (Figure 4.39) utilisé pour générer les mesures synthétiques et qui sont donc les valeurs à retrouver et le champ de température 3D estimé (Figure 4.40). Il est possible de reconstruire ce champ de température 3D estimé car on rappelle que la méthode développée permet de retrouver directement les paramètres objets 3D et non des paramètres pixel 2D qui seraient ensuite projetés.

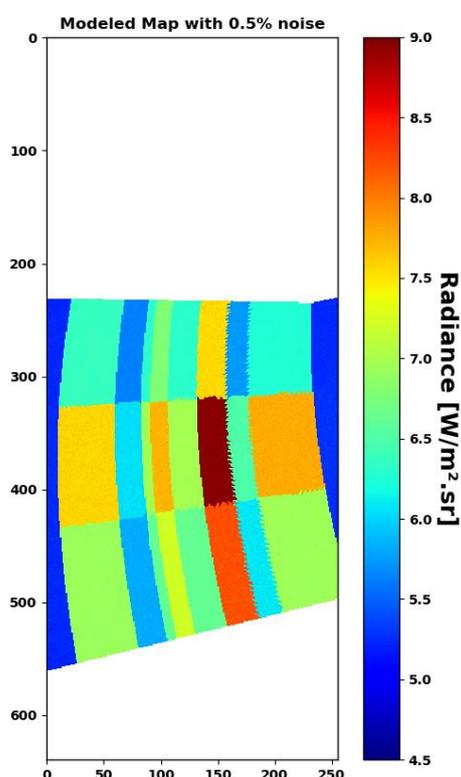


Figure 4.37 – Image synthétique modélisée dans le cadre du « damier froid » avec un bruit de 0,5%.

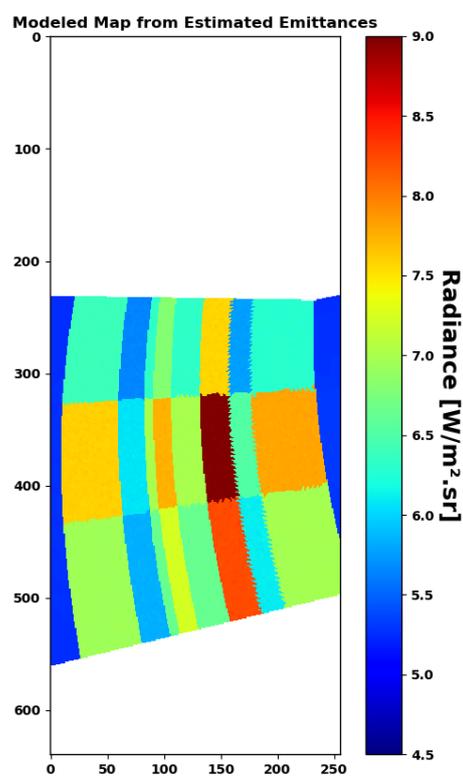


Figure 4.38 – Image modélisée à partir des 8 796 émittances estimées.

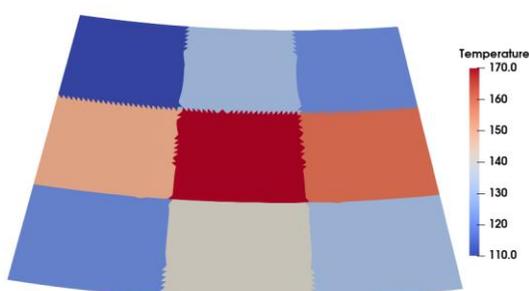


Figure 4.39 – Champ 3D des températures vraies appliquées sur la surface du divertor bas dans le cadre du damier froid.

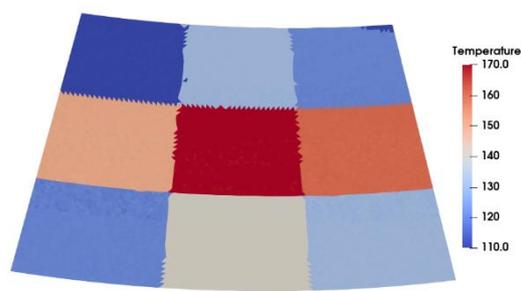


Figure 4.40 – Champ 3D reconstruit des 8 796 températures estimées sur la surface du divertor bas dans le cadre du damier froid.

Nous avons donc réussi à estimer indépendamment et simultanément la température de toutes les surfaces élémentaires du divertor bas (exceptés les quelques patchs situés hors du champ caméra) en considérant la température de l'environnement connue. Néanmoins, il n'est pas possible d'aller plus loin en estimant simultanément les 8.796 températures ainsi que la température de l'environnement. En effet, le conditionnement de la matrice d'information réduite est de $2,5.10^{20}$ et la recherche de paramètres ne donne pas de résultats satisfaisants.

4.4.3.3. Scène thermique représentative d'un choc plasma

Un dernier profil de température a été testé dans la configuration Sec-Tore, plus représentative d'un profil rencontré sur les composants face au plasma pendant une expérience, c'est-à-dire un profil « piqué » dans la direction radiale. Nous renvoyons pour cela au papier présenté en section 4.5.

4.4.3.4. Cas avec réflexions très pénalisantes

Nous souhaitons présenter dans cette section deux compléments à toutes les études présentées précédemment qui ont montré les performances de la démarche inverse dans une géométrie représentative d'un secteur de Tokamak. Nous souhaitons d'une part revenir sur la comparaison de ces performances avec les conversions traditionnelles d'images infrarouge en températures apparentes (« corps noir » ou « émetteur pur ») en rajoutant une troisième conversion effectuée en supposant qu'on associe à chaque pixel un environnement noir à température connue. Cette conversion fournira la température apparente baptisée « environnement noir ». Puis dans un deuxième temps, nous comparerons les performances de ces 4 démarches (3 conversions de l'image infrarouge 2D en images 2D de températures apparentes + la méthode inverse pour l'estimation des températures dans l'espace objet 3D) sur une autre situation géométrique. Il s'agit de la configuration de l'onglet déjà présentée dans la partie 2.2.1 qui présentait la méthode des radiosités. Cette configuration de deux plaques proches l'une de l'autre favorisant encore plus les réflexions multiples est a priori un challenge pour l'identification des températures si on ne résout pas correctement la « pollution » des images par ces réflexions complexes.

4.4.3.4.1. Conversion des images IR 2D de luminances en images 2D de températures apparentes

Dans la partie 4.4.3.1.1 ont été présentées la « température apparente corps noir associée au pixel (i, j) » $T_{i,j}^{cn}$ (formule (4.65)) et la « température (apparente) émetteur pur associée au pixel (i, j) » $T_{i,j}^{ep}$ (formule (4.66)), toutes deux étant de « simples » conversion de l'image infrarouge expérimentale avec sur deux hypothèses différentes, couramment utilisées sur des images de composants face au plasma :

- Pour $T_{i,j}^{cn}$: la luminance mesurée par le pixel (i, j) vient d'une surface dans l'espace objet qui est noire
- Pour $T_{i,j}^{ep}$: la luminance mesurée par le pixel (i, j) vient d'une surface dans l'espace objet qui est uniquement émissive, avec une émissivité connue $\mathcal{E}_{i,j}$

Ces deux conversions ne prennent donc jamais en compte de possibles réflexions par les surfaces observées. Nous rajoutons une troisième conversion classique lorsque l'on souhaite considérer de la façon la plus simple possible des réflexions. Elle produira alors une « température (apparente) environnement noir associée au pixel (i, j) », notée $T_{i,j}^{en}$ et repose sur l'hypothèse suivante :

- Pour $T_{i,j}^{en}$: la luminance mesurée par le pixel (i, j) vient d'une surface dans l'espace objet d'émissivité connue $\mathcal{E}_{i,j}$, qui émet selon la loi de Planck à $T_{i,j}^{en}$ et qui réfléchit le flux venant

d'un corps noir à température connue T_{env} qui occupe tout l'hémisphère devant la surface. On a alors :

$$L_{i,j}^{mes} = \varepsilon_{i,j} L_{i,j}^0(T_{i,j}^{en}) + (1 - \varepsilon_{i,j}) L_{i,j}^0(T_{env}) \quad (4.69)$$

Ce qui implique, compte tenu de l'expression de la luminance noire d'une surface donnée par (4.45) :

$$\begin{aligned} L_{i,j}^{mes} &= \varepsilon_{i,j} L_{i,j}^0(T_{i,j}^{en}) + (1 - \varepsilon_{i,j}) L_{i,j}^0(T_{env}) \\ L_{i,j}^0(T_{i,j}^{en}) &= \frac{L_{i,j}^{mes} - (1 - \varepsilon_{i,j}) L_{i,j}^0(T_{env})}{\varepsilon_{i,j}} \simeq \frac{c_1 \lambda_0^{-5} \Delta \lambda}{\exp\left(\frac{c_2}{\lambda T_{i,j}^{en}}\right) - 1} \end{aligned} \quad (4.70)$$

Et donne finalement pour l'expression de $T_{i,j}^{en}$ à partir de toutes les données du problème :

$$\rightarrow T_{i,j}^{en} = \frac{c_2}{\lambda_0} \frac{1}{\text{Ln}\left(1 + \frac{\pi c_1 \lambda_0^{-5} \Delta \lambda \varepsilon_{i,j}}{L_{i,j}^{mes} - (1 - \varepsilon_{i,j}) L_{i,j}^0(T_{env})}\right)} \quad (4.71)$$

Bien sûr cette « température apparente environnement noir » est équivalente à la « température apparente émetteur pur » donnée par la formule (4.66) si $T_{env} = 0 K$ (environnement non émetteur et par définition non réfléchissant car noir, donc qui n'éclaire pas la surface observée).

Ces conversions d'images IR en différentes cartographies 2D de températures apparentes sont appliquées d'abord à l'image IR de la Figure 4.15 rappelée ici, correspondant à la situation présentée dans la partie 4.4.3.1 d'un divertor isotherme (180°C) entouré d'un environnement isotherme également (200°C) :

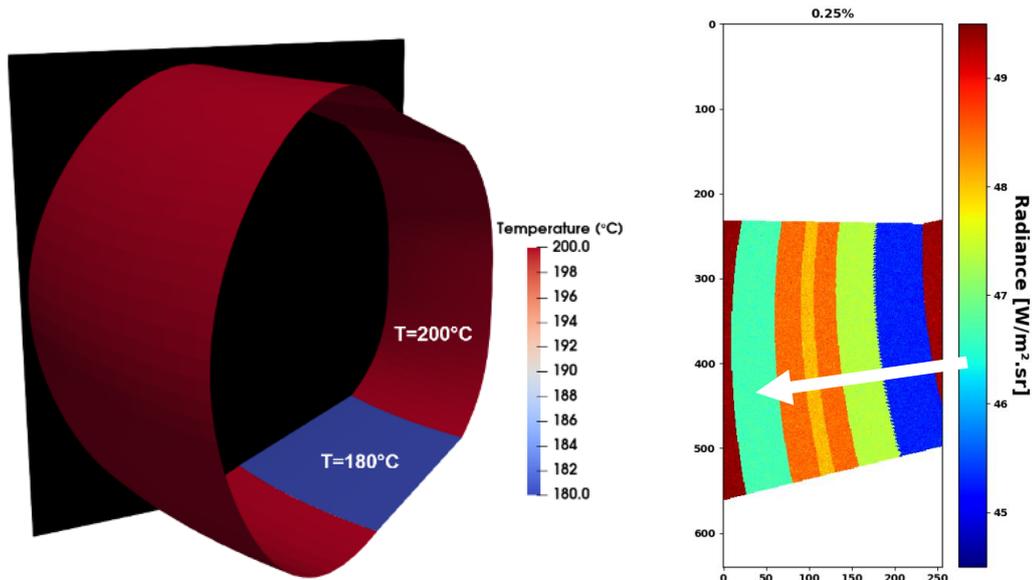


Figure 4.41 – Gauche : scène thermique observée. Droite : Image IR synthétique pour Sec-Tore dans le cadre de la première scène thermique uniforme avec un niveau de bruit de $\sigma=0,25\%$. Les profils de températures apparentes seront présentés le long de la ligne blanche dans la direction de la flèche.

La Figure 4.42 montre les profils de ces trois températures apparentes obtenues dans cette situation le long d'une ligne radiale de pixels matérialisés par la flèche blanche, comparé au profil de température exacte recherché :

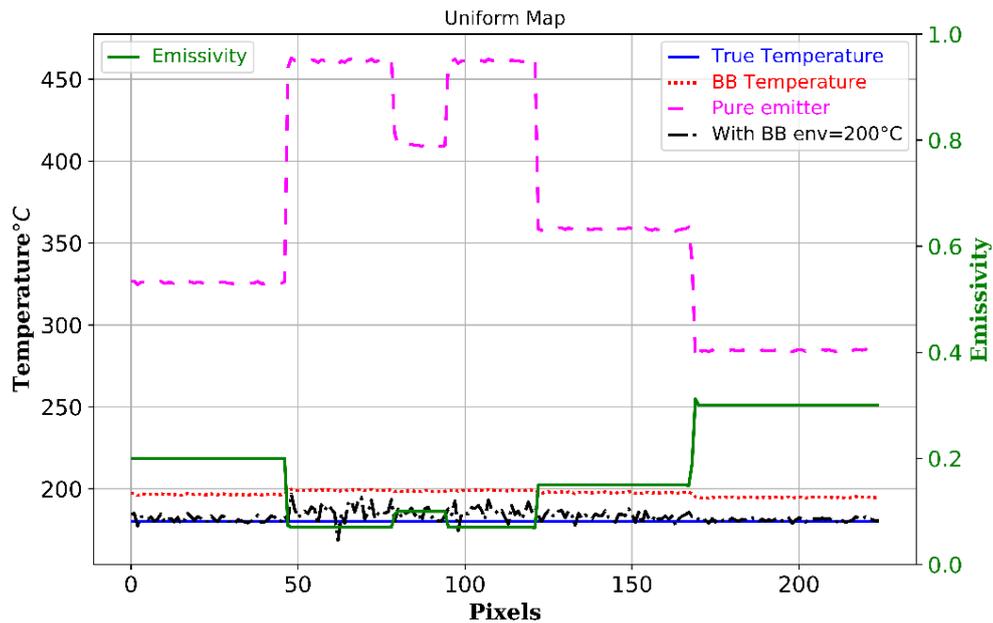


Figure 4.42 – Conversion « simple » d'image IR (luminances collectées par les pixels) en températures apparentes « corps noir », « émetteur pur » et « environnement noir ». La situation est celle décrite dans la partie 4.4.3.1 d'un divertor isotherme (180°C) dans un environnement isotherme également (200°C).

On reconnaît les valeurs déjà analysées en section 4.4.3.1 dans la Table 4.4 pour les températures « apparente corps noir » et « apparente émetteur pur » pour lesquelles on constatait de forts écarts à la température exacte, notamment pour la température « émetteur pur » qui compense les faibles émissivités et l'absence de flux réfléchi par une forte température d'émission. La nouveauté ici est que la « température apparente environnement noir » (courbe noire) est très proche de la température exacte tout le long du profil. On rappelle pourtant que l'environnement du divertor observé par la caméra est composé certes des deux faces verticales noires qui ferment le secteur, mais aussi des autres surfaces du secteur qui ne sont pas noires (première paroi en inox et divertor haut d'émissivités 0,3 et 0,1).

Ce même test est effectué sur les scènes où les motifs thermiques sur le divertor sont de type « damier froid » et « damier chaud » avec les surfaces environnantes isothermes « froides » à 90°C , voir la Figure 4.18 dans la section 4.4.3.2. La Figure 4.43 rappelle par exemple l'image IR pour le damier froid sur laquelle est matérialisé par une flèche blanche la ligne le long de laquelle seront tracés les profils de températures apparentes.

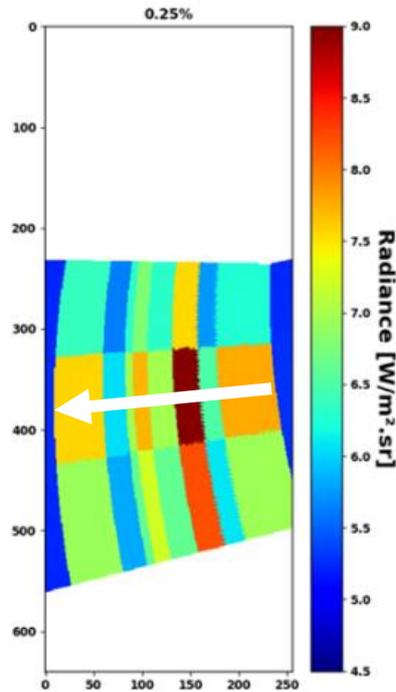


Figure 4.43 – Image IR synthétique pour Sec-Tore dans le cadre de la scène thermique de type « damier froid » avec un niveau de bruit de $\sigma=0,25\%$ (voir section 4.4.3.2). Les profils de températures apparentes seront présentés le long de la ligne blanche dans la direction de la flèche.

Les résultats sont présentés sur les Figure 4.44. On constate sur le damier froid que la température apparente « émetteur pur » est à nouveau loin de la température exacte, alors qu'elle en est très proche pour le cas du damier chaud. Ceci s'explique par le fait que pour le damier froid les réflexions sont probablement du même ordre de grandeur que l'émission donc les ignorer est une erreur importante. Ceci est par contre permis dans le cas du damier chaud où l'émission est dominante sur le divertor.

En tout cas, la température « apparente environnement noir » est également très proche de la température exacte tout le long du profil, comme dans le cas du divertor isotherme, pour le damier froid et le damier chaud. Ceci est une nouvelle validation de l'hypothèse « environnement noir » pour modéliser la partie réfléchi par le divertor. Ceci s'explique dans cette situation précise par l'effet « cavité isotherme » que jouent toutes les surfaces autour du divertor, qui n'est finalement pas dérangé par le divertor lui-même. Ceci est dû aux surfaces mise en jeu : la surface du divertor est suffisamment faible ($7,93m^2$ de surface pour le divertor dans Tokamak entier contre $74,52m^2$ pour l'environnement dans Tokamak entier) par rapport à toutes les autres surfaces isothermes de l'enceinte pour que les « autoréflexions » du flux émis par le divertor vers lui-même soient mineures. Le flux émis par le divertor qui atteint les autres surfaces est diffusé dans toutes les directions par cette « grande » enceinte qui l'entoure ce qui rend peu probable un retour de ce flux vers le divertor lui-même. Cette enceinte non noire qui ne renvoie quasiment pas de flux du divertor vers lui-même se comporte donc vis-à-vis de lui comme un corps noir (non réfléchissant).

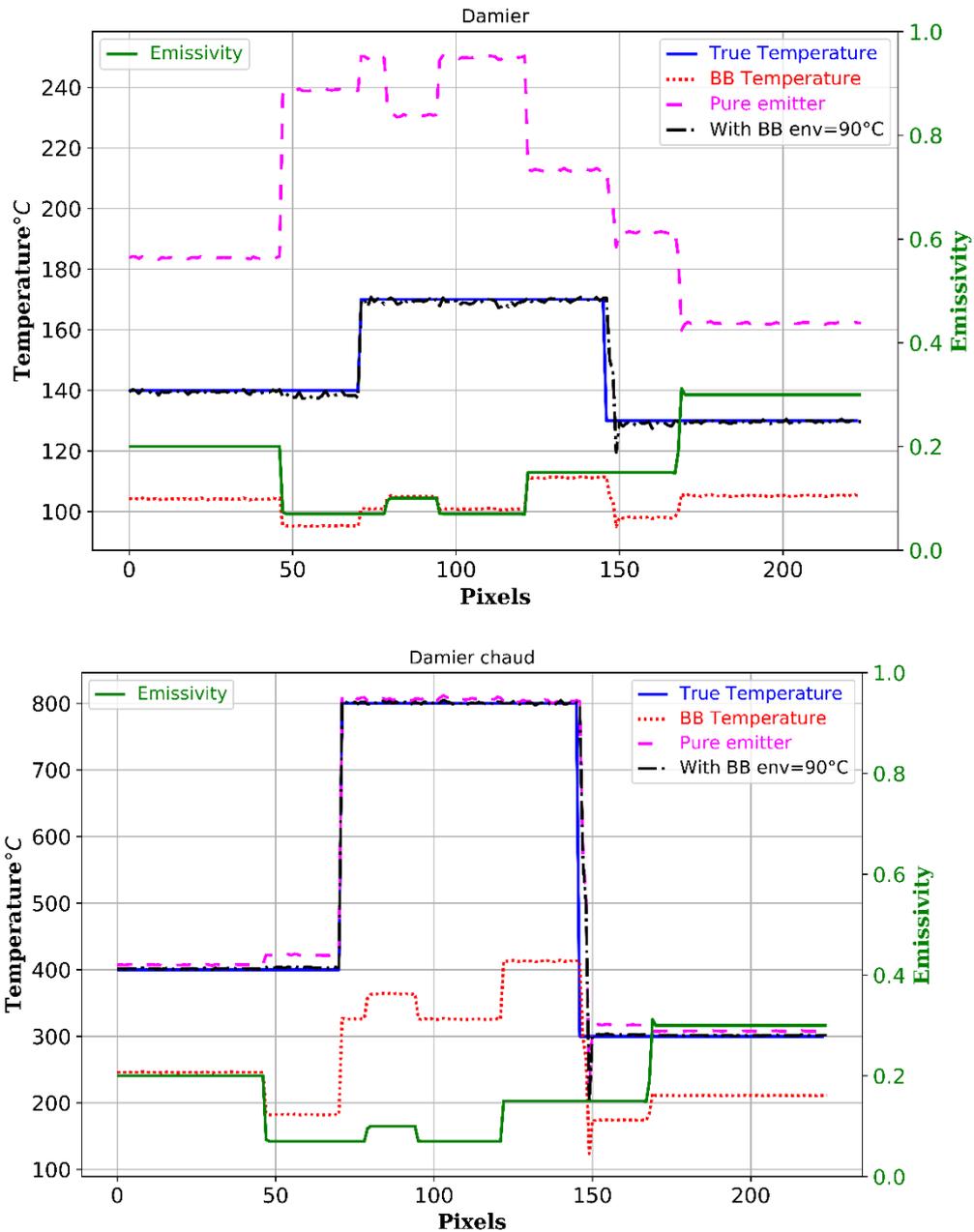


Figure 4.44 – Conversion « simple » d’image IR (luminances collectées par les pixels) en températures apparentes « corps noir », « émetteur pur » et « environnement noir ». La situation est celle décrite dans la partie 4.4.3.2 où le motif thermique sur le divertor est de type « damier froid » (en haut) ou damier chaud (en bas).

La démarche inverse a montré ses performances dans cette situation même si elle n’est pas la plus propice aux autoréflexions. Nous souhaitons dans la partie suivante la tester sur une autre géométrie favorisant les réflexions diffuses complexes et la comparer aux trois approches classiques de « températures apparentes ».

4.4.3.4.2. Configuration onglet

La configuration de l’onglet étudiée ici a été présentée dans la partie 2.2.1, nous rappelons sur la Figure 4.45 la configuration géométrique (la surface S_1 est la surface horizontale et la surface S_2 est la

surface quasi verticale (faisant un angle de 60° avec S_I) ainsi que les motifs d'émissivité imposés sur chaque face et les motifs thermiques à retrouver.

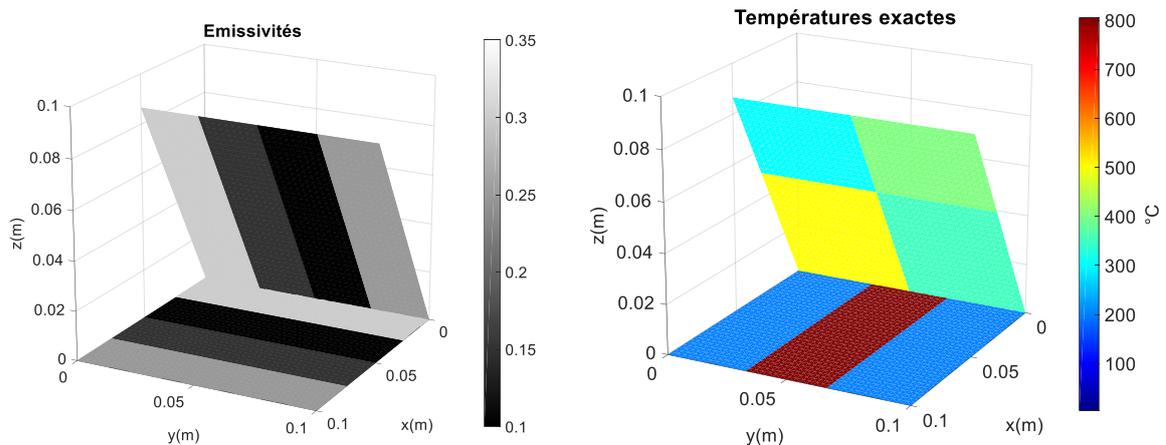


Figure 4.45 – Gauche : motifs d'émissivité (entre 0,1 et 0,3). Droite : motifs de températures (entre 90°C et 800°C avec une bande très chaude au centre de S_I). L'environnement de l'onglet est noir à $T_{\text{env}}=90^\circ\text{C}$.

L'image infrarouge de cette scène thermique est produite de façon artificielle ici. On utilise pour cela le modèle des radiosités pour calculer la solution des radiosités dans l'espace objet 3D puis la projection 3D \rightarrow 2D réalisée par l'opérateur V (OpenGL) qui modélise la collecte du flux de l'espace objet vers les pixels image, dans une bande spectrale de largeur $d\lambda=0,8\mu\text{m}$ centrée sur $\lambda_0=4,1\mu\text{m}$. Un bruit standard d'écart type $\sigma=20\text{W/m}^2\text{sr}$ est superposé à la luminance collectée par chaque pixel pour simuler une image infrarouge réaliste. Cet observable est montré sur la gauche de la Figure 4.46. Comme indiqué dans la section 2.2.1, l'image infrarouge de cette scène thermique fait apparaître des motifs de luminance complexes qui sont des combinaisons des motifs d'émissivité et de température, auxquels se rajoutent visiblement des effets de réflexion sur des régions proches de l'arête de l'onglet.

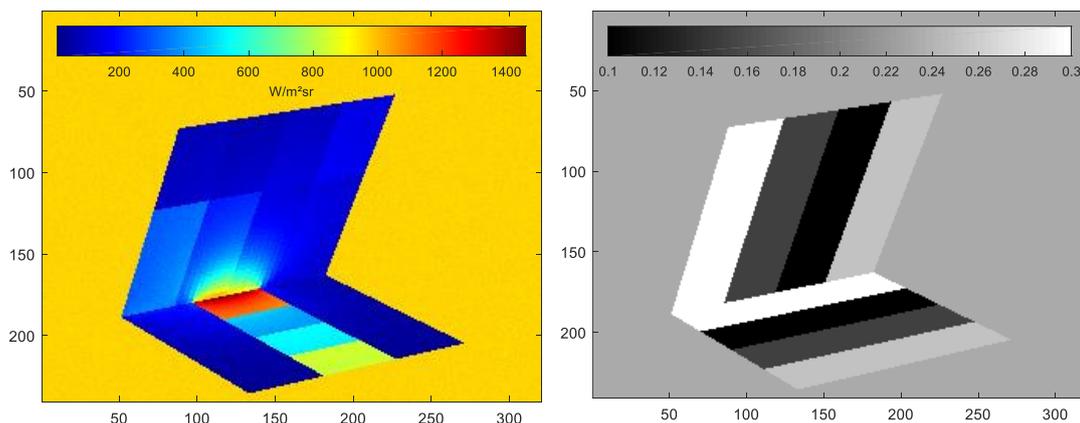


Figure 4.46 – Gauche : image 2D expérimentale, simulée à partir du modèle exact et du bruit. Droite : Attribution d'une émissivité « artificielle » à chaque pixel de l'image expérimentale par projection 3D \rightarrow 2D des émissivités exactes mappées sur la géométrie 3D observée

Les trois conversions de cette image infrarouge en températures apparente vont demander, pour deux d'entre elles, d'affecter artificiellement des émissivités à chaque pixel, ce qui est fait en projetant la « fausse scène thermique » de la Figure 4.45-Gauche (champ 3D des émissivités) sur les pixels, donnant l'image 2D des émissivités pour chaque pixel de la Figure 4.46-Droite. Les conversions en température « apparente corps noir » (formule (4.65)), « apparente émetteur pur » (formule (4.66)) et « apparente

environnement noir » (formule (4.71)) sont alors effectuées et montrées respectivement sur les Figure 4.48, Figure 4.49 et Figure 4.50. A des fins de comparaison avec la température exacte pixel à pixel, celle-ci est également montrée sur une image 2D après projection de la scène thermique de la Figure 4.45-Droite sur la grille de pixels, voir la Figure 4.47. Les 4 figures de Figure 4.47 à Figure 4.50 sont mises à la même échelle de couleur (température en °C) pour faciliter l'interprétation visuelle des différences.

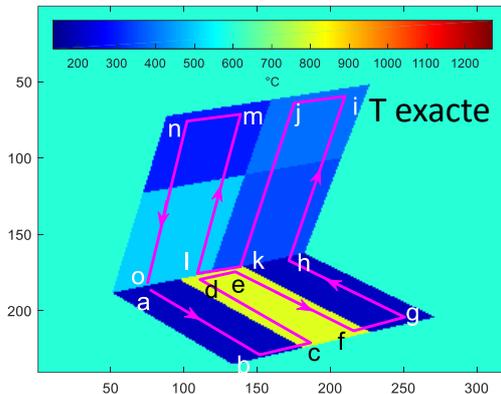


Figure 4.47 – Affectation à chaque pixel des températures exactes attendues (projection 3D→2D des températures exactes mappées sur la géométrie 3D observée)

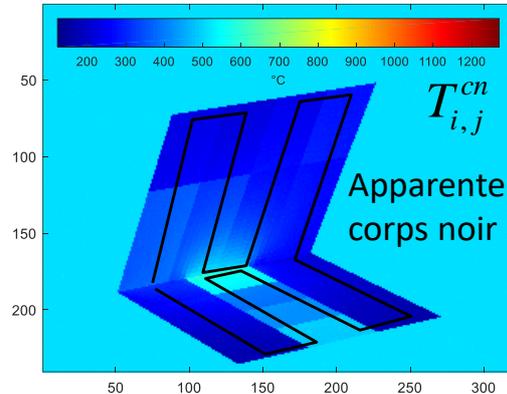


Figure 4.48 – Conversion des luminances collectées en Température apparente « corps noir »

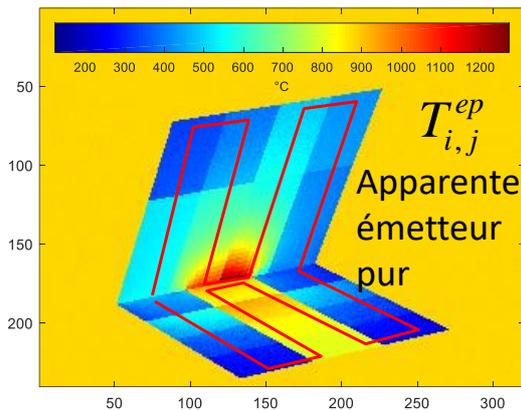


Figure 4.49 – Conversion des luminances collectées en Température apparente « émetteur pur »

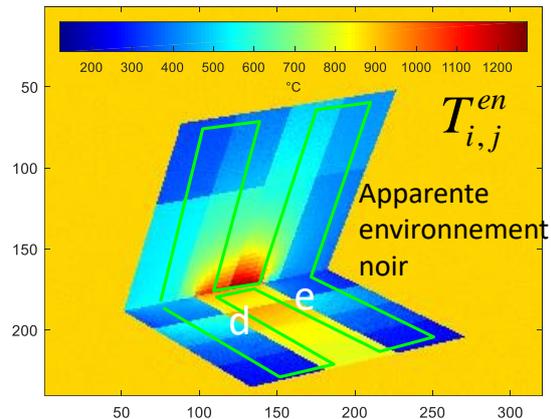


Figure 4.50 – Conversion des luminances collectées en Température apparente « environnement noir »

Il apparaît qu'aucune de ces trois conversions classiques ne permette de reconstruire une image de température correspondant aux températures exactes, y compris la conversion en température apparente « environnement noir », Figure 4.50. Celle-ci est d'ailleurs très proche de la température apparente « émetteur pur » ne prenant en compte aucune réflexion, indiquant donc que la modélisation d'un environnement noir isotherme « vu » par chaque surface de l'onglet n'est pas la bonne façon de modéliser le flux incident sur chacune d'entre elle et donc le flux qu'elle va réfléchir. Ceci se constate aussi sur une autre visualisation (Figure 4.51) semblable aux Figure 4.42 et Figure 4.44 : le profil de ces températures apparentes le long d'une ligne brisée qui parcourt S_1 et S_2 (voir la Figure 4.47), avec des repères de « a » à « o » pour reconnaître les différentes zones. On constate notamment de fortes erreurs sur S_2 près de l'arête (repères k et l) où la température exacte vaut respectivement 350°C et 500°C mais

où la température apparente « environnement noir » dépasse 1200°C. Plus intéressant encore, de telles erreurs peuvent aussi apparaître sur une zone chaude, comme sur la bande à 800°C sur S₁.

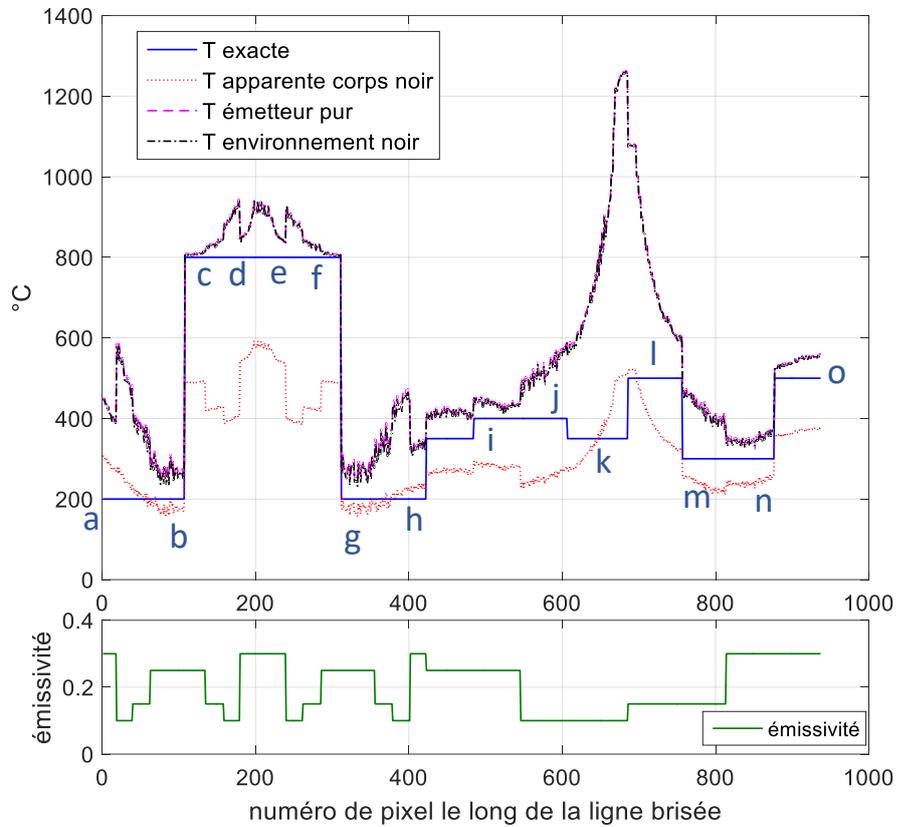


Figure 4.51 – Comparaison des températures apparentes construite avec les trois traitements classiques avec la température exacte recherchée. Le résultat n'est jamais bon, sauf sur les repères c et f pour les températures apparentes « émetteur pur » et « environnement noir ».

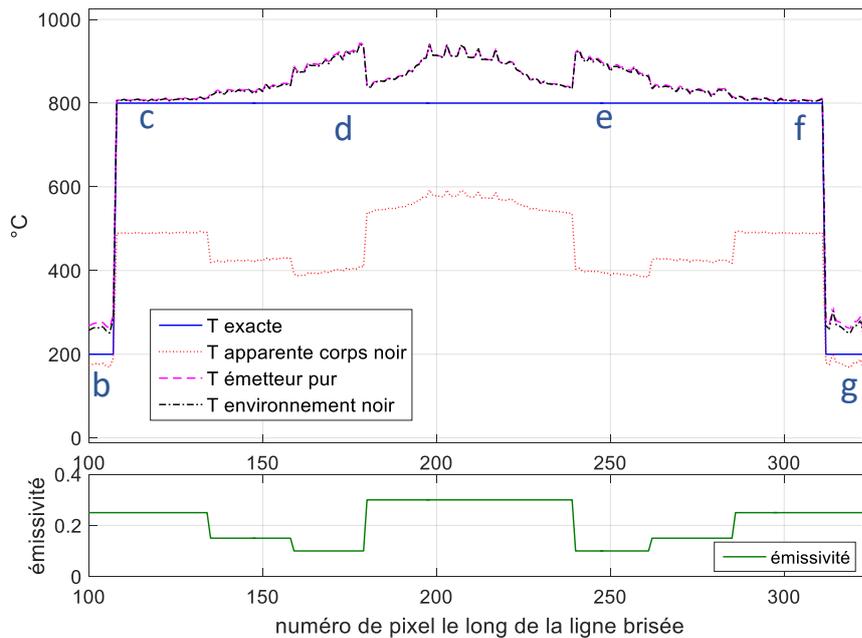


Figure 4.52 – Zoom de la Figure 4.51 sur la bande chaude (800°C) au centre de S₁.

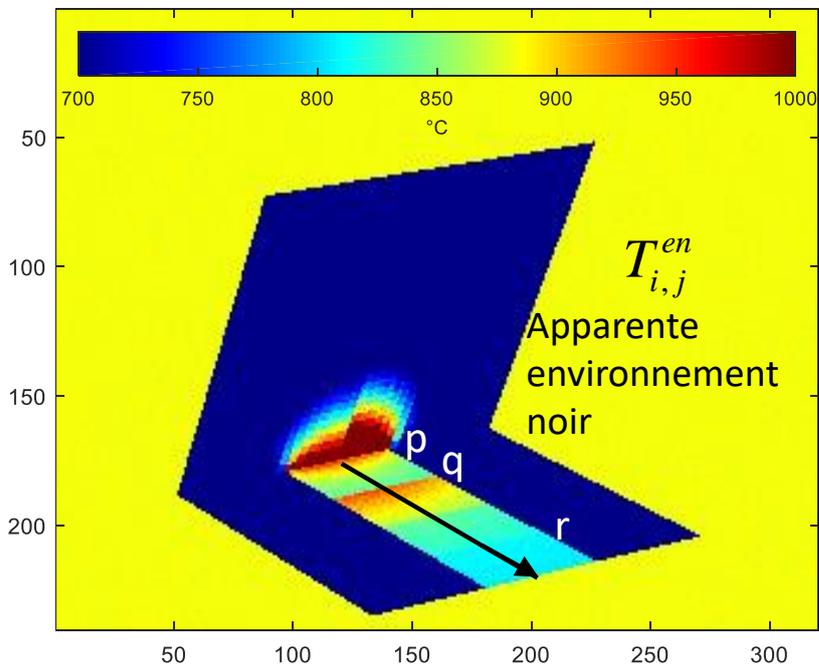
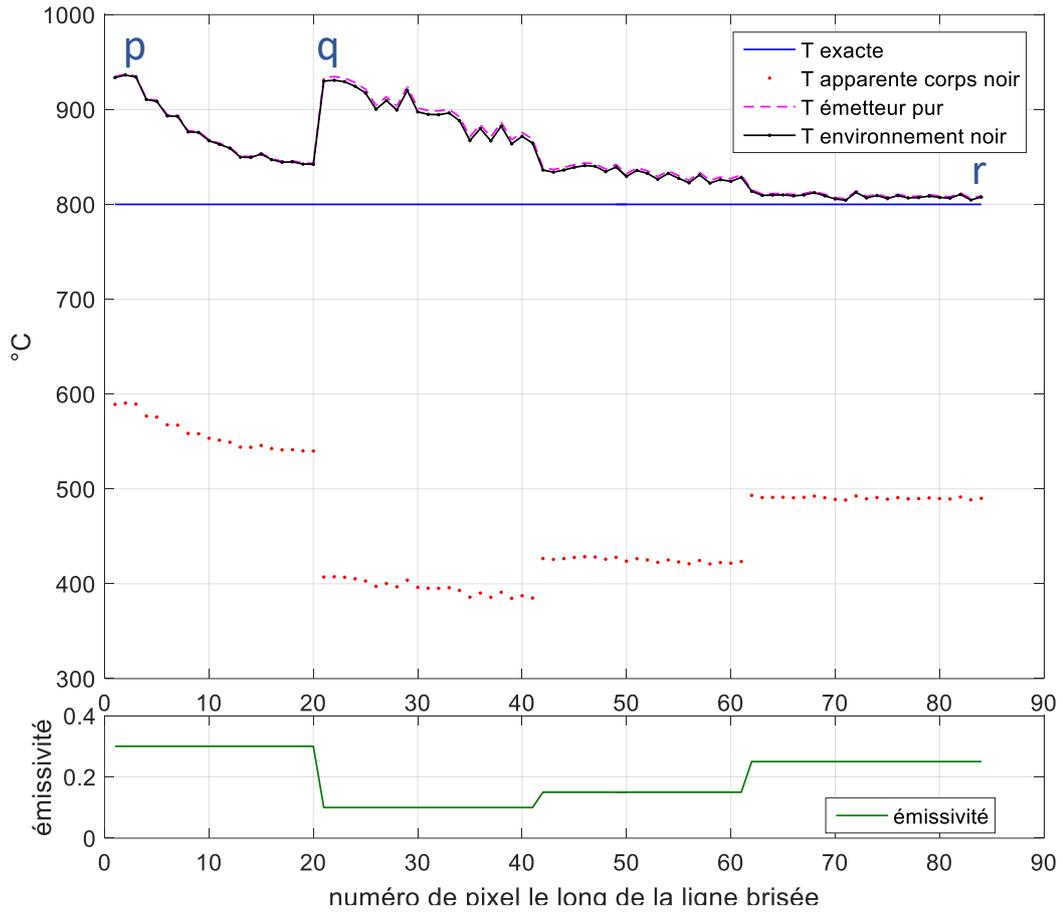


Figure 4.53 – Haut : Profils de température apparente le long de la bande chaude (800°C) au centre de S_1 . Bas : image en température « apparente environnement noir » et position de la ligne le long de laquelle sont tracés les profils, dans la direction de la flèche.

Les Figure 4.52 et Figure 4.53 montrent un zoom de ce profil. On pourrait penser que cette bande la plus chaude de la scène serait dominée par l'émission et donc moins soumise à des erreurs de

modélisation des réflexions. Mais la faible valeur de l'émissivité (0,1 par exemple au repère q) et la proximité de la surface S_2 (repères p et q) créent des réflexions non négligeables, non prévisibles par un environnement uniforme noir froid. Les températures apparentes « environnement noir » annoncent alors presque 940° au lieu de 800°C . La Figure 4.54 (gauche) montre la part de flux réfléchi dans le flux partant de tous les patches de la scène, indiquant qu'il y a sur les repères p et q environ 30% de flux réfléchi. Pour le repère q, on rappelle grâce à la Figure 4.54 (droite) que l'origine de l'éclairage qui sera réfléchi est un flux émis par la bande chaude elle-même : on peut donc parler d'auto-réflexion.

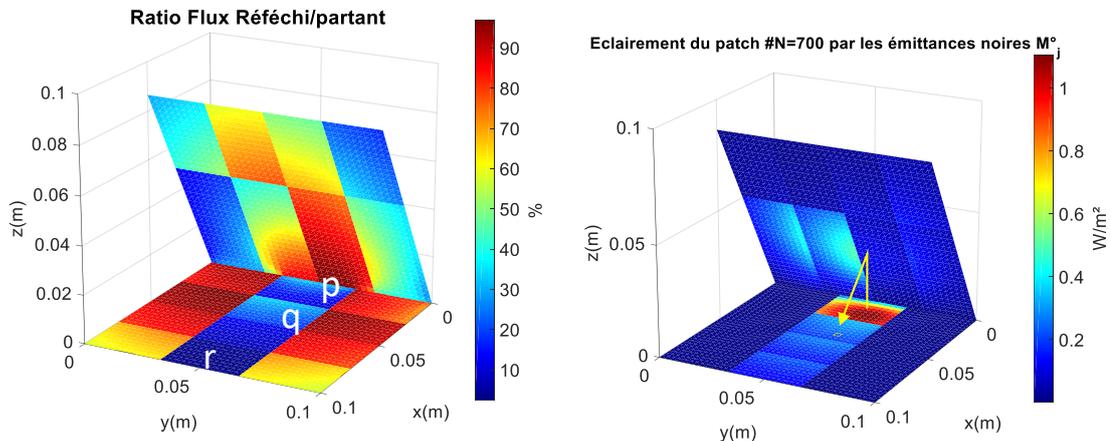


Figure 4.54 – Gauche : ration flux réfléchi/flux partant de chaque patch 3D. Droite : rappel des sources éclairant le patch 700 au niveau du repère q (obtenus à l'aide des facteurs de Gebhart, voir 2.2.4.2)

La Figure 4.54 (gauche) montre aussi que sur le repère « r » au bout de la bande chaude sur S_1 (ou repères « c » et « f » sur la Figure 4.52, le pourcentage de flux réfléchi est de seulement 3 % : donc à cette endroit il est « autorisé » de mal modéliser les réflexions, c'est pourquoi à cet endroit les températures « apparentes émetteur pur » ou « apparente environnement noir » avec un environnement froid (90°C) fournissent la température correcte (800°C).

La démarche inverse est maintenant présentée sur cette configuration. Les indicateurs de ce problème sont synthétisés dans le tableau ci-dessous :

Données 3D				Données 2D	
N^{3D} (patches)	N_p (paramètres)	N_c (paramètres)	N_r (paramètres)	m^{2D} (pixels)	m (pixels ROI-2D)
2 593	5186	2594	2592	76 800	22 597

La modélisation de la scène comporte 2 593 patches. Seule la température de l'environnement noir de l'onglet est fixée (les émissivités sont également fixées). Les 2 592 autres températures seront identifiées en minimisant, grâce aux moindres carrés ordinaires, l'écart entre l'image infrarouge « expérimentale » (ici synthétisée par le modèle et bruitée) et son modèle paramétré (méthode des radiosités + caméra virtuelle de type pinhole). La ROI-2D utilisée pour cette minimisation contient tous les pixels de l'onglet, soit environ 30% des pixels de l'image. Les Figure 4.55 à Figure 4.59 montrent les bons résultats obtenus grâce à cette démarche inverse.

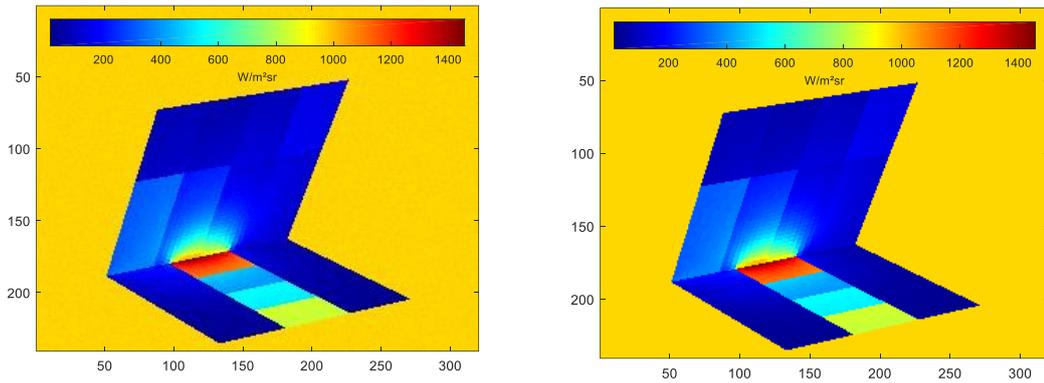


Figure 4.55 – Comparaison de l’observable expérimental (gauche) et obtenu avec les paramètres optimaux (droite). Le modèle a correctement reconstruit l’image expérimental.

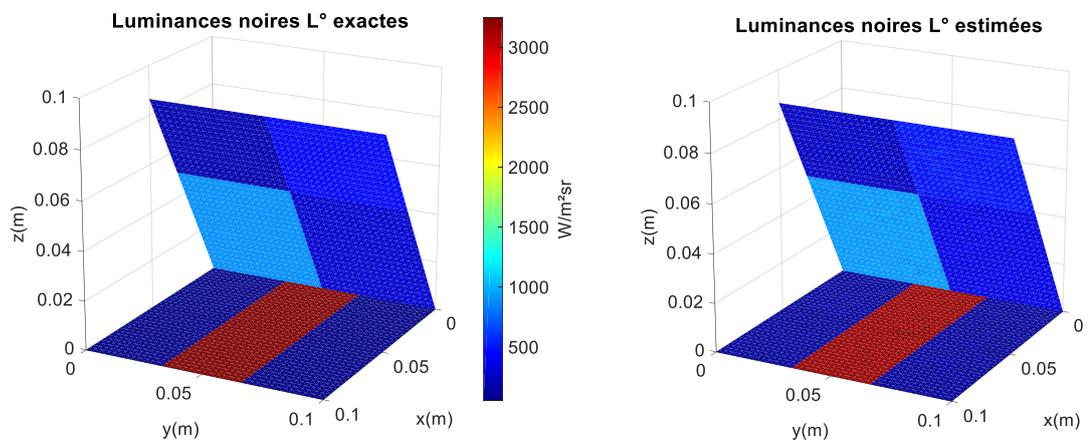


Figure 4.56 – Comparaison, dans le monde 3D, des paramètres identifiés : les 2 592 luminances noires, sans a priori sur les motifs sur S_1 et S_2 . On retrouve bien les luminances noires exactes, au bruit près, plus marqué pour les faibles valeurs de luminances.

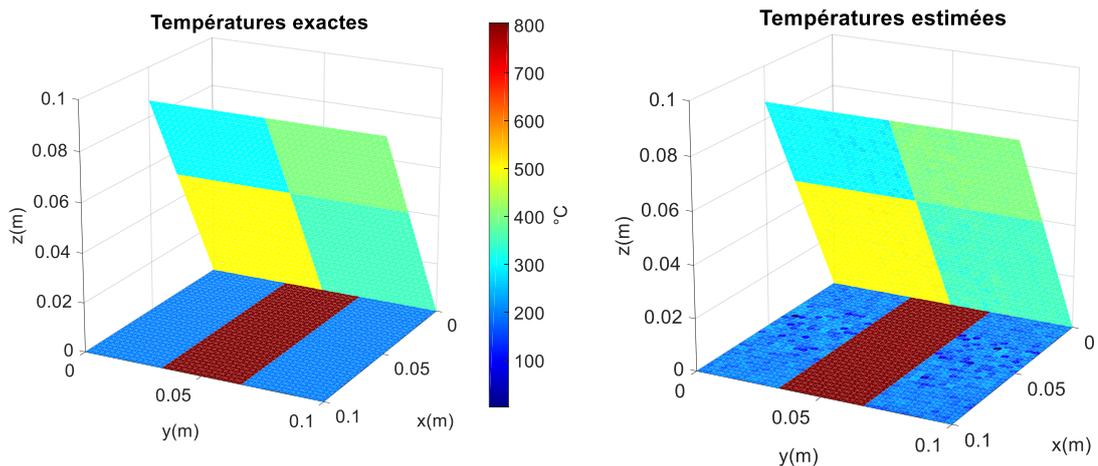


Figure 4.57 – Comparaison, dans le monde 3D, des températures déduites par conversions des luminances noires identifiées, la correspondance est bonne, avec plus de bruit sur les plus faibles températures.

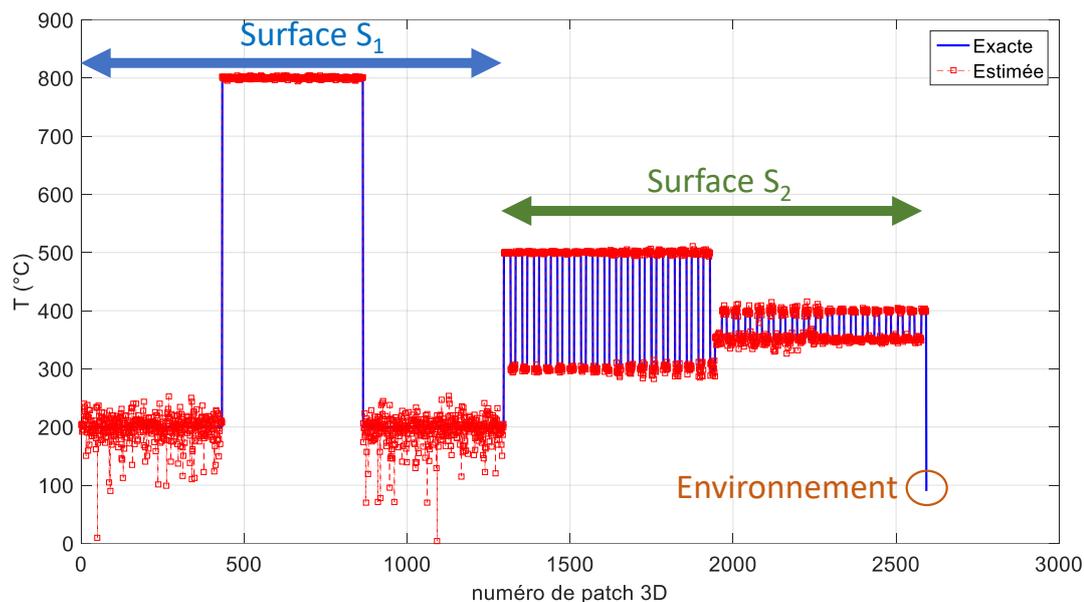


Figure 4.58 – Comparaison, le long de la variable explicative (position des patches dans la scène, repérés ici par leur numéro, voir la Figure 2.24) des températures identifiées et exactes.

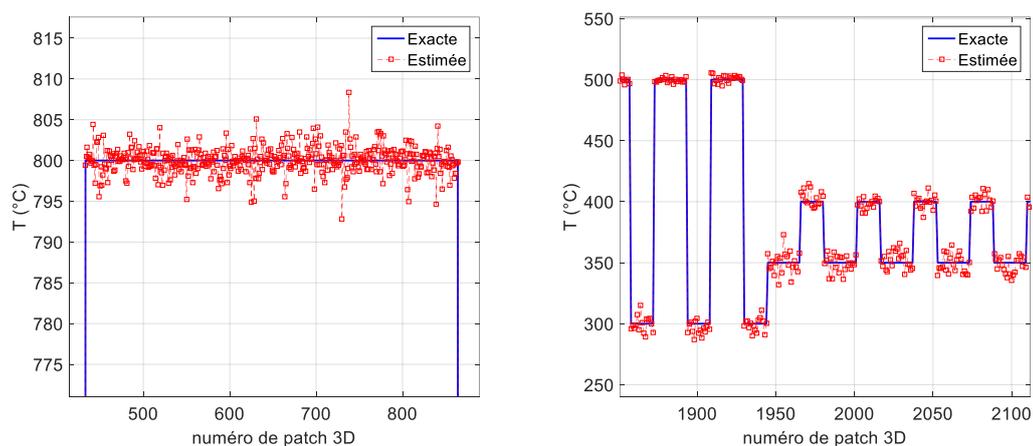


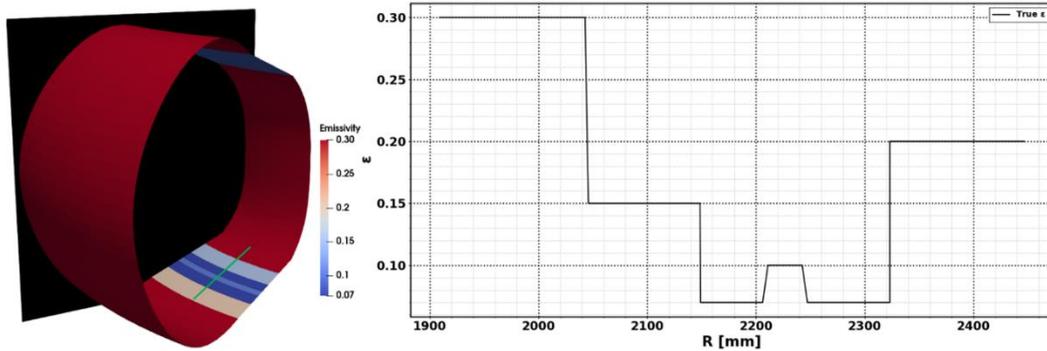
Figure 4.59 – Deux zooms sur les résultats de la figure précédente

Cette configuration montre donc l'intérêt de construire un modèle le plus précis possible décrivant les réflexions complexes présentes dans la scène. Ce modèle capture alors les multiples réflexions, voire les autoréflexions qui ne peuvent être approximées trop grossièrement par un environnement noir pour chaque patch. A cette condition, les températures de toutes les sources de la scène vues par la caméra sont correctement identifiées, pour les zones chaudes ou froides, avec un bruit plus important pour les sources plus froides.

4.4.4. Estimation d'émissivités (cas non-linéaire)

Après avoir étudié l'estimation de paramètres dans un cas linéaire, nous allons aborder l'estimation de paramètres dans un cas non-linéaire à travers l'estimation d'émissivités en supposant les émittances M^0 du modèle comme connues.

Définissons une scène radiative d'étude pour montrer toutes ces observations. Dans cette scène, le divertor bas présente une distribution radiale d'émissivité qui provoque donc un gradient radial de radiosités. En revanche, cette distribution d'émissivité est considérée constante toroïdalement.



4.4.4.1. Cas non-linéaire 6 paramètres

Données 3D				Données 2D	
N^{3D} (patches)	N_p (paramètres)	N_c (paramètres)	N_r (paramètres)	m^{2D} (pixels)	m (pixels ROI-2D)
11 788	11	5	6	75 806	232

Nous avons toujours les mêmes 11 paramètres dans cette situation (voir section 4.4.3.1.1). Dans la suite les températures du divertor bas et de l'environnement et l'émissivité des surfaces noires seront toujours supposées connues (3 paramètres).

Pour la scène en température, nous allons considérer la première configuration thermique uniforme présentée à la Figure 4.12. Dans un premier temps, la recherche de paramètres supposera que les émittances (et donc les températures) du divertor bas sont supposées connues et fixées à leur vraie valeur. Les émissivités de l'environnement (divertor haut et première paroi) sont également considérées comme connues et fixées à leur vraie valeur. L'estimation consistera à chercher les émissivités en considérant également le découpage géométrique des bandelettes radiales comme connu, il y a donc 6 valeurs d'émissivité à trouver. Les images modélisées et la ROI sont celles de la Figure 4.14. La Figure 4.61 présente le résultat de l'estimation de ces 6 émissivités toujours pour deux niveaux de bruits définis comme pour les cas linéaires (0,25% et 0,5%) ainsi que les niveaux de confiance associés.

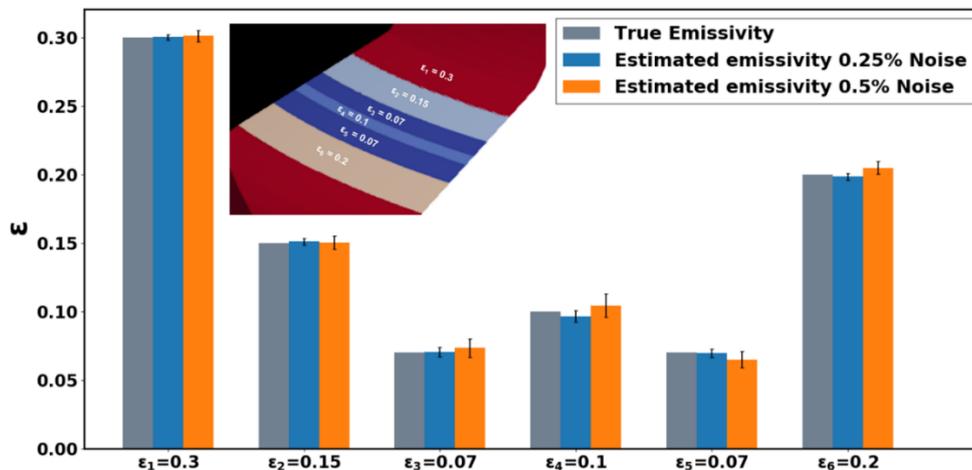


Figure 4.61 – Résultat de l'estimation des 6 émissivités dans le cas où le découpage géométrique radial est supposé connu et les émittances du divertor bas et de l'environnement sont supposées connues et fixées à leur vraie valeur.

Le résultat de l'estimation est obtenu en 4 itérations (en réalité 3 itérations et la 4^{ème} n'est que la vérification que l'algorithme a convergé et que le vecteur des variations relatives est bien inférieur au seuil défini) et permet de retrouver les valeurs des 6 émissivités. On constate que les niveaux de confiance sont toujours proportionnels au bruit injecté dans les mesures synthétiques et que plus une valeur d'émissivité est élevée plus le niveau de confiance associé est également élevé (donc la barre d'erreur est petite). Cela est confirmé par la Figure 4.62, analysons en détail ces niveaux d'erreur :

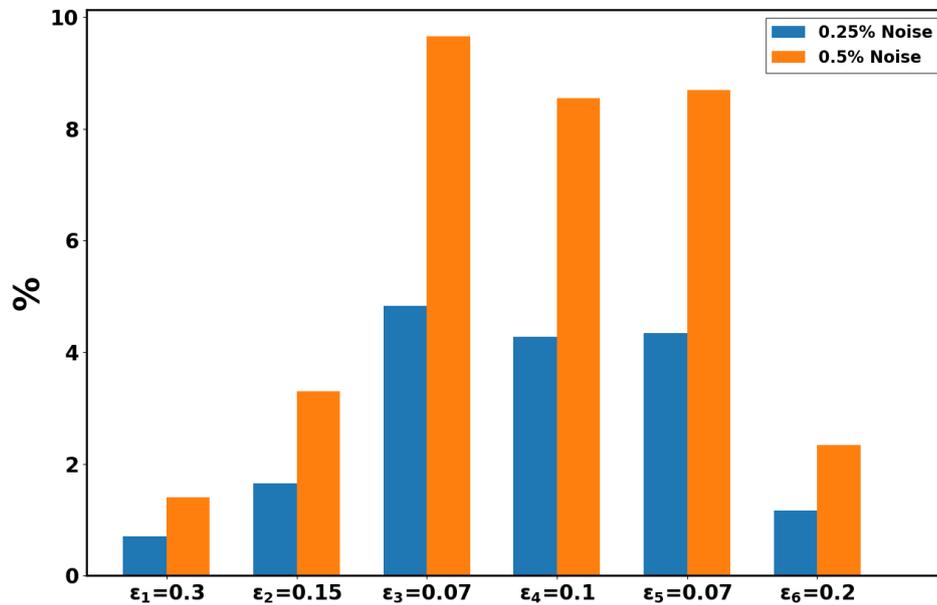


Figure 4.62 – Barres d'erreur relatives (en % par rapport à la valeur théorique des paramètres) des estimations des émissivités des bandelettes radiales du divertor bas.

Bien que les niveaux de confiance semblent faibles sur la Figure 4.61, on note que les faibles émissivités (0,07 et 0,1) sont toutefois estimées avec des erreurs de $\pm 9\%$ même dans une situation relativement simple comme celle présentée. L'algorithme permet donc bien d'estimer les émissivités mais donne des résultats moins précis que dans le cadre des émittances (qui est un problème linéaire).

Par ailleurs, dans cette recherche de paramètres nous avons considéré connues les émissivités de l'environnement (0,1 pour le divertor haut et 0,3 pour la première paroi). Comme dans le cas linéaire où l'émittance noire (commune) du divertor haut et de la première paroi (qui constituent l'environnement du divertor bas) avait pu être estimée simultanément avec celles du divertor pourvu qu'il n'y ait pas trop de paramètres, il convient d'étudier la possibilité d'estimer simultanément les émissivités du divertor et les émissivités de l'environnement. Pour cela nous allons calculer les images de sensibilités réduites du modèle aux 8 émissivités : les 6 émissivités du divertor bas, l'émissivité du divertor haut et l'émissivité de la première paroi. La Figure 4.63 présente ces 8 images :

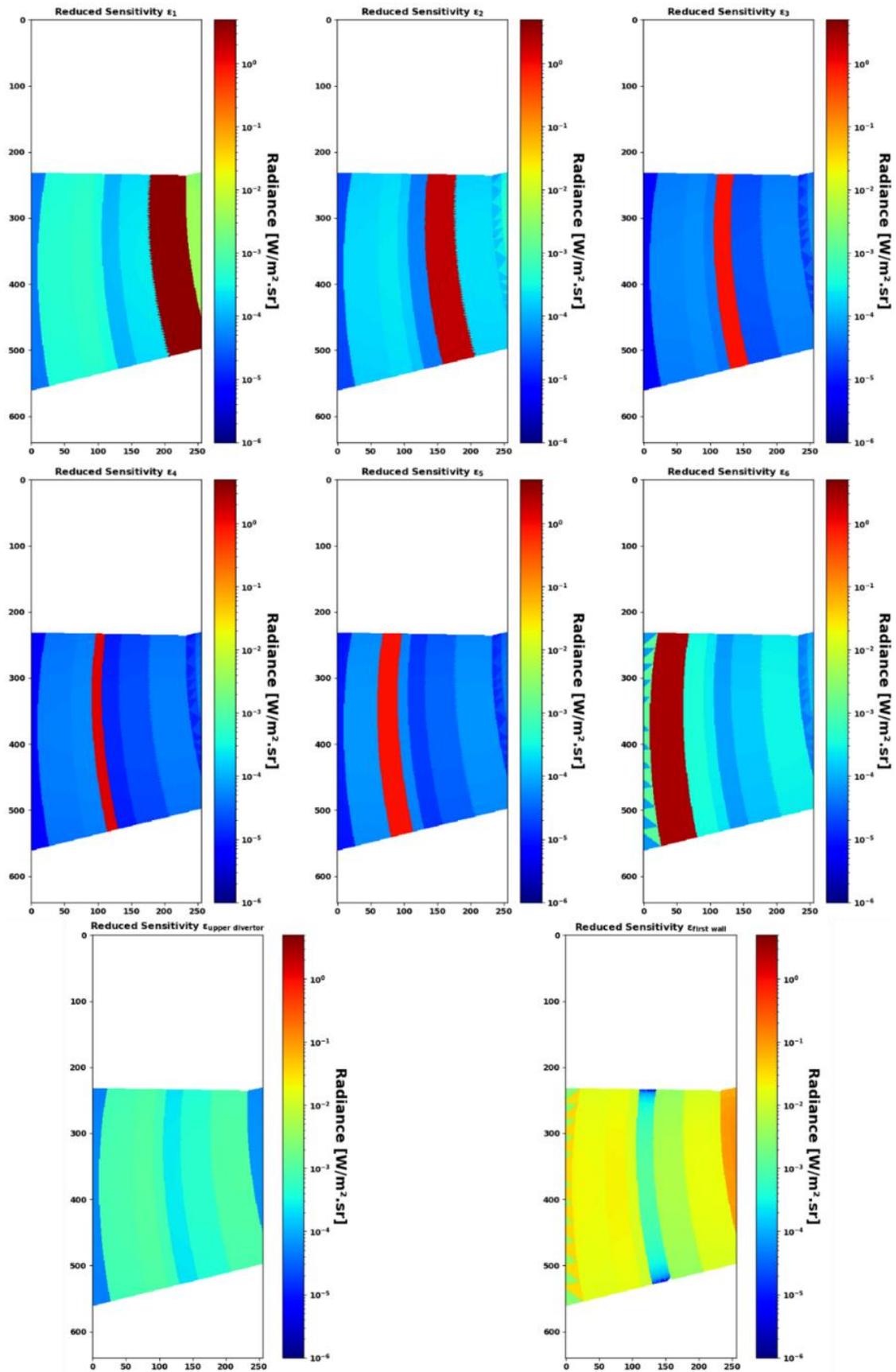


Figure 4.63 – Images IR des sensibilités réduites du système aux 6 émissivités du divertor bas, à l'émissivité du divertor haut et à l'émissivité de la première paroi. Les échelles de couleur sont logarithmiques.

Les images de sensibilité réduite permettent d'illustrer encore une fois que chaque paramètre a une influence sur l'ensemble de l'image par réflexion mais que la plus grande influence intervient sur la délimitation géométrique concernée par le paramètre en question. En revanche, on note que l'influence des émissivités des composants de l'environnement qui n'est observable que par réflexion (comme pour les émittances) est très faible et inférieure de plusieurs ordres de grandeur par rapport aux sensibilités réduites du système aux émissivités du divertor (2 ordres de grandeur de différence pour l'émissivité de la première paroi et 3 ordres de grandeur pour l'émissivité du divertor haut). Cela dégrade fortement le conditionnement de la matrice de sensibilité réduite qui vaut $1,4 \cdot 10^9$ contre 40 lorsque les paramètres recherchés sont simplement les 6 émissivités du divertor bas et qui rend impossible l'estimation des émissivités de l'environnement. Contrairement aux émittances, il n'est pas possible d'estimer les émissivités de l'environnement et du divertor simultanément par conséquent, dans la suite nous allons supposer ces émissivités connues et fixées à leur vraie valeur. En fin de section, nous analyserons l'impact de l'incertitude de ces paramètres supposés sur l'estimation.

4.4.4.2. Cas non-linéaire 40 paramètres

Données 3D				Données 2D	
N^{3D} (patches)	N_p (paramètres)	N_c (paramètres)	N_r (paramètres)	m^{2D} (pixels)	m (pixels ROI-2D)
11 788	45	5	40	75 806	232

Nous avons réussi à retrouver les 6 émissivités des 6 bandelettes radiales du divertor en supposant que le découpage géométrique est connu, ce qui facilite l'estimation car 6 paramètres sont recherchés pour 5 paramètres connus (les émissivités du divertor haut et de la première paroi, la température du divertor bas, la température de l'environnement et l'émissivité de l'environnement noir). L'estimation repose également sur la connaissance de la température du divertor bas ainsi que de la température et des émissivités de l'environnement. Nous allons maintenant discrétiser le divertor en bandelettes radiales selon un découpage linéaire (i.e. chaque bandelette fait la même largeur) et qui ne coïncident pas nécessairement avec le découpage théorique des 6 bandelettes et nous allons tenter de retrouver l'émissivité de chaque bandelette afin de reconstituer un profil d'émissivité radial du divertor bas.

Dans un premier temps, ce découpage linéaire sera constitué de 40 bandelettes et la ROI utilisée pour la recherche de paramètres est une ligne radiale sur toute la largeur du divertor comme indiqué en Figure 4.64 :

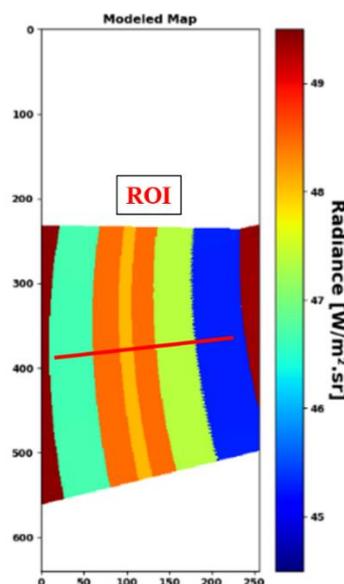


Figure 4.64 – Illustration de la ROI radiale utilisée dans le cadre de l'estimation non-linéaire de 40 émissivités du divertor bas.

La Figure 4.65 présente les résultats de l'estimation des 40 émissivités avec les barres d'erreur associées calculées à partir de la matrice de covariance. Le conditionnement de la matrice de sensibilités réduite vaut 44 dans le cas du niveau de bruit à 0,25% et 63 pour le niveau de bruit à 0,5%. Ils sont différents car calculés avec les valeurs optimales des paramètres (obtenues à la convergence de l'algorithme) qui ne sont pas identiques dans les deux cas. Or, la non linéarité du problème d'estimation fait que, d'après l'équation (4.61), la sensibilité du modèle à une émissivité dépend de l'éclairement et donc de la valeur de l'émissivité de la surface considérée, ce sera donc également le cas pour la sensibilité réduite.

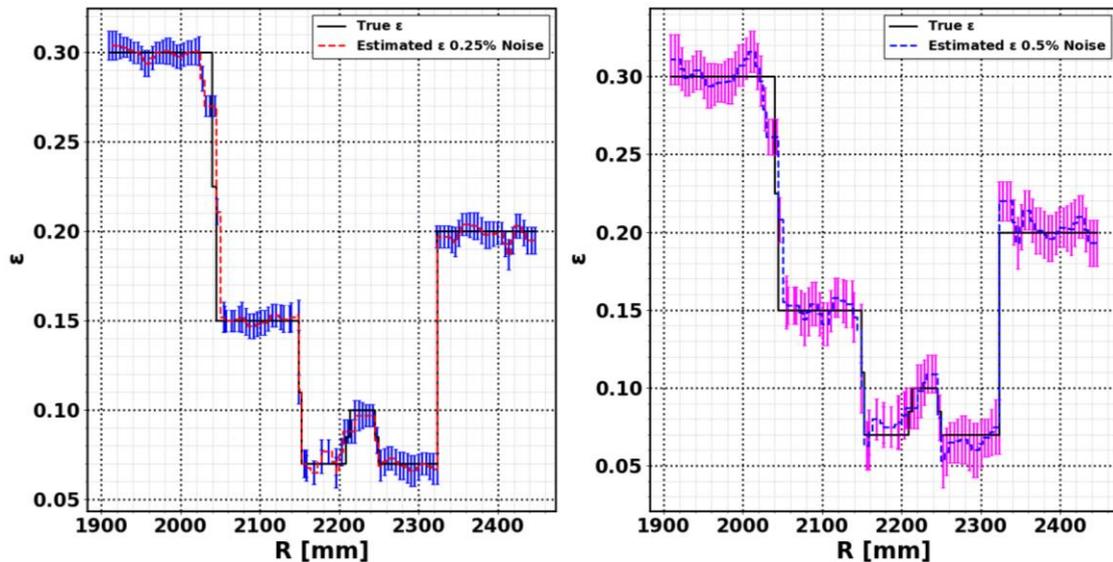


Figure 4.65 – Résultats de l'estimation non-linéaire des 40 émissivités du divertor bas pour les deux niveaux de bruits considérés 0,25% (gauche) et 0,5% (droite).

L'estimation permet de retrouver simultanément les 40 paramètres avec des erreurs allant de 3,8% à 32,5%, ce qui reste assez conséquent pour des valeurs aussi basses d'émissivité. Les erreurs les plus faibles concernent les émissivités les plus élevées étant donné que ce sont celles dont les sensibilités réduites sont les plus élevées.

Le profil d'émissivités arrive à être reconstruit et on devine bien les paliers d'émissivités correspondant à chaque bandelette sauf pour la bandelette très fine d'émissivité 0,1 qui peine à se démarquer.

4.4.4.3. Cas non-linéaire 60 paramètres

Données 3D				Données 2D	
N^{3D} (patches)	N_p (paramètres)	N_c (paramètres)	N_r (paramètres)	m^{2D} (pixels)	m (pixels ROI-2D)
11 788	65	5	60	75 806	382

Nous allons mener la même recherche de paramètres mais cette fois-ci avec un découpage linéaire de 60 bandelettes radiales afin d'étudier les performances de la méthode lorsqu'on augmente le nombre de paramètres. Cependant, un problème se pose avec ce découpage si on considère la même ROI (ligne radiale) que précédemment pour le cas des 40 paramètres. En effet, les bandelettes sont très fines et à cause de la forme des surfaces élémentaires du maillage (triangles) il est possible qu'une simple ligne radiale ne recoupe pas toutes les bandelettes et que certains paramètres ne soient pas visibles sur la ROI, leur sensibilité réduite apparaissant donc comme nulle. En effet, il est bon de rappeler que les sensibilités réduites sont calculées sous la forme d'image mais les valeurs de ces sensibilités sont extraites le long

de la ROI choisie pour l'algorithme. Ainsi, il est possible que des sensibilités soient non nulles dans l'image globale mais qu'elles apparaissent comme nulles pour la ROI sélectionnée. Pour pallier à cela, une nouvelle ROI est choisie sous la forme d'une « diagonale » qui traverse le divertor d'un coin à un autre, comme illustré en Figure 4.66.

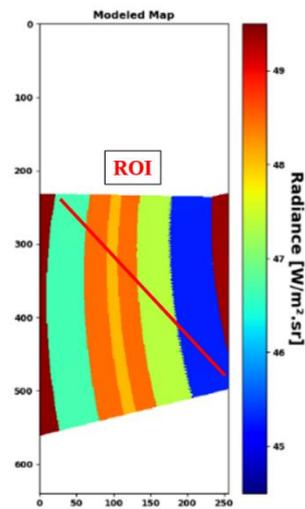


Figure 4.66 – Illustration de la ROI radiale utilisée dans le cadre de l'estimation non-linéaire de 60 émissivités du divertor bas.

Le calcul de l'algorithme aura donc lieu sur cette ligne qui traverse le divertor selon une « diagonale », cependant les résultats seront toujours représentés dans l'espace objet selon une ligne radiale en associant les distances radiales correspondant à chaque paramètre. Le conditionnement de la matrice de sensibilités réduites est de 33 pour le niveau de bruit à 0,25% et 44 pour le niveau de bruit à 0,5%. Cela signifie qu'une meilleure ROI (i.e. plus adaptée au problème) permet de mieux conditionner le système. En effet, la matrice de sensibilités et la matrice de sensibilités réduites sont de tailles $[m \times p]$ où p est le nombre de paramètres et m le nombre de mesures utilisées pour la recherche de paramètres. C'est donc probablement l'augmentation du nombre de mesures (382 pixels par rapport aux 232 pixels de la ligne radiale) considérées m qui permet d'améliorer le conditionnement du système. Figure 4.67 présente les résultats de l'estimation des 60 paramètres pour les deux niveaux de bruits considérés avec les niveaux de confiance associés.

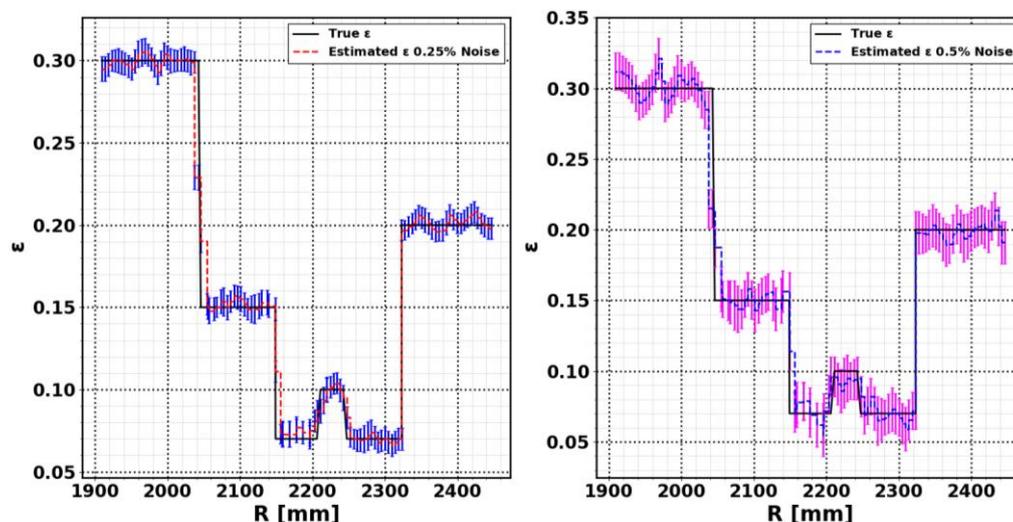


Figure 4.67– Résultats de l'estimation non-linéaire des 60 émissivités du divertor bas pour les deux niveaux de bruits considérés 0,25% (gauche) et 0,5% (droite).

L'estimation permet de retrouver les 60 paramètres simultanément et avec des erreurs comprises entre 3,9% et 28% pour le niveau de bruit maximal. Les erreurs les plus importantes restent assez élevées mais sont légèrement inférieures aux erreurs obtenues dans le cas des 40 paramètres estimés. La différence est notamment due au meilleur conditionnement du système grâce à la ROI étendue. La Figure 4.67 (*gauche*) permet bien de retrouver les différents paliers d'émissivité, y compris le palier à 0,1, en revanche quand les niveaux de bruits deviennent importants l'estimation se dégrade.

4.4.4.4. Cas non-linéaire 80 paramètres

<i>Données 3D</i>				<i>Données 2D</i>	
N^{3D} (patches)	N_p (paramètres)	N_c (paramètres)	N_r (paramètres)	m^{2D} (pixels)	m (pixels ROI-2D)
11 788	85	5	80	75 806	720

Dans ce paragraphe, nous allons pousser encore un peu plus loin la méthode pour estimer simultanément 80 paramètres. La ROI « diagonale » utilisée pour le cas à 60 paramètres ne suffit plus malheureusement car les bandelettes radiales sont inévitablement plus fines. Ainsi, pour obtenir plus d'informations à partir des images simulées une deuxième ligne diagonale est ajoutée. La nouvelle ROI est donc constituée de deux diagonales qui se coupent (Figure 4.68).

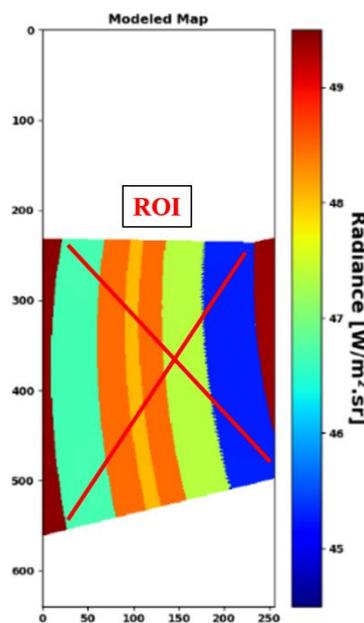


Figure 4.68 – Illustration de la ROI radiale utilisée dans le cadre de l'estimation non-linéaire de 80 émissivités du divertor bas.

L'algorithme utilisera donc environ deux fois plus de mesures afin de mener l'estimation de paramètres mais les résultats seront toujours présentés selon une ligne radiale simple. Le conditionnement de la matrice de sensibilités réduites pour le niveau de bruit 0,25% vaut 77 et pour le niveau de bruit 0,5% il vaut 68. Ces valeurs sont proches et dépendent des valeurs des émissivités estimées d'où le premier conditionnement supérieur au deuxième contrairement à ce qu'on pourrait attendre. Toutefois, ces valeurs de conditionnement sont dégradées par rapport aux estimations précédentes. L'augmentation du nombre de mesures ne permet pas d'améliorer la dégradation due à l'augmentation du nombre de paramètres recherchés. La Figure 4.69 montre les résultats des deux estimations pour les deux niveaux de bruit avec les barres d'erreur associées :

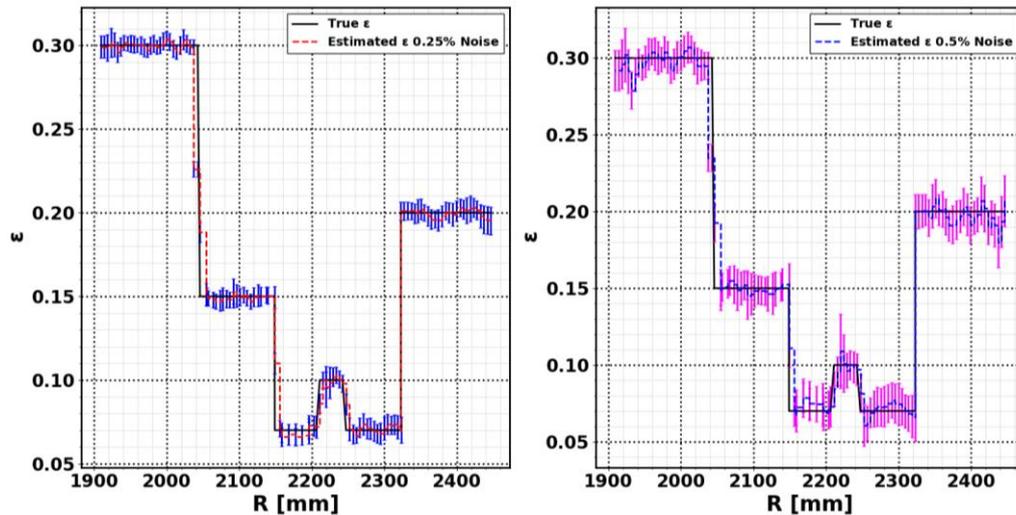


Figure 4.69– Résultats de l’estimation non-linéaire des 80 émissivités du divertor bas pour les deux niveaux de bruits considérés 0,25% (*gauche*) et 0,5% (*droite*).

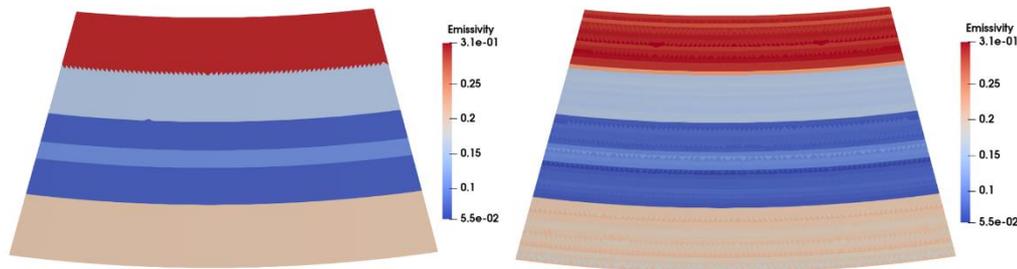


Figure 4.70 – Champs 3D dans l’espace objet des émissivités vraies (*Gauche*) et estimées dans le cas de la recherche à 80 paramètres (*Droite*).

Les résultats sont similaires aux estimations précédentes avec 80 paramètres correctement estimés et des paliers d’émissivité globalement retrouvés. Les erreurs sont comprises entre 2,7% et 23,8% ce qui constitue une amélioration par rapport aux estimations. Il y a donc un réel gain à augmenter le nombre de mesures utilisées pour la recherche de paramètres. En effet, bien que le conditionnement se dégrade à cause de l’augmentation du nombre de paramètres, cet effet est compensé par le nombre d’informations supplémentaires apportées ce qui permet en fin de compte d’estimer les émissivités de plus en plus précisément.

Ces différentes estimations ont tout d’abord montré que pour pouvoir estimer un plus grand nombre de paramètres il peut être nécessaire d’ajouter des mesures supplémentaires afin d’avoir suffisamment d’informations lors de la recherche afin d’estimer tous les paramètres recherchés. Il serait possible d’estimer 1.560 paramètres simultanément comme pour les émittances mais la difficulté dans le cadre de l’estimation non-linéaire des émissivités est que l’algorithme doit calculer plusieurs itérations et qu’à chaque itération la sensibilité du système à chaque paramètre doit être recalculée car elle dépend de la valeur de l’émissivité contrairement au cas linéaire où la sensibilité est indépendante de l’émittance et est calculée une seule fois à l’initialisation. Cela rend l’estimation d’un grand nombre d’émissivités coûteuse en temps de calcul et cela nécessite également suffisamment de mémoire pour stocker les matrices de sensibilités. Pour donner un ordre de grandeur l’estimation de 6 paramètres se fait en 4 itérations et cela nécessite 20 minutes de calculs, l’estimation de 1.560 paramètres prend plusieurs heures même si le nombre d’itérations est le même, chaque itération étant beaucoup plus longue.

4.4.4.5. Analyse de l'erreur due aux paramètres supposés connus

Dans cette étude du cas non-linéaire, nous avons supposé que les émissivités des composants de l'environnement (divertor haut et première paroi) sont connues ainsi que les températures/émittances du divertor bas ainsi que de l'environnement. Nous avons également montré qu'il n'est pas possible d'estimer simultanément les émissivités du divertor bas et de l'environnement car les sensibilités réduites du modèle par rapport aux émissivités de l'environnement sont trop basses par rapport à celles du divertor bas et il est donc nécessaire de les fixer et de les supposer connues. Il convient donc d'analyser l'erreur que nous commettons sur l'estimation des émissivités du divertor bas en considérant tous ces paramètres (émissivités de l'environnement et températures de la scène) comme connus.

Dans cette étude chaque paramètre supposé connu et fixé à sa vraie valeur (émissivité du divertor haut, émissivité de la première paroi, température du divertor bas, température de l'environnement) aura une valeur erronée qui lui sera affectée, les autres paramètres restant connus et fixés à leur valeur théorique et nous analyserons la plage d'erreur commise sur l'estimation des émissivités de 40 bandelettes radiales du divertor bas pour le niveau de bruit maximal étudié (0,5%). Le premier paramètre choisi est l'émissivité du divertor haut dont la valeur théorique est 0,1 (émissivité du tungstène dans la littérature). Deux estimations de profil des 40 bandelettes sont réalisées en considérant une erreur de +200% sur la valeur théorique (soit une émissivité de 0,3), puis une erreur de -90% sur la valeur théorique (soit une émissivité de 0,01). La Figure 4.71 montre les résultats de l'estimation précédente des 40 émissivités lorsque l'émissivité du divertor haut vaut 0,1 et la plage d'émissivités retrouvées avec les erreurs commises sur cette valeur. Cette plage représentée en gris est bien à comprendre comme une « région grisée » comprise entre une valeur basse et une valeur haute mais ici cette différence entre les valeurs basse et haute est très faible donc cette région apparaît très fine, comme un trait.

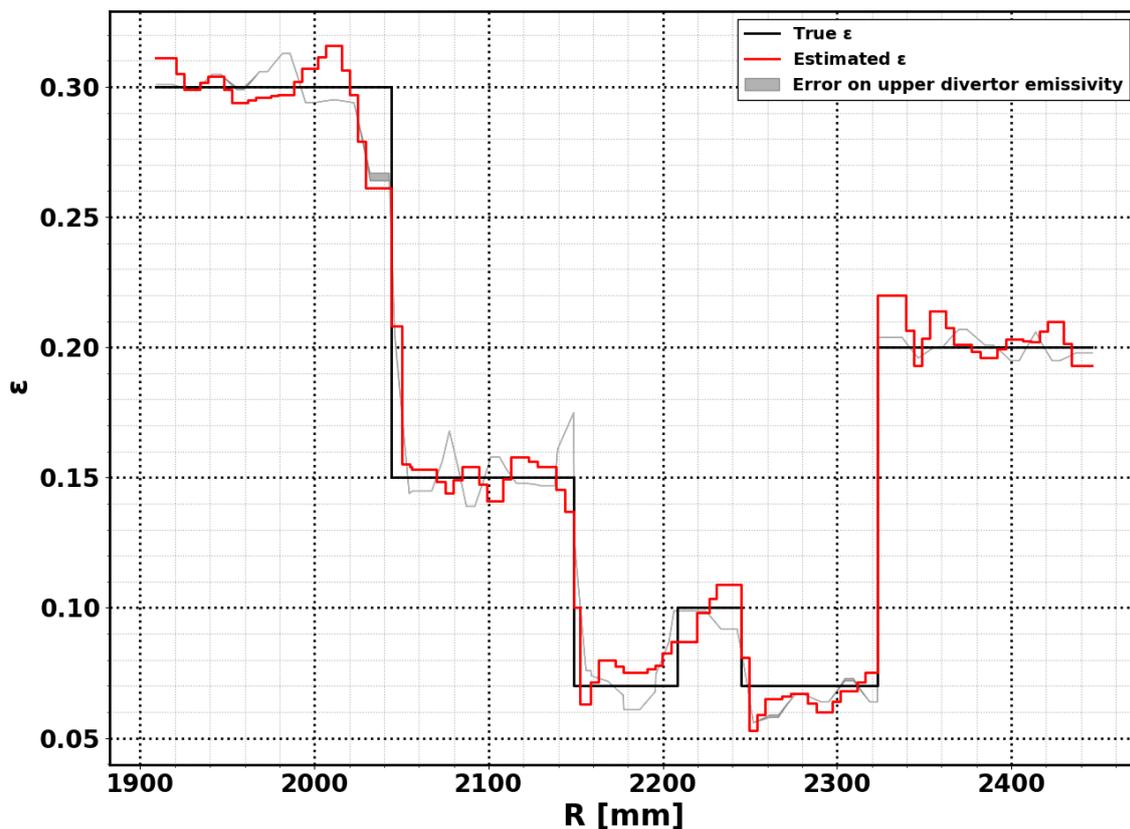


Figure 4.71 – Résultat de l'estimation des émissivités de 40 bandelettes radiales du divertor bas pour le niveau de bruit maximal (0,5%) en supposant des erreurs de +200% et -90% d'erreur sur l'émissivité du divertor haut

La courbe rouge ne se retrouve pas incluse dans la plage de valeurs estimées avec les erreurs car dans le cadre de cette estimation itérative le résultat de la convergence de l'algorithme dépend des valeurs initiales choisies et les valeurs initiales des 40 bandelettes sont choisies comme 40 émissivités aléatoires prises entre 0 et 1. Toutefois, on note que les erreurs sur la connaissance de l'émissivité du divertor haut n'ont que peu d'influence sur l'estimation des émissivités du divertor bas étant donné que l'estimation « haute » et l'estimation « basse » sont quasiment confondues sur toute la longueur du profil.

Nous allons désormais nous pencher sur le résultat de l'étude de l'erreur sur la valeur de l'émissivité de la première paroi qui vaut en théorie 0,3 (émissivité de l'acier inox dans la littérature). Pour cela, nous allons à nouveau mener 2 estimations où nous allons supposer pour la première que nous commettons une erreur de +90% sur la valeur de cette émissivité (soit une émissivité de 0,57) et pour la seconde une erreur de -90% (soit une émissivité de 0,03). Figure 4.72 présente les résultats de ces deux estimations comparées au résultat de l'estimation des 40 émissivités précédentes.

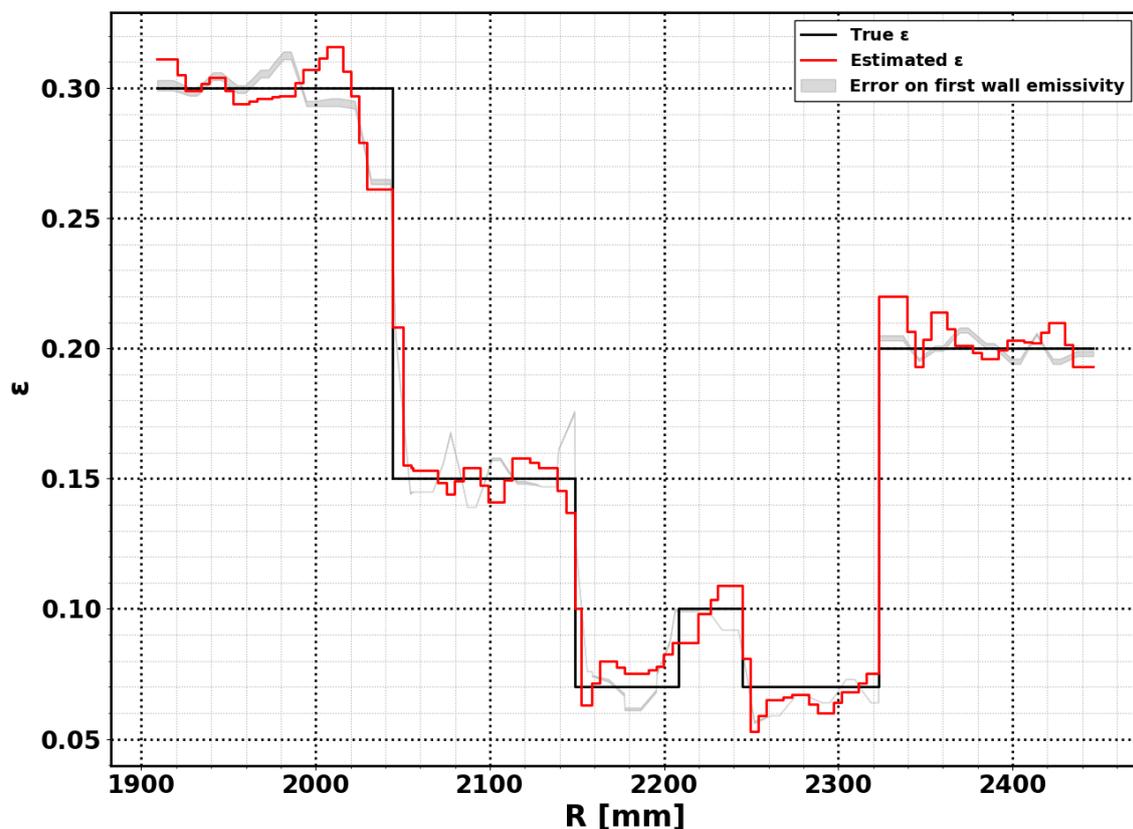


Figure 4.72 – Résultat de l'estimation des émissivités de 40 bandelettes radiales du divertor bas pour le niveau de bruit maximal (0,5%) en supposant des erreurs de +90% et -90% d'erreur sur l'émissivité de la première paroi.

La même remarque que précédemment s'applique pour le fait que la courbe rouge ne soit pas incluse entre les deux estimations hautes et basses à cause des valeurs initiales utilisées. On constate la même tendance que pour les erreurs sur l'émissivité du divertor haut, à savoir que les erreurs (même importantes $\pm 90\%$ d'erreur) sur l'émissivité de la première paroi altèrent à peine les résultats de l'estimation des émissivités du divertor bas, les deux courbes étant très proches l'une de l'autre.

Ces deux résultats sur l'erreur des émissivités de l'environnement concordent avec l'analyse précédente des sensibilités réduites du système aux différents paramètres. En effet, les sensibilités réduites du système à l'émissivité du divertor haut et à l'émissivité de la première paroi étaient très faibles par rapport aux sensibilités réduites aux émissivités du divertor bas ce qui empêchait l'estimation

simultanée des émissivités de l'environnement et de celles du divertor bas. Ces études sur l'erreur des paramètres montrent que ces deux émissivités sont si peu influentes qu'il est possible de commettre des erreurs importantes sur leur valeur et ne faire que de très faibles erreurs sur l'estimation des émissivités du divertor bas (erreurs maximales inférieures à 1%), y compris avec des erreurs importantes sur leur valeur (estimations testées avec des erreurs de +200% pour l'émissivité du divertor haut et $\pm 90%$ pour l'émissivité de la première paroi).

Nous allons ensuite analyser l'impact de l'erreur sur les températures supposées connues du divertor bas et de l'environnement. Le principe de cette étude est le même, une erreur « supérieure » et une erreur « inférieure » vont être ajoutées à chaque température et les résultats de l'estimation des émissivités du divertor bas seront comparés au résultat obtenu avec les valeurs théoriques. Nous allons commencer par la température du divertor bas (plus précisément ce sont les émittances qui sont des données d'entrée du modèle). Pour rappel, nous allons appliquer une erreur de $\pm 10%$ à l'émittance du divertor bas correspondant à une température de 180°C (ce qui correspond à des températures de $173,9^{\circ}\text{C}$ et $185,6^{\circ}\text{C}$ qui correspondent respectivement à des erreurs en température de $-3,4%$ et $+3,1%$). La Figure 4.73 présente les résultats de ces estimations.

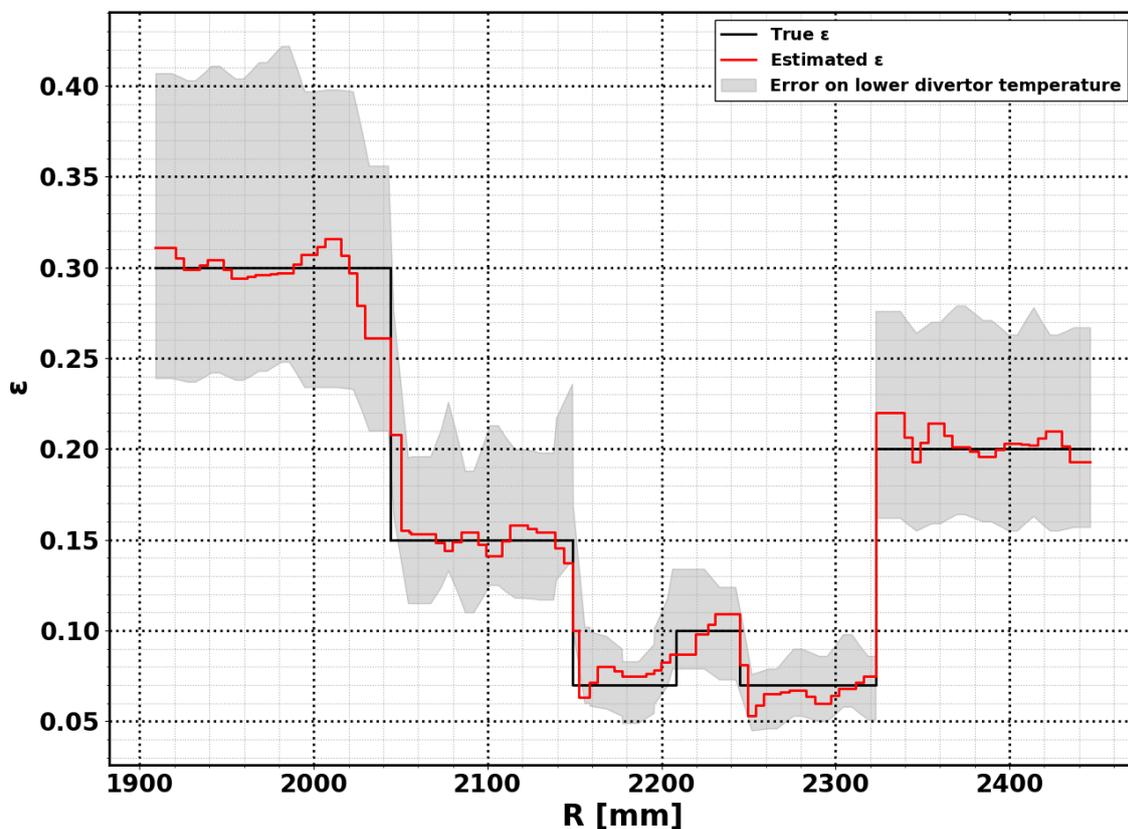


Figure 4.73 – Résultat de l'estimation des émissivités de 40 bandelettes radiales du divertor bas pour le niveau de bruit maximal (0,5%) en supposant des erreurs de +10% et -10% sur l'émittance du divertor bas (correspondant à environ $\pm 3%$ d'erreur sur les températures en $^{\circ}\text{C}$).

On constate que la méconnaissance de la température du divertor bas peut engendrer d'énormes différences dans l'estimation des émissivités du divertor bas. En effet, dans le cas de l'erreur haute on note des erreurs sur l'émissivité qui vont de 8,6% d'erreurs pour les émissivités les plus basses jusqu'à des erreurs de 141%. Concernant l'erreur basse, les erreurs en émissivité sont plus faibles avec une erreur maximale de 42% mais qui reste une erreur relativement conséquente. Ce résultat n'est pas surprenant car au fil des différentes estimations et analyses des sensibilités réduites du système aux

émissances ou aux émissivités nous avons pu noter que les émissances/températures sont des paramètres plus dominants dont une variation implique une plus grande variation de la sortie du modèle.

Nous allons désormais nous pencher sur l'influence de la méconnaissance de la température de l'environnement qui, pour rappel, dans ce scénario est fixé à 200°C. Nous allons procéder de la même façon en appliquant une erreur de -1% et +5% sur l'émissance de l'environnement correspondant à 200°C (ce qui correspond à des températures respectives de 199,4°C et 203,1°C, soit à des erreurs en températures respectives de -0,3% et de +1,6%). Dans ce scénario, il n'est pas possible d'appliquer une erreur « basse » très forte étant donné que la température du divertor bas est de 180°C et celle de l'environnement de 200°C. En effet, pour que cette méthode d'estimation fonctionne il est nécessaire qu'il existe une différence de température suffisante entre le divertor bas et l'environnement sinon l'algorithme ne convergera pas. Pour obtenir une bonne estimation, il est nécessaire d'avoir une différence de température supérieure ou égale à 15°C entre les deux températures. La Figure 4.74 présente les résultats de ces estimations.

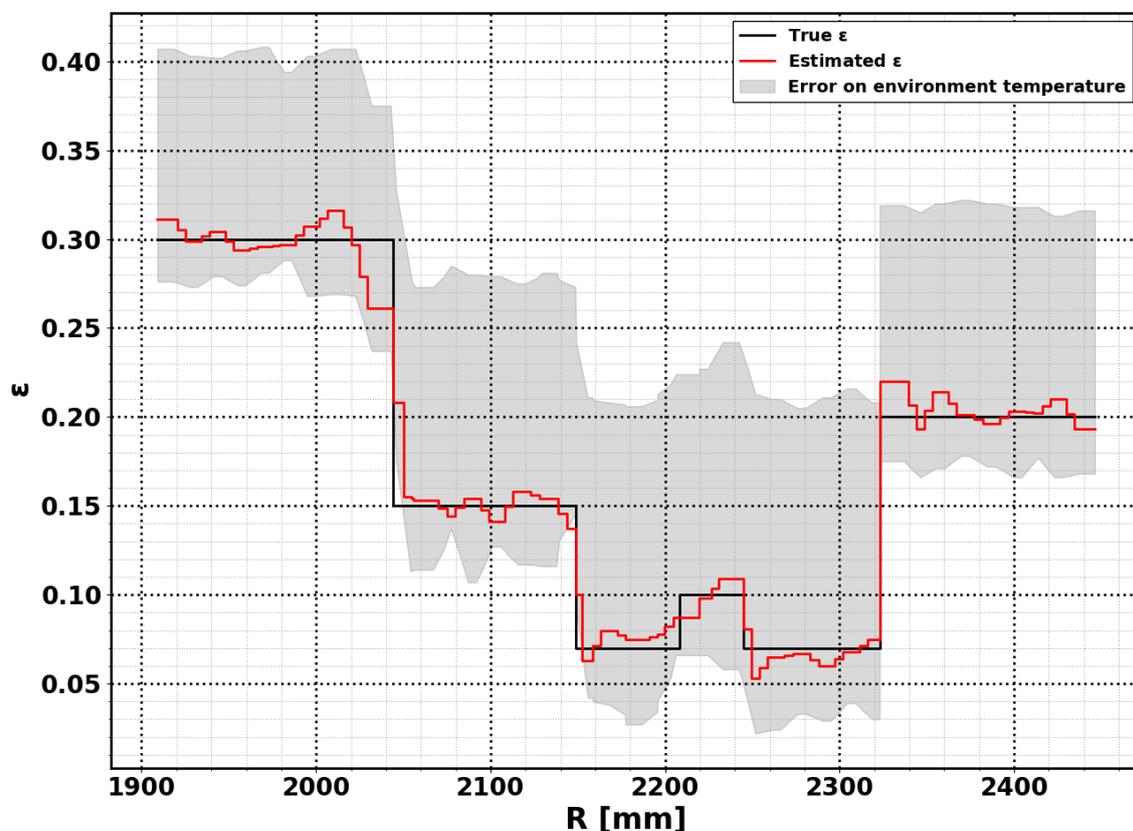


Figure 4.74 – Résultat de l'estimation des émissivités de 40 bandelettes radiales du divertor bas pour le niveau de bruit maximal (0,5%) en supposant des erreurs de +5% et -1% d'erreur sur l'émissance de l'environnement.

Nous observons des résultats similaires à l'étude de la méconnaissance de la température du divertor bas mais avec un effet encore plus marqué étant donné l'influence globale de la température de l'environnement sur le modèle. En effet, nous avons pu noter que l'estimation de la température de l'environnement est possible alors même que celui-ci n'est pas visible par la caméra mais grâce à sa réflexion sur le divertor bas tandis que l'estimation de son émissivité par réflexion n'est pas possible. De plus, les analyses de sensibilités réduites précédentes ont également contribué à montrer que la sensibilité réduite de l'émissance l'environnement était bien supérieure à celle du divertor bas lorsque la température de l'environnement est plus élevée et que par ailleurs lorsque la température de

l'environnement est beaucoup plus faible que celle du divertor bas (90°C pour l'environnement et 180°C pour le divertor bas) les sensibilités réduites sont du même ordre de grandeur. On peut donc s'attendre à une forte influence d'une erreur potentielle sur la température de l'environnement dans le cadre des estimations d'émissivités du divertor bas. Pour l'erreur « haute » les erreurs en émissivités vont de 25% à 245% ce qui conduit à une interprétation fautive de la scène radiative et pour l'erreur « basse » qui n'est que de 1% en émittance (et 0,32% en température) les erreurs vont de 3,3% à 69% ce qui est également conséquent.

En conclusion, ces études sur l'influence de la méconnaissance des paramètres supposés connus nous apprennent qu'une erreur sur l'émissivité de l'environnement n'a que peu d'impact sur le résultat de l'estimation des émissivités du divertor bas, c'est la raison pour laquelle on ne peut pas estimer ces paramètres. Ceci rejoint le comportement apparent de cavité isotherme noire pour l'environnement du divertor constaté à la fin de la partie linéaire, dû probablement à sa grande taille devant le divertor (section 4.4.3.4.1). Toutefois, la méconnaissance de la température de la cible, ici le divertor bas, ou de l'environnement peuvent avoir des conséquences très fortes et induire des erreurs en émissivité qui explosent. Il est donc crucial avant de pouvoir mener l'estimation de s'assurer que ces paramètres sont connus avec la plus grande précision possible. D'un point de vue pratique, la température du divertor bas peut être connue grâce aux diagnostics embarqués à l'intérieur de celui-ci (thermocouples et fibres de Bragg) permettant de minimiser les erreurs dues à ce paramètre. Quant à la température de l'environnement, elle est accessible pour les composants « loin » du plasma et activement refroidis grâce à la boucle de refroidissement de la machine. Cependant, en ce qui concerne des scènes géométriques plus complexes (et proches des vrais Tokamaks), il existe des composants de petite taille pouvant être à une température différente de la première paroi, température qui n'est pas forcément connue. Il convient donc dans une perspective de consolidation de la méthode de se pencher sur l'influence que de petites sources thermiques « parasites » peuvent avoir sur l'estimation des émissivités dans le cas où les températures de ces sources sont différentes de la température de la première paroi.

4.5. Inverse Radiation Problem with Infrared Images to Monitor Plasma-Facing Components Temperature in Metallic Fusion Devices

La section 4.4a permis de tester la méthode d'inversion développée pour l'estimation de températures dans un cas linéaire avec des configurations thermiques simples et également l'estimation d'émissivité dans un cas de scène radiative simple grâce au prototype numérique simplifié Sec-Tore. Ainsi, en disposant de différentes images IR correspondant à différentes scènes thermiques, il serait possible, sous certaines hypothèses, d'estimer tout d'abord non-linéairement une distribution d'émissivités dans le cadre d'une scène dite isotherme ou de type « baking » consistant en un divertor bas à une température homogène et un environnement à une température homogène différente. Puis, d'estimer ensuite un profil plus complexe de températures en utilisant les émissivités précédemment estimées comme étant les émissivités « vraies » de la scène thermique de type scénario plasma.

Cette méthodologie a été développée dans un cas test avec un profil d'émissivités sous la forme de 6 bandes d'émissivités uniforme choisies arbitrairement avec des valeurs proches de celles qui pourraient être mesurées sur un composant réel et avec une distribution basée sur une observation d'un secteur de la machine WEST analysé après une campagne de plasmas (Figure 4.75).

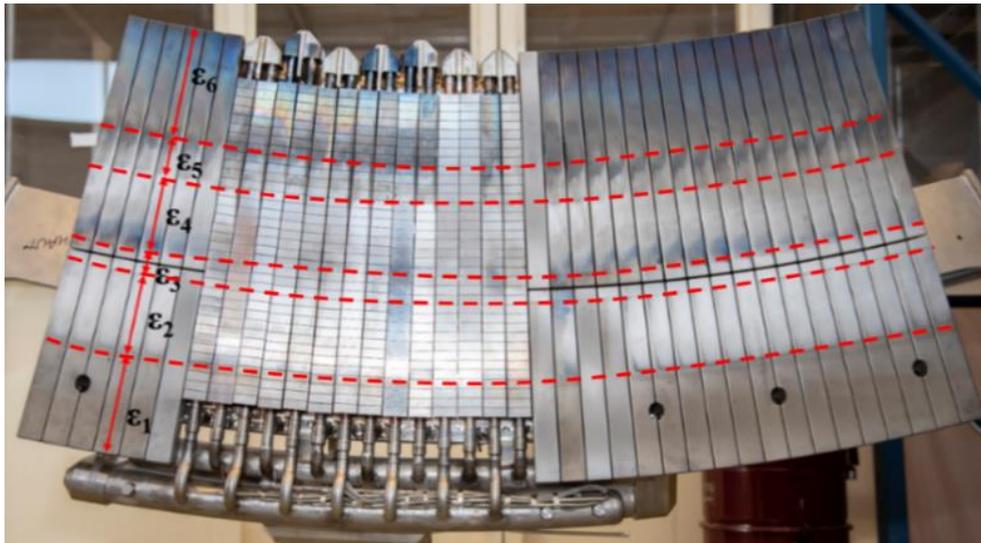


Figure 4.75 – Photographie du secteur mixte du divertor bas de WEST et illustration des 6 bandes d'émissivités choisies.

Dans un premier cas de scène thermique isotherme l'estimation des paramètres porte sur les émissivités du divertor bas avec 40 paramètres recherchés correspondant aux émissivités de 40 bandelettes radialement espacées en supposant connues les températures du divertor bas et de l'environnement ainsi que les émissivités de l'environnement (Figure 4.76).

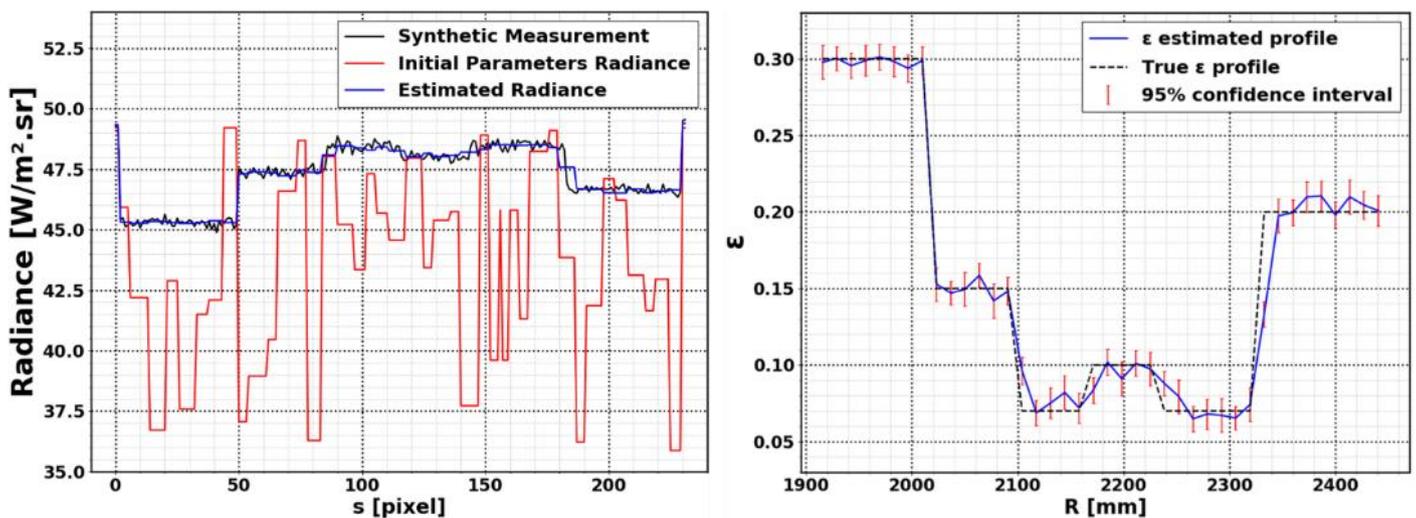


Figure 4.76 – Gauche : Profil de luminance pour les paramètres estimés optimaux (rouge) obtenu après convergence de la méthode inverse et comparé au profil « mesuré » (noire, synthétique avec un bruit blanc Gaussien additif) et luminance initiale (bleu). Droite : Profil d'émissivités optimal (bleu) dans une scène de type isotherme comparé aux émissivités réelles (imposées) (tirets noirs). Les valeurs estimées sont présentées avec des intervalles de confiance à 95%

Dans un second temps, ces émissivités estimées sont utilisées dans l'estimation des températures en considérant cette fois un scénario de type plasma avec un profil de température présentant un pic. Pour cette estimation, la température et les émissivités de l'environnement sont supposées connues, les températures sont recherchées sous la forme de 40 températures uniformes de 40 bandelettes toujours linéairement espacées et l'émissivité de chaque bandelette supposée connue et fixée à la valeur estimée précédemment (Figure 4.77).

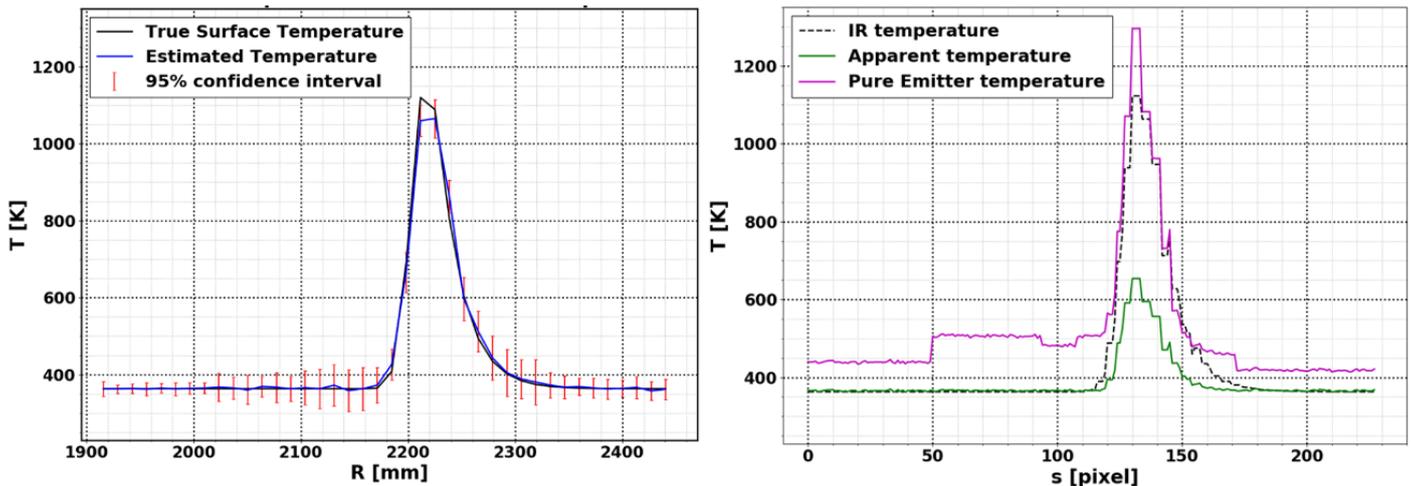


Figure 4.77 – Gauche : Températures estimées (bleu) avec les intervalles de confiance à 95% associés dans un scénario de type plasma comparées aux températures réelles (noir). Droite : Fonction de Planck inverse appliquée aux données synthétiques avec une interprétation corps noir (i.e. température apparente, $\epsilon=1$) (magenta) ou une interprétation émetteur pur (émissivité supposée connue pour chaque pixel) (vert).

La première estimation (non-linéaire) dans un cas « baking » avec des températures uniformes supposées connues permet de retrouver la distribution d'émissivité sur le divertor bas avec une erreur moyenne de 6%. La seconde estimation (linéaire) dans un cas de type scénario plasma permet de retrouver un profil de température en utilisant en entrée du modèle les émissivités précédemment estimées. La température du pic du profil est estimée avec une erreur de 1% et la température des zones froides situées aux pieds du profil est retrouvée avec une erreur d'environ 3% ce qui représente une meilleure estimation que les interprétations classiques convertissant la luminance en température sans corriger les phénomènes de réflexion.

Cette méthodologie et ces informations sont présentées plus en détail dans l'article paru dans le journal Fusion Engineering and Design 2020, Volume 159 111867 (voir Annexe II).

4.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons montré la faisabilité de retrouver la température de surface d'une scène thermique entièrement réfléchissante à partir d'images infrarouges à travers la résolution d'un problème inverse. La résolution s'effectue en utilisant un modèle radiatif basé sur les équations de radiosités capable de calculer le flux partant de n'importe quel élément de la scène 3D en tenant compte des multiples réflexions considérant des matériaux tout diffus. Un point remarquable de cette méthode est qu'elle permet, à partir de l'image infrarouge 2D, de retrouver la température de surface dans le monde 3D en (x, y, z) . La résolution du problème inverse s'effectue en deux temps : (1) l'estimation des émissivités en supposant les températures de la scène connues (2) l'estimation des températures de surface supposant les émissivités connues. Ces deux configurations sont envisageables dans un tokamak où plusieurs modes opératoires sont possibles. En effet, entre chocs ou au moment du conditionnement de la machine, la température des composants est relativement uniforme et connue à travers des mesures ponctuelles (thermocouples) ou grâce au contrôle des boucles de refroidissement. Ce mode opératoire nous permet ainsi d'estimer les émissivités dans un premier temps. Les émissivités ainsi connues, l'estimation des températures est alors possible pendant les opérations avec plasma.

Nous avons aussi montré théoriquement que l'estimation des températures (ou encore des émittances) peut se ramener à la résolution d'un problème linéaire et se réduire à un simple calcul

matriciel pour estimer les températures de la scène. Cette méthode peu coûteuse en temps de calcul permet d'envisager des applications temps réels pour l'estimation des températures pendant les opérations plasma. L'estimation des émissivités reste quant à elle un problème non-linéaire : une méthode inverse itérative est utilisée pour résoudre le problème non-linéaire, plus longue en temps de calcul, mais qui se peut faire entre chocs en décalé.

La démonstration de cette résolution inverse a été appliquée sur prototype numérique représentant un secteur (de 20°) d'un tokamak. Dans cette première démonstration, une géométrie très simplifiée du tokamak comprenant uniquement les principaux composants face au plasma a été dessinée de manière à obtenir un temps raisonnable pour le calcul de la matrice complète de l'opérateur de transport. La méthode a été testée en « inverse crime », c'est-à-dire en utilisant le modèle direct de la démarche d'inversion pour générer les données « experimental-like » auxquelles un bruit blanc Gaussien a été ajouté. L'estimation des émissivités ou des températures est effectuée sur une région d'intérêt du divertor bas, un des composants les plus critiques d'un tokamak, très surveillé et de plus grande variabilité en termes de température et d'émissivité. Nous avons testé les performances de la méthode proposée en fonction du nombre de paramètres à estimer :

Nous avons pu ainsi estimer individuellement la température de tous les patches constituant le maillage du divertor bas (8.796 patches). Toutefois, dans ce cas extrême nous n'avons pas pu estimer la température de l'environnement, cela est possible cependant lorsqu'on considère 1.561 paramètres (1.560 macro patches + l'environnement) en rassemblant certains patches. L'estimation des émissivités quant à elle permet de retrouver des résultats satisfaisants en un nombre réduit d'itérations (3 itérations au maximum pour chaque situation). Cette estimation itérative prend beaucoup plus de temps que l'estimation linéaire et la méthode a été testée au maximum sur l'estimation de 80 paramètres (notamment à cause de la limite de temps de calcul des sensibilités pour chaque paramètre à chaque itération). Par ailleurs, il n'est pas possible d'estimer les émissivités de l'environnement par réflexion, les sensibilités réduites du modèle à ces paramètres étant trop faibles. Nous avons enfin démontré avec cette méthode l'estimation des températures d'un profil sur le divertor bas lors d'un scénario standard plasma grâce à une estimation en deux temps : d'abord des émissivités dans un cas de scène thermique simple et maîtrisée puis en utilisant les émissivités ainsi estimées pour retrouver les températures du profil.

Les résultats de la démarche inverse proposée dans cette thèse ont été comparés avec les trois approches classiques qui restent dans l'espace de l'image infrarouge en la transformant en image de « températures apparentes » : la température apparente équivalente corps noir (supposant la cible d'émissivité égale à 1 et donc sans correction du flux réfléchi additionnel), la température apparente dite « émetteur pur » (supposant l'émissivité de la cible connue mais sans correction du flux réfléchi) et la température apparente dite « environnement noir » (supposant l'émissivité de la cible connue et corrigé du flux réfléchi en modélisant l'environnement comme un corps noir de température connue). Nous avons aussi montré les performances de la démarche inverse par rapport aux deux premières « températures apparentes » (corps noir et pure émetteur). Si la démarche inverse et la température apparente avec environnement noir donnent des résultats équivalents dans le cas du prototype simplifié du tokamak où nous considérons une température de l'environnement uniforme et des surfaces diffuse, nous avons aussi montré que la démarche inverse est nécessaire dès que nous considérons des géométries plus complexes, propices aux autoréflexions et/ou avec des surfaces spéculaires, ce qui est le cas des machines de fusion.

Dans le Chapitre 5, nous allons présenter un nouveau modèle numérique permettant de prendre en compte une géométrie plus complexe, plus réaliste d'un tokamak ; une étape indispensable vers le traitement de données expérimentales.

Chapitre 5

Application de la méthode inverse au tokamak WEST

La méthode inverse développée dans le Chapitre 4 sur un prototype numérique de WEST Sec-Tore a permis de démontrer la faisabilité d'estimer les températures ou les émissivités d'une scène thermique entièrement réfléchissante.

La méthode a donné de bons résultats mais le prototype Sec-Tore ne représente qu'une portion de 20° d'un Tokamak et se base sur des facteurs de forme calculés sans obstructions ce qui empêche l'implémentation de nouveaux composants dans le modèle direct.

Nous proposons ici de conserver la démarche d'inversion détaillée dans le Chapitre 4 mais en changeant la partie modèle direct. Le but est de construire un modèle radiatif permettant de considérer une enceinte torique complète (360°) et non restreinte à un secteur de 20° qui nous a obligés à faire un choix de fermeture de ce secteur, par une surface noire en l'occurrence. Il est important également de garder à l'esprit que dans le cahier des charges de ce modèle, nous ne sommes pas intéressés par les calculs de radiosité avec le même niveau de précision dans toute l'enceinte mais essentiellement sur des régions d'intérêt, en l'occurrence principalement sur le divertor bas de la machine.

Une fois ce modèle établi (baptisé RADIOS), nous présentons de nouveaux résultats d'inversion qu'il permet d'obtenir. Les résultats obtenus dans la situation linéaire sont présentés à travers l'article publié dans le journal Fusion Engineering and Design (volume 171) en 2021 intitulé « Solving the Infrared Reflections Contribution by Inversion of Synthetic Diagnostics: first results on WEST ». Nous le complétons en présentant ce qu'il est possible de déduire à partir des profils de température reconstruits, notamment une longueur caractéristique d'étalement du profil de température sur le composant face au plasma. Enfin nous présentons les résultats obtenus en situation non linéaire avec RADIOS pour identifier des cartographies d'émissivités à grand nombre de paramètres, sans aucun a priori sur leur motif si ce n'est leur répétition toroïdale avec une période de 20° correspondant à la période de l'ondulation de l'intensité du champ magnétique toroïdal dû au nombre fini de bobines.

5.1. Présentation de la géométrie RADIOS

La méthode des radiosités, présentée au Chapitre 2 section 2.2.1 peut être améliorée à l'aide d'outils supplémentaires (section 2.2.4). Cela permet de prendre en compte des environnements avec des géométries plus complexes tout en conservant un modèle radiatif relativement simple (comparé à la méthode de Monte-Carlo). En effet, l'amélioration de la méthode des radiosités permet de s'affranchir d'un grand nombre de calculs de facteurs de forme qui ont peu ou aucune influence dans le transfert radiatif de la scène. Le calcul des facteurs de forme ne s'effectue certes qu'une fois tant que la géométrie reste identique mais plus l'environnement est étendu plus le nombre de facteurs de forme à calculer est important et ce coût devient trop élevé pour des moyens de calcul « standard ». Par ailleurs, si les facteurs de forme sont nuls cela permet également de rendre la matrice globale de l'opérateur de transport creuse ce qui allège également la méthode des radiosités.

La première étape d'amélioration de la méthode des radiosités consiste donc en l'utilisation d'une méthode hiérarchique qui calcule une approximation de l'opérateur de transport en partant d'un maillage grossier et en subdivisant successivement les facteurs de forme supérieurs à un seuil donné (LE BOHEC, et al., 2019). La deuxième amélioration présentée section 2.2.4.2 concerne l'utilisation des facteurs d'absorption de Gebhart dans le calcul des échanges entre éléments afin de ne rechercher précisément la solution que là où c'est nécessaire (LE BOHEC, et al., 2020) (voir Annexe IV).

L'objectif de ces améliorations de la méthode des radiosités est de pouvoir prendre en compte la machine dans son ensemble (contrairement à Sec-Tore qui ne représente qu'un secteur de 20° de Tokamak) mais également de se permettre d'ajouter des composants engendrant des obstructions et qui peuvent jouer un rôle important d'un point de vue radiatif (comme le baffle). Cette géométrie, appelée RADIOS, est présentée dans (LE BOHEC, et al., 2020).

Cette géométrie dispose d'une région d'intérêt (ROI-3D) qui correspond à un secteur de 20° du divertor bas qui est finement raffinée (1.391 surfaces élémentaires) et de surfaces élémentaires de tailles diverses pour les autres composants face au plasma (divertor haut, baffle, première paroi intérieure, première paroi extérieure). La taille de ces surfaces élémentaires résulte du maillage final calculé par la méthode hiérarchique permettant de maximiser la précision de la solution obtenue sur la ROI-3D. La Figure 5.1 présente un exemple de maillage à la dernière résolution et de champ de température calculé pour RADIOS.

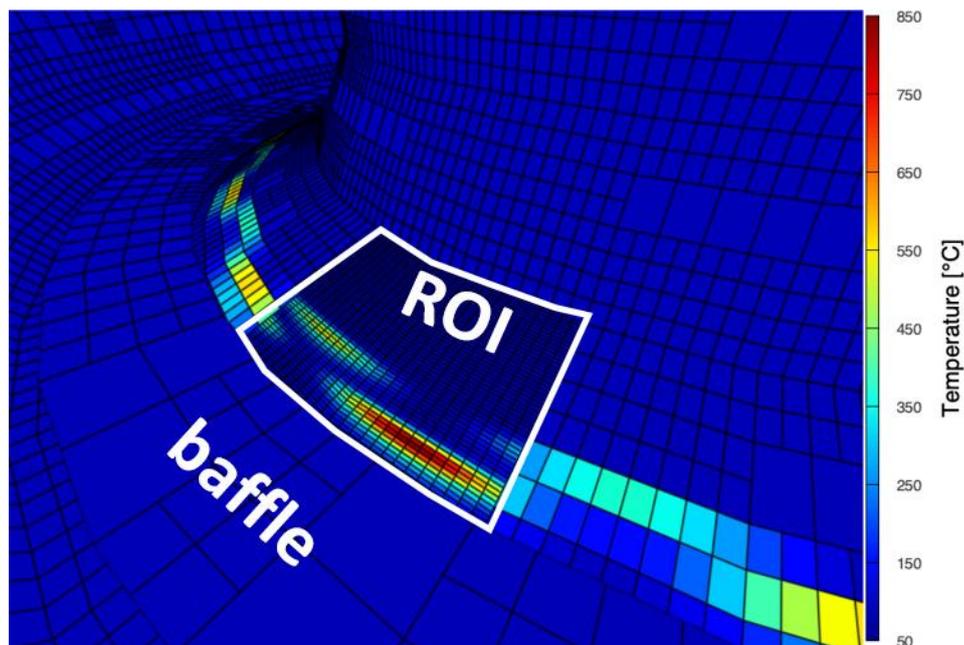


Figure 5.1 – Exemple de dernier niveau de résolution du maillage de RADIOS et le champ de température calculé et appliqué sur le maillage

5.2. Solving the Infrared Reflections Contribution by Inversion of Synthetic Diagnostics: first results on WEST

Nous disposons désormais de deux géométries différentes mais décrivant le Tokamak WEST de façon simplifiée (Sec-Tore) et réduite (RADIOS). D'un côté une géométrie d'un secteur de 20° sans baffle et fermé par des surfaces noires et de l'autre une géométrie complète du Tokamak prenant en

compte des obstructions et un baffle. Des images IR modélisées ont été générées par simulation photonique grâce au code Monte-Carlo lancer de rayons pour une scène thermique présentant deux pics de température sur le divertor bas ainsi qu'une modulation toroïdale de 20° de chaque profil afin de reproduire l'effet Ripple observable lors de l'opération de WEST, le reste de l'environnement est simulé à une température uniforme de 90°C . Ces images sont produites pour des surfaces entièrement diffuses et dans un second temps pour des surfaces quasi-spéculaires. Les émissivités sont considérées comme uniformes et valent 0,3 pour les surfaces en acier inox et 0,1 pour le tungstène (y compris le divertor bas). L'objectif ici est de comparer les performances de la méthode d'inversion avec les deux prototypes Sec-Tore et RADIOS dans le cadre de l'estimation de températures uniquement en supposant connues la température de l'environnement et les différentes émissivités.

Cette méthode permet de tester la méthode dans une estimation qui n'est plus de type « crime inverse » mais en utilisant des données dites « experimental-like » générées avec le code MCRT.

L'estimation dans le cas des surfaces diffuses donne de très bons résultats pour le prototype RADIOS avec une erreur sur les pics de température comprise en 1 et 8% à cause de la grossièreté du maillage sur la région d'intérêt et une erreur moyenne de 33% sur les températures les plus basses sur les pieds du profil. Le prototype Sec-Tore quant à lui donne de très bons résultats sur l'estimation des pics également avec une erreur de l'ordre de 1%. Toutefois, ce prototype montre ses limites et que l'hypothèse de fermeture par des surfaces noires est insuffisante pour compenser le flux de l'environnement manquant car la température des pieds du profil est retrouvée avec une erreur de 166% (Figure 5.2).

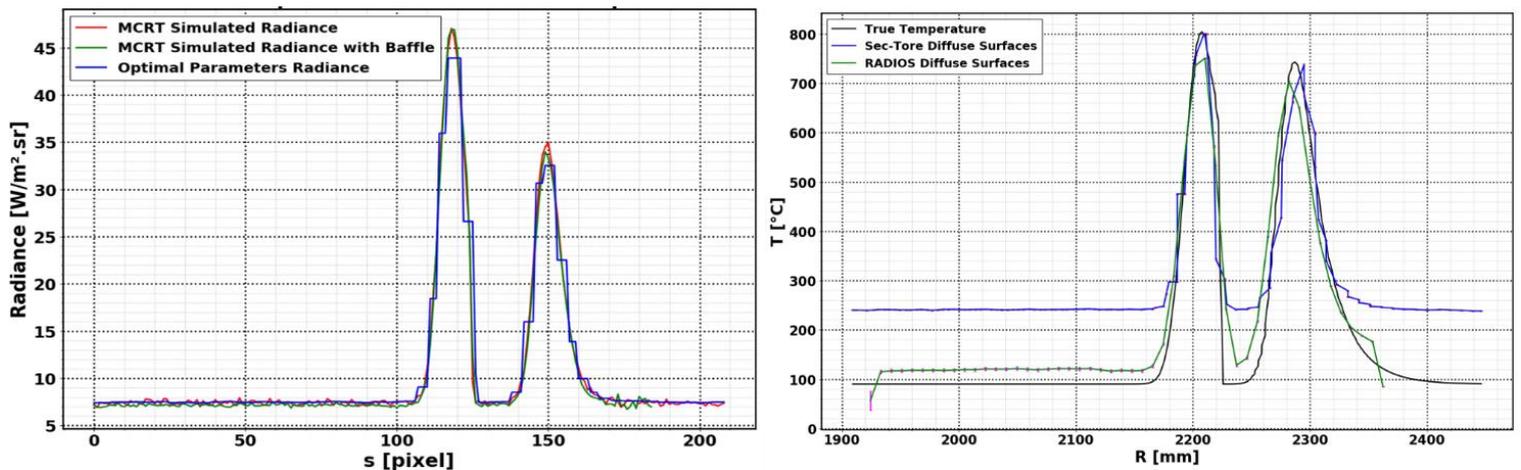


Figure 5.2 – Gauche : Mesures synthétiques bruitées (profils de luminance) générées avec le code MCRT dans le cas de surfaces diffuses sans baffle (rouge) et avec baffle (vert). Comparaison avec le profil de luminance optimal obtenu avec les températures estimées par la méthode inverse appliquée à Sec-Tore (bleu). Droite : Profil de température 3D estimé avec Sec-Tore (bleu) avec les niveaux de confiance associés (à 95%) et RADIOS (vert) dans le cas de mesures synthétiques avec des surfaces diffuses.

Les matériaux des composants face au plasma dans les machines de fusion ont plutôt un modèle de réflexion spéculaire qui a pu être mis en évidence sur des mesures de laboratoire sur des échantillons (BEN YAALA, et al., 2021). C'est pourquoi pour aller plus loin dans le test de la méthode itérative des données synthétiques ont été générées avec le code MCRT pour des surfaces spéculaires. Il est à noter toutefois que la méthode des radiosités suppose des surfaces diffuses en émission et en réflexion. Les résultats sont présentés sur la Figure 5.3 :

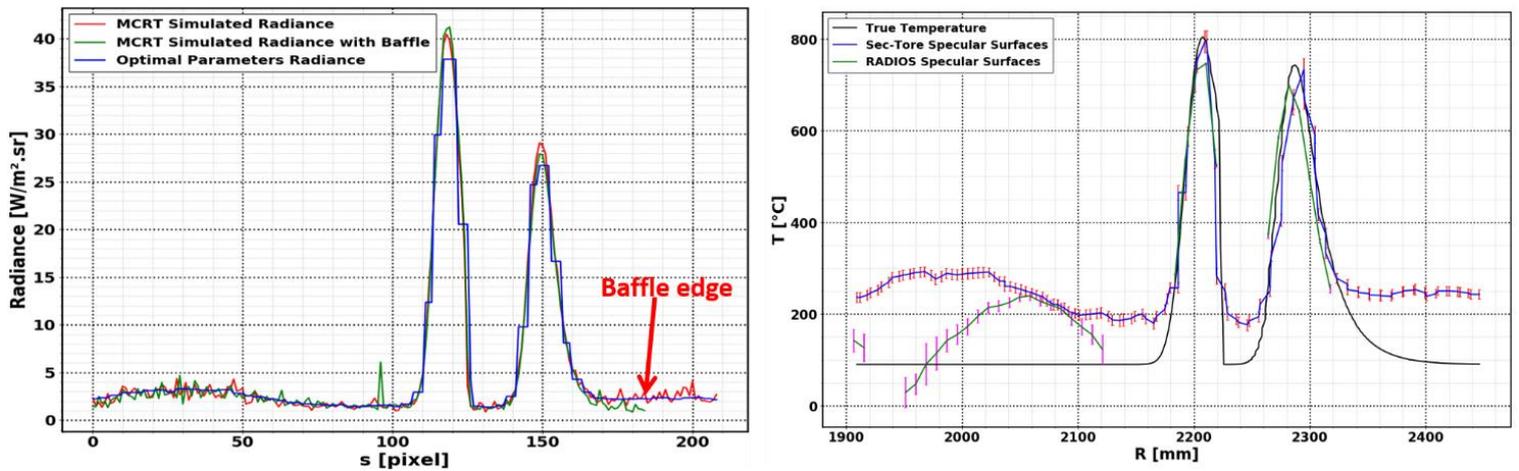


Figure 5.3 – Gauche : Mesures synthétiques bruitées (profils de luminance) générées avec le code MCRT dans le cas de surfaces spéculaires sans baffle (rouge) et avec baffle (vert). Comparaison avec le profil de luminance optimal obtenu avec les températures estimées par la méthode inverse appliquée à Sec-Tore (bleu). Droite : Profil de température 3D estimé avec Sec-Tore (bleu) avec les niveaux de confiance associés (à 95%) et RADIOS (vert) dans le cas de mesures synthétiques avec des surfaces spéculaires.

Sans surprise la méthode d'inversion présente des limites lorsqu'on considère des surfaces spéculaires en réflexion. En effet, le profil de luminance simulé présente une « bosse » entre les pixels 0 et 70 qui est en réalité un motif de réflexion (Figure 5.4). Cette luminance accrue est interprétée comme une émission augmentée par la méthode inverse ce qui se traduit par une erreur sur l'estimation de la température plus élevée dans cette région (erreur jusqu'à 223% dans le cas du prototype Sec-Tore). La température des pics est toujours bien retrouvée avec des niveaux d'erreurs similaires à ceux obtenus dans le cas des surfaces diffuses. Concernant le prototype RADIOS, l'estimation n'est parvenue qu'à estimer 60% des paramètres recherchés à partir des données synthétiques spéculaires et les résultats ne sont pas quantifiables mais les températures estimées ne sont pas satisfaisantes non plus.

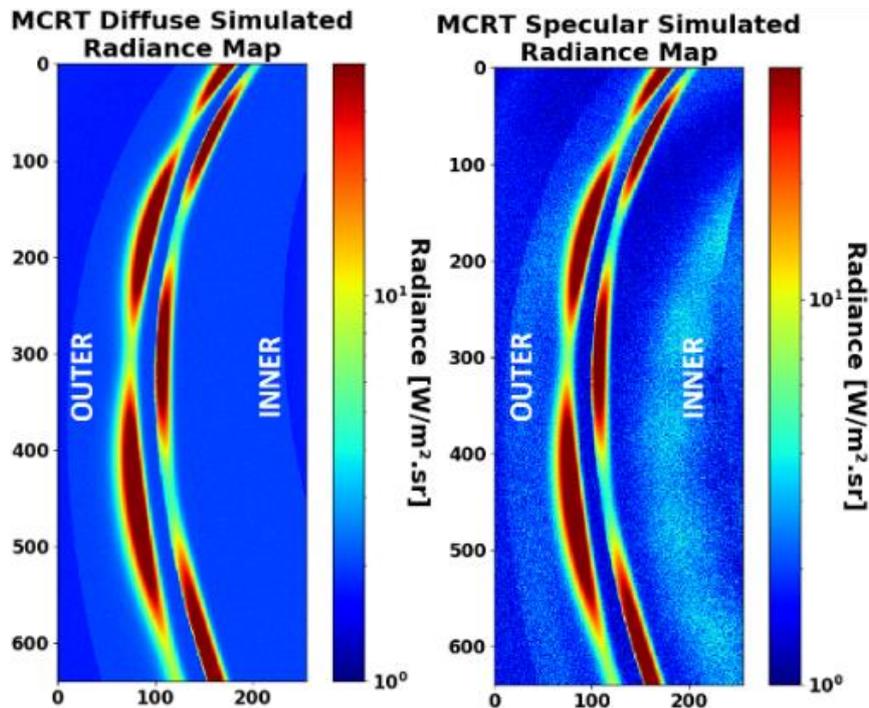


Figure 5.4 – Luminances synthétiques simulées avec le code MCRT dans le cas de surfaces entièrement diffuses (gauche) et avec des surfaces quasi-spéculaires (droite) en échelle log.

La comparaison de ces deux modèles et les discussions détaillées à propos des résultats sont présentées plus en détail dans l'article paru dans le journal Fusion Engineering and Design 2021, Volume 171 112570 (voir Annexe III).

5.3. Analyse de l'impact de l'erreur sur la mesure de température sur l'estimation d'une longueur de décroissance

Nous nous sommes intéressés à la précision de la méthode inverse basée sur la méthode des radiosités avec les prototypes Sec-Tore et RADIOS concernant l'estimation de températures (à travers l'estimation d'émissances noires). Toutefois, les problèmes d'émissivité et de multiples réflexions dans les machines de fusion ne compliquent pas seulement la mesure de la température de surface des composants face au plasma mais également l'estimation de la longueur de décroissance caractéristique du dépôt de flux sur ces surfaces.

En effet, nous avons montré section 3.4 grâce aux simulations que les réflexions causent une erreur sur la mesure de température des zones froides majoritairement tandis que les températures maximales sont bien retrouvées lorsque l'émissivité est supposée connue. Cela cause donc une erreur sur l'estimation de la longueur de décroissance cruciale pour les analyses physiques et il est donc nécessaire de pouvoir quantifier cette erreur.

Reprenons le cas présenté précédemment pour l'estimation de températures avec Sec-Tore et RADIOS. Les champs de température utilisées dans l'estimation sont constitués d'une température uniforme pour tout l'environnement fixé à 90°C et un profil de température imposé sur le divertor bas. Ce profil a été choisi mathématiquement afin de reproduire les profils observés expérimentalement tout en ajoutant une modulation d'angle dans la direction toroïdale pour mimer les pertes Ripple de WEST. L'équation (5.1) présente la formule du profil de température choisi :

$$T(s, s_0, T_0, w, S, T_{off}) = \frac{T_0(1 - \sin(18.\theta))}{2} \cdot \exp\left(\left(\frac{S}{2.w}\right)^2 - \frac{s-s_0}{w}\right) \cdot \operatorname{erfc}\left(\frac{S}{w} - \frac{s-s_0}{S}\right) + T_{off} \quad (5.1)$$

avec s la position radiale sur le divertor bas en mm , s_0 la position du maximum de température en mm , T_0 l'amplitude la température en $^{\circ}C$, w la longueur de décroissance caractéristique en mm , S l'étalement en mm et T_{off} la température d'offset en $^{\circ}C$.

Nous tenons à mettre en garde le lecteur concernant le fait que cette formule ressemble fortement à la formule décrivant le dépôt de flux de chaleur sur les CFP établie par (EICH, et al., 2013) mais que nous l'utilisons pour imposer une température et c'est donc cette longueur de décroissance qui est étudiée. Cette longueur de décroissance ne doit pas être confondue avec la longueur de décroissance du flux appelée λ_q , présente dans la formule de Eich et qui est l'objet des analyses physiques. Ce champ de température établi avec ce profil a été utilisé en entrée de la simulation photonique du code MCRT (SPEOS) afin de générer des données « experimental-like » dans un cas diffus. La Figure 5.5 présente différentes températures qui vont être présentées dans la suite et à ne pas confondre. Il y a 4 températures qu'il est nécessaire de bien distinguer :

- La température vraie qui est celle qui a été utilisée en entrée de la simulation photonique calculée à partir de la formule (5.1) et qui a été projetée sur un maillage le plus fin possible du divertor bas (paramètre de maille de 3mm résultant en 1 725 166 triangles) ($T(x, y, z)$ 3D).

- La température qui a été estimée grâce à la méthode inverse en utilisant le prototype numérique Sec-Tore, qui est un champ de température 3D car la méthode inverse permet de retrouver des paramètres objets du monde 3D ($T(x, y, z)$ estimée via Sec-Tore).
- La température qui a été estimée grâce à la méthode inverse en utilisant le prototype numérique RADIOS, qui est un champ de température 3D car la méthode inverse permet de retrouver des paramètres objets du monde 3D ($T(x, y, z)$ estimée via RADIOS).
- La température résultant de l'inversion de Planck sur l'image simulée en sortie de la simulation photonique. Cette température est une température 2D de l'image IR et elle est ensuite « projetée » prenant en compte la résolution de la caméra ($2,5mm/pixel$). Cette température ainsi projetée est une température (faussement) 3D et va être comparée aux températures estimées comme représentant des températures obtenues avec la démarche d'inversion actuelle ($T(x, y, z)$ apparente émetteur gris (3D)).

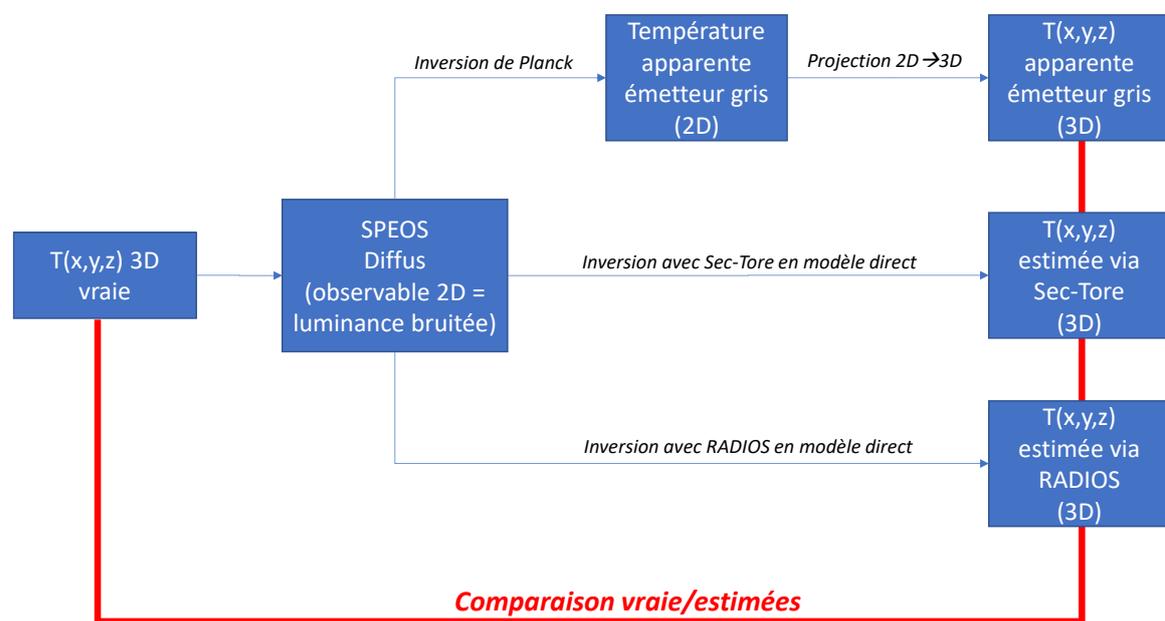


Figure 5.5 – Schéma des différentes températures qui vont être présentées dans la suite.

La Figure 5.6 présente les 3 géométries juxtaposées des températures estimées avec RADIOS, avec Sec-Tore et les températures « vraies » en entrée de la simulation photonique ainsi que les profils qui en ont été extraits.

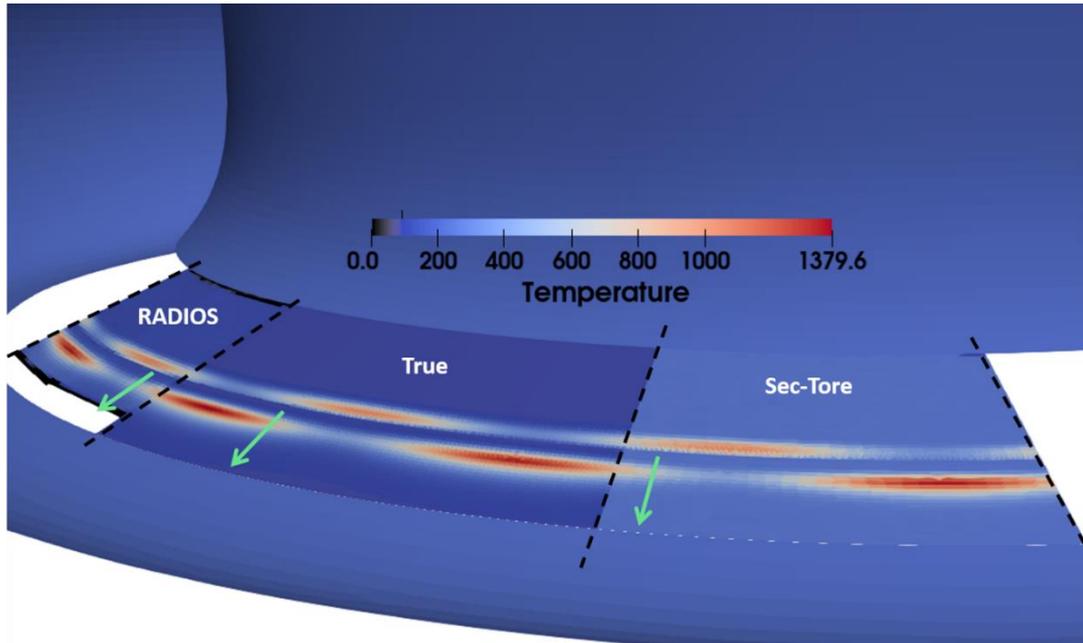


Figure 5.6 – Vue 3D des températures du divertor estimées avec RADIOS dans un cas diffus (*gauche*), des températures vraies à estimer (*milieu*) et des températures estimées avec Sec-Tore dans un cas diffus (*droite*).

Les champs de température 3D des modèles Sec-Tore et RADIOS proviennent des problèmes linéaires d'estimations d'émittances (et donc de température) présentés précédemment (section 5.2). Le champ de température 3D présenté Figure 5.6 est le champ de température appliqué (mathématiquement) directement sur le maillage le plus fin (3mm) utilisé en entrée de la simulation Monte-Carlo. Le profil « vrai » présenté Figure 5.7 correspond à ce profil appliqué sur le maillage 3D. Le second profil présenté est obtenu à partir de l'image IR (en luminance) simulée par la méthode MCRT convertie en température par inversion de la loi de Planck en considérant les émissivités connues et fixées à leur valeur théorique (hypothèse également utilisée dans les problèmes d'estimation d'émittances). Cette image est ensuite projetée sur le maillage et comporte donc des approximations dues à cette opération de projection. La Figure 5.7 présente donc les quatre profils (vrai, simulé MCRT, estimé Sec-Tore, estimé RADIOS) et les estimations faites à partir de ces profils. Le but de ces estimations est de retrouver les 5 paramètres choisis pour définir la fonction mathématique du profil de température qui sont pour rappel : s_0 la position du maximum de température en mm , T_0 l'amplitude la température en $^{\circ}\text{C}$, w la longueur de décroissance caractéristique en mm , S l'étalement en mm et T_{off} la température d'offset en $^{\circ}\text{C}$.

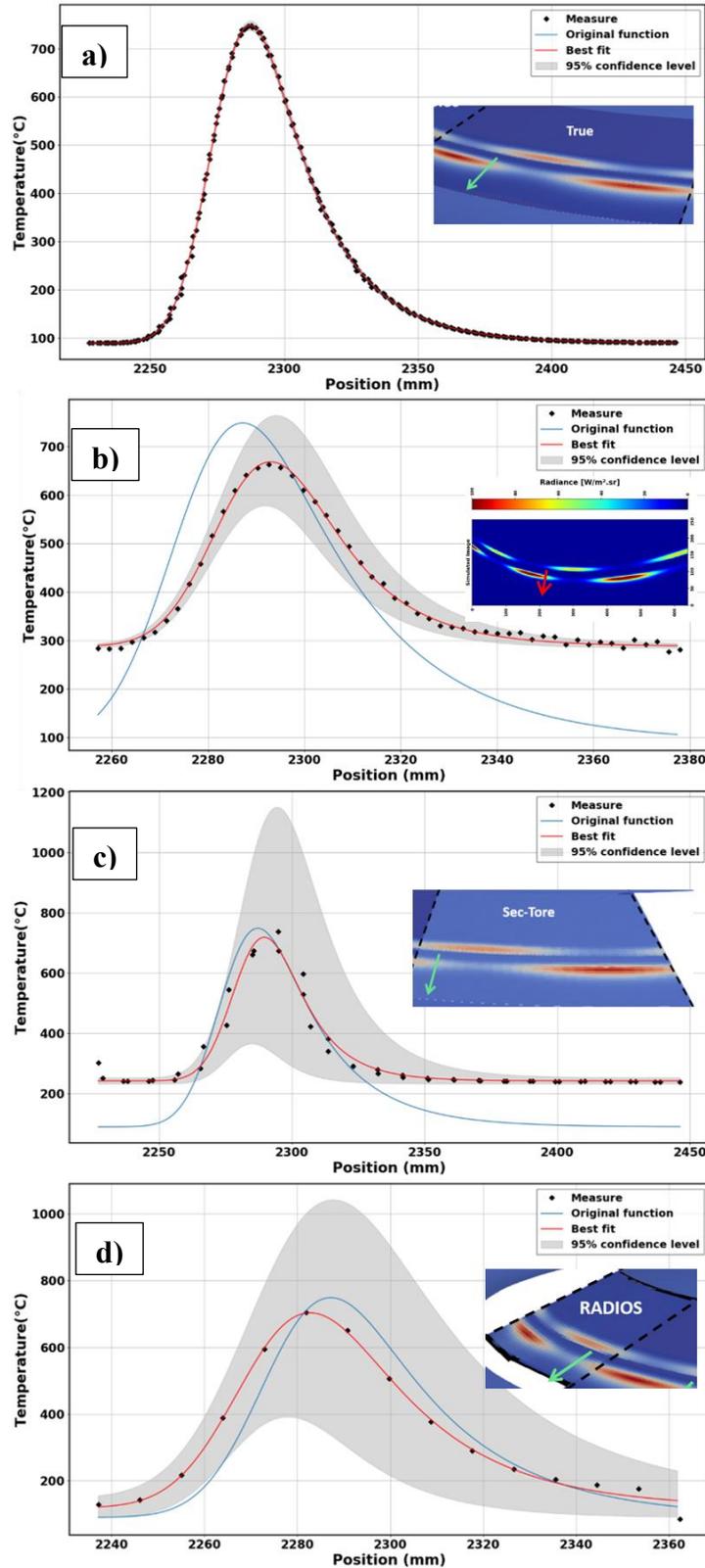


Figure 5.7 – Profils extraits des champs de température 3D. *a)* : profil vrai utilisé en entrée de la simulation appliqué sur le maillage *b)* : simulation Monte Carlo (image 2D) puis projection sur le maillage 3D et conversion de la luminance en température « apparente émetteur pur ». *c)* : estimation de températures sur le modèle Sec-Tore. *d)* : estimation de températures sur le modèle RADIOS. Les profils comparent la fonction mathématique utilisée pour créer le profil de température « vraie » (*bleu*) et la meilleure estimation possible (*rouge*). Les plages grises montrent la variation possible du profil avec des niveaux de confiance à 95% sur les paramètres estimés du profil.

Le premier phénomène remarquable sur ces profils est le décalage du maximum de température. Dans le cas du profil simulé cela est principalement dû à la projection de l'image 2D sur la géométrie 3D qui n'est pas aisée et si la direction de visée est mal calculée cela peut induire des différences notables. Pour ce profil simulé cette étape de projection imprécise est nécessaire afin de pouvoir considérer une température « 3D » à comparer aux résultats estimés mais en toute rigueur l'inversion de la loi de Planck sur l'image simulée ne permet d'obtenir qu'un profil de température 2D. Concernant les profils estimés cela est dû à la « faible » discrétisation radiale des maillages qui ne permettent pas forcément d'estimer avec une grande précision la valeur et la position du pic. Toutefois, les tendances des profils coïncident avec le profil réel excepté pour les pieds des profils et notamment pour les cas simulés et estimé avec Sec-Tore. En effet, dans le cas simulé cela est dû au fait que les réflexions ne sont pas prises en compte dans l'inversion de la loi de Planck pour corriger la luminance collectée et donc cela cause une surestimation de la température des pieds du profil qui a déjà été documentée plusieurs fois ((TALATIZI, et al., 2018), (TALATIZI, et al., 2021), (AUMEUNIER, et al., 2017)). Pour le profil estimé avec Sec-Tore cela est présenté section 5.2, la simplification du modèle à un secteur de 20° fermé par des surfaces noires cause d'importantes erreurs de températures sur les pieds du profil car les conditions de fermeture ne permettent pas de compenser le flux manquant contrairement au modèle RADIOS qui permet de retrouver la température des surfaces plus froides avec une erreur plus faible (erreur de 33% avec RADIOS contre 166% avec Sec-Tore).

Nous allons nous pencher plus en détail sur la valeur du paramètre longueur de décroissance qui est celui qui nous intéresse le plus dans le cas d'études physiques. Nous tenons à rappeler au lecteur que ces études sont menées sur des profils de température et une longueur de décroissance en température, toutefois, les analyses physiques menées dans le cadre de l'étude des machines de fusion concernent des profils de flux déposé sur les composants face au plasma et sur la longueur de décroissance du flux. Cependant, les remarques et observations conduites sur la température sont qualitativement applicables au dépôt de flux. La Table 5.1 présente les résultats des estimations de longueur de décroissance résultant des estimations de profil.

Table 5.1 – Tableau de comparaison des longueurs de décroissance estimées à partir des profils simulé, estimé avec Sec-Tore et estimé avec RADIOS. La ligne erreur indique le pourcentage d'erreur par rapport à la valeur théorique de $w=22mm$.

	Vrai	Interprétation émetteur pur (SPEOS)	Sec-Tore	RADIOS
Théorique	22 mm	22 mm	22 mm	22 mm
Estimé	22,07 mm +/- 0,17 mm	13,48 mm +/- 0,53 mm	13,71 mm +/- 3,78 mm	21,33 mm +/- 2,42 mm
Erreur	0,32%	38,7%	37,6%	3%

Ces résultats montrent que l'interprétation dite classique consistant à convertir l'image en luminance en une image de température émetteur pur (i.e. avec l'émissivité supposée connue à sa valeur théorique) et ensuite avec une projection sur la géométrie ne permet pas de retrouver correctement la longueur de décroissance du profil avec une erreur avoisinant les 40%. De même l'estimation avec Sec-Tore montre également des limites pour l'estimation de ce paramètre avec une erreur du même ordre de grandeur. Ces « mauvais » résultats s'expliquent par le fait que dans ces deux situations l'erreur sur la mesure de température est trop importante au niveau des pieds du profil donc sur les parties dites « froides » (température inférieure à 150°C). Il a été montré dans (TALATIZI, et al., 2018) grâce au diagnostic synthétique que l'erreur sur la mesure de température peut atteindre plus de 100% dans ces régions et de même nous avons montré en section 5.2 que le modèle Sec-Tore ne permet pas d'estimer ces températures avec précision (erreur de 166%) alors que dans ces deux cas la température du pic est bien retrouvée avec une erreur beaucoup plus faible (inférieure à 5% dans le pire des cas).

Cela peut s'expliquer mathématiquement par le fait que la longueur de décroissance exponentielle correspond à l'intersection de la pente à l'origine et de l'asymptote de la décroissance exponentielle. La pente peut être correcte grâce à la bonne estimation du pic mais si l'asymptote n'est pas à sa bonne valeur alors cela fausse le calcul de l'intersection et donc de la valeur de décroissance.

C'est pourquoi actuellement seul le modèle RADIOS permet de donner une bonne estimation de la longueur de décroissance avec une erreur de seulement 3% grâce à la bonne estimation de la température des pieds du profil (erreur d'environ 33%). Cela nous montre qu'une erreur sur la mesure de température de 33% sur les zones froides suffit pour obtenir une longueur de décroissance à 3% près et qu'il n'est pas nécessaire d'aller chercher une erreur sur la mesure de température inférieure à 10% sur l'ensemble du profil pour les analyses physiques.

Cette étude a été menée sur un profil de température de surfaces. Pour aller plus loin, il serait nécessaire de combiner l'estimation de température effectuée avec RADIOS avec un modèle de conversion de température de surface en flux afin de tirer des conclusions sur l'estimation de la longueur de décroissance du dépôt de flux sur les CFP. Les résultats devraient *a priori* être très encourageants en vue d'améliorer notre compréhension des phénomènes physiques dans les machines de fusion.

5.4. Application non-linéaire à l'estimation des émissivités

L'estimation d'émissivités grâce à la méthode itérative basée sur la méthode des radiosités est un problème d'estimation de paramètres non-linéaire comme expliqué section 4.4.2 et nous avons déjà utilisé cette méthode pour estimer un profil d'émissivité radial et symétrique toroïdalement dans le modèle Sec-Tore. Pour aller plus loin sur les performances de notre méthode et de l'algorithme choisi, nous allons désormais tenter d'estimer une distribution complexe d'émissivités variable radialement et toroïdalement avec une modulation typique de l'effet Ripple comme pour les températures estimées en section 5.2. Cette estimation sera effectuée avec le modèle RADIOS qui permet de prendre en compte une géométrie complète de Tokamak (360°) et qui est donc la perspective la plus intéressante.

Dans un premier temps, il est nécessaire de modéliser une scène radiative. Pour cela nous sommes partis d'une scène construite à partir de données expérimentales. En effet, comme présenté en section 1.2.3, le divertor bas de WEST est instrumenté avec des thermocouples ainsi que des fibres à réseau de Bragg permettant de remonter à la température de surface des aiguilles du divertor bas par résolution d'un problème inverse (GASPAR, 2013). Ainsi, une scène thermique a été reconstruite à partir des mesures de ces diagnostics enfouis (Figure 5.8).

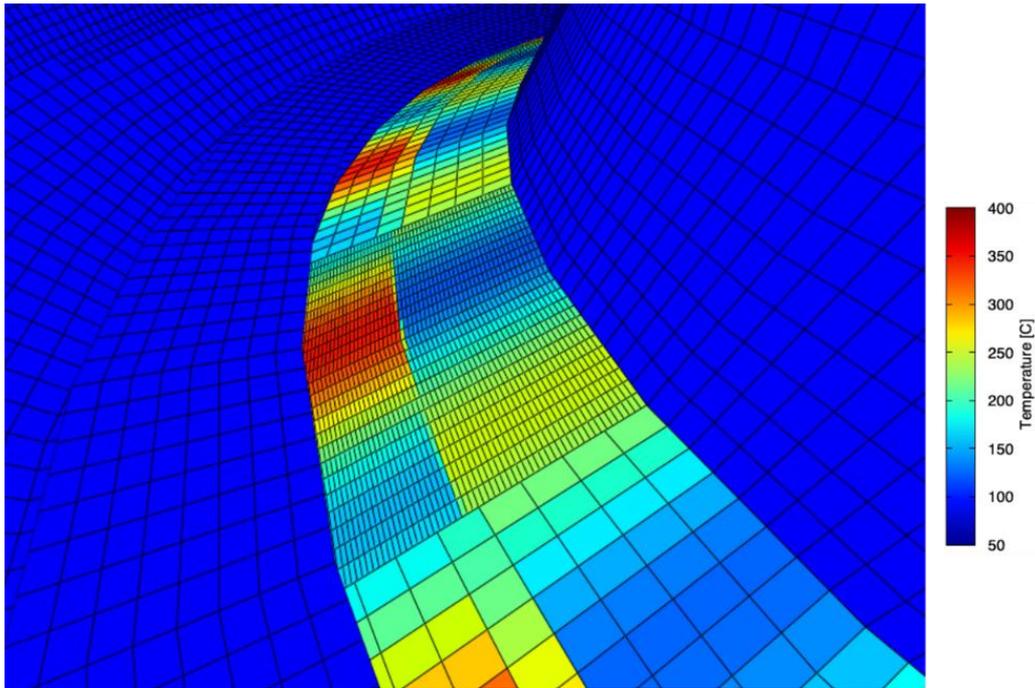


Figure 5.8 – Visualisation 3D de la scène thermique expérimentale projetée sur le maillage au plus fin niveau de résolution de RADIOS.

De tels profils périodiques de température avec des amplitudes différentes, relevés entre les chocs plasma, ont permis d'identifier un champ d'émissivité grâce à la méthode à deux températures (GASPAR, et al., 2020). Ce champ réaliste a alors été appliqué sur le maillage du modèle RADIOS (Figure 5.9).

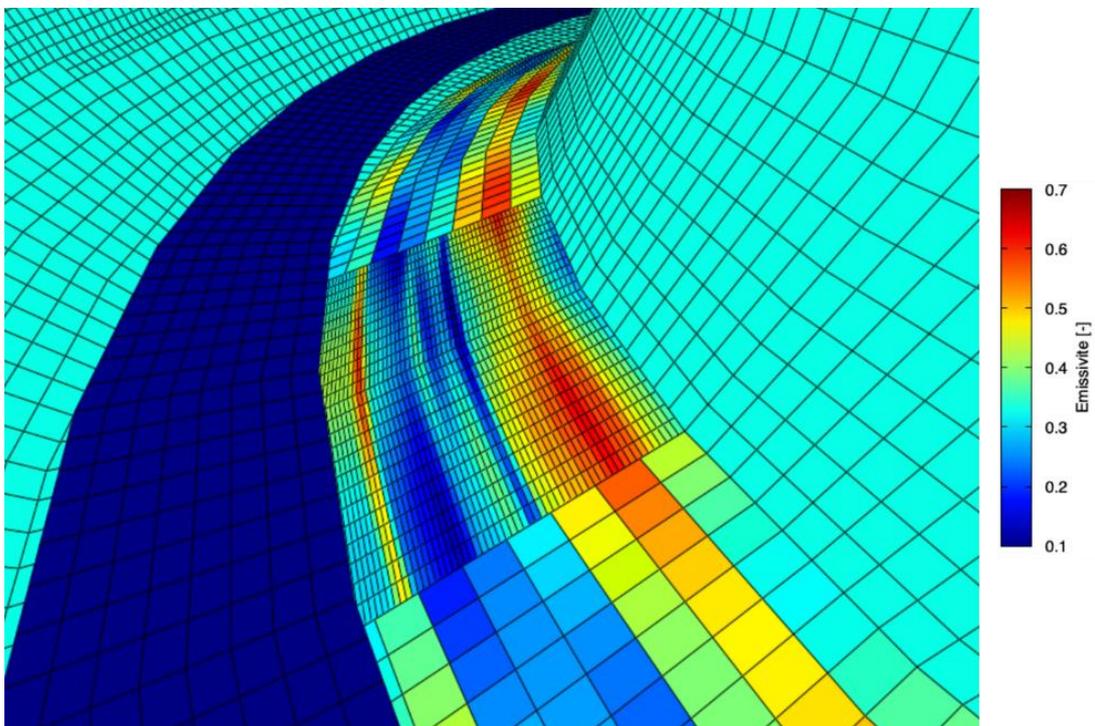


Figure 5.9 – Visualisation 3D de la scène expérimentale d'émissivités du divertor bas projetée sur le maillage au plus fin niveau de résolution de RADIOS.

La première scène radiative étudiée est la combinaison du champ d'émissivités présenté ci-dessus (Figure 5.9) et d'une scène thermique simple où l'environnement est à une température uniforme de 90°C et le divertor bas à une température uniforme de 200°C . La seconde scène radiative modélisée est la combinaison du champ de températures 3D présenté ci-dessus (Figure 5.8) et du champ 3D d'émissivités.

L'objectif est donc d'essayer de retrouver ce champ d'émissivités variable radialement et toroïdalement sur l'intégralité de la ROI qui représente un secteur de 20° du divertor bas. Le maillage de ce secteur comporte 1 391 patches, ce qui conduit à une estimation de 1 391 paramètres.

La Figure 5.10 présente les résultats de l'estimation pour plusieurs profils pris à différents endroits du divertor bas dans le cas de la première scène radiative (T_{div} uniforme à 200°C).

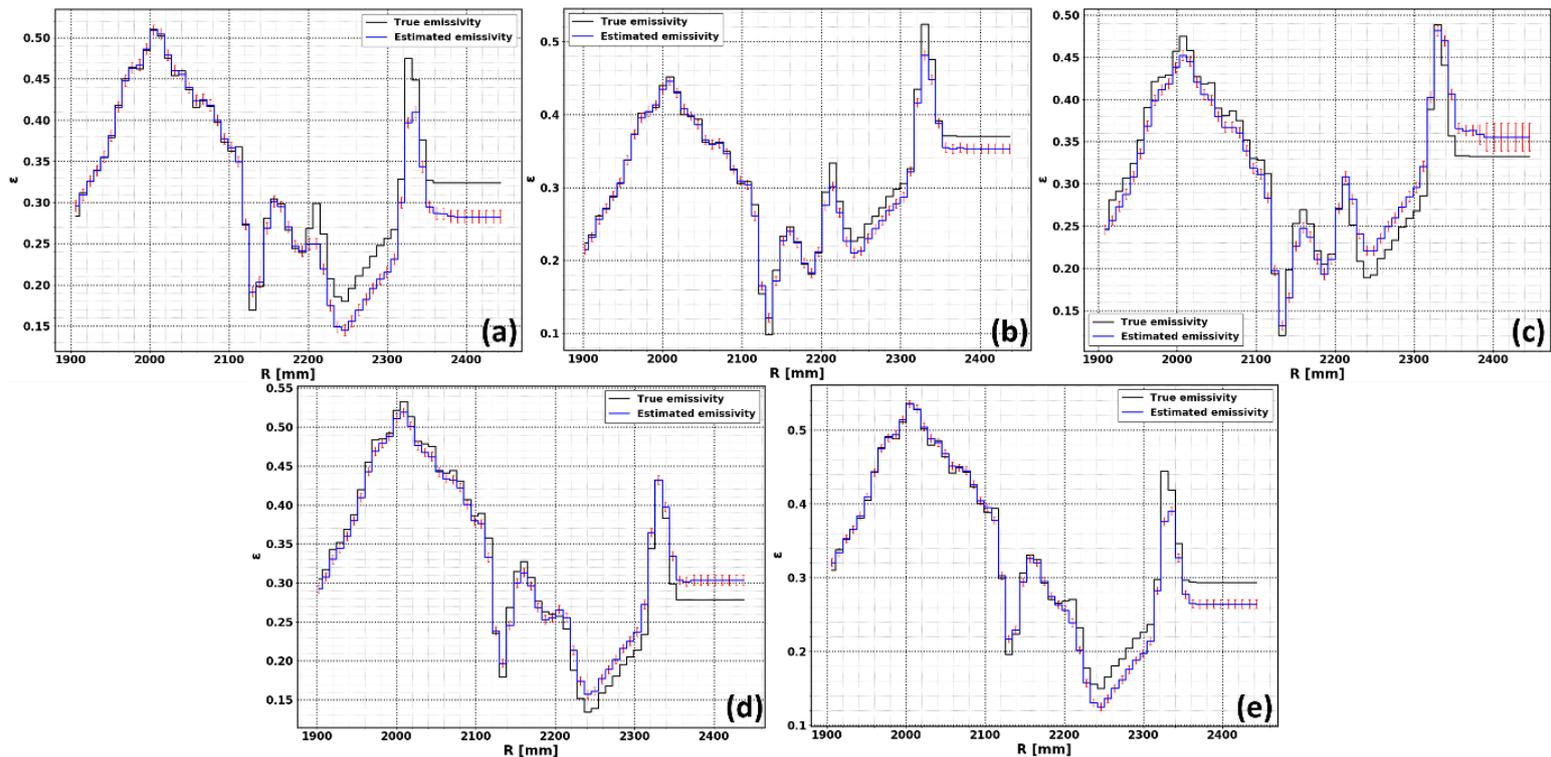


Figure 5.10 – Profils d'émissivités estimés (bleu) et théoriques (noir) extraits à différents endroits du divertor dans le cadre de la première scène radiative ($T_{div}=200^{\circ}\text{C}$). (a) : tranche prise à 1 degré du bord du divertor, (b) : 6 degrés, (c) : 10 degrés, (d) : 14 degrés, (e) : 19 degrés.

Il est à noter que le profil d'émissivité « vraie » tracé est en réalité le profil qui a servi à fabriquer l'observable bruité et projeté sur le maillage de la ROI-3D de RADIOS d'où un profil constant par morceaux, l'émissivité étant uniforme sur chaque patch. Les profils présentés ne sont que des exemples de l'estimation pris à 5 endroits sur le divertor mais la méthode inverse a bien permis d'estimer les 1.391 émissivités sur l'intégralité de la ROI. Il est à noter qu'au-delà de $R=2360\text{mm}$ le profil a été extrapolé en considérant toutes les valeurs d'émissivités égales. En réalité, il n'est pas possible d'estimer ces valeurs car géométriquement elles sont situées sous le baffle et ne sont pas visibles par la caméra et les sensibilités réduites du système à ces paramètres sont trop faibles pour pouvoir les estimer, on suppose donc les émissivités sous le baffle égales à la dernière émissivité « visible ».

L'estimation donne de bons résultats avec les différences les plus importantes localisées niveau outer à proximité du baffle, ces différences peuvent s'expliquer notamment par un défaut de modélisation du baffle (température de la face inférieure incorrecte, émissivité inférieure incorrecte). Toutes les

émissivités sont retrouvées avec une incertitude maximale de $\pm 5\%$ (écart type dû à l'amplification du bruit de mesure) et des erreurs par rapport au profil vrai inférieures à 20%.

Nous allons désormais étudier le cas de la seconde configuration thermique qui combine un champ d'émissivités variable radialement et toroïdalement et un champ de températures variable également radialement et toroïdalement. La variation toroïdale consiste en une modulation angulaire d'un profil radial mais l'estimation ne suppose pas connue *a priori* cette corrélation entre les patches pour autant. Cette modulation a une période de 20° censée reproduire l'effet Ripple observable dans la machine WEST. Pour cette situation les modulations du champ d'émissivités et du champ de températures sont synchrones. La Figure 5.11 présente les résultats de cette estimation.

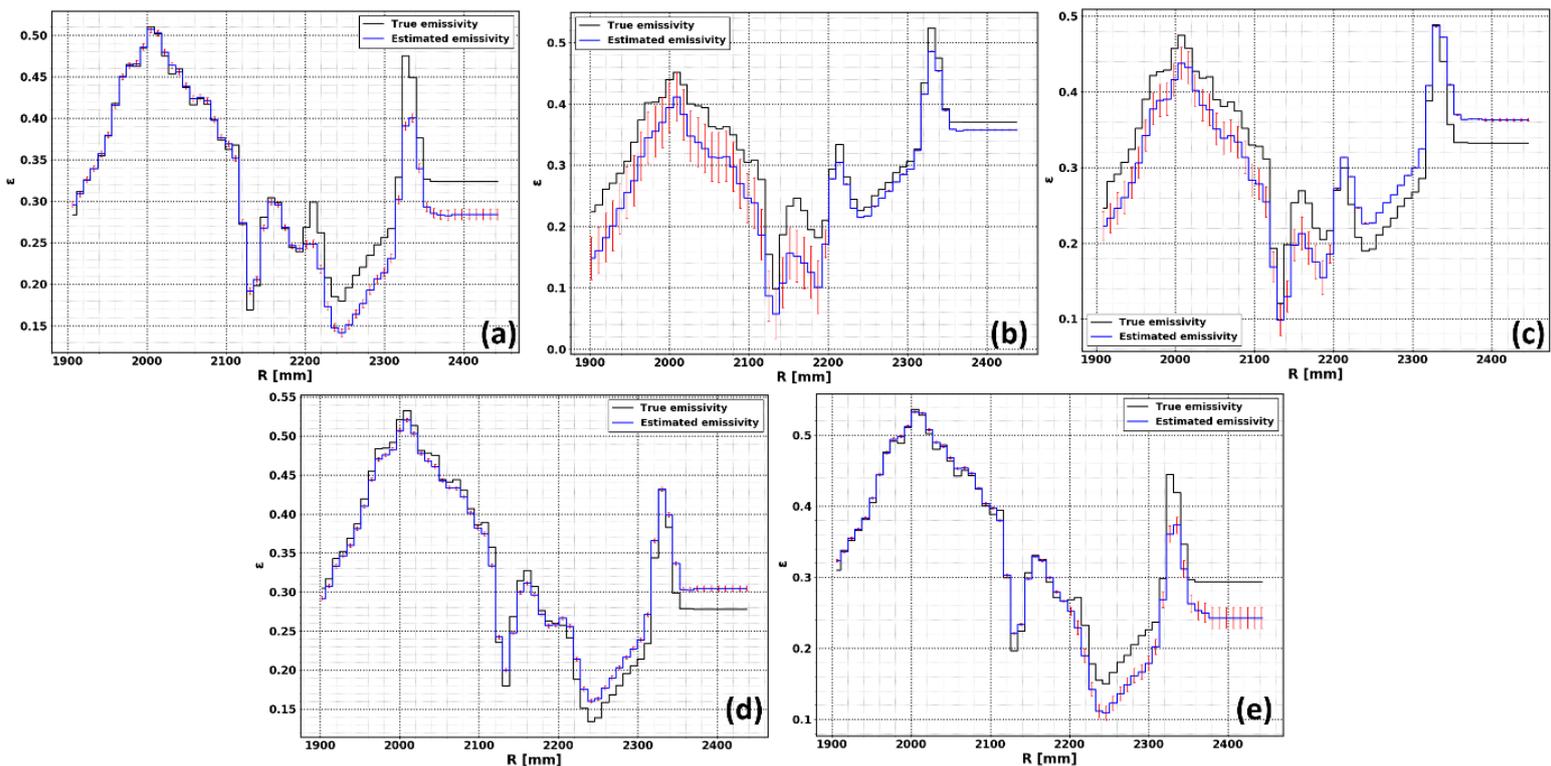


Figure 5.11 – Profils d'émissivités estimés (bleu) et théoriques (noir) extraits à différents endroits du divertor dans le cas de la deuxième scène radiative (T_{div} variable toroïdalement et radialement). (a) : tranche prise à 1 degré du bord du divertor, (b) : 6 degrés, (c) : 10 degrés, (d) : 14 degrés, (e) : 19 degrés.

La méthode inverse permet de retrouver encore une fois les 1 391 paramètres du modèle recherchés. Les profils estimés sont proches des profils « vrais » projetés sur le maillage de la ROI. Toutefois, on remarque des niveaux de confiance très dégradés sur les profils (b) et (c). En effet, il y a une zone sur la ROI où l'incertitude est assez élevée. Cette zone coïncide avec le « creux » de modulation des champs, c'est-à-dire que c'est la zone qui présente à la fois les émissivités les plus basses et les températures les plus basses. Nous avons vu précédemment en section 4.4.3 que cette combinaison d'émissivités les plus basses et de températures les plus basses donne les sensibilités réduites du système les plus basses par rapport à ces paramètres. Les sensibilités réduites étant plus faibles, la confiance quant à l'estimation se dégrade car les paramètres ont une influence plus faible qui se retrouve « écrasée » par d'autres paramètres plus dominants. Cela n'empêche pas l'estimation des paramètres en question mais l'incertitude est plus grande (jusqu'à $\pm 70\%$ d'incertitude pour les paramètres les moins bien estimés contre $\pm 5\%$ en moyenne pour les autres paramètres). Pour cette scène radiative les erreurs sont plus élevées, notamment à cause de la scène thermique plus complexe que la modélisation thermique

uniforme, avec des erreurs pouvant atteindre 44% et surtout des erreurs moins homogènes que dans la modélisation précédente.

Nous sommes donc parvenus à réaliser une estimation non-linéaire de l'émissivité d'un grand nombre d'éléments (1 391) dans le cadre de deux modélisations radiatives : une modélisation thermique homogène et une modélisation thermique variable et synchrone avec la modélisation d'émissivités. Les résultats de ces estimations sont satisfaisants avec des erreurs acceptables bien que dégradées dans le cas de la modélisation thermique variable (jusqu'à 44% d'erreur). Les niveaux d'incertitude de cette modélisation sont également dégradés du fait de la modélisation thermique et de la combinaison des deux champs (température et émissivité). Il serait nécessaire de pouvoir consolider ces résultats étant donné qu'en réalité nous nous attendons plus à observer expérimentalement des scènes thermiques similaires à la seconde modélisation thermique. En effet, même les images IR de début de choc où la température du divertor s'est homogénéisée ne présentent pas une température du divertor entièrement uniforme.

5.5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté un nouveau modèle analytique, dénommé RADIOS, permettant d'aller plus loin que le prototype numérique Sec-Tore en modélisant un Tokamak entier (360°) et en ajoutant un composant supplémentaire qui contribue à générer des obstructions dans la scène 3D. Ce modèle repose sur une méthode hiérarchique utilisant des facteurs de Gebhart dans le calcul du seuil des échanges pour le raffinement du maillage. Cela permet de réduire le nombre de facteurs de forme (de plusieurs milliards à quelques millions) et d'obtenir une matrice exploitable tout en conservant une précision de calcul maximale sur une région d'intérêt bien définie.

Ce modèle a permis de donner de bien meilleurs résultats que Sec-Tore dans le cadre de l'estimation linéaire de températures sur des données « experimental-like » générées par simulation lancer de rayons Monte-Carlo en considérant des matériaux diffus (erreurs de 33% au maximum sur les zones froides pour RADIOS contre 166% pour Sec-Tore). Par ailleurs, cette estimation améliorée d'un profil de températures permet également une meilleure analyse des phénomènes physiques en jeu dans les machines de fusion. En effet, la longueur de décroissance des profils estimée à partir du profil de température retrouvé avec RADIOS est bien meilleure que celle obtenue avec Sec-Tore (3% d'erreur pour RADIOS contre 37,6% pour le profil estimé avec Sec-Tore et 38% d'erreur pour la démarche classique à partir de l'image IR sans résoudre les réflexions). Cette longueur de décroissance est très importante pour les profils de flux dans le but d'améliorer notre compréhension des phénomènes physiques. La méthode inverse itérative avec RADIOS permet donc d'améliorer la mesure de température (pour des matériaux diffus uniquement) dans un but de sécurité des composants mais également d'analyses physiques en améliorant l'estimation de la longueur de décroissance.

Enfin, RADIOS a également permis de réaliser une estimation non-linéaire d'un grand nombre d'émissivités (1 391 contre 80 émissivités estimées au maximum avec Sec-Tore pour des raisons de temps de calcul) pour deux scènes radiatives différentes : une scène thermique uniforme et une scène thermique variable radialement et toroïdalement. Ces estimations ont donné des bons résultats (44% d'erreur au maximum) bien que les incertitudes augmentent quand la scène thermique se complexifie.

La prochaine étape est d'appliquer à RADIOS la même méthodologie appliquée à Sec-Tore et présentée en section 4.5 avec une estimation en deux temps des émissivités dans un cas de scène thermique uniforme puis d'une estimation d'un profil de température en utilisant les émissivités estimées.

Conclusion générale

Les travaux de cette thèse constituent la première étape de démonstration d'une approche numérique pour résoudre le problème de la thermographie infrarouge quantitative dans des environnements complexes entièrement réfléchissants et radiatifs. Il s'agit d'un problème particulièrement critique dans les machines de fusion nucléaire où ces systèmes de mesure sont indispensables pour la surveillance des composants face au plasma soumis à des hauts flux de chaleur conduisant à des températures jusqu'à plus de 2000°C. Ces hauts flux associés à de hautes températures conduisent à des modifications de l'état de surface et des propriétés optiques/radiatives, propriétés nécessaires à la thermographie infrarouge quantitative.

La méthode proposée dans cette thèse repose sur la résolution d'un problème inverse consistant à retrouver les températures de surface de la scène 3D observée à partir des images en radiance produites par la caméra. Cette méthodologie repose sur l'utilisation d'un modèle direct capable de simuler les images de la caméra à partir d'une scène thermique donnée en tenant compte des propriétés radiatives et optiques des matériaux et des multiples réflexions. La comparaison des images simulées avec les images expérimentales permet alors de remonter, à travers une boucle itérative, aux paramètres d'entrée de la scène thermique : température de surface ou émissivité des matériaux.

Nous avons présenté deux types de modèles directs. Le premier modèle basé sur des techniques probabilistes de lancer de rayons est capable de modéliser tout type d'interactions photon-paroi (diffus, spéculaire, mixte etc.) au sein de géométries très détaillées mais ce modèle reste très coûteux en temps de calcul et ne permet pas l'utilisation dans une boucle itérative. Ce premier modèle a été cependant remarquable pour améliorer notre compréhension des images expérimentales des machines de fusion WEST et ASDEX-Upgrade. Nous avons pu notamment mettre en évidence certains phénomènes non intuitifs comme l'impact des changements locaux des propriétés radiatives sur les bords des tuiles de composants critiques, anticiper les performances de mesures pour l'analyse physique (dont la longueur de décroissance des dépôts de flux). Le second modèle développé dans cette thèse repose sur un calcul analytique utilisant les équations aux radiosités pour prédire le flux partant d'une scène thermique entièrement diffuse, associé à une modélisation de caméra virtuelle de type pinhole. Ce deuxième modèle a été décliné en deux sous-modèles de complexité différente. Le premier (Sec-Tore) est une géométrie simplifiée du Tokamak puisqu'il ne modélise qu'un secteur toroïdal de 20° avec une condition de fermeture par deux surfaces noires isothermes. Aucune obstruction n'est à prendre en compte entre les éléments du maillage surfacique ce qui simplifie le calcul des facteurs de forme. Le second (RADIOS) utilise la méthode hiérarchique qui fait coexister plusieurs niveaux de maillage de la scène, les maillages les plus fins étant réalisés uniquement pour les surfaces dont les échanges ont un fort impact sur la solution, les autres étant conservés à une taille plus grossière. L'effort de calcul des facteurs de forme est ainsi réduit et est même orienté pour garantir la meilleure précision de la solution uniquement sur une zone d'intérêt du divertor, grâce à l'utilisation des facteurs de Gebhart (analogues à l'importance en rendu graphique). RADIOS a ainsi permis de prendre en compte les émissions et réflexions dans la totalité du Tokamak, une étape indispensable pour la comparaison avec les images expérimentales

Dans ce manuscrit, nous avons aussi proposé la résolution de la scène thermique d'un tokamak en deux étapes successives. Une première étape consiste à estimer les émissivités de la scène observée en supposant les températures de surface connues- ce qui est possible dans le fonctionnement des tokamaks entre chocs ou en début de choc quand la machine est à une température relativement uniforme et connue notamment grâce à des mesures ponctuelles type thermocouples. Une deuxième étape est l'estimation des températures pendant les opérations plasma, en supposant les émissivités connues grâce à la première étape. Nous avons aussi démontré que cette deuxième estimation peut se ramener à un problème linéaire et à un simple calcul matriciel pour retrouver les températures de surface de la scène

3D à partir des images 2D : un avantage notable pour les applications temps réels de cette méthode. Cette démarche demande de précalculer la matrice de sensibilité du modèle à chacun des paramètres (les émittances noires qui sont les termes sources, fonction uniquement des températures), ce qui demande autant de calculs de la solution que de termes sources dans la scène. Mais ce problème d'estimation étant linéaire, ce pré-calcul n'est réalisé qu'une fois, pourvu que les propriétés radiatives restent inchangées.

L'ensemble de cette méthodologie a été développé sur un prototype numérique représentant la géométrie d'un tokamak. La démarche a été d'abord validée en « inverse crime », i.e. à partir de données synthétiques générées avec le modèle direct utilisé dans l'inversion. Ces données synthétiques ont été bruitées, puis la démarche a été testée à partir de données synthétiques générées avec la simulation de lancer de rayons Monte-Carlo. Cette procédure nous permet de nous rapprocher du cas expérimental.

A l'aide du modèle Sec-Tore, nous avons pu montrer que l'estimation des températures est possible sur un grand nombre d'éléments (> 8000) permettant de résoudre en température de plus grandes régions d'intérêt dans la machine et/ou avec une meilleure résolution pour les profils piqués. L'estimation des émissivités, utilisant une méthode itérative, est quant à elle, plus limitée en nombre d'éléments à estimer : à moins d'une centaine d'éléments avec Sec-Tore et à un peu plus de 1000 éléments avec RADIOS. Néanmoins cette limitation ne vient pas de la méthode en soi mais du temps de calcul et des ressources nécessaires, ce qui ne constitue pas un frein rédhibitoire. Avec l'étude des sensibilités, nous avons également montré que la résolution des températures est peu sensible aux erreurs d'émissivité de l'environnement, une conclusion intéressante mais elle le sera beaucoup plus aux erreurs d'émissivité de la cible.

Du point de vue des performances, les résultats des deux modèles Sec tore et RADIOS donnent des résultats satisfaisants sur la mesure des profils de températures sur le divertor aux points les plus chauds avec une erreur de l'ordre de 1%. Ainsi dans un but uniquement de sécurité et de dépassement d'un seuil sur la température maximale dans la machine, les deux modèles pourraient être utilisés indifféremment. En revanche, les résultats des deux modèles diffèrent sur l'estimation des températures dans les zones plus froides localisées notamment aux pieds du pic. En effet, le modèle Sec-Tore à cause de sa géométrie limitée et de ses conditions de fermeture trouve une température bien trop élevée pour ces régions avec une erreur de 166% là où RADIOS permet de retrouver leur température avec une erreur de 33% dans le cas diffus (en °C). Il est à noter que si la mesure précise des zones froides est moins critique du point de vue de la sécurité machine, elle reste une donnée importante pour les analyses physiques et ainsi remonter aux paramètres plasma, par exemple au travers de l'estimation de la longueur de décroissance du profil mesurée sur le divertor. Or la mesure de cette longueur de décroissance sera fortement impactée par les erreurs de mesure de température faites sur les zones plus froides aux pieds du profil sur le divertor. Dans la démarche usuelle de conversion de l'image expérimentale en température sans correction des réflexions et avec des émissivités connues, nous trouvons ainsi une longueur de décroissance avec une erreur de 38%. Avec le modèle RADIOS, la longueur de décroissance est retrouvée avec une erreur de 3%. Nous voyons ici l'intérêt de corriger le flux réfléchi sur les régions même plus froides et de poursuivre l'effort afin de consolider le modèle pour réduire ces erreurs si nécessaires et s'assurer de pouvoir estimer tous les paramètres recherchés. Par ailleurs, un effort doit également être fait pour obtenir des résultats similaires en considérant des réflexions spéculaires.

Ces premières analyses ont aussi montré que le traitement du bruit est indispensable et qu'il constituera un point délicat avec le passage aux données expérimentales. Dans cette thèse, la méthode de minimisation choisie est la méthode de Gauss-Newton. Cette approche robuste a suffi pour atteindre les objectifs fixés dans le cadre de cette thèse. Cette méthode d'optimisation a néanmoins montré ses limites dans certains cas avancés, par exemple l'estimation avec RADIOS à partir de données reproduisant des mesures expérimentales qui ne permet pas d'estimer la totalité des paramètres voire à peine la moitié dans le cas des surfaces spéculaires. Une consolidation de la démarche serait possible avec un algorithme plus performant et plus robuste comme la méthode des gradients conjugués lorsqu'il

Il y a un grand nombre de paramètres à estimer, éventuellement doublée d'une méthode de régularisation pour s'affranchir des contraintes liées au bruit, ou la méthode de Gauss-Markov dans le cas où les niveaux de bruits peuvent être mesurés pour injecter un a priori dans l'estimation.

Enfin, nous avons testé le modèle d'inversion dans le cas de surfaces spéculaires réfléchissantes. Dans ce cas l'estimation de la température avec Sec-Tore et RADIOS donne toujours de bons résultats pour la température maximale, mais l'estimation de la température des cibles plus froides, sujettes aux réflexions, est plus aléatoire avec des erreurs au-delà de 100%. Si ce résultat était attendu car la méthode de radiosité suppose des surfaces diffuses, cela confirme ici la nécessité d'élaborer un modèle analytique capable de prendre en compte des réflexions spéculaires.

Perspectives

Les travaux présentés dans ce manuscrit ont montré la faisabilité d'une approche numérique pour résoudre le problème d'estimation des températures dans un environnement radiatif présentant un fort taux de réflexions. Cette approche est très prometteuse et nous avons montré un gain quantitatif par rapport aux approches classiques (températures apparentes). A travers ce prototype numérique de tokamak, nous avons pu mettre en place la méthodologie, tester ses performances ainsi que ses limites. Actuellement aucun élément bloquant n'a été rencontré pour pouvoir traiter des données expérimentales. Aussi nous proposons ici quelques perspectives d'amélioration pour poursuivre l'effort ouvert avec ses travaux. A court terme et sur la méthode elle-même, une étude de sensibilité basée sur une démarche bayésienne permettrait de valider et conforter les performances de la méthode proposée sur un plus grand nombre de cas et ainsi de borner plus précisément le domaine de validité de la méthode proposée. Le traitement du bruit sera également un point à approfondir par le test de nouveaux algorithmes de minimisation. La régularisation du problème inverse non abordée dans cette étude pourrait permettre également de limiter l'amplification du bruit en acceptant un certain niveau de biais dans la solution.

A plus long terme, un des objectifs principaux est le passage aux données expérimentales. Pour cela, plusieurs pistes d'amélioration peuvent être citées : (1) prise en compte des géométries plus complexes et plus proches de la vraie géométrie de tokamak dans le modèle analytique. Cela est possible et est en cours d'étude avec l'utilisation de techniques de clustering (2) prise en compte de surfaces réfléchissantes spéculaires dans le calcul analytique : une étape indispensable pour passer aux données expérimentales fortement dominé par le comportement spéculaire des matériaux. Cette étude est également en cours et devrait passer par un calcul de facteur de forme spécifique (3) amélioration de l'ajustement des visées synthétiques et expérimentales avec prise en compte de la réponse optique de la caméra notamment pour inclure les erreurs instrumentales (issues de calibration, résolution de l'optique, et/ou flux parasites provenant des optiques chaudes). Enfin la résolution du problème inverse pourrait être aidée par une approche dite multi-vues en utilisant plusieurs caméras qui observent la même scène. Cette approche pourrait s'avérer particulièrement pertinente dans le cas de matériaux spéculaires où la réponse est très dépendante de l'angle de visée. L'observation d'un même objet par plusieurs caméras permettrait de discriminer des solutions multiples de la résolution inverse.

Pour finir, nous aimerons souligner l'intérêt de tester les performances de l'approche inverse proposée dans cette thèse sur différentes machines et notamment la complémentarité des machines WEST et ASDEX-Upgrade sur lesquelles ont porté cette étude: l'intérêt et les performances de l'approche inverse ne seront pas les mêmes sur la géométrie du divertor de WEST dite « ouverte » moins sensible aux multiples réflexions (et plus particulièrement aux autoréflexions) que sur la géométrie du divertor d'ASDEX-Upgrade, dite « fermée », où les cibles chaudes se font face comme dans le divertor ITER. Néanmoins, la machine WEST reste particulièrement intéressante pour tester l'approche multi vues avec 14 caméras intégrées comme dans ITER.

Bibliographie

- ALIFANOV, O. & ARTYUKHIN, E., 1975. Regularised numerical solution of non-linear inverse heat-conduction problem.. *Journal of Engineering Physics and Thermophysics*, Volume 29, pp. 934-938.
- AMIEL, S. et al., 2012. Surface temperature measurement of plasma facing components with active pyrometry. *Journal o Physics: Conference Series* , Volume 395.
- AMIEL, S. et al., 2014. 2D surface temperature measurement of plasma facing components with modulated active pyrometry. *Review of Scientific Instruments*, Volume 85.
- ANSYS SPEOS, s.d. *SPEOS Optical System Design Software* | ANSYS. [En ligne]
Available at: <https://www.ansys.com/products/optical/ansys-speos>
- ARNOUS, R. & JACQUINOT, 2006. *ITER : Le chemin des étoiles ?*. s.l.:Edisud.
- ARNOUX, G. et al., 2014. Power handling of the JET ITER-like wall. *Physica Scripta*, Volume T159.
- ASTER, R. C., BORCHERS, B. & THURBER, C. H., 2018. *Parameter Estimation and Inverse Problems*. 3rd Edition éd. s.l.:Elsevier.
- AUMEUNIER, M.-H. et al., 2020. Infrared Thermography in Metallic Environments of WEST and ASDEX Upgrade. *Nuclear Materials and Energy*.
- AUMEUNIER, M.-H. et al., 19/12/2019. Infrared Measurement in metallic environment - First results with Synthetic Diagnostic versus WEST experiments. *WEST Task Force Meeting*.
- AUMEUNIER, M.-H. & IRFM team, 28/09/2015. La maîtrise de la protection de la paroi des machines de fusion.
- AUMEUNIER, M.-H., KOCAN, M., REICHLER, R. & GAUTHIER, E., 2017. Impact of reflections on the divertor and first wall temperature measurements from the ITER infrared imaging system. *Nuclear Materials and Energy 000*, pp. 1-5.
- BASIUK, V. et al., 2001. Studies of suprathreshold electron loss in the magnetic ripple of Tore Supra. *Nuclear Fusion*, 41(5), pp. 477-485.
- BEN YAALA, M. et al., 2021. Bidirectional reflectance measurement of Tungsten samples to assess reflection model in WEST tokamak. *Review of Scientific Instruments*.
- BOIVIN, S. & GAGALOWICZ, A., 2001. Image-Based Rendering of Diffuse, Specular and Glossy Surfaces from a Single Image. *ACM SIGGRAPH*, pp. 12-17.
- CALIOT, C. et al., 2015. Validation of a Monte Carlo Integral FOrmulation Applied to Solar Facility Simulations and Use of Sensitivities. *Journal of Solar Energy Engineering*.
- CARR, M. et al., 2019. Physically principled reflection models applied to filtered camera imaging inversions in metal walled fusion machines. *Review of Scientific Instruments*.
- COHEN, M. F. & WALLACE, J. R., 1995. *Radiosity and Realistic Image Synthesis*. s.l.:Academic Press Professional.
- COLAS, L. et al., 2003. Hot spot phenomena on Tore Supra ICRF antennas investigated by optical diagnostics. *Nuclear Fusion*, Volume 43, pp. 1-15.

- COUBARD, F., BREDIF, M., BRIOTTET, X. & PAPANODITIS, N., 2011. Estimation de la réflectance de matériaux d'une scène urbaine : modélisation et méthode d'inversion. *Revue française de photogrammétrie et de télédétection*, Volume 194, pp. 25-35.
- COURTOIS, X. et al., 2018. Design and status of the new WEST IR thermography system. *Fusion Engineering and Design* 136, pp. 1499-1504.
- COURTOIS, X. et al., 2019. Full coverage infrared thermography diagnostic for WEST machine protection. *Fusion Engineering and Design* 146, pp. 2015-2020.
- EICH, T. et al., 2013. Empirical scaling of inter-ELM power widths in ASDEX Upgrade and JET. *Journal of Nuclear Materials*, 438(July), pp. S72-S77.
- EINSTEIN, A., 1905. Zur elektrodynamik bewegter körper. *Annalen der Physik*, pp. 17, 37-65.
- FEDERICI, G. et al., 2001. Plasma-material interactions in current tokamaks and their implications for next step fusion reactors. *Nuclear Fusion* 41 (12).
- FEDORCZAK, N. et al., 2020. Infra-red thermography estimate of deposited heat load dynamics on the lower tungsten divertor of WEST. *Physica Scripta*.
- FIRDAOUSS, M. et al., 2009. Power deposition modelling of the ITER-like well beryllium tiles at JET. *Journal of Nuclear Materials*, Volume 390-391, pp. 947-950.
- GAO, B. et al., 2020. Plasma-facing components damage and its effects on plasma performance in EAST tokamak. *Fusion Engineering and Design*, Volume 156.
- GARDAREIN, J.-L. et al., 2009. Thermal quadrupoles approach for two-dimensional heat flux estimation using infrared and thermocouple measurements on the JET tokamak. *International Journal of Thermal Sciences*, 48(1), pp. 1-13.
- GASPAR, J., 2013. *Fluxmétrie et caractérisation thermiques instationnaires des dépôts des composants face au plasma du Tokamak JET par techniques inverses*. Marseille
- GASPAR, J. et al., 2020. In-situ assessment of the emissivity of tungsten plasma facing components of the WEST tokamak. *Nuclear Materials and Energy*, Volume 25.
- GASPAR, J. et al., 2016. Heat flux estimation in WEST divertor with embedded thermocouples. *Journal of Physics: Conference Series* 745.
- GASPAR, J. et al., 2019. First heat flux estimation in the lower divertor of WEST with embedded thermal measurements. *Fusion Engineering and Design*, Volume 146, pp. 757-760.
- GASPAR, J. et al., 2017. Surface heat flux estimation with embedded fiber Bragg gratings measurements: Numerical study. *Nuclear Materials and Energy*, pp. 1077-1081.
- GASPAR, J. et al., 2013. Nonlinear heat flux estimation in the JET divertor with the ITER like wall. *International Journal of Thermal Sciences*, Volume 72, pp. 82-91.
- GASPAR, J. et al., 2019. Emissivity measurement of tungsten plasma facing components of the WEST tokamak. *Fusion Engineering and Design*, Volume 149.
- GASPAR, J. et al., 2016. In-situ estimation of the thermal resistance of carbon deposits in the JET tokamak. *International Journal of Thermal Sciences*, Volume 104, pp. 292-303.
- GEBHART, B., 196. Surface Temperature Calculations in Radiant Surroundings of Arbitrary Complexity for Gray Diffuse Radiation. *Journal of Heat Mass Transfer*, Volume 3, pp. 341-346.

- GELMAN, A., CARLIN, J., STERN, H. & RUBIN, D., 2004. *Bayesian Data Analysis*. s.l.:Chapman and Hall CRC.
- GERARDIN, J. et al., 2017. *Réduction de modèle thermique par Méthode d'Identification Modale (MIM) pour déterminer la température de surface des composants de machine de fusion*. Marseille
- GHERIBI, A. E., GARDAREIN, J.-L., RIGOLLET, F. & CHARTRAND, P., 2014. Evidence of second order transition induced by the porosity in the thermal conductivity of sintered metals. *APL Materials*.
- GUILLAUMAT, L., BATSALE, J.-C. & MOURAND, D., 2004. Real time infra-red image processing for the detection of delamination in composite plates.. *Composites A: Applied Science and Manufacturing*, 35(7-8), pp. 939-944.
- HADAMARD, J., 1923. *Lectures on cauchy's problem in linear partial differential equations*. Dover Phoenix editions.
- HADAMARD, J., 1932. *Le problème de cauchy et les équations aux dérivées partielles linéaires hyperboliques*. Hermann éd..
- HANSEN, P. & OLEARY, D., 1993. The use of the L-curve in the regularization of discrete ill-posed problems. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 14(6), pp. 1487-1503.
- HERNANDEZ, D. & MILCENT, E., 1995. Pyro-réfectomètre bicolore à fibres optiques pour mesures "in situ". *Journal de Physique III*, pp. 999-1011.
- HERRMANN, A. et al., 2009. Experiences with tungsten coatings in high heat flux tests and under plasma load in ASDEX Upgrade. *Physica Scripta*, Volume 138.
- HOUTTE, D. V. et al., 2005. Real time control of fully non-inductive 6 minute, 1 gigajoule plasma discharges in tore supra. *Fusion Engineering and Design* 74 (1-4), pp. 651-658.
- HUETZ-AUBERT, M., 1992. *Rayonnement thermique des matériaux opaques*. s.l.:Techniques de l'ingénieur.
- IRFM team, s.d. *Intranet IRFM*. [En ligne]
Available at: <http://www-irfm.intra.cea.fr/Phocea/Album/index.php>
- JACQUET, P. et al., 2011. Heat loads on JET plasma facing components from ICRF and LH wave absorption in the SOL. *Nuclear Fusion*, Volume 51.
- KAPIO, J. & SOMERSALO, E., 2005. *Statistical and Computational Inverse Problems*. Springer.
- KEILHACKER, M. et al., 1999. High fusion performance from deuterium-tritium plasma in jet. *Nuclear Fusion* 39.
- KOCAN, M. et al., 2016. First results on modeling of ITER infrared images. *Physica Scripta T167*.
- LAWSON, J., 1957. Some criteria for a power producing thermonuclear reactor. *Proceeding of the Physical Society*, pp. Section B 70 (1), 6..
- LE BOHEC, M., LEMONNIER, D. & SAURY, D., 2019. *Modélisation réduite des transferts radiatifs dans l'habitat par une méthode hiérarchique*. Nantes.
- LE BOHEC, M. et al., 2020. *Modélisation réduite locale des transferts radiatifs dans un tokamak par une méthode hiérarchique basée sur les facteurs de Gebhart*. Belfort.

- LE FOLL, S., DELMAS, A. & ANDRE, F., 2017. Identification of radiative properties for heterogeneous materials at high temperature.. *International Journal of Thermal Sciences*, Volume 120, pp. 314-320.
- LE NILIOT, C. & LEFEVRE, F., 2004. A parameter estimation approach to solve the inverse problem of point heat sources identification. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 47(4), pp. 827-841.
- LEDUC, G., 2003. *Analyse directe et inverse des échanges radiatifs ; application à une enceinte habitée*. Toulouse.
- LEDUC, G., MONCHOUX, F. & THELLIER, F., 2004. Inverse radiative design in human thermal environment. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 47(14-16), pp. 3291-3300.
- LIDE, D. & FREDERIKSE, H., 1994. *CRC Handbook of Chemistry and Physics*. 75th edition éd. Boca Raton, FL: CRC Press.
- LI, Y. et al., 2018. Hot spots induced by LHCD in the shadow of antenna limiters in the EAST tokamak. *Physics of Plasmas*, Volume 25.
- LOARER, T., BUCALOSSI, J., MATTHEWS, G. & PHILIPPS, V., 2005. Tritium particle balance and retention during discharges in jet. *Journal of nuclear materials* 337-339, pp. 624-628.
- LOARER, T., s.d. Tokamak Operations. *ASPNF 29/01/2018 - 02/02/2018*. Chiang Mai University Thailand.
- LOSCOS, C., DRETTAKIS, G. & ROBERT, L., 2000. Interactive Virtual Relighting of Real Scenes. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, pp. 289-305.
- LOSCOS, C., JACOBS, K., PATOW, G. & PUEYO, X., 2006. Inverse Rendering: From Concept to Applications. *EUROGRAPHICS*.
- MAILLET, D., JARNY, Y. & PETIT, D., 2010. *Problèmes inverses en diffusion thermique modèles diffusifs, mesures, sensibilités*. s.l.:Techniques de l'ingénieur Transferts thermiques.
- MAILLET, D., JARNY, Y. & PETIT, D., 2010. *Problèmes inverses en diffusion thermique modèles diffusifs, mesures, sensibilités*.. s.l.:Techniques de l'ingénieur Transferts thermiques.
- MAILLET, D., JARNY, Y. & PETIT, D., 2011a. *Problèmes inverses en diffusion thermique formulation et résolution du problème des moindres carrés*. s.l.:Techniques de l'ingénieur Transferts thermiques.
- MAILLET, D., JARNY, Y. & PETIT, D., 2011b. *Problèmes inverses en diffusion thermique outils spécifiques de conduction inverse et de régularisation*. s.l.:Techniques de l'ingénieur Transferts thermiques.
- MARTINSONS, C., 1998. *Analyse de revêtements durs par radiométrie infrarouge photothermique : estimation des propriétés thermiques par techniques inverses. Application à l'évaluation de l'adhérence*. Reims: s.n.
- MITTEAU, R. & Tore Supra team, 2005. Steady state heat exhaust in Tore Supra: operational safety and edge parameters. *Journal of Nuclear Materials*, Volume 337-339, pp. 795-801.
- MODEST, M. F., 2013. *Radiative Heat Transfer - Chap 23 - Inverse Radiative Heat Transfer*. 3rd Edition éd. s.l.:Elsevier.
- MOONEY, J. M., SHEPPARD, F. D., EWING, W. S. & SILVERMAN, J., 1989. Responsitivity Nonuniformity Limited Performand Of Infrared Staring Cameras. *Optical Engineering*, Volume 28.

- MURATORI, F., 2020. *Etude de faisabilité et de pré-conception d'une expérience de mesure de la puissance résiduelle d'un combustible irradié aux temps très courts sur le réacteur RJH*. s.l.:Thèse de doctorat Aix Marseille Université.
- NIMIER-DAVID, M., SPEIERER, S., RUIZ, B. & JAKOB, W., 2020. Radiative backpropagation: an adjoint method for lightning-fast differentiable rendering. *ACM Trans. graph.*, Volume 39.
- ORLANDE, H. R., FUDYM, O., MAILLET, D. & COTTA, R. M., 2011. *Thermal measurements and Inverse Techniques*. s.l.:CRC Press Taylor & Francis Group.
- OZISIK, N. & ORLANDE, H., 2000. *Inverse Heat Transfer : Fundamentals and Applications*. s.l.:Taylor & Francis.
- PAJANI, D., 2013. *Thermographie - Principes et mesures*. s.l.:Techniques de l'ingénieur.
- PAPINI, F. & GALLET, P., 1994. *Thermographie infrarouge, image et mesure*. Paris: Elsevier Masson.
- PETIT, D. & MAILLET, D., 2008a. *Techniques inverses et estimation de paramètres. Partie 1*. s.l.:Techniques de l'ingénieur Mécanique Physique.
- PETIT, D. & MAILLET, D., 2008b. *Techniques inverses et estimation de paramètres, partie 2*. s.l.:Techniques de l'ingénieur Mécanique physique.
- PHILIPPS, V. et al., 1993. Evidence of hot spot formation on carbon limiters due to thermal electron emission. *Nuclear Fusion*, Volume 33, p. 953.
- PIAUD, B. et al., 2012. Application of Monte-Carlo Sensitivities Estimation in SOLFAST-4D. *SolarPaces Conference*, pp. 1-9.
- REMY, B., ANDRE, S. & MAILLET, D., 2011. *Non linear parameter estimation problems : tools for enhancing metrological objectives*. Roscoff: EUROTHERM School METTI on Thermal Measurements & Inverse Techniques.
- RICOLFE-VIALA, C. & SANCHEZ-SALMERON, A.-J., 2010. Lens distortion models evaluation. *Applied Optics*, Volume 49.
- RIGOLLET, F., FUDYM, O., PETIT, D. & LE NILIOT, C., 2011. *Basics for linear estimation, the white box case..* Roscoff: EUROTHERM School METTI on Thermal measurements & Inverse Techniques.
- ROBINSON, D. W. et al., 2017. 3D Thermography for improving temperature measurements in thermal vacuum testing. *CEAS Space Journal*.
- SENTENAC, T., GILBLAS, R. & BUGARIN, F., 2019. Trichromatic thermoreflectometry for an improved accuracy of true temperature field measurement on a multi-material part. *International Journal of Thermal Sciences*, Volume 145.
- SIEGEL, R. & HOWELL, J., 2002. *Thermal Radiation Heat Transfer*. 4ème Edition éd. s.l.:Taylor and Francis.
- SIEGLIN, B. et al., 2016. Investigation of scrape-off layer and divertor heat transport in ASDEX Upgrade L-mode. *Plasma Physics and Controlled Fusion* 58.
- SIEGLIN, B. et al., 2015. Real time capable infrared thermography for ASDEX Upgrade. *Review of Scientific Instruments* 86.
- SIVIA, D. & SKILLING, J., 2006. *A Bayesian tutorial - second edition*. s.l.:Oxford university press.

- SMITS, B. E., ARVO, J. R. & SALESIN, D. H., 1992. An Importance-Driven Radiosity Algorithm. *Computer Graphics*, 2(26).
- SPEOS CAA V5 Based User Guide, s.d. s.l.:s.n.
- TALATIZI, C. et al., 2018. *Prédiction de la mesure de température de surface par thermographie infrarouge dans un environnement tout métallique : application à la machine de fusion WEST.* Pau, Société Française de Thermique.
- TALATIZI, C. et al., 2020. Inverse radiation problem with infrared images to monitor plasma-facing components temperature in metallic fusion devices. *Fusion Engineering and Design*, Volume 159.
- TALATIZI, C. et al., 2021. Solving the Infrared Reflections Contribution by Inversion of Synthetic Diagnostics: first results on WEST. *Fusion Engineering and Design*, Volume 21.
- TARANTOLA, A., 1987. *Inverse Problem Theory and Methods for Model Parameter Estimation*. 1st edition éd. s.l.:Elsevier.
- TIKHONOV, A. & ARSENIN, V., 1977. *Solution of Ill-posed Problems*. Winston & Sons éd. s.l.:s.n.
- TOULLIER, T., 2019. *Simultaneous characterization of objects temperature and radiative properties through multispectral infrared thermography*. s.l., s.n.
- TOULOUKIAN, Y., 1967. *Thermophysical properties of high temperature solid materials*. New York: Macmillan.
- TSITRONE, E., s.d. Plasma wall interactions in tokamaks: When the 4th state of matter meets the other 3. *ITER Summer School on PWI*. 22-26/06/2009.
- TSITRONE, E. et al., 2005. Role of wall implantation of charge exchange neutrals in the deuterium retention for tore supra long discharges. *Journal of nuclear materials* 337-339, pp. 539-543.
- WALTER, E. & PRONZATO, L., 1994. *Identification de Modèles Paramétriques*. Masson éd. s.l.:s.n.
- WESSON, J., 1997. Tokamak. *Oxford Science Publications*.
- Wikipedia, s.d. *Pinhole camera model*. [En ligne]
Available at: https://en.wikipedia.org/wiki/Pinhole_camera_model
- Wikiwand, s.d. *Spectre visible - Wikiwand*. [En ligne]
Available at: https://www.wikiwand.com/fr/Spectre_visible

Annexe

Annexe I

Grandeurs radiatives

Si on considère un point O d'un élément de surface dS (Figure 1.13) à la température T_0 alors l'expression du flux émis par dS autour de O dans la gamme de longueur d'onde $d\lambda$ s'écrit :

$$d^3\phi^e(O, \Delta, \lambda) = \varepsilon'_\lambda(\theta, \varphi, T_0) \cdot L_\lambda^0(T_0) \cdot \cos(\theta) \cdot dS \cdot d\Omega \cdot d\lambda \quad (\text{I.1})$$

où $d\Omega$ est l'angle solide élémentaire d'émission, θ et φ les angles caractéristiques d'émission (Figure 1.13). La surface $dS \cos(\theta)$ est la surface apparente dans la direction d'émission. L'émissivité monochromatique directionnelle $\varepsilon'_\lambda(\theta, \varphi, T)$ est un nombre compris entre 0 et 1 (pour le corps noir), dépendant de la nature du matériau, de son état de surface (rugosité) et de sa température.

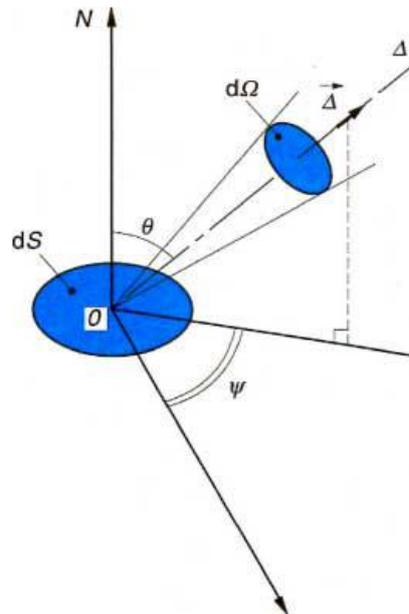


Figure I.1 – Caractéristiques géométriques d'un flux radiatif, rapporté à la surface dS et à l'angle solide $d\Omega$, autour de l'axe Δ , de vecteur unitaire $\vec{\Delta}$ (HUETZ-AUBERT, 1992).

Pour une surface dS opaque (cas des surfaces observées dans les Tokamaks), le flux collecté par un détecteur observant cet élément de surface dS comprend également un flux de photons $d^3\phi_\lambda^r$ provenant de l'environnement et réfléchi par dS dans la direction de visée du détecteur Δ_r , définie par les angles précédents et notés maintenant θ_r et φ_r (Figure I.1) :

$$d^3\phi^r(O, \vec{r}, \lambda) = dS \cdot \cos(\theta_r) \cdot d\Omega_r \cdot d\lambda \int_{\Omega_i} \rho''_{\lambda}(\vec{i}, \vec{r}, \lambda) \cdot L_{\lambda}^i \cdot \cos(\theta_i) \cdot d\Omega_i \quad (\text{I.2})$$

où L_{λ}^i désigne la luminance du rayonnement incident sur l'élément de surface dS venant de l'environnement dans la direction \vec{i} dans l'angle solide $d\Omega_i$, celui-ci parcourant tout le demi-espace d'incidence noté Ω_i pour calculer toutes les réflexions possibles (Figure I.2).

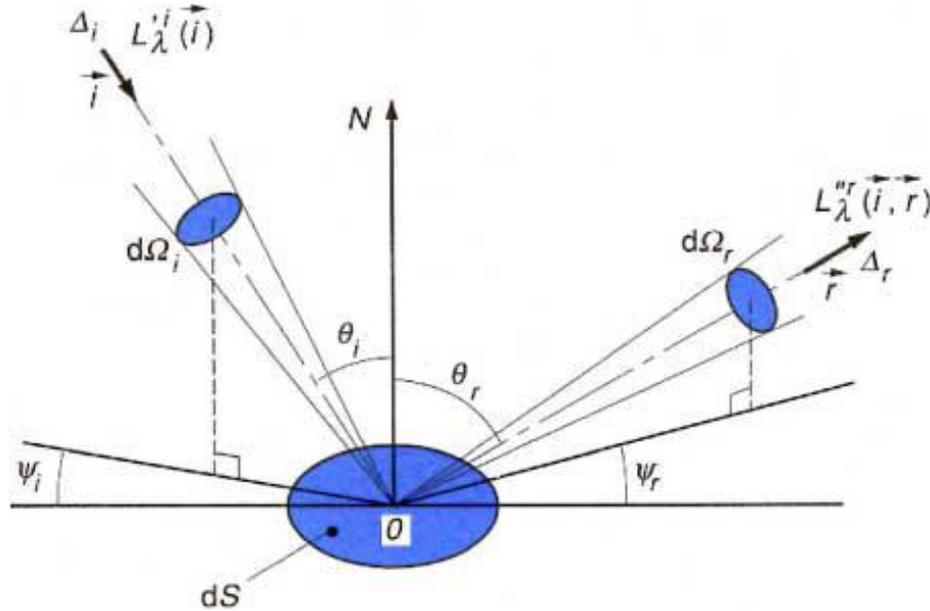


Figure I.2 – Caractéristiques géométriques d'un flux radiatif incident sur la surface dS , à l'intérieur de l'angle solide $d\Omega_i$, et réfléchi à l'intérieur de l'angle solide $d\Omega_r$ (HUETZ-AUBERT, 1992).

Le facteur $\rho''_{\lambda}(\vec{i}, \vec{r}, \lambda)$ désigne la réflectivité bidirectionnelle monochromatique (BRDF en anglais pour Bidirectional Reflectance Distribution Function) donnée par

$$\rho''_{\lambda}(\vec{i}, \vec{r}, \lambda) = \frac{L_{\lambda}^r}{L_{\lambda}^i \cdot \cos(\theta_i) \cdot d\Omega_i} \quad (\text{I.3})$$

Elle correspond à la contribution de l'éclairement $L_{\lambda}^i \cdot \cos(\theta_i) \cdot d\Omega_i$ de dS dans la direction \vec{i} à la luminance réfléchie L_{λ}^r dans la direction \vec{r} . Ce facteur n'est pas sans dimension (en sr^{-1}), il le deviendra après intégration directionnelle par exemple sur toutes les directions de réflexion.

Remarque 1 : on définit la réflectivité monochromatique directionnelle hémisphérique comme la fraction de flux réfléchi dans toutes les directions (demi-espace noté Ω_r) pour un flux incident dans une seule direction \vec{i} :

$$\rho_{\lambda}^{(h)}(\vec{i}) = \int_{\Omega_r} \rho''_{\lambda}(\vec{i}, \vec{r}, \lambda) \cdot \cos(\theta_r) \cdot d\Omega_r \quad (\text{I.4})$$

C'est ce facteur qui est présent dans la conservation du flux incident qui indique qu'un matériau soumis à un rayonnement incident peut l'absorber, le transmettre ou le réfléchir, ce qui se traduit par :

$$\alpha'_{\lambda}(\vec{i}) + \tau_{\lambda}^{\cap}(\vec{i}) + \rho_{\lambda}^{\cap}(\vec{i}) = 1 \quad (\text{I.5})$$

Et dans le cas d'un matériau opaque (transmission nulle), on obtient donc :

$$\alpha'_{\lambda}(\vec{i}) + \rho_{\lambda}^{\cap}(\vec{i}) = 1 \quad (\text{I.6})$$

Remarque 2 : Pour un rayonnement incident isotrope, la luminance du rayonnement incident ne dépend plus de la direction d'incidence, on peut ainsi introduire :

$$\rho_{\lambda,iso}^{\cap}(\vec{r}) = \int_{\Omega_i} \rho_{\lambda}^{\cap}(\vec{i}, \vec{r}, \lambda) \cdot \cos(\theta_i) \cdot d\Omega_i \quad (\text{I.7})$$

qui représente la réflectivité hémisphérique directionnelle monochromatique pour un rayonnement incident isotrope. Pour une surface opaque, il est possible de relier cette réflectivité hémisphérique directionnelle à l'émissivité directionnelle par la relation suivante, établie en utilisant la conservation de la luminance noire $L_{\lambda}^0(T)$ dans une enceinte en équilibre thermodynamique parfait (HUETZ-AUBERT, 1992):

$$\varepsilon'_{\lambda}(\lambda, -\vec{i}, T) + \rho_{\lambda,iso}^{\cap}(\lambda, \vec{i}, T) = 1 \quad (\text{I.8})$$

Le principe de réciprocité de Helmholtz sur le trajet inverse de la lumière (HUETZ-AUBERT, 1992) permet ensuite d'écrire la relation qui relie les deux réflectivités précédentes :

$$\rho_{\lambda}^{\cap}(\vec{i}) = \rho_{\lambda,iso}^{\cap}(-\vec{i}) \quad (\text{I.9})$$

Il est alors possible de retrouver la loi de Kirchhoff-Draper à partir des équations (I.6), (I.8) et (I.9) qui dit qu'un bon absorbeur (donc un mauvais réflecteur) d'un flux venant de la direction \vec{i} sera un bon émetteur dans la direction $-\vec{i}$

$$\alpha'_{\lambda}(\vec{i}) = \varepsilon'_{\lambda}(-\vec{i}) = 1 - \rho_{\lambda}^{\cap}(\vec{i}) \quad (\text{I.10})$$

ou pour la direction d'émission \vec{r} : $\alpha'_{\lambda}(-\vec{r}) = \varepsilon'_{\lambda}(\vec{r}) = 1 - \rho_{\lambda}^{\cap}(-\vec{r})$

Remarque 3 : matériau diffus en émission et en réflexion

- a) Dans le cas d'un matériau diffus en émission, l'émissivité directionnelle ne dépend plus de la direction (on supprime la dépendance en T uniquement pour alléger l'écriture) :

$$\varepsilon'_{\lambda}(\lambda, -\vec{i}) = \varepsilon_{\lambda}(\lambda) \quad (\text{I.11})$$

La luminance émise donnée par (I.9) est donc isotrope. Cela implique aussi que, pour un flux incident dans une direction \vec{i} , la fraction réfléchie dans toutes les directions

$\rho_{\lambda}^{\wedge}(\vec{i}) = 1 - \varepsilon_{\lambda}^{\prime}(\vec{i}) = 1 - \varepsilon_{\lambda} = \rho_{\lambda}^{\wedge}$ est maintenant constante quelle que soit la direction d'incidence \vec{i} . Cela n'implique pas que la réflectivité bidirectionnelle soit identique dans chaque direction de réflexion \vec{r} , mais que son intégrale dans toutes les directions de réflexion ρ_{λ}^{\wedge} donnée par 1.14 ne dépende plus de \vec{i} . Cela vaut également pour la luminance réfléchie (I.11) qui n'est donc pas isotrope c'est à dire pas identique dans toutes les directions de réflexions.

- b) Enfin, si le matériau est également parfaitement diffus en réflexion, sa réflectivité bidirectionnelle ne dépend alors pas des directions d'incidence et de réflexion et est notée simplement (avec « d » pour « diffuse ») $\rho_{\lambda,d}(\lambda)$:

$$\rho_{\lambda}^{\wedge}(\vec{i}, \vec{r}, \lambda) = \rho_{\lambda,d}(\lambda) \quad (\text{en } sr^{-1}) \quad (\text{I.12})$$

et donc la réflectivité directionnelle hémisphérique qui s'obtient en intégrant cette constante, sera notée simplement ρ_{λ} :

$$\begin{aligned} \rho_{\lambda}^{\wedge} &= \rho_{\lambda}(\lambda) = 1 - \varepsilon_{\lambda}(\lambda) \\ \rho_{\lambda}^{\wedge} &= \int_{\Omega} \rho_{\lambda}^{\wedge}(\vec{i}, \vec{r}, \lambda) \cdot \cos(\theta_r) \cdot d\Omega_r = \rho_{\lambda,d}(\lambda) \int_{\Omega} \cos(\theta_r) \cdot d\Omega_r = \pi \rho_{\lambda,d}(\lambda) = \rho_{\lambda} \end{aligned} \quad (\text{I.13})$$

Pour une surface diffuse en émission et en réflexion, on a donc les conséquences suivantes :

- La luminance émise dans chaque direction est identique (isotrope) et vaut $\varepsilon_{\lambda} L_{\lambda}^0(T)$. Son intégrale dans toutes les directions est l'émittance M_{λ} en $Wm^{-2}\mu m^{-1}$ et est égale à la luminance multipliée par π :

$$M_{\lambda} = \int_{\Omega_r} \varepsilon_{\lambda} L_{\lambda}^0(T) \cdot \cos(\theta_r) \cdot d\Omega_r = \varepsilon_{\lambda} \cdot L_{\lambda}^0(T) \int_{\Omega_r} \cos(\theta_r) \cdot d\Omega_r = \varepsilon_{\lambda} \cdot \pi \cdot L_{\lambda}^0(T) = \varepsilon_{\lambda} M_{\lambda}^0(T) \quad (\text{I.14})$$

- Pour un flux incident depuis une direction, le flux réfléchi dans toutes les directions vaut

$$L_{\lambda}^r(O, \vec{r}, \lambda) = \rho_{\lambda}^{\wedge} L_{\lambda}^i(O, \vec{i}, \lambda) = \pi \rho_{\lambda,d}(\lambda) L_{\lambda}^i(O, \vec{i}, \lambda) = \rho_{\lambda} L_{\lambda}^i(O, \vec{i}, \lambda) \quad (\text{I.15})$$

- La seule propriété radiative à connaître pour caractériser le flux isotrope partant de la surface est l'émissivité ε_{λ} car la réflectivité y est liée par $\varepsilon_{\lambda} = 1 - \rho_{\lambda}$

On définit le flux élémentaire $d^3\phi'(O, \Delta, \lambda)$ (en W)¹ qui est la puissance partante d'un élément de surface dS dans l'élément d'angle solide $d\Omega$ (dans la direction Δ):

$$d^3\phi'(O, \Delta, \lambda) = L_\lambda(T_0) \cdot \cos(\theta) \cdot dS \cdot d\Omega \cdot d\lambda \quad (\text{I.16})$$

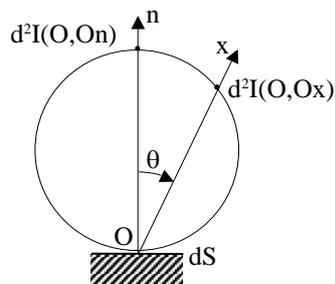
En rapportant ce flux élémentaire à l'élément d'angle solide $d\Omega$, on définit l'intensité (en W sr^{-1}) du rayonnement correspondant :

$$d^2I(O, \Delta, \lambda) = \frac{d^3\phi'(O, \Delta, \lambda)}{d\Omega} = L_\lambda(T_0) \cdot \cos(\theta) \cdot dS \cdot d\lambda \quad [\text{W} / \text{sr}] \quad (\text{I.17})$$

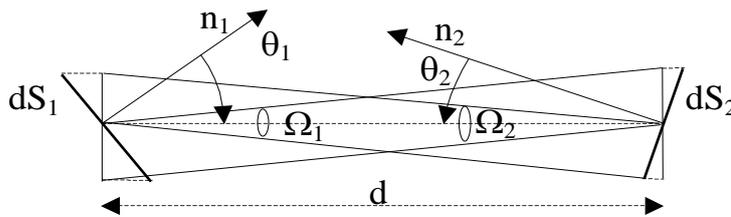
si l'émission est lambertienne, et si l'intensité dans la direction normale vaut $d^2I(O, \vec{n}, \lambda)$ l'intensité dans la direction Ox obéit à la loi du cosinus :

$$d^2I(O, \Delta, \lambda) = d^2I(O, \vec{n}, \lambda) \cos \theta \quad (\text{I.18})$$

et son indicatrice est donné par un cercle :



Loi de Bouguer Lambert : flux partant d'une source dS_1 vers un récepteur dS_2



$$d^4\Phi_{1-2} = L_1 dS_1 \cos \theta_1 d\Omega_1 = L_1 \frac{dS_1 \cos \theta_1 dS_2 \cos \theta_2}{d^2}$$

Annexe II

**Communication publiée dans le journal Fusion Engineering and Design 2020, Volume 159
111867.**

Inverse Radiation Problem with Infrared Images to Monitor Plasma-Facing Components Temperature in Metallic Fusion Devices

Charly Talatizi^{a*}, Marie-Hélène Aumeunier^a, Fabrice Rigollet^b, Mickael Le Bohec^b, Jonathan Gérardin^b, Jonathan Gaspar^b,
Christophe Le Nilot^b, Albrecht Herrmann^c

^aCEA Cadarache/Institut de Recherche sur la Fusion par confinement Magnétique, 13108 Saint-Paul-lez-Durance cedex, France

^bAix Marseille Univ., CNRS, IUSTI UMR 7343, Marseille, France

^cMax-Planck-Institut für Plasmaphysik, EURATOM Association, Boltzmannstr. 2, D-85748 Garching, Germany

*Corresponding author: marie-helene.aumeunier@cea.fr

Infrared (IR) diagnostics are used to measure plasma-facing components (PFC) surface temperature in fusion devices. However, the interpretation of such images is complex in all-reflective environments because of unknown emissivity and multiple reflections issues. In order to assess these challenges an iterative inversion method based on a fast photonic model, the radiosity method, has been developed. The radiosity method is based on strong hypotheses including all diffuse surfaces. The inversion method allows retrieving the true surface temperature of PFC in two steps: a step of the target emissivity estimation in a baking scene and the use of the emissivity map to retrieve the temperature of metallic components with errors up to 3% during a plasma scenario.

Keywords: infrared thermography, emissivity, reflections, Ray Tracing Monte Carlo, Radiosity method, inverse problem

1. Introduction

Infrared (IR) cameras are key diagnostics to monitor and control Plasma-Facing Components (PFC) in a fusion device. Nevertheless, the use of all-metallic PFC with low and variable emissivity ($\varepsilon \sim 0.1-0.3$) makes difficult the surface temperature measurement [1]. Indeed, the radiance collected by the IR camera includes both the thermal radiation emitted by the target and a parasitic radiation coming from the surroundings of the target. Furthermore, target emissivity changes with the surface temperature and roughness. This causes major errors on the surface temperature measurement that we need to address in order to achieve high power and safe plasma operation.

An inverse method has been developed in order to retrieve the true surface temperature of the PFC by solving low emissivity and additional parasitic flux coming from the reflections. This method relies on the comparison and the differences minimization between the experimental IR image and a synthetic IR image (obtained through a direct model).

The paper presents the inverse radiation method developed and applied to the WEST tokamak [2]. Section 2 focuses on the surface temperature error in WEST assessed from complete IR synthetic diagnostics. Section 3 describes the radiosity model used as a direct model in the inverse processing. Section 4 is dedicated to the inverse method. Finally, the paper deals with the results of this method to a numerical prototype of the WEST tokamak.

2. WEST tokamak

2.1 IR measurement in WEST

The WEST device is equipped with 12 IR cameras looking at the First Wall (FW), the heating antennas and

the divertor, the most critical component receiving heat flux up to 20 MW/m².

IR synthetic diagnostic has been used to quantify accurately, for each camera, the impact on the surface temperature measurement of inaccurate emissivity, the reflections and camera resolution [3]. The synthetic diagnostic is based on a Monte Carlo ray-tracing (MCRT) code able to propagate rays in 3D geometry taking into account complex thermo-radiative properties of materials and inhomogeneous 3D temperature fields as inputs. Geometrical camera parameters (focal length, detector size) are used to reproduce the 2D IR image and the collected radiance by each pixel. The reflected light behavior is modeled through the Bidirectional Reflectivity Distribution Function (BRDF) and described as a combination of Lambertian and specular components. In first estimations, two extremes BRDF are considered: a diffuse model (100% Lambertian) and a highly specular model (2% Lambertian) following a Gaussian shape with a full-width half maximum of 12°.

In [4], it is showed that considering the target as blackbody (i.e. assuming that $\varepsilon=1$ instead of 0.2) induces an underestimation of the true target temperature up to 50% which is a risk for the machine safety. The contribution of reflected flux is assessed superior to 90% on colder targets (temperatures lower than 150°C, the maximum temperature is around 1300°C), which causes an overestimation of temperature greater than 100%. This will affect especially the measurement of the profile decay length. The spatial resolution of the camera also affects the temperature measurement and may cause an error of 20% on the maximum temperature.

2.2 Numerical prototype tokamak-like

To test the inversion method, a numerical prototype tokamak-like with the main in-vessel components has

been developed as illustrated in Fig. 1. The camera view looking at the lower divertor is reproduced (25°x58° field-of-view) since the lower divertor temperature measurement is the most critical.

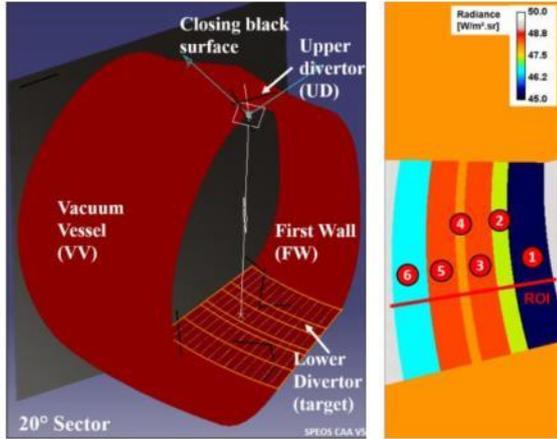


Fig. 1. Numerical tokamak-like prototype of WEST with the main PFC: the lower divertor, the Upper Divertor, the FW and the Vacuum Vessel (Left). Modeled radiance image obtained through the radiosity method in a baking scene (Right)

The input thermal scene of the tokamak is described on meshed geometries: each patch of the meshes is characterized by fixed temperature and emissivity values. Patches size requires to be optimized for each geometry to accurately describe the spatial distribution of temperature while limiting the number of patches to be solved in the equations describe in section 3. For instance, finer mesh is used for the lower divertor (about 160,000 patches of 12 mm mean size) characterized by a peaked temperature distribution, whereas coarse meshes (about 54,000 patches of 40 mm mean size) are used for the rest of geometry. Furthermore, in order to reduce again the patches number the tokamak model has been reduced to a 20° sector closed by two black surfaces at the environment temperature ($\varepsilon=1$). For an isothermal lower divertor (at 180°C) in an isothermal enclosure (at 200°C), the MCRT code shows an error of around 5% on the radiance collected by the camera detector between the whole tokamak (360°) and the 20° sector. This error can be reduced by increasing the closing surfaces temperature to compensate the missing flux due to multiple reflections outside the sector. In this study, the whole scene consists in about $N=12,000$ patches.

First experimental results [5] in WEST have shown that the emissivity on the lower divertor is not homogeneous because of the plasma-materials interaction (erosion/deposition phenomenon), see Fig. 2. In the numerical prototype, the emissivity profile along the components corresponding to the red line is then modeled as a piecewise constant profile with six values.



Fig. 2. Photography of the lower divertor sector and illustration of the piecewise constant profile constituted of six emissivities ($\varepsilon_1=0.2$, $\varepsilon_2=0.07$, $\varepsilon_3=0.1$, $\varepsilon_4=0.07$, $\varepsilon_5=0.15$ and $\varepsilon_6=0.3$ [5])

3. Radiosity model

The inversion method is based on an iterative processing aiming to minimize the differences between the modeled and the experimental IR images. The challenge is then to use a fast direct model able to simulate IR images for different input parameters (emissivity, BRDF, temperature) to compare them to experimental data.

The MCRT is not a direct model adapted to an iteration loop (not fast enough). This paper presents a faster direct model working in two steps: i) calculation of the view independent 3D solution (radiance of each patch) based on the radiosity method and ii) calculation of the desired 2D projection IR image. In the radiosity method, all the patches of the enclosure are assumed diffuse in emission and reflection (no specular reflection) [6]-[8]. Then, the only radiative parameter needed for patch i is the emissivity ε_i ($i=1$ to N), because reflectivity is then given by $\rho_i = 1 - \varepsilon_i$. All the radiative quantities (emissivities and fluxes) are considered in the spectral range of the IR camera ($\Delta\lambda=3.7 \mu\text{m} - 4.5 \mu\text{m}$). The radiosity solution needs first the calculation of the N^2 diffuse view factors of the enclosure. For a given enclosure with a given meshing, this calculation is needed only once because the view factor between patches A_1 and A_2 is a purely geometrical quantity:

$$F_{A_1 \rightarrow A_2} = \frac{1}{A_1} \int_{A_1} \int_{A_2} v_{12} \frac{\cos \theta_1 \cos \theta_2}{\pi r_{12}^2} dA_2 dA_1 \quad (1)$$

It represents the fraction (between 0 and 1) of radiation that leaves the surface A_1 and hits the surface A_2 , where v_{12} is an obstruction factor that takes the value 1 or 0 depending on whether surface dA_1 sees directly dA_2 or not [6].

The radiosity J for an opaque material is the amount of energy (emitted and reflected) leaving a surface in all directions, per unit area. The radiosity J_i of an elementary surface noted i is given by:

$$J_i = M_i + J_{r_i} = \varepsilon_i M_i^0 + (1 - \varepsilon_i) E_i \quad (2)$$

Where M_i is the emitted component (exitance), ε_i is the emissivity; J_{r_i} is the reflected component (reflectance). The exitance M_i^0 is given by the spectral integration on $\Delta\lambda$ of Black Body Planck function at the temperature T_i [6]-[9]. The incident power E_i (irradiance) is the sum of radiation from all other surfaces that can hit surface i :

$$E_i = \sum_j F_{ij} J_j \quad (3)$$

The equations (2) and (3) form a set of N linear equations with N unknowns J_i given by (4) or (5) in matrix form:

$$AJ = (I - RF)J = M \quad (4)$$

$$\begin{bmatrix} 1 - \rho_1 F_{11} & -\rho_1 F_{12} & \dots & -\rho_1 F_{1N} \\ -\rho_2 F_{21} & 1 - \rho_2 F_{22} & \dots & -\rho_2 F_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\rho_N F_{N1} & -\rho_N F_{N2} & \dots & 1 - \rho_N F_{NN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} J_1 \\ J_2 \\ \vdots \\ J_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_1 \\ M_2 \\ \vdots \\ M_N \end{bmatrix} \quad (5)$$

With, $I = (\delta_{ij})$ is the identity matrix, $R = (\delta_{ij}\rho_i)$ the reflectivity matrix, $F = (F_{Ai \rightarrow Aj})$ the view factors matrix and $M = (\varepsilon_i M_i^0(T_i))$ the emittance vector which is then called the ‘‘source term’’.

For N elementary surfaces in the 3D scene the view factors matrix is a $[N \times N]$ array. The view factors are computed with an integral contour calculation since there are no obstructions ($v_{12} = 0$) [10]. This matrix has a high computation time (72 million view factors for 12,000 patches, 12h computation time) but it can be obtained through parallel computing. When all J_i are computed through the resolution of (5), the radiance L_i (in $W/m^2 \cdot sr$) are deduced by $L_i = J_i/\pi$ (and $L_i^\circ(T_i) = M_i^\circ(T_i)/\pi$). Finally, the 3D to 2D projection of radiance L_i is achieved by an OpenGL routine to provide the observable quantity: the radiance collected by each pixel of the modeled pinhole camera or, in other words, the 2D IR modeled image (see an example on Fig. 1 (right)).

4. Inversion method

4.1 Methodology

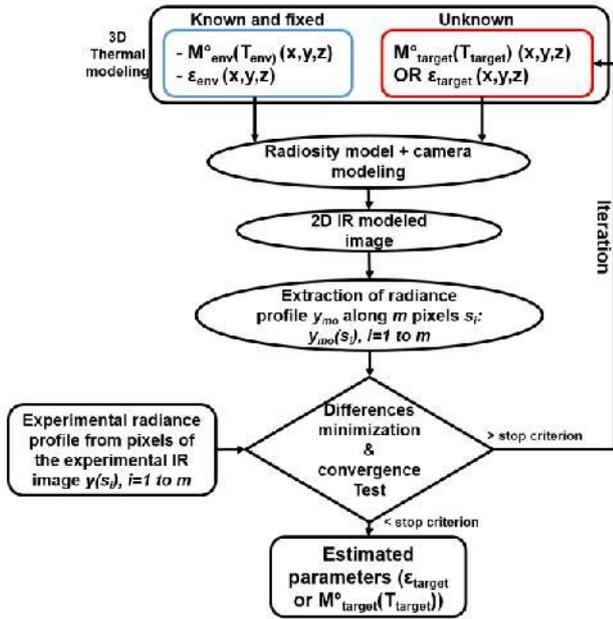


Fig. 3. Illustration of the parameters estimation problem

Fig. 3 illustrates the inversion process applied to IR measurements. From a set of input parameters, a 2D IR image is computed through the radiosity method coupled to the camera modeling. The parameters used as input of the direct model are related to the monitored thermal scene: the temperature and emissivity of the environment are assumed known while the temperature or emissivity of the target (lower divertor) are the p parameters x_j ($j=1$ to p) to be estimated. The Ordinary Least Squares (OLS) minimization between the experimental $y(s_i)$ and modeled

$y_{mo}(s_i)$ data will be done on a radiance profile along $m=230$ pixels s_i ($i=1$ to m) corresponding to a radial line on the lower divertor (see the red line Fig. 1 (right)) and not all pixels of the image. The iterative minimization is stopped when variation of each parameter is inferior to 0.01% of its preceding value. The 95% confidence levels are then computed.

At each iteration of the OLS minimization, parameters are updated using Gauss-Newton algorithm [11]-[12]. That needs to invert the $S^T S$ information matrix $[p \times p]$:

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + (\mathbf{S}^T \mathbf{S})^{-1} \mathbf{S}^T (\mathbf{y} - \mathbf{y}_{mo}(\mathbf{x})) \quad (6)$$

This algorithm is easy to implement and allows a minimum number of the direct model calls. Each column j of the sensitivity (or Jacobian) matrix S $[m \times p]$ contains the sensitivity coefficient of the model to the parameter x_j ($j=1$ to p) computed along pixels s_i ($i=1$ to m) given by equation (7) [11]-[12]:

$$S_j(s_i, \mathbf{x}) = \left. \frac{\partial y_{mo}(s_i, \mathbf{x})}{\partial x_j} \right|_{x_k \text{ for } k \neq j}, \quad j = 1 \text{ to } p, i = 1 \text{ to } m \quad (7)$$

The p parameters of the model are either the emissivities or the exitance M^0 of the patches of the 3D scene. The sensitivities to exitance are computed through the derivation of equation (4) with respect to exitance M_j^0 :

$$\frac{\partial A}{\partial M_j^0} J + A \frac{\partial J}{\partial M_j^0} = \frac{\partial (\varepsilon M^0)}{\partial M_j^0} \quad (8)$$

The equation (8) can be reduced to equation (9) since the matrix A does not depend on the exitance M_j^0 of the patches in the 3D scene. In addition, the second term (the source term) is 0 everywhere except for the groups of patches that share the same M_j^0 value for which the source term is equal to their emissivity. These groups of patches (labeled k, m, n) do not necessarily have the same emissivity:

$$\Rightarrow A \frac{\partial J}{\partial M_j^0} = \begin{bmatrix} [0] & [\varepsilon_k] & [\varepsilon_m] & [\dots] & [0] & [\varepsilon_n] & [0] \end{bmatrix}^T \quad (9)$$

This equation shows that the sensitivity S_j to the exitance M_j^0 will be the solution of equation (9) that is the same as equation (4) with a specific source term. Equation (10) gives the sensitivity to the emissivity by derivating equation (4) with respect to ε_j :

$$- \frac{\partial (RF) J + A \frac{\partial J}{\partial \varepsilon_j}}{\partial \varepsilon_j} = \begin{bmatrix} [0] & [0] & [M^0_r] & [\dots] & [0] & [M^0_s] & [M^0_t] \end{bmatrix}^T \quad (10)$$

In this case, the matrix A and more particularly the matrix product (RF) depends on ε_j . The second term (the source term) is 0 everywhere except for the groups of patches that share the same ε_j for which the source term is equal to the difference between their exitance M^0 and their irradiance E (given by FJ). These groups of patches (labeled r, s, t) do not necessarily have the same $(M^0 - E)$ value:

$$A \frac{\partial J}{\partial \varepsilon_j} = \begin{bmatrix} [0] & [0] & [M^0_r - E_r] & [\dots] & [0] & [M^0_s - E_s] & [M^0_t - E_t] \end{bmatrix}^T \quad (11)$$

Then the inverse of matrix A already computed to solve (8) is advantageously reused to solve the sensitivity equations (9) and (11). This is the same idea developed in [13] but with Monte-Carlo algorithm instead of radiosity algorithm.

It is worth plotting the reduced sensitivity $x_j S_j(s_i)$ for different parameters of models along a pixel line (Region

Of Interest, ROI) on the lower divertor. The reduced sensitivities are used to compare directly the parameters between them and then figure out the most influent parameters and where this influence occurs. This comparison is also used to detect if some sensitivities are similar which would be bad for the conditioning of the information matrix $S^T S$ that has to be inverted.

Consider the situation illustrated in Fig. 2 where the lower divertor (LD) is assumed split in 6 annular strips of different radiative properties and temperatures but each strip has a homogeneous emissivity and is at an homogeneous temperature. The lower divertor is enclosed in the surrounding surfaces (Upper Divertor, UD, FW and Vacuum Vessel, VV) described in Fig. 1. Each of them has a homogeneous emissivity and a homogeneous temperature. This model then has 18 different parameters: 6 emissivities and 6 exitances for the lower divertor, 3 emissivities and 3 exitances for the surrounding surfaces. Fig. 4 shows the reduced sensitivities of the model to the emissivity and the exitance of strip #3 and to the emissivity of the UD, VV and FW (5 of the 18 parameters):

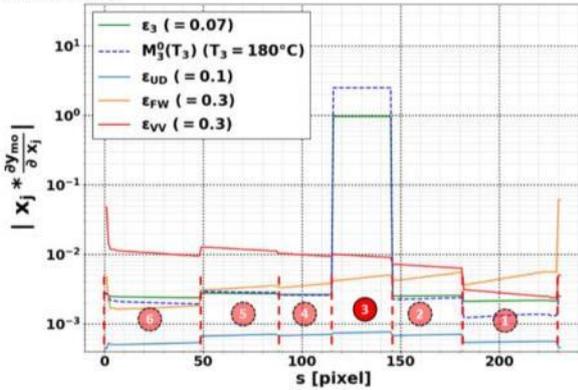


Fig. 4. Reduced sensitivities of model with respect to some parameters: emissivity and exitance of strip #3 of LD, emissivities of UD, FW and VV. The model output is the profile of collected radiance on $n=230$ pixels for an isothermal (180°C) lower divertor, the other 3 parts of tokamak (UD, FW, VV) being isothermal at 200°C, with their own emissivities

The sensitivity of the model to one of the emissivities of the target (here the #3) is almost zero everywhere except on the concerned strip. The observation is analog for the exitance. Furthermore, the sensitivities of the model to the emissivities of the environment are negligible and there is no need to include them in the Parameters Estimation Problem. At last, the sensitivity study illustrates also that the sensitivities to an emissivity and to an exitance of a same strip (here #3) are correlated; hence, it is not possible to estimate those two parameters simultaneously, which is a well-known issue; multispectral measurements are usually used to try to solve the emissivity and temperature correlation [14]-[15].

4.2 Application to WEST

Further to the emissivity and temperature correlation issue, two kinds of experimental thermal scenes (named “baking” and “heatload”) are proposed to be used for estimating independently emissivity and temperature

parameters. This is possible with WEST experiments since its operation plans baking for which the surface temperature of all in vessel components is uniform and measured punctually thanks to embedded diagnostics (thermocouples and Fiber Bragg Grating).

The inversion method to retrieve the true surface temperature of PFC will then occur in two steps: i) use of a baking scene, for which the surface temperatures are well known, to estimate the emissivity of the target and ii) use of the resulting emissivity map to estimate the surface temperature of the target during heatload scenes.

5. Results

5.1 Confidence and Precision of the Inverse Method

To test the inverse processing, synthetic measurements including an additive Gaussian white noise have been generated from the radiosity method. The standard deviation of this noise is $\sigma=0.155$ W/m².sr (roughly estimated by considering photon noise and background noise). For the baking scene, this noise is roughly 4% of the range of magnitude of measured radiances. As for the heatload case, the noise is respectively 3% and 0.04% of the minimum and maximum measured radiances. The covariance matrix resulting of the amplification of this noise is given by the following formula [11]-[12]:

$$Cov(x) = \sigma^2 (S^T S)^{-1} \quad (12)$$

Where x is the vector of estimated parameters (ϵ or M^0) corresponding to the solution of the radiosity linear system and S the sensitivity matrix computed for x . The 95% confidence intervals of the estimated parameters are computed from this covariance matrix: $x \pm 1.96 \cdot \text{diag}(Cov(x))^{1/2}$.

5.2 Emissivity estimation

The emissivity estimation is performed from infrared measurements during the baking scenario. The temperatures of the target and environment are assumed known. The sensitivities to the emissivities of the surrounding surfaces are negligible then they will not be estimated but they are fixed to their value of the literature (0.1 for the UD made of tungsten, 0.3 for the FW and VV made of stainless steel). The simulated input thermal scene is the following: the temperature of the surrounding surfaces (i.e. UD, FW, VV and the black surfaces) is fixed to 200°C and the temperature of the divertor to 180°C. The divertor emissivity profile, that we try to solve, is the one described in section 2.2, composed of 6 strips with emissivity values varying between 0.07 and 0.2.

However, in the inverse processing, we do not impose the spatial variation of emissivity on these 6 strips as a priori knowledge.

The component is split into 40 regular annular strips of uniform emissivity. The inversion method will then consist in estimating the emissivity of the 40 strips and hopefully retrieve the “6 strips” profile. The number of strips is optimized to describe the emissivity profile in sufficient details while limiting the number of parameters

to be estimated. In this case, the number of strips is constrained by the target mesh size (10 mm).

Fig. 5 (left) shows the optimal radiance profile in the camera plane (obtained with the optimal estimated emissivity values in the ‘real world’, Fig. 5 (right)) compared to the ‘measured’ radiance profile (synthesized with noise here).

It is worth noting that the method converges quickly (in 4 iterations) and this, without applying high constraint on the initial guess. As proof, the initial estimated radiance profile shown in Fig. 5 is the result of 40 emissivity initial values randomly fixed between 0 and 1.

The errors on the estimated radiance profile are up to 3%. The estimated and synthetic profile are in good agreement, the greater discrepancies occur at important transitions of the emissivity values. This results in high errors on the emissivity up to 40%. However the mean error on the emissivity values is much lower (6%).

5.3 Temperature estimation

The inversion method for solving the surface temperature from experimental data is equivalent to the one for solving the emissivity as described in 5.2. The temperature of the surrounding surfaces is assumed known (fixed to 90°C)

and the emissivities of LD are known resulting of the first estimation step from IR images obtained during the baking.

The divertor temperature profile, that we try to solve, follows a profile given [16]. The exitances of the 40 different strips of LD (see section 3) are estimated with the method described in section 4.1.

The system converges quickly (in 2 iterations) for the exitance estimation because the Parameter Estimation Problem is here linear. From the resulting exitance, it is possible to retrieve the surface temperature of the strips since the exitance $M_i^\circ(T_i)$, given by the spectral integration of Planck function at the temperature T_i , is monotonous. Fig. 6 (left) presents the comparison between the estimated temperatures and the true surface temperatures on the lower divertor. Fig. 6 (right) also shows the usual interpretations of IR measurements, pixel by pixel, to retrieve the temperature of the target. The apparent temperature is obtained through Planck’s function inversion assuming $\varepsilon=1$ (blackbody assumption), whereas the pure emitter temperature uses the true emissivity assumed well known for each pixel of the profile but does not consider any reflection:

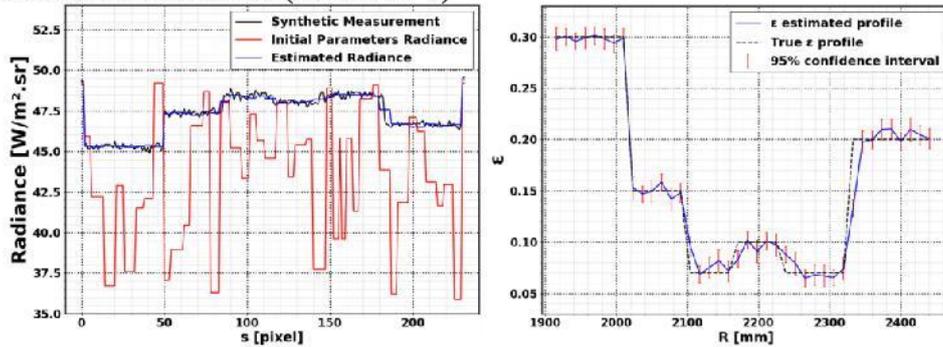


Fig. 5. Left: Optimal estimated radiance profile (red) obtained after the convergence of the inverse method compared to the ‘measured’ profile (black, synthesized with noise here) and to the initial estimated radiance profile (blue). Right: Optimal estimated emissivities (blue) in a baking scene compared to the true emissivities (dashed black). The estimated values are given with the 95% confidence intervals

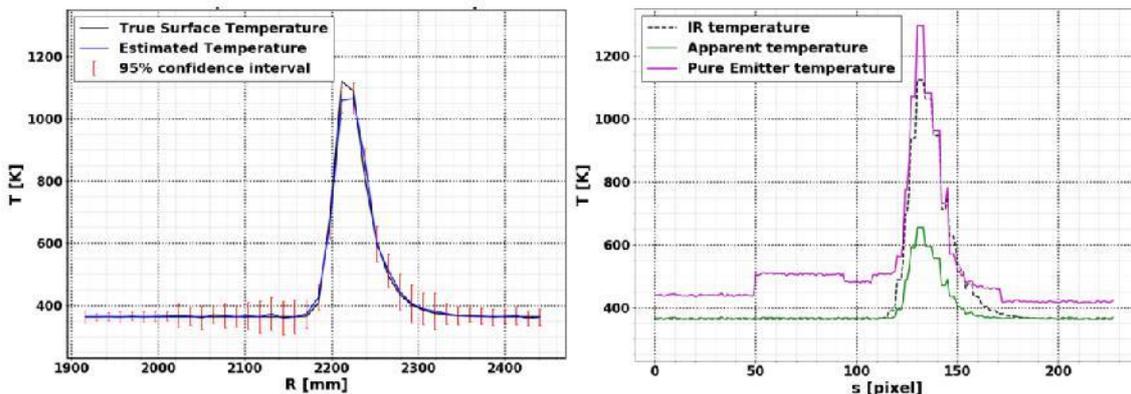


Fig. 6. Left: Estimated temperatures (blue) with associated confidence intervals during a plasma scenario compared to the true temperatures (black) – Right: Planck function inversion applied to the synthetic data results in a profile of apparent temperatures (blackbody assumption, $\varepsilon=1$) (magenta) or in a profile of pure emitter temperatures (emissivities assumed known per pixel) (green)

In the ‘real world’ (Fig. 6 left) there is 1% error on the maximum temperature profile and up to 3% error on the colder temperature (i.e. 90°C, the temperature of the environment) between estimated and true temperatures.

In the image world (with pixels, Fig. 6 right), the apparent and pure emitter temperatures are compared to the so-called IR temperature that corresponds to the true temperature profile in the real world after degradation by

the 3D→2D projection and pixel sampling. The error on the peak between the true temperature and the IR temperature is negligible (inferior to 0.5%). Table 1 presents the two comparison, in 'image world' and in 'real world':

Table 1. Error on the surface 'IR temperature' measurement assuming a blackbody ($\epsilon=1$, so-called BB T°), known emissivity without solving the reflections (so-called PE T° for 'Pure Emitter'). Error on the 'true surface temperature' measurement with the inverse method (so called estimated T°).

	In 'image world'		In 'real world'
	BB T° vs IR T°	PE T° vs IR T°	Estimated T° vs true T°
Peak	42%	15%	1%
Cold targets	6%	11%-40%	3%

6. Conclusion

The paper presents an inversion method to retrieve the surface temperature from IR measurements solving the reflections in an all-reflective environment. To do so, the baking scene, in which the uniform temperatures of the target and the environment are known, is first used to estimate the target emissivity profile with a mean error of 6%. The target surface temperature is then retrieved during a plasma scenario with an error better than 3% on the peak and on colder targets, the most disturbed by the reflections.

The inverse method based on radiosity model gives good results for all diffuse thermal scenes and knowing the environment temperature (which is a realistic assumption since the wall is actively cooled). The next step will consist in testing the accuracy of the method for retrieving the surface temperature in the case of highly specularly reflective surface. To achieve that the MCRT code will be used as a generator of synthetic measurements with materials presenting a highly specular BRDF model.

Furthermore, the method is currently not limited by the number of parameters but rather by the constraints put on the meshes precision for computing time issues. This can cause high errors on the emissivity estimation if the discretization cannot follow the radiative properties important transitions along the target. These errors can decrease with an optimization of the mesh size.

To go further the inversion processing will be tested on experimental data from WEST and ASDEX Upgrade.

Acknowledgements

This work has been carried out within the framework of the EUROfusion Consortium. The views and opinions expressed herein do not necessarily reflect those of the European Commission.

References

[1] Aumeunier M.-H. et al, 2017, *Nuclear Materials and Energy* 12, Pages 1265-1269.
 [2] J. Bucalossi, et al., The WEST project: Testing ITER divertor high heat flux component technology in a steady state tokamak environment. *Fusion Eng. Des.* 89 (2014),

907–912.
 [3] Aumeunier M.-H. et al., 2012, *IEEE Transactions on Plasma Science*, 40, 3.
 [4] Talatizi C. et al., *Thermique et sciences de l'information*, Tome1, Actes du Congrès annuel de la Société Française de Thermique, SFT 2018 (ISBN : 978-2-905267-95-5).
 [5] Fedorczak N. et al., *Infra-red thermography estimate of deposited heat load dynamics on the lower tungsten divertor of WEST*, under review PFMC 2019.
 [6] Siegel, R. and Howell, J.R. *Thermal Radiation heat transfer*, 4th edition, CRC Press 2001
 [7] Dutre P., Bekaert P., Bala K., *Advanced Global Illumination*, 2nd Ed., A. K. Peters Ltd, 2006
 [8] Sillion F., Puech C., *Radiosity and Global Illumination*, M. Kaufman Publishers Inc., 1994
 [9] Michael F. Modest, *Radiative Heat Transfer*, 3rd Edition, Academic Press 2013
 [10] Sara C. Francisco et al., 2014, Calculation of view factors for complex geometries using Stokes' theorem, *Journal of Building Performance Simulation*.
 [11] Richard C. Aster, Brian Borchers, Clifford H. Thurber, *Parameter Estimation and Inverse Problems*, Academic Press, 2013.
 [12] B. Rény, S. André, *Thermal Measurements and Inverse Techniques*, Chapter 9 Nonlinear Estimation Problems, CRC Press 2011
 [13] Caliot, C. et al., *Validation of a Monte Carlo Integral Formulation Applied to Solar Facility Simulations and Use of Sensitivities*, *Journal of Solar Energy Engineering*, 137(2), 021019.
 [14] J. C. Krapez, *Thermal Measurements and Inverse Techniques*, Chapter 6 Radiative measurements of temperatures, CRC Press 2011
 [15] Herve P. et al., Infrared technique for simultaneous determination of temperature and emissivity, 2012, *Infrared Physics & Technology*, 55, 1.
 [16] T. Eich, et al., *J. Nucl. Mater.* 438 (2013) S72-S77.

Annexe III

Communication publiée dans le journal Fusion Engineering and Design 2021, Volume 171, 112570.

Solving the Infrared Reflections Contribution by Inversion of Synthetic Diagnostics: first results on WEST

Charly Talatizi^{a*}, Marie-Hélène Aumeunier^a, Fabrice Rigollet^b, Mickael Le Bohec^b,
Christophe Le Niliot^b, Albrecht Herrmann^c

^aCEA Cadarache/Institut de Recherche sur la Fusion par confinement Magnétique, 13108 Saint-Paul-lez-Durance cedex, France

^bAix Marseille Univ., CNRS, IUSTI UMR 7343, Marseille, France

^cMax-Planck-Institut für Plasmaphysik, EURATOM Association, Boltzmannstr. 2, D-85748 Garching, Germany

*Corresponding author: marie-helene.aumeunier@cea.fr

Infrared (IR) diagnostics are used to measure plasma-facing components (PFC) surface temperature in fusion devices. However, the interpretation of such images is complex in all-reflective environments because of unknown emissivity and multiple reflections issues. In order to assess these challenges an iterative inversion method based on a fast photonic model, the radiosity method, has been developed. This method is applied to two different direct models based on different geometries, Sec-Tore and RADIOS, in order to estimate temperatures from experimental-like data simulated with a Monte Carlo ray-tracing code with diffuse reflective surfaces or specularly reflective surfaces. RADIOS allows retrieving temperature on colder targets (lower than 200°C) with errors of 33% and the peak temperatures with errors of 6%.

Keywords: infrared thermography, emissivity, reflections, Ray Tracing Monte Carlo, Radiosity method, inverse problem

1. Introduction

In fusion devices, infrared (IR) cameras are key diagnostics to monitor Plasma-Facing Components (PFC) submitted to high heat flux ($10\text{MW}/\text{m}^2$ in steady-state, up to $20\text{MW}/\text{m}^2$). Measuring accurately PFC surface temperature is also mandatory to ensure machine protection and optimize plasma operation. For example, the WEST device is equipped with 12 IR cameras looking at the First Wall (FW), the heating antennas and the divertor, the most critical component receiving heat flux up to $20\text{MW}/\text{m}^2$ [1].

Nevertheless, the use of all-metallic materials (mainly stainless steel, tungsten and beryllium) with low and variable emissivity ($\epsilon \sim 0.1-0.3$ in the IR bandwidth considered [$3\mu\text{m}$, $5\mu\text{m}$]) makes the surface temperature measurement difficult [1]. Indeed, the radiance collected by the IR camera includes both the thermal radiation emitted by the target and a parasitic radiation coming from the surroundings of the target. Furthermore, target emissivity changes with the surface temperature. This causes major errors on the surface temperature measurement that we need to address in order to achieve high power and safe plasma operation.

IR synthetic diagnostic has been used to quantify accurately, for each camera, the impact on the surface temperature measurement of inaccurate emissivity, the reflections and camera resolution [2]-[4]. The use of this synthetic diagnostic has proven that this can lead to major errors on surface temperature measurement up to 100% for colder targets (temperature lower than 150°C) and 50% for hot targets (maximum temperature around 1300°C).

This paper presents the results of an inverse method aiming to retrieve the true surface temperature of the PFC by solving low emissivity and additional parasitic flux

coming from the reflections. This method relies on the comparison and the least squares minimization between the experimental IR image and a synthetic IR image (obtained through a direct model or forward model). Two reduced photonic models have been developed, tested and compared on WEST tokamak-like numerical prototype.

2. Generating IR images

In a first step, the inverse method proposed in this paper has been developed and tested from IR simulated images generated with a synthetic diagnostic. This synthetic diagnostic is based on a Monte Carlo ray-tracing (MCRT) code of ANSYS-SPEOS company [5] able to propagate rays in 3D geometry taking into account complex thermo-radiative properties of materials and inhomogeneous 3D temperature fields as inputs. Geometrical camera parameters (focal length, detector size) are used to reproduce the 2D IR image and the collected radiance by each pixel.

The MCRT code is currently the most sophisticated and reliable code to deal with complex geometrical and physics models and so generate realistic infrared images. Nevertheless, it is not so far adapted to deal with the forward relation between data and model parameters for the nonlinear inverse problem we want to address here; especially due to the required computing time (10 hour with 4 cores to generate a synthetic image with 2-3% precision). This leads to develop reduced direct models able to compute quickly the IR images under some assumptions and approximations described in section 3. In this paper the MCRT is used for generating experimental-like synthetic data as replacement of the experimental data in order to test the developed inverse method and its range of validity.

Figure 1 describes the thermal scene used as benchmark to test the proposed method aiming to retrieve the surface temperature by filtering reflections. In this first step, a simplified geometry of the vessel is considered without including specific components such as the heating antennas, the bumpers and so on. In the same way, a uniform temperature (fixed at 90°C) is considered for the first wall, the upper divertor and the baffle. The emissivity value is also assumed uniform and fixed for each component. Even though these considerations do not accurately reflect the reality, this first step is mandatory to demonstrate the method validity and performance. A temperature profile is applied on the lower divertor that roughly reproduces the heat loads in a tokamak with two strike points and a toroidal modulation of a 20° period to reproduce the ripple effect. The considered materials are Tungsten for the lower divertor, the baffle and the upper divertor with an emissivity of 0.1 and Stainless Steel for the first wall with an emissivity of 0.3 fitting roughly with the literature [6]. The camera model reproduces the view of WEST standard divertor view [1] with a spectral IR range of $\Delta\lambda=4.3\ \mu\text{m} - 4.4\ \mu\text{m}$. The precision of simulated IR map will depend on the number of rays launched in the MCRT code. The simulated experimental images are characterized by a statistic noise around 2% of the collected radiance for colder targets.

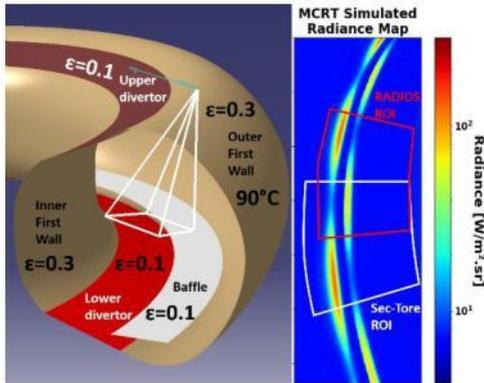


Figure 1 – Geometry used as input of the MCRT simulation (left) and the resulting simulated IR image (right)

3. Inverse method

3.1 Approach description

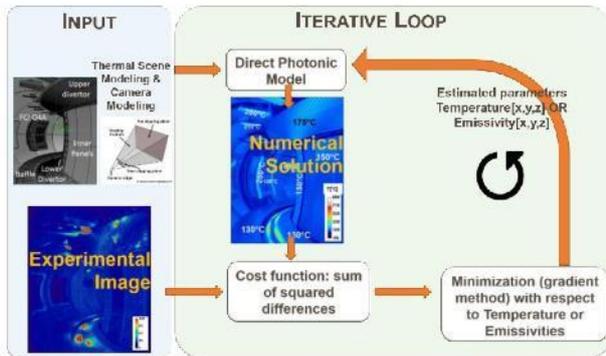


Figure 2 – Illustration of the iterative inversion method developed to retrieve temperature or emissivity

The inverse method relies on iterative loop as described in Figure 2 which consists in retrieving the model's parameters (here temperature) by minimizing the difference between experimental and simulated data. The simulated data comes from a direct photonic model. In this paper, two direct models are tested and compared: a simplified model so-called Sec-tore (section 3.2.2) and a reduced model so-called RADIOS (section 3.3.3). In [7], the inversion method is tested in an inverse crime situation meaning that the synthetic data used to replace the experimental data come from the same forward model used for inversion, with an additive Gaussian white noise. In this paper, the experimental-like data are simulated with an independent and more sophisticated code described in section 2. We are interested in retrieving the surface temperature by solving the reflections but assuming that emissivity is known. Solving the emissivity is also mandatory in a fully reflective environment and is possible with such a method and a first feasibility study is proven in [4]. This assumes known and quite uniform temperatures on the components which can be achieved during specific operations (such as baking and machine conditioning).

3.2 Forward Model

A forward model includes the modeling of tokamak geometry, the thermal scene (3d temperature field), the optical and thermal-radiative properties of materials and the camera. The 3D geometry and the camera model are fixed whereas the 3D distribution of temperature and the optical properties of materials can change. The two developed forward models are based on the same radiosity method (section 3.2.1) to compute the collected flux by camera pixel.

3.2.1 Radiosity Method

The radiosity method is a common method for computing the inter-reflections of light assuming all diffuse reflecting surfaces or Lambertian reflection, meaning that the part of reflected flux is the same in all the directions of observation [8]-[10]. Considering a scene composed of N individual surfaces (patches), the method consists in computing the radiosity J vector $[N]$ that contains the total radiation leaving each patch of the scene in all directions per unit area. This energy includes both the emitted energy and the reflected one coming from all the other patches in the enclosure as described in equation (1).

$$J = (I - R(\epsilon)F)^{-1} \epsilon \pi L^0(T) \quad (1)$$

With, I is the identity matrix $[N \times N]$, $R(\epsilon)$ the diagonal reflectivity matrix $[N \times N]$ where each reflectivity is given by $\rho_j = 1 - \epsilon_j$ ($j=1$ to N), $F = (F_{A_j \rightarrow A_k})$ the view factors matrix $[N \times N]$ and $\epsilon \pi L^0(T)$ the emissive power vector $[N]$ which is then called the "source term". $L^0(T)$ is the black-body radiance at temperature T given by Planck function integrated in the spectral range of the IR camera. The view factor in the above equation is defined as the fraction (between 0 and 1) of flux leaving the surface A_j and reaching the surface A_k :

$$F_{A_j \rightarrow A_k} = \frac{1}{A_j} \int_{A_j} \int_{A_k} v_{jk} \frac{\cos \theta_j \cos \theta_k}{\pi r_{jk}^2} dA_k dA_j \quad (2)$$

With v_{jk} is the obstruction factor between patches j and k , θ_j the angle between the normal of the surface j and the closest distance between the surfaces j and k and θ_k the angle same angle for surface k , A_j is the area of the surface j [8]. For a given geometry, the view factors matrix is computed only once (12 hours with parallel computing). When all the radiosities J_j of the N patches are computed, the 3D to 2D projection is achieved with an OpenGL routine to provide the observable quantity, that is the 2D IR image (made of 640 x 256 pixels) for the given view of the simulated IR camera.

3.2.2 Sec-Tore

Sec-Tore is a simplified model based on a 20° toroidal sector of a numerical prototype of the WEST tokamak closed by two black-body surfaces at the environment temperature. This geometry has been designed in order to prevent any obstruction between two patches of the 3D scene to compute simple view factors (through an integral contour [11]). Sec-Tore is made of $N=11.787$ patches that lead to a computation of over 69 million view factors. Figure 3 shows the geometry of Sec-Tore and the corresponding modeled image (67.122 pixels) used in the inversion method.

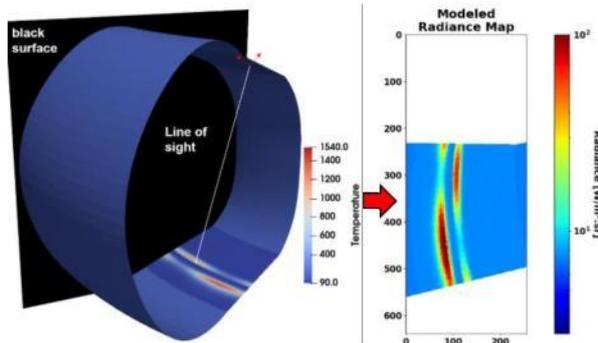


Figure 3 – Illustration of the 3D model of Sec-Tore with a thermal field applied to the mesh (right) and the resulting modeled image after the OpenGL projection (right)

The emissivities of the environment and the lower divertor are assumed known (see Figure 1) as well as the temperature of the environment and the black body surfaces. The 8.796 patches of the lower divertor are regrouped in 1.560 bigger patches. The parameters to be estimated are the 1.560 temperatures of the lower divertor.

3.2.3 RADIOS

RADIOS is a reduced model based on a hierarchical adaptive method [12] allowing to compute only the most important view factors of the scene at the last level of resolution. This criterion of importance is related to the Region of Interest (RoI) of the 3D scene on which are located the parameters to be estimated. The idea is that some initially coarse patches in the whole tokamak are refined (and the corresponding shape factor are computed) only if their contribution to the radiosity of the

ROI patches is important (at a given precision level). Such a method allows considering the whole torus (contrary to the Sec-Tore considering only 20° of the tokamak) as well as the obstructions between patches enabling to add more components to the model such as the baffle. Typically, the geometry used in the MCRT code is made of meshes constituted of 2 million elementary surfaces. Without the classical method used in Sec-Tore, 2.10^{12} view factors should be computed, whereas 7.8 million view factors are computed with the hierarchical adaptive method.

Figure 4 shows the mapping of a temperature field on the last level of resolution of the meshes with the ROI identified. The RoI is composed of 1.391 patches, which corresponds to the number of parameters to be estimated in the 3D scene.

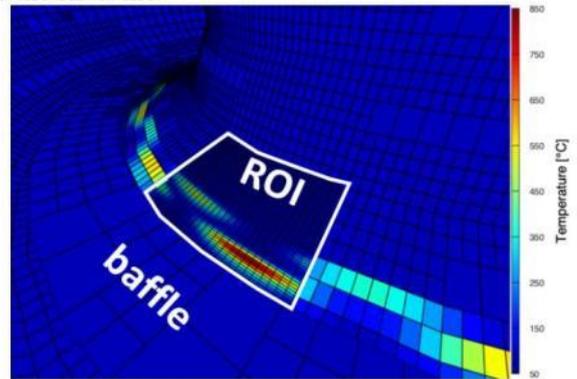


Figure 4 – Illustration of the last level of resolution for a numerical prototype of WEST with the corresponding mapping of temperature

The reduced method RADIOS uses also Gebhart factors as an additional criterion of refinement of the meshes as presented in [13]. As Figure 5 shows, Gebhart factors are a “generalized” version of the view factors taking into account the radiative properties of the patches [14]-[15]. The Gebhart factors between S_j and S_k , also called absorption factors, represent the fraction of the energy initially emitted by S_j that is absorbed finally by S_k , taking into account all the possible reflecting paths in the scene.

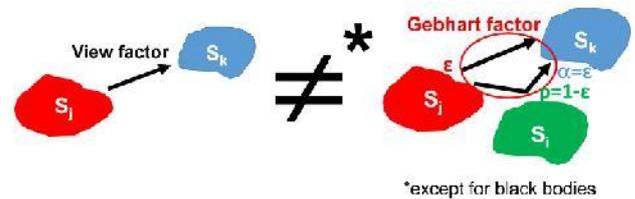


Figure 5 – Usual view factors compared to Gebhart factors taking into account all radiative paths (direct and indirect)

To complete the direct model package the same projection based on OpenGL used for Sec-Tore is applied to RADIOS to produce the final synthetic IR image of the scene.

3.3 Parameters Estimation Problem

The parameters estimation is based on Ordinary Least Squares (OLS) method [17]. The minimization will occur on a RoI of IR images of m pixels. This RoI can be a

profile, an area of image, a list of some particular pixels, etc.

The OLS minimization uses a Gauss-Newton algorithm to update the parameters at each iteration. That is based on the inversion of the $S^T S$ information matrix $[p \times p]$ with p the numbers of parameters to be estimated:

$$\hat{\mathbf{x}}_{OLS}^{(k+1)} = \hat{\mathbf{x}}_{OLS}^{(k)} + (\mathbf{S}^T \mathbf{S})^{-1} \mathbf{S}^T (\mathbf{y}_{mes} - \mathbf{y}_{mo}(\hat{\mathbf{x}}_{OLS}^{(k)})) \quad (3)$$

where $\hat{\mathbf{x}}_{OLS}$ is the vector of the p parameters to be estimated (temperature here), \mathbf{y}_{mes} the vector of m data, \mathbf{y}_{mo} the vector of the m outputs of the direct model and k the iteration number.

The specificity of this method is that the estimation is performed on the 3D world (i.e. the parameters are the temperatures of the patches of the divertor) and not on the camera pixels (2D observable). As a result, the number of parameters p (related to the patches) is not necessarily equal to the number of measurements m (*pixels*) as it depends on the resolution of the camera. Furthermore, some patches that share the same optical/emission properties (in reality or by assumption for modeling) can be gathered into macro patches covered by several pixels, hence different pixels bear the same information regarding one parameter of the model.

Each column j of the sensitivity (or Jacobian) matrix \mathbf{S} $[m \times p]$ contains the sensitivity coefficient of the model to the parameter x_j ($j=1$ to p) computed along pixels of interest s_i ($i=1$ to m) given by equation (4) [16]-[17]:

$$S_j(s_i) = \left. \frac{\partial y_{mo}(s_i, \mathbf{x})}{\partial x_j} \right|_{x_k \text{ for } k \neq j}, \quad j = 1 \text{ to } p, i = 1 \text{ to } m \quad (4)$$

Nevertheless, as proven in [7], the temperature estimation becomes a linear problem by considering the radiance parameters $L^0(T)$ (related to the temperature T via the Planck function) in equation (3). Then, the radiance parameters can be directly computed with equation (5):

$$\hat{\mathbf{L}}_{OLS}^0 = (\mathbf{S}_r^T \mathbf{S}_r)^{-1} \mathbf{S}_r^T (\mathbf{y}_{mes} - \mathbf{S}_c \mathbf{L}_c^0) \quad (5)$$

with, \mathbf{L}^0 the black body radiance of target from which the temperature will be deduced, \mathbf{S}_r the sensitivity matrix for the estimated parameters, $(\mathbf{S}_r^T \mathbf{S}_r)^{-1} \mathbf{S}_r^T$ the inversion operator, $\mathbf{S}_c \mathbf{L}_c^0$ the reduced sensitivities of the forward model with respect to the known parameters (that is $L^0(T_{em})$ where T_{em} is the temperature of all components in the tokamak except the lower divertor). The vector $\mathbf{y}_{shift} = \mathbf{y}_{mes} - \mathbf{S}_c \mathbf{L}_c^0$ is called the shifted data. As a result, the solution is quickly computed without any iterations since the problem is linear (four seconds with 16 G0 RAM and 3.5 GHz CPU).

The solution takes also into account the standard deviation σ_i of noise measurement. The noise measurement is considered additive with zero mean and a Gaussian distribution. The standard deviation of the noise is assessed as a constant fraction (typically 2% as indicated in section 2 such as the values obtained from the MCRT simulations) of the radiance collected by each pixel. The noise covariance matrix Ψ is given by (6)(7):

$$\Psi = \text{diag}[\sigma_1^2 \quad \sigma_2^2 \quad \dots \quad \sigma_m^2] \quad (6)$$

The solution of the Maximum Likelihood (ML) estimation [16] is given by equation (7):

$$\hat{\mathbf{L}}_{ML}^0 = (\mathbf{S}_r^T \Psi^{-1} \mathbf{S}_r)^{-1} \mathbf{S}_r^T \Psi^{-1} (\mathbf{y}_{mes} - \mathbf{S}_c \mathbf{L}_c^0) \quad (7)$$

The covariance matrix of ML estimator is given by:

$$\mathbf{C} = \text{cov}(\hat{\mathbf{L}}_{ML}^0) = (\mathbf{S}_r^T \Psi^{-1} \mathbf{S}_r)^{-1} \quad (8)$$

The 95% confidence intervals associated to the i^{th} estimated parameters ($j=1$ to p) are computed from the diagonal components of this covariance matrix: $\hat{L}_{ML,j}^0 \pm 1.96 \cdot (C_{jj})^{1/2}$.

Table 1 summarizes the main figures for the temperature estimation for Sec-Tore and RADIOS models. The temperature estimation is carried out on a sector of 20° (67.122 pixels for Sec-tore, 49.527 pixels for RADIOS). The estimation with Sec-Tore aims to retrieve the temperature of 1.560 “macro-patches” located on the lower divertor whereas the estimation with RADIOS aims to estimate 1.391 parameters of the patches of 3D ROI of the hierarchical method. RADIOS allows identifying less parameters because some parameters on the outer side of the lower divertor are not monitored by the camera due to the baffle obstruction. The temperature of these patches is assumed equal to the last patches monitored next to the baffle’s edge.

Table 1. Main figures for the temperature estimation for Sec-Tore and RADIOS models

Model	Torus part	View factors	m Pixels used	p Parameters estimated
Sec-Tore	20°	69M	67.122	1.560
RADIOS	360°	7.8M	49.527	1.391

4. Results

4.1. Diffuse Case

The first temperature estimation is performed considering a diffuse surface. The synthetic data are generated from the MCRT code, considering purely diffuse reflective materials (or Lambertian reflectance for which the apparent temperature is the same for any observer’s angle of view). Two simulated images are generated: one without the baffle for the estimation conducted with Sec-Tore and one with a baffle for the estimation with RADIOS. The emissivities of the components are fixed to their value of the literature (0.1 for the lower divertor, the upper divertor and the baffle, 0.3 for the first wall as stated in section 2 and further to [6]). The temperature of the environment (all surfaces but lower divertor) is assumed known and fixed to its value of 90°C.

Figure 6(a) shows the radiance profiles along the divertor simulated with MCRT considering or not baffle emission: the difference is not significant which allows comparing the results of Sec Tore and RADIOS without bias. This figure also shows the good convergence of the modeled radiance with the Sec-Tore model towards the simulated ones with the MCRT code. Figure 6(b) shows the estimated temperature profiles with both Sec-Tore and RADIOS compared to the true surface temperature used as input of the MCRT simulation.

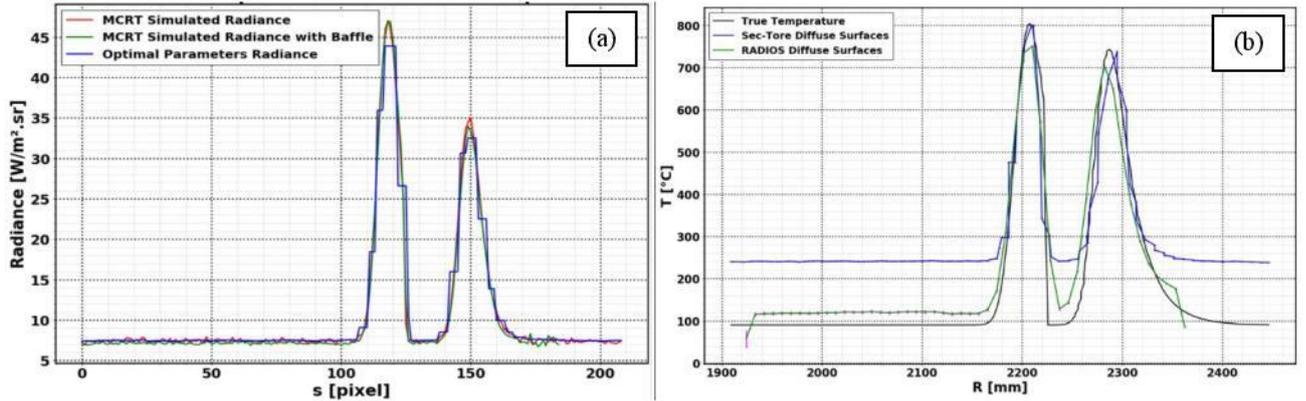


Figure 6 – (a): Synthetic noisy measurements (radiance profiles) built with the MCRT code in the case of diffuse reflective surfaces without baffle (red) and with baffle (green). Comparison with the optimal radiance profile obtained with the temperature estimated by the inverse method Sec Tore (blue). (b): 3D temperature profile estimated with Sec-Tore (blue) with the associated levels of confidence and with RADIOS (green) in the case of synthetic measurements with diffuse reflective surfaces. Profiles correspond to the green lines drawn on the 3D view of Figure 7, the origin being on the inner side.

Sec-Tore enables to estimate the peak temperatures with an error lower than 1% for the maximum temperatures (around 800°C). However, the temperature of the colder part is estimated with an error higher than 166%. This is due to the black-body vertical closing surfaces at T_{em} (see Figure 3) that appear to be a wrong boundary condition to model radiation exchange between the lower divertor and the complete torus (Sec-Tore is limited to a toroidal section of 20°). As expected, RADIOS (modeling the complete 360° torus with hierarchical radiative method) enables to estimate the lower targets temperature with a much lower mean error of 32%. Nevertheless, RADIOS estimation of the peak temperatures is not as good as the Sec-Tore estimation: it is mainly due to the high sensitivity of RADIOS to the noise measurements (synthesized by the MCRT code here). To a slightly lesser extent, these errors can be due to approximations in the forward modeling (approximations of camera viewing and geometry) compared to the real world (here synthetic diagnostic). One should pay peculiar attention when real experimental data will be processed.

Figure 7 shows the mapping of the estimated temperatures for RADIOS and Sec-Tore on the 3D surface compared to the true temperature used as input of the MCRT code.

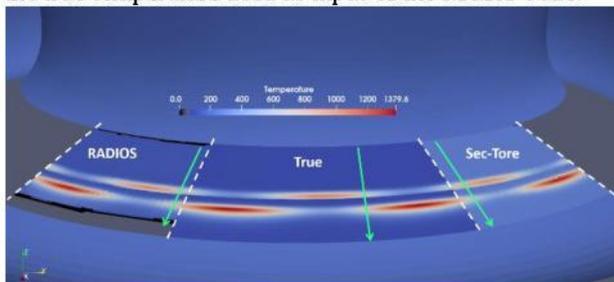


Figure 7 –3D mapping of the estimated temperatures with RADIOS (left) and with Sec-Tore (right) compared to the true temperature used as input of the MCRT code (middle)

The black patches on RADIOS side are parameters that could not be estimated because the model is too sensitive

to the noise contained in the simulated data. 110 parameters over 1.391 parameters are not estimated.

4.2. Specular case

The second temperature estimation considers high specular reflectance surface. The synthetic data are generated considering a Bidirectional Reflectance Distribution Function (BRDF) which is a combination of 2% Lambertian reflectance and 98% of specular reflection with a Gaussian distribution of 8° width around the specular direction. Figure 8 compares the simulated images with the MCRT code in case of diffuse and specular surfaces and considering the presence of the baffle.

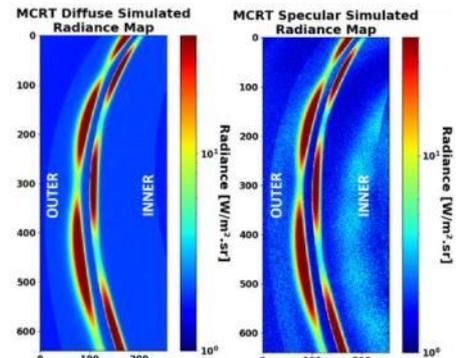


Figure 8 – Synthetic measured radiance maps provided by the MCRT code in the case of fully diffuse reflective surfaces (left) and mainly specular reflective surfaces (right) with logarithmic color bars

Figure 8 shows that the specular reflective materials cause two patterns (halos) of reflections on both side of the strike points: on the inner side of the lower divertor and close to the baffle. These patterns are due to reflections of the environment (vessel wall) at 90°C.

The estimation assumptions are the same as for the diffuse case (environment temperature and emissivities known). Figure 9(a) shows the simulated radiance profile with the MCRT code considering or not the baffle obstruction and

emission. The radiance profiles are quite similar except for the extreme pixels (number 160 and more) impacted by the presence of baffle. There is less signal near the baffle as well as more statistic noise. Concerning the noise, the specular simulations show that the statistic

noise represents around 25% of the signal on the colder targets compared to the diffuse relative noise of 2%. Figure 9 also shows the convergence of the radiance optimal parameters profile (left) and the corresponding results of the estimated 3D temperatures (right).

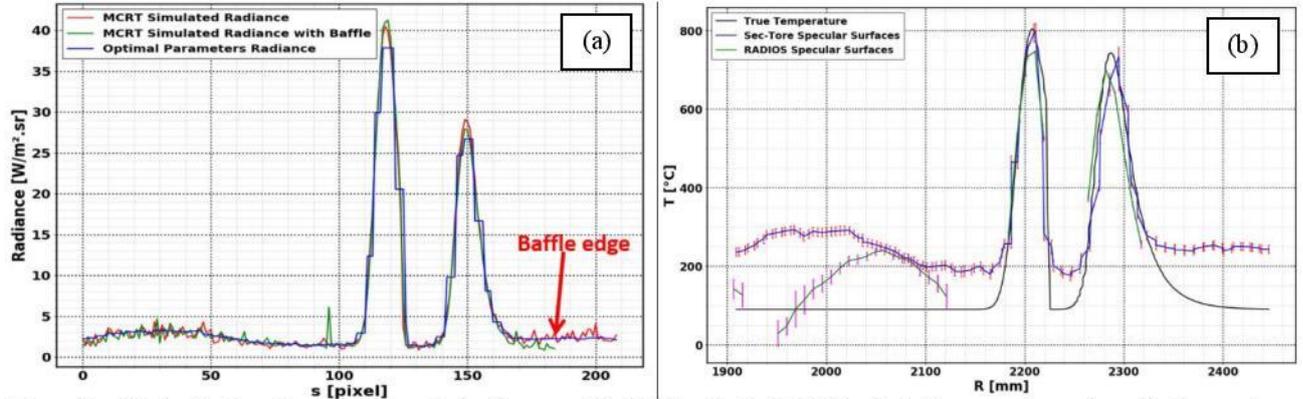


Figure 9 – (a): Synthetic noisy measurements (radiance profiles) built with the MCRT code in the case of specular reflective surfaces without baffle (red) and with baffle (green). Comparison with the optimal radiance profile obtained with the temperature estimated by the inverse method Sec-Tore (blue). (b): 3D temperature profile estimated with Sec-Tore (blue) with the associated levels of confidence and with RADIOS (green) in the case of synthetic measurements with specular reflective surfaces. Profiles correspond to the green lines drawn on the 3D view of Figure 7, the origin being on the inner side.

On one hand, Sec-Tore enables to retrieve all parameters to be estimated. The radiance profiles on Figure 9(a) show the halo of reflection on the inner side in the form of the bump on the left of the profiles (pixels 0 to 70). The convergence of the model regarding the radiances is still good however, the temperature estimation is not so good especially for the halo of reflection. Indeed, the bump on the radiance profile is interpreted by the model as an increased emission of the component in this area and not as a specular pattern of reflection. As a result, the estimated temperature is higher in the matching area (up to 300°C instead of 90°C). The estimated temperature on the colder targets (less prone to reflections) is around 200°C, which represents an error of 120% compared to the previous errors of around 166%. Last, the increase of relative statistic noise on the measurement degrades the confidence levels associated to the temperature estimations (error bars larger than in diffuse case about 2% of the value for Sec-Tore and 4% for RADIOS in diffuse case versus 12% for Sec-Tore and 10-50% for RADIOS in specular case).

On the other hand, RADIOS enables to retrieve only 891 parameters out of the 1.391 estimated parameters (around 60% estimated parameters). This is due to an increase of statistic noise in the simulated experimental-like data when considering specular reflective surfaces. Nevertheless, the estimation of the peak is as good as the estimation considering diffuse reflective surfaces with errors from 1% to 8%. It is worth noting that retrieved parameters out of the peak are the ones located in the area prone to reflections where the halo of reflection is considered by the algorithm as a much hotter zone than it really is.

Figure 10 shows the relative errors on the estimated surface temperature $((\text{estimated}-\text{true})/\text{true}$ in %) with Sec-Tore and RADIOS for diffuse reflective surfaces as well as specular reflective surfaces. The true temperature profile used as input of the MCRT code is also plotted to locate the position of the peaks.

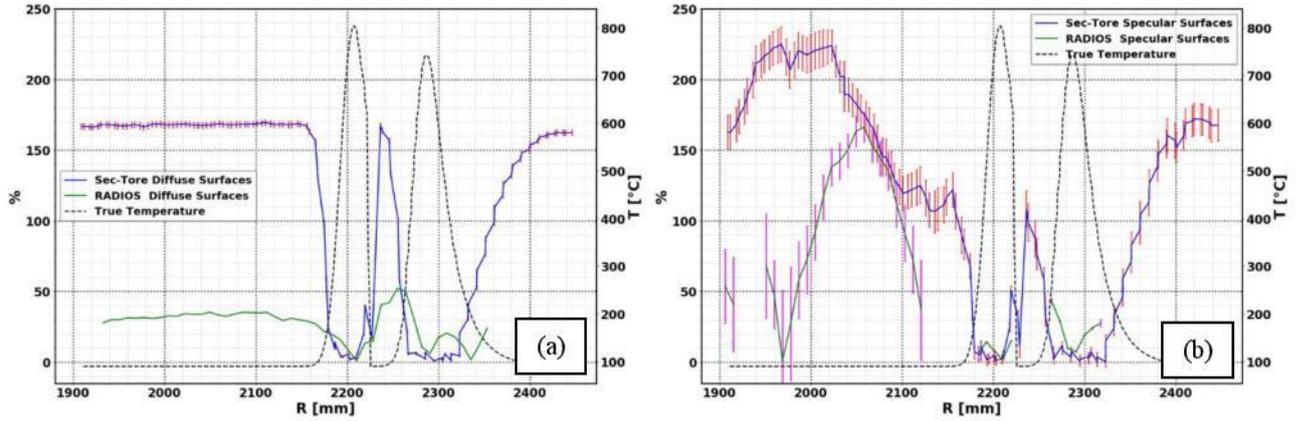


Figure 10 – (a): Relative errors on the estimated temperatures with Sec-Tore for diffuse reflective surfaces (blue) and RADIOS (green) superimposed with the true temperature profile (black). (b): Relative errors on the estimated temperatures with Sec-Tore for specular reflective surfaces (blue) and RADIOS (green) superimposed with the true temperature profile (black). Profiles corresponds to the green lines drawn on the 3D view of Figure 7, the origin being on the inner side.

RADIOS allows estimating less parameters than Sec-Tore because of the presence of the baffle and because some parameters cannot be estimated due to the statistic noise of the simulated data.

Figure 10 shows the mean error of the temperature estimation. As expected the temperature peak at 800°C, which is less affected by parasitic reflections, is retrieved with a good accuracy (better than 1% both for diffuse and specular surfaces). The advantage of the RADIOS model (considering the whole torus) is quite proven for colder targets (temperature around 90°C) in the diffuse case since it allows reducing the surface temperature error to 33% from 166% with the Sec-Tore model. The specular case is more complicated to analyze. Indeed, the additional parasitic light coming from specular reflection is not uniform along the target due to angular dependence of reflectivity. As a result, a kind of bump is observed along the luminance profile (Figure 10b). As the model used for the inversion assumes Lambertian reflections, the bump is interpreted as an increase of emittance and so the algorithm finds a solution with a higher temperature than expected. This leads to larger temperature errors using both models Sec-Tore and RADIOS up to more than 200%. This illustrates and quantify the limits of the radiosity method considering diffuse reflecting surfaces to retrieve temperatures of specular reflecting surfaces. The next step should be to enhance the direct model taking into account the specular behavior of the reflectance model based on previous studies as described in [19].

Table 2 summarizes the results of the temperature estimation with both Sec-Tore and RADIOS for diffuse reflective surfaces and specularly reflective surfaces. RADIOS gives results of temperature estimation with a mean error of 32% on the colder targets and 1 to 8% error for the peak temperature. As mentioned in section 4.1 this degradation of the peak temperature estimation is due to approximations in the modeling of RADIOS and noise statistic.

Table 2. Comparison of the results estimation with Sec-Tore and RADIOS.

Reflection model	Temperature location	Sec-Tore	RADIOS
Diffuse	Hot Peak	1%	6%
	Cold targets	166%	33%
Specular	Hot Peak	< 1%	/
	Cold targets	106%-223%	/

5. Conclusion

This paper presents the results of an inverse method aiming to retrieve the true surface temperature from IR measurements solving low emissivity and the additional parasitic flux coming from the reflections. In the inverse method presented here, the temperature estimation is carried out with two different forward radiative models, both using radiosity calculations but based on two different geometries: Sec-Tore and RADIOS. On one hand, Sec-Tore only considers a toroidal 20° sector of a tokamak closed by two black-body surfaces with very simple components and no obstructions between elementary patches. On the other hand, RADIOS considers a whole torus and can deal with obstructions between patches and then can include more realistic components such as the baffle into the model. To test the method, the IR measurements are replaced by synthetic experimental-like data simulated with a MCRT code considering diffuse or highly specular reflective surfaces. In the case of diffuse reflective surfaces, Sec-Tore gives good results for the peak temperature estimation with error of 1%. However, due to the boundary condition of black body surfaces closing the 20° sector, the error on colder targets temperature estimation reaches 166%. RADIOS gives better results for the colder targets temperature estimation with a mean of error of 32% but the peak temperature estimation is degraded by approximations in the modeling, with respect to the MCRT code that generated the synthetic data (geometry sometimes simplified to limit the number of total

patches). The temperature estimations with RADIOS is also currently limited by the sensitivity of the inversion process to the noise existing on the synthetic measurements. This leads to the impossibility to estimate some parameters. These issues should be reduced by improving the conditioning of the model by using regularization methods (such as Tikhonov regularization [19]), optimization under constraints or with a priori values of some parameters.

In the case of specular reflective surfaces, the temperature estimation with Sec-Tore and RADIOS still gives good results for the peak temperature, but the temperature estimation of colder targets, prone to reflections, is more chaotic with great errors. This result was expected as the radiosity method assumes diffuse surfaces and cannot interpret specular patterns of reflection. The next challenge will be to take into account specular surfaces in RADIOS.

Nevertheless, the developed inverse method has proved very promising for retrieving the true temperature by filtering reflections. Furthermore, as the temperature estimation problem is linear and relies only on a matrix product based on the pre-computed and stored Jacobian (eq. (7)), this inverse method could be compatible with real-time application.

Acknowledgements

This work has been carried out within the framework of the EUROfusion Consortium and has received funding from the EURATOM research and training programme 2019-2020 under grant agreement No 633053. The views and opinions expressed herein do not necessarily reflect those of the European Commission.

References

- [1] Courtois X. et al, Design and status of the new WEST IR thermography system, ISFNT 2017.
- [2] Aumeunier M.-H. et al, 2017, *Nuclear Materials and Energy* 12, Pages 1265-1269.
- [3] Aumeunier M.-H. et al., 2012, *IEEE Transactions on Plasma Science*, 40, 3.
- [4] Talatizi C. et al., *Thermique et sciences de l'information*, Tome1, Actes du Congrès annuel de la Société Française de Thermique, SFT 2018 (ISBN : 978-2-905267-95-5).
- [5] <https://www.ansys.com/products/optical/ansys-speos>
- [6] Touloukian Y., 1967, *Thermophysical properties of high temperature solid materials*. New York: Macmillan.
- [7] Talatizi C. et al., FED 159, 111867, 2020
- [8] Siegel, R. and Howell, J.R. *Thermal Radiation heat transfer*, 4th edition, CRC Press 2001
- [9] Dutre P., Bekaert P., Bala K., *Advanced Global Illumination*, 2nd Ed., A. K. Peters Ltd, 2006
- [10] Sillion F., Puech C., *Radiosity and Global Illumination*, M. Kaufman Publishers Inc., 1994
- [11] Sara C. Francisco et al., 2014, Calculation of view factors for complex geometries using Stokes' theorem, *Journal of Building Performance Simulation*.
- [12] Le Bohec M. et al., Congrès Français de Thermique 2019, doi: 10.25855/SFT2019-078
- [13] Le Bohec M. et al., Congrès Français de Thermique 2020, doi: 10.25855/SFT2020-073
- [14] Michael F. Modest, *Radiative Heat Transfer*, 3rd Edition, Academic Press 2013
- [15] Leduc G. et al., *International Journal of Heat and Mass Transfer*, Elsevier, 2004, 47 (14-16), pp.3291-3300. doi: 10.1016/j.ijheatmasstransfer.2004.03.005
- [16] Richard C. Aster, Brian Borchers, Clifford H. Thurber, *Parameter Estimation and Inverse Problems*, Academic Press, 2013.
- [17] B. Rémy, S. André, *Thermal Measurements and Inverse Techniques*, Chapter 9 Nonlinear Estimation Problems, CRC Press 2011
- [18] James V. Beck and Kenneth J. Arnold, *Parameter Estimation in Engineering and Science*, John Wiley and Sons, 1977
- [19] D. Immel et al., *A Radiosity Method for Non-Diffuse Environments*, Proceedings of the 13th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, SIGGRAPH, 1986.
- [20] A.N. Tikhonov, V.Y. Arsenin, *Solutions of Ill-Posed Problems*, V.H. Winston&Sons, Washington, D.C., 1977.

Annexe IV

Communication publiée au congrès de la Société Française de Thermique de Belfort, 2020.

Modélisation réduite locale des transferts radiatifs dans un tokamak par une méthode hiérarchique basée sur les facteurs de Gebhart

Mickaël LE BOHEC^{1*}, Fabrice RIGOLLET¹, Charly TALATIZI², Marie-Hélène AUMEUNIER², Jonathan GASPAR¹, Christophe LE NILIOT¹

¹ Aix Marseille Université, CNRS, IUSTI UMR 7343, 13453, Marseille, France

² CEA Cadarache/Institut de Recherche sur la Fusion par confinement Magnétique, 13108 Saint-Paul-lez-Durance cedex, France

* (auteur correspondant : mickael.le-bohec@univ-amu.fr)

Résumé - Nous traitons la question de l'approximation de l'opérateur de transport $\mathbf{I} - \mathbf{RF}$ de l'équation des radiosités car dans une scène complexe, comme un tokamak, le nombre de mailles n nécessaire à sa description est très important. Les facteurs de forme entre les éléments sont alors très nombreux (n^2) et de plus très lourds à obtenir, notamment en raison des obstructions. Nous introduisons donc une méthode hiérarchique basée sur les facteurs de Gebhart calculés pour une zone d'intérêt où la précision de la solution est prioritairement recherchée. Nous montrons pour cela que les facteurs de Gebhart sont reliés au concept d'importance dans le domaine du rendu d'image.

Nomenclature

Symboles latins

F	facteur de forme, –
\mathbf{F}	matrice des facteurs de forme, –
G	facteur de Gebhart, –
\mathbf{G}	matrice des facteurs de Gebhart, –
J	radiosité, $W \cdot m^{-2}$
\mathbf{J}	vecteur des radiosités, $W \cdot m^{-2}$
\mathbf{L}	vecteur des luminances, $W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1}$
M°	émittance noire, $W \cdot m^{-2}$
\mathbf{M}°	vecteur des émittances noires, $W \cdot m^{-2}$
n, h	nombre d'éléments dans une scène, –
O	Complexité algorithmique asymptotique, –
p	nombre d'éléments dans la ROI, –
\mathbf{R}	matrice diagonale des réflectivités, –
S	surface, m^2
\mathbf{S}	matrice diagonale des surfaces, m^2
T	température, $^\circ C$
\mathbf{T}	opérateur de transport, –

Acronyme

ROI Region Of Interest

Symboles grecs

ϵ	écart, –
ε	émissivité, –
$\boldsymbol{\varepsilon}$	matrice diagonale des émissivités, –
δ_i	vecteur de Kronecker, –
ρ	réflectivité, –
τ_r	taux de réduction, –
ψ	importance, –
$\boldsymbol{\psi}$	vecteur des importances, –
ψ^e	importance émise, –
$\boldsymbol{\psi}^e$	vecteur des importances émises, –

Indices et accent

i, j	indices d'éléments
ij	de l'élément i vers l'élément j
\sim	grandeur approchée

1. Introduction

Dans un tokamak, le contrôle de la température des composants exposés au plasma peut être effectué au moyen d'une caméra infrarouge. Malheureusement, le lien entre les luminances mesurées et les températures recherchées n'est pas trivial lorsque les surfaces sont réfléchissantes. En effet, dans une telle situation une mesure ne représente pas simplement la puissance émise par la surface vue. Elle est en réalité perturbée par des réflexions provenant du reste de la scène, particulièrement dans les tokamaks de nouvelle génération tels que WEST et ASDEX Upgrade

où les surfaces intérieures observées sont métalliques (tungstène majoritairement). L'obtention d'une solution globale est donc nécessaire pour permettre de discriminer la part réfléchie de celle émise et ainsi remonter à la température. Ceci est valable même si une faible partie de la scène est vue par la caméra.

Une démarche inverse [1] est nécessaire pour retrouver les causes (les températures), à partir des effets observables (les luminances mesurées). Une telle démarche nécessite la minimisation progressive de l'écart entre des mesures et une solution obtenue à partir d'un modèle physique du problème, qualifié de modèle direct. Les températures sont d'abord estimées puis modifiées à chaque itération de sorte que les luminances reçues par la caméra et prédites par le modèle soient suffisamment proches de celles mesurées. On en déduit alors que ces dernières températures sont réellement celles de la scène. Le problème inverse peut également porter sur l'identification d'un profil d'émissivité connaissant les températures.

Puisqu'il faut résoudre plusieurs fois le problème pour chaque estimation, il est nécessaire que cette résolution soit la plus rapide possible. Le modèle direct utilisé ici est celui des radiosités [2, 3, 4], qui consiste en la construction explicite d'un opérateur de transport $\mathbf{T} = \mathbf{I} - \mathbf{RF}$. Grâce à celui-ci, il n'est plus nécessaire de résoudre à chaque fois le coûteux problème des chemins optiques, chaque nouvelle solution ne demandant plus que la résolution d'un système linéaire, équivalent à l'inversion de la matrice \mathbf{T} . Dans sa version la plus courante, ce modèle suppose que le milieu est transparent et que les surfaces sont opaques, grises et diffuses (la radiosité est ainsi définie par $\mathbf{J} = \pi\mathbf{L}$; nous conservons ces notations même si les quantités radiatives calculées le sont en réalité dans la bande spectrale $\Delta\lambda$ de la caméra). C'est dans ce cadre que nous nous plaçons. Une fois le domaine discrétisé en n éléments sur lesquels la température, la réflectivité et l'éclairement sont supposés uniformes, l'équation discrète à résoudre est la suivante :

$$J_i = \varepsilon_i M_i^\circ + \rho_i \sum_{j=1}^n F_{ij} J_j \quad (1)$$

soit sous forme matricielle :

$$(\mathbf{I} - \mathbf{RF})\mathbf{J} = \varepsilon\mathbf{M}^\circ \quad (2)$$

Le facteur de forme F_{ij} traduit le couplage géométrique entre les éléments i et j . Il représente la part d'énergie radiative quittant la surface i et arrivant directement sur j . La principale difficulté de ce problème réside dans l'évaluation de ces n^2 facteurs qui composent l'opérateur de transport \mathbf{T} . Par ailleurs, si la scène présente des obstructions, ils ont chacun un coût de $O(n)$ relatif à la recherche d'un éventuel obstacle entre i et j parmi les $n - 2$ autres éléments. La complexité globale du problème est donc de $O(n^3)$ et il devient vite inenvisageable de vouloir obtenir l'opérateur complet pour des scènes complexes (à partir de quelques milliers de mailles). On cherche donc plutôt une approximation $\tilde{\mathbf{T}}$. Cela aura pour effet bénéfique d'accélérer la boucle itérative du problème inverse [1].

Un autre inconvénient de ce modèle est qu'il impose de connaître l'intégralité du champ de radiosité pour avoir accès à celle d'une surface particulière. Par analogie avec les schémas numériques d'Euler, on peut le qualifier d'*implicite* car il nécessite l'inversion d'une matrice. Or lors d'une mesure par thermographie, seules quelques surfaces sont vues et par conséquent, seules quelques radiosités ont un intérêt. Une reformulation de ce modèle radiatif permet de s'affranchir de cette contrainte. Pour cela, le terme d'éclairement est décomposé en une somme pondérée des émittances noires [5] :

$$J_i = \varepsilon_i M_i^\circ + \rho_i \sum_{j=1}^n G_{ij} M_j^\circ \quad (3)$$

soit sous forme matricielle :

$$\mathbf{J} = (\boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{RG})\mathbf{M}^\circ \quad (4)$$

Les termes G_{ij} sont appelés facteurs de Gebhart et représentent la part d'énergie émise par l'élément i qui est absorbée par j quel que soit le trajet emprunté. Un facteur de Gebhart non nul n'implique donc pas que les deux éléments se voient mutuellement. Cette fois-ci, un produit matriciel suffit, cette formulation peut ainsi être qualifiée d'*explicite*.

Cette formulation paraît tout à fait adaptée à une démarche de réduction de modèle. En effet, si notre zone d'intérêt (ROI - Region Of Interest) comprend p éléments, notre opérateur ne requiert plus que pn coefficients au lieu des n^2 du schéma implicite. Malheureusement, les facteurs de Gebhart sont intimement liés aux facteurs de forme et l'ensemble de la matrice \mathbf{F} est nécessaire pour les obtenir :

$$G_{ij} = F_{ij}\varepsilon_j + \sum_{k=1}^n \rho_k F_{ik} G_{kj} \quad (5)$$

soit sous forme matricielle :

$$(\mathbf{I} - \mathbf{FR})\mathbf{G} = \mathbf{F}\boldsymbol{\varepsilon} \quad (6)$$

Cette approche de réduction ne peut donc être envisagée qu'*a posteriori*.

Dans ce papier nous commencerons par introduire brièvement la méthode hiérarchique des radiosités qui permet d'obtenir une approximation $\tilde{\mathbf{T}}$ de l'opérateur de transport $\mathbf{T} = \mathbf{I} - \mathbf{RF}$. Nous montrerons qu'il est possible de lui demander de privilégier certaines zones d'une scène radiative au moyen d'une quantité appelée *Importance*. Nous démontrerons que celle-ci est liée aux facteurs de Gebhart et discuterons des conséquences de ce constat. Enfin, nous présenterons notre démarche de réduction dans son ensemble et l'illustrerons dans le contexte du contrôle par thermographie de la température des composants exposés au plasma dans le tokamak WEST.

2. Approximation de l'opérateur de transport

2.1. Méthode hiérarchique des radiosités

La méthode hiérarchique des radiosités [6, 7] repose sur le fait que les transferts radiatifs peuvent être évalués à des niveaux de détail différents suivant leur influence sur la solution. Les échanges dont l'impact est modeste peuvent être évalués à un niveau de détail faible, tandis que ceux dont l'effet est important doivent l'être à un niveau élevé.

Cette méthode construit donc un maillage multirésolution de la scène dans le but de permettre aux différentes mailles d'interagir à des échelles adaptées. Ces différents niveaux sont constitués de subdivisions successives du maillage de départ. Plusieurs maillages de la scène coexistent donc pour permettre cette représentation.

La subdivision des éléments a pour but d'affiner le calcul des échanges. Au préalable, l'intensité des transferts est évaluée au moyen d'un *estimateur* puis comparée à un *seuil* fourni par l'utilisateur. Les éléments visés par les transferts dont l'estimateur est supérieur au seuil sont subdivisés. Cela aura pour conséquence de densifier le maillage là où les transferts sont les plus intenses.

Le raffinement, lorsqu'il est nécessaire, est effectué pour un couple de mailles donné ce qui signifie qu'un même élément peut interagir avec d'autres à des niveaux de détail différents.

L'expression (10) signifie que l'on peut donc utiliser les facteurs de Gebhart, où plus précisément les termes G_{ij}/ε_j , en lieu et place de l'importance avec l'avantage que cela a un sens physique bien déterminé puisqu'ils représentent une part d'énergie.

En pratique on ne le fait pas directement car les facteurs de Gebhart sont propres à un élément, c'est-à-dire qu'un seul élément peut être source à la fois, tandis que l'importance permet de faire des calculs pour plusieurs éléments importants. Les facteurs de Gebhart obligeraient donc à faire p calculs pour obtenir p opérateurs (avec p le nombre d'éléments dans la ROI). Au lieu de cela, on construit avec l'importance un unique opérateur capable de faire ces p calculs.

L'expression (11) permet cependant d'obtenir les facteurs de Gebhart de la ROI dans son ensemble $G_{roi \rightarrow j}$. En effet, elle n'est juste à proprement parler que lorsqu'un seul élément i n'est important et qu'on souhaite obtenir les facteurs de Gebhart G_{ij} . En réalité, elle demeure valable tant que l'émissivité est uniforme sur la ROI. Si ce n'est pas le cas et qu'on souhaite tout de même connaître la fraction d'énergie partant de la ROI et absorbée par chaque surface de la scène, il faut définir une réflectivité *équivalente* pour la ROI telle que par exemple :

$$\rho_{roi} = \frac{\sum_k^p S_k \rho_k}{\sum_k^p S_k} \quad (12)$$

On calcule donc l'importance qui permet d'accéder aux facteurs de Gebhart $G_{roi \rightarrow j}$ qu'on utilise ensuite dans le critère de raffinement (9).

Un autre aspect intéressant de la relation (10) est qu'elle permet, une fois l'opérateur $\mathbf{I} - \mathbf{RF}$ approximé par la méthode hiérarchique, d'obtenir les p champs de facteurs de Gebhart sans avoir à passer par le calcul de l'opérateur $\mathbf{I} - \mathbf{FR}$ de l'équation (6).

3. Réduction de modèle

Nous résumons ici les différentes étapes de notre démarche de réduction. Nous l'appliquons ensuite sur le tokamak WEST.

3.1. Démarche de réduction

0. La scène est composée de n éléments à la résolution la plus fine et impliquerait donc le calcul de n^2 facteurs de forme avec une méthode classique à matrice pleine.
1. Au lieu de faire cela, on se limite à l'évaluation de $\sum_k^h n_k$ facteurs de forme (h étant le nombre d'éléments dans le maillage hiérarchique et n_k le nombre de facteurs de forme associés à chaque maille k) grâce à la méthode hiérarchique assistée des facteurs de Gebhart $G_{roi \rightarrow j}/\varepsilon_j$ obtenus grâce à l'expression (11). Le lien de j vers i sera donc subdivisé si $(G_{roi \rightarrow i}/\varepsilon_i)\rho_i \Delta F_{ij} J_j$ est supérieur au seuil de raffinement.
2. On calcule les p champs de facteurs de Gebhart relatifs aux p éléments de notre ROI au moyen de l'expression (10).
3. On est alors en mesure de construire un nouvel opérateur ayant pour but d'obtenir seulement les radiosités de la ROI. Son expression est celle de la relation (4). Il comprend seulement pn coefficients et présente l'avantage de déterminer le champ de radiosité souhaitée par un produit matriciel plutôt qu'une inversion ce qui est intéressant pour son utilisation future dans une boucle itérative.

La puissance reçue par une maille peut donc venir de multiples niveaux. L'étape de résolution devra donc faire communiquer ces différentes échelles pour pouvoir accéder à la solution.

En procédant ainsi, aucune zone de la scène n'est privilégiée et l'opérateur $\tilde{\mathbf{T}}$ obtenu est construit dans le but de fournir une précision équivalente partout.

2.2. L'importance

Il est possible de construire un opérateur $\tilde{\mathbf{T}}$ dont l'objectif est de connaître la luminance en une zone donnée de la scène. On utilise pour cela le concept d'*importance* [8, 9]. Il s'agit d'une quantité sans dimension qui est émise par la zone d'intérêt et qui remonte les chemins optiques dans le sens contraire de celui emprunté par la radiosité. Pour cette raison, elle est qualifiée de *duale* ou d'*adjointe* à la radiosité. Cette propriété se caractérise par le fait que l'équation d'importance fait intervenir l'opérateur de transport transposé \mathbf{T}^T :

$$(\mathbf{I} - \mathbf{RF})^T \boldsymbol{\psi} = \boldsymbol{\psi}^e \quad (7)$$

où $\boldsymbol{\psi}^e$ est la source d'importance et $\boldsymbol{\psi}$ est l'importance. L'importance émise vaut 1 dans la zone d'intérêt et 0 ailleurs :

$$\psi_i^e = \begin{cases} 1 & \text{si } i \in \text{ROI} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (8)$$

L'importance ψ_j traduit la contribution de l'élément j à la radiosité de l'élément i . Plus elle est élevée et plus l'élément j sera *important* pour l'élément i . Pour autant, ψ_j n'est pas directement une proportion d'énergie et on ne peut malheureusement pas connaître la radiosité de i en fonction des importances des autres mailles.

Par ailleurs, il faut disposer de l'ensemble de l'opérateur \mathbf{T}^T pour connaître le champ d'importance d'une ROI. Cela ne semble donc pas particulièrement pertinent mis à part dans le but de tronquer l'opérateur a posteriori en négligeant les contributions peu importantes.

En revanche, cela fait sens si on l'insère dans la logique de la méthode hiérarchique. Dans ce contexte, les raffinements n'ont lieu que si les transferts sont vifs *et* qu'ils sont importants pour le calcul de la radiosité sur notre zone d'intérêt. Smits [8] a montré qu'une mesure de l'erreur totale sur la ROI s'écrivait à l'aide de l'importance :

$$\boldsymbol{\psi}^T \Delta \mathbf{T} \mathbf{J} \quad (9)$$

avec $\Delta \mathbf{T} = |\Delta(\mathbf{I} - \mathbf{RF})| = \mathbf{R} \Delta \mathbf{F}$ l'erreur sur l'opérateur de transport. En réalité cette expression est valable avec l'emploi de toute quantité duale à la radiosité. Le lien de j vers i sera donc raffiné si sa contribution $\psi_i \rho_i \Delta F_{ij} J_j$ à l'erreur totale (9) est supérieure au seuil de raffinement.

2.3. Liens entre l'importance et les facteurs de Gebhart

Nous présentons ici deux résultats originaux qui constituent l'apport théorique principal de ce papier. Par souci de clarté, les démonstrations sont données en annexe.

Le premier (10) montre qu'en un certain sens, les facteurs de Gebhart sont également duals de la radiosité :

$$(\mathbf{I} - \mathbf{RF})^T \boldsymbol{\varepsilon}^{-1} \mathbf{G}^T \boldsymbol{\delta}_i = \mathbf{F}^T \boldsymbol{\delta}_i \quad (10)$$

Le second (11) donne la correspondance entre l'importance et les facteurs de Gebhart dans le cas où seul l'élément i émet de l'importance :

$$\mathbf{G}^T \boldsymbol{\delta}_i = \frac{\boldsymbol{\varepsilon}(\boldsymbol{\psi} - \boldsymbol{\delta}_i)}{\rho_i} \quad (11)$$

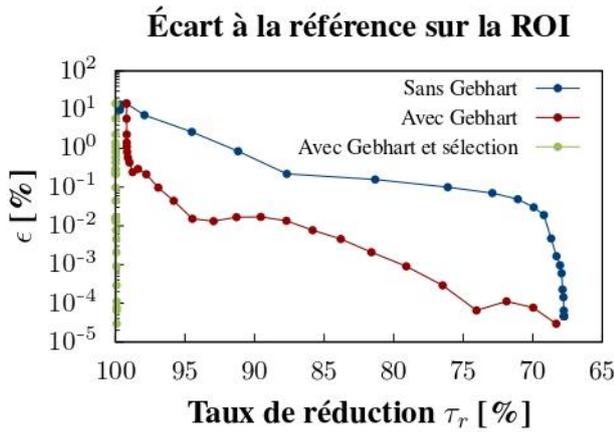


Figure 1: Évolution de l'écart à la référence sur la ROI en fonction du taux de réduction.

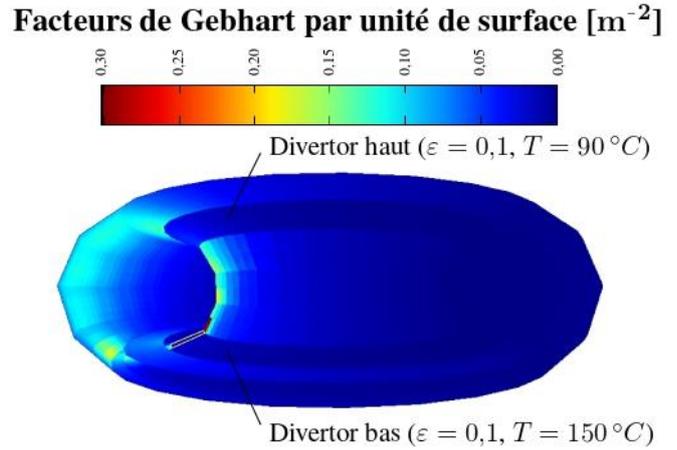


Figure 2: Facteurs de Gebhart par unité de surface pour la ROI (encadrée en jaune)

3.2. Résultats

En fournissant à la méthode hiérarchique un seuil de raffinement nul, on obtient la solution à laquelle aurait abouti la méthode des radiosités classique (avec matrice pleine) [7]. Cette solution constitue notre référence et nous permet de calculer un écart pour chaque seuil de raffinement ($\epsilon = (\sum_i S_i (J_i - \tilde{J}_i)^2 / \sum_i S_i J_i^2)^{1/2}$). Puisque les critères de raffinement sont différents si l'on utilise les facteurs de Gebhart ou non, on ne peut directement comparer les solutions entre elle pour un seuil donné. On compare donc l'écart des deux méthodes par rapport à la référence pour un taux de réduction donné. Celui-ci est défini comme la part de facteur de forme qu'il n'a pas été nécessaire de calculer.

Notre étude porte sur le tokamak WEST (figure 2). La ROI est une section du divertor bas (encadrée en jaune). Hormis les divertors, l'ensemble de la scène est à une température de 90°C avec une émissivité de 0,3. Le maillage en lui-même représente 93 m^2 et comporte à la résolution la plus fine 5904 éléments. La ROI est quant à elle composée de 8 éléments à la résolution la plus fine.

La figure 1 montre clairement que même si la méthode hiérarchique sans Gebhart permet d'obtenir un opérateur considérablement réduit, 91,2 % pour un écart de 0,84 %, l'utilisation des Gebhart pour focaliser la construction de l'opérateur sur la ROI aboutit à une réduction bien supérieure de 99,2 % pour un écart similaire de 0,80 %. La démarche complète, c'est-à-dire en sélectionnant a posteriori les seules p lignes qui concernent la ROI, produit même un opérateur réduit de 99,9 %.

4. Conclusion

Dans un travail précédent [1], nous avons été contraints de restreindre notre scène à un secteur de tore de 20° pour des raisons de capacité de calcul (modèle simplifié). Cette restriction, justifiée par la présence d'une périodicité thermique équivalente dans le tokamak (effet ripple), posait tout de même la question de la fermeture du domaine par des surfaces fictives.

Grâce au travail présenté dans ce papier, nous nous dotons de la capacité de faire des simulations sans restriction arbitraire de domaine (modèle réduit). Et cela, tout en construisant un opérateur de transport nécessaire pour la boucle itérative d'un problème inverse.

Pour cela, nous avons présenté la méthode hiérarchique des radiosités qui permet de limiter le nombre de facteurs de forme calculés en exploitant une logique multi-résolution dans laquelle tous les éléments n'interagissent plus à la résolution la plus fine. Nous avons montré ensuite que, même si la réduction est déjà significative, il est possible d'aller beaucoup plus loin en exploitant le fait que seule une zone restreinte de la scène nous intéresse (celle où sera résolu un problème inverse minimisant l'écart entre luminances mesurées et modélisées). L'opérateur peut donc être construit de sorte à fournir une solution plus fiable dans cette zone qu'ailleurs. Les facteurs de forme qui affinent la solution ailleurs sans l'améliorer dans notre zone d'intérêt sont ainsi jugés inutiles et ne sont pas calculés. Une reformulation du problème permet même de produire un opérateur qui ne donne la solution que sur cette zone d'intérêt. Nous avons ainsi présenté une méthode hiérarchique originale s'appuyant sur les facteurs de Gebhart. Nous avons également prouvé le lien existant entre l'importance (concept utilisé dans le domaine du rendu d'image) et les facteurs de Gebhart qui sont bien plus commodes pour une utilisation en thermique. Nos résultats montrent des écarts à une référence sur la ROI suffisamment faible (moins de 1 %) pour une fraction infime de l'opérateur (moins de 0,1 %).

Nous nous dirigeons maintenant vers l'utilisation de *clusterisation* afin de nous affranchir du nombre de mailles initiales car c'est une limitation de la méthode hiérarchique. Cela permettra de faire des calculs bien plus résolus géométriquement et thermiquement ce qui sera notamment utile pour des géométries moins régulières comme celle du tokamak allemand ASDEX Upgrade. Nous souhaiterions également étendre notre méthode à la construction d'un opérateur de transport spéculaire pour être en mesure de tenir compte de toute la diversité des effets radiatifs vus par la caméra.

Références

- [1] C. Talatizi, M.-H. Aumeunier, F. Rigollet, M. Le Bohec, J. Gérardin, J. Gaspar, C. Le Niliot, A. Herrmann : Inverse radiation problem with infrared images to monitor plasma-facing components temperature in metallic fusion devices. *Conference ISFNT*, Budapest, 22–27 septembre 2019.
- [2] M. F. Modest, *Radiative heat transfer*, Academic press, 2013.
- [3] Howell, J. R. and Menguc, M. P. and Siegel, R., *Thermal radiation heat transfer*, CRC press, 2015.
- [4] M. F. Cohen, J. R. Wallace : *Radiosity and realistic image synthesis*. Elsevier, 1993.
- [5] B. Gebhart : Surface temperature calculations in radiant surroundings of arbitrary complexity for gray diffuse radiation, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 3(4) :341–346, Décembre 1961.
- [6] P. Hanrahan, D. Salzman et L. Aupperle : A rapid hierarchical radiosity algorithm. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 26(2) :273–282, Juillet 1992.
- [7] M. Le Bohec, D. Lemonnier, D. Saury : Modélisation réduite des transferts radiatifs dans l'habitat par une méthode hiérarchique. *Congrès de la SFT*, Nantes, 3–6 juin 2019.
- [8] B. E. Smits, J. R. Arvo et D. H. Salesin : An Importance-Driven Radiosity Algorithm. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 25(4) :197–206, Juillet 1991.
- [9] J. P. Aguerre, E. Fernández, B. Beckers : Importance-driven approach for reducing urban radiative exchange computations. *Building Simulation*, 12(2) :231–246, Avril 2019.

5. Annexe : démonstrations des expressions (10) et (11)

5.1. Rappels

Les facteurs de Gebhart comme les facteurs de forme répondent à une loi de réciprocité ainsi qu'à la conservation de l'énergie :

	Facteur de forme	Facteur de Gebhart
Réciprocité	$(\mathbf{SF})^T = \mathbf{SF} \quad (13)$	$(\varepsilon \mathbf{SG})^T = \varepsilon \mathbf{SG} \quad (14)$
Conservation de l'énergie	$\sum_j F_{ij} = 1 \quad (15)$	$\sum_j G_{ij} = 1 \quad (16)$

5.2. Facteurs de Gebhart et dualité

En partant de la réciprocité des facteurs de Gebhart (14), on peut écrire :

$$(\varepsilon \mathbf{S})^{-1} \mathbf{G}^T \varepsilon \mathbf{S} = \mathbf{G} \quad (17)$$

En multipliant à gauche par $(\mathbf{I} - \mathbf{FR})$ on a :

$$(\mathbf{I} - \mathbf{FR})(\varepsilon \mathbf{S})^{-1} \mathbf{G}^T \varepsilon \mathbf{S} = (\mathbf{I} - \mathbf{FR}) \mathbf{G} \quad (18)$$

D'après la définition des facteurs de Gebhart (6) et la réciprocité des facteurs de forme (13) :

$$(\mathbf{S} - \mathbf{F}^T \mathbf{SR})(\varepsilon \mathbf{S})^{-1} \mathbf{G}^T \varepsilon \mathbf{S} = \mathbf{F}^T \mathbf{S} \varepsilon \quad (19)$$

Puisque les matrices \mathbf{S} , \mathbf{R} et ε sont diagonales, leur produit est commutatif. Il en va de même pour leur inverse. Ainsi :

$$(\mathbf{S} - \mathbf{F}^T \mathbf{RS}) \mathbf{S}^{-1} \varepsilon^{-1} \mathbf{G}^T \varepsilon \mathbf{S} = \mathbf{F}^T \varepsilon \mathbf{S} \quad (20)$$

et donc :

$$(\mathbf{I} - \mathbf{F}^T \mathbf{R}) \varepsilon^{-1} \mathbf{G}^T \varepsilon \mathbf{S} = \mathbf{F}^T \varepsilon \mathbf{S} \quad (21)$$

soit :

$$(\mathbf{I} - \mathbf{RF})^T \varepsilon^{-1} \mathbf{G}^T = \mathbf{F}^T \quad (22)$$

Introduisons maintenant le vecteur de Kronecker δ_i dont tous les coefficients sont nuls sauf celui de la ligne i . La multiplication à droite par δ_i permet de sélectionner la ligne i de \mathbf{G} :

$$(\mathbf{I} - \mathbf{RF})^T \varepsilon^{-1} \mathbf{G}^T \delta_i = \mathbf{F}^T \delta_i \quad (23)$$

5.3. Correspondance entre importance et facteurs de Gebhart

On cherche à démontrer que si seule la surface i émet de l'importance ($\psi_e = \delta_i$) alors on a le résultat suivant :

$$\mathbf{G}^T \delta_i = \frac{\varepsilon(\psi - \delta_i)}{\rho_i} \quad (24)$$

Supposant (24) vraie, on peut écrire :

$$\rho_i \varepsilon^{-1} \mathbf{G}^T \delta_i = \psi - \delta_i \quad (25)$$

soit en multipliant à gauche par $(\mathbf{I} - \mathbf{RF})^T$ puis en injectant la relation (7) :

$$\rho_i (\mathbf{I} - \mathbf{RF})^T \varepsilon^{-1} \mathbf{G}^T \delta_i = (\mathbf{I} - \mathbf{RF})^T (\psi - \delta_i) = \mathbf{F}^T \mathbf{R} \delta_i = \mathbf{F}^T \rho_i \delta_i \quad (26)$$

en divisant par ρ_i des deux cotés, on retrouve la relation (23) qui est vraie donc (24) est vraie également.

