THÈSE

pour l'obtention du Grade de
DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE POITIERS

(Faculté des Sciences Fondamentales et Appliquées)
(Diplôme National - Arrêté du 25 mai 2016)

École Doctorale : **Mathématiques, Informatique, Matériaux, Mécanique, Energétique**
Secteur de Recherche : **Traitement du Signal et des Images**

Présentée par :
Clément JOUBERT

****

Métrologie optique de la peau pour l'évaluation de produits dermatologiques : géométrie, colorimétrie et aspect

****

Directeur de Thèse :
Majdi KHOUDEIR

****

Soutenue le 03/05/2024
devant la Commission d'Examen

****

JURY

Fabrice Mériaudeau, Professeur, Université de Bourgogne, ICMUB ..... Président du Jury
Sylvie Le Hégarat-Mascle, Professeur, Université Paris Saclay, SATIE ..... Rapporteur
Paul Honeine, Professeur, Université de Rouen, LITIS ..... Rapporteur
Majdi Khoudeir, Professeur, Université de Poitiers, XLIM ..... Directeur de Thèse
Benjamin Bringier, Maître de Conférences, Université de Poitiers, XLIM Co-directeur de Thèse
Valérie Hamon de Almeida, PhD, QIMA Bioalternatives ..... Co-encadrant de Thèse

REMERCIEMENTS

Tout d'abord je souhaite remercier les membres du jury Fabrice Mériaudeau, Sylvie Le Hégarat-Mascle et Paul Honeine pour la relecture de mon manuscrit de thèse et leurs retours.

Merci également à l'entreprise QIMA Bioalternatives, dont Guillaume Tenca et Nicolas Amalric, qui a permis à l'élaboration de ce projet de thèse et également à son bon déroulement. Plus particulièrement, je souhaite grandement remercier mes co-encadrants de thèse Valérie Hamon de Alméida et Julien Garnier qui m'ont soutenu pendant ces trois années et m'ont fait découvrir leurs métiers passionnants. Nos échanges m'ont été d'une aide précieuse.

Je souhaite également remercier Majdi Khoudeir qui a dirigé cette thèse et qui a grandement participé à son bon déroulement. Merci pour ton soutiens malgré les délais courts souvent imposés.

Un grand merci à Benjamin Bringier qui a co-dirigé cette thèse et qui a toujours su me guider et se rendre disponible tout au long de ces trois années. Merci pour tous ces échanges, ta pédagogie et ta bienveillance qui m'ont motivé à bien trop souvent venir à ton bureau pour poser toutes mes questions.

Je souhaite également remercier le laboratoire XLIM et surtout les doctorants et permanents qui ont toujours su mettre la bonne ambiance et créer une vraie dynamique au sein du laboratoire. Plus particulièrement, je souhaite remercier Nicolas avec qui j'ai apprécié travailler tout au long de cette thèse, Thibault et Daniel mes anciens colocataires, le groupe de musique avec Maugan, David et Arthur et mes collègues de bureau préférés Damien, Ludovic et Adrien. Merci aussi à notre ancien président Alexandre du bureau de l'ADIIS et à Ines, Guillaume, Asali et Charles qui feront des merveilles dans le nouveau bureau. Sylvain, Gean, Andre et Marouane, je tiens évidemment à ne pas vous oublier. Je vous remercie du fond du coeur pour l'entraide, les rires, les discussions et les jeux de mots nuls mais toujours très appréciables. Je vous souhaite à tous bon courage et j'espère que nous aurons l'occasion de nous revoir très bientôt.

Pour finir, je souhaiterais évidemment remercier ma famille, mes amis de toujours Paul, Gaëtan, Aurélie et ma compagne Charlotte qui m'ont toujours poussé à aller au bout de cette aventure et soutenu tout du long. Vous ne vous rendez pas compte de l'aide que vous m'avez apporté.

SOMMAIRE

1 Introduction **1**

2 Lois d'optique et apparence des matériaux **5**
2.1 Principes de radiométrie 6
2.1.1 Définition de la lumière 6
2.1.2 Bases de géométrie 7
2.1.3 Grandeurs radiométriques et photométriques 10
2.2 Modélisation de l'apparence d'une surface 12
2.2.1 Interaction lumière/matière 12
2.2.2 Réflectance, Transmittance et *BxDF* 14
2.2.3 Modèles de *BRDF* 16
2.3 Transport de la lumière 19
2.3.1 Équation de rendu 19
2.3.2 Géométrie d'une surface 20
2.4 Capteur photométrique 21
2.4.1 Projection d'une image dans un APN 22
2.4.2 Acquisition d'une image 26
2.4.3 Image couleur 27
2.4.4 Récupération de la dynamique complète d'une scène 28
2.5 Conclusion 29

3 La peau humaine, un cas particulier : modélisation et mesure **31**
3.1 Biologie de la peau 31
3.1.1 Structure biologique 32
3.1.2 Propriétés optiques 33
3.2 Modélisation de l'apparence de la peau 36
3.2.1 Transfert radiatif 36
3.2.2 *BRDF* et *BSSRDF* 37
3.3 Imagerie et mesure de la peau 38
3.3.1 Géométrie de la peau 39
3.3.2 Chromophores de la peau 41
3.3.3 Mesure de brillance 42
3.4 Conclusion 44

4 La stéréophotométrie : des méthodes traditionnelles à l'apprentissage automatique **45**
4.1 Méthodes de reconstruction 3D par analyse d'images 46
4.1.1 Approches géométriques 46

4.1.2 Approches photométriques . . . 47
4.2 La stéréophotométrie . . . 48
4.2.1 Historique et définition . . . 48
4.2.2 Analyse bibliographique de la SP . . . 51
4.3 Apprentissage automatique en stéréophotométrie . . . 56
4.3.1 Introduction à l'apprentissage automatique . . . 57
4.3.2 Génération d'une base de données . . . 59
4.3.3 Méthodes d'apprentissage automatique en SP . . . 64
4.4 Méthodes d'intégration des normales . . . 68
4.4.1 Formulation du problème . . . 68
4.4.2 Frankot-Chellappa . . . 69
4.4.3 Analyse bibliographique . . . 70
4.5 Conclusion . . . 71

5 Nouvelles approches de SP par apprentissage 73
5.1 Représentation de l'information en SP . . . 74
5.1.1 Extraction de l'information lambertienne . . . 74
5.1.2 Comparaison des représentations . . . 76
5.1.3 Cartes *CMR* . . . 78
5.2 Bases de données . . . 85
5.2.1 Choix du modèle de *BRDF* . . . 85
5.2.2 Répartition de la base de données . . . 88
5.2.3 Base de données de test . . . 91
5.3 Résultats des méthodes . . . 94
5.3.1 Choix des paramètres de la carte *CMR* . . . 94
5.3.2 Étude par ablation . . . 96
5.3.3 Résultats . . . 96
5.4 Conclusion . . . 101

6 Chaine de mesure pour la caractérisation de la peau humaine 103
6.1 Protocole expérimental . . . 104
6.1.1 Les échantillons de test . . . 104
6.1.2 Système et prétraitement en SP . . . 107
6.1.3 Recalage d'images . . . 113
6.2 Rugosité de surface . . . 114
6.2.1 Estimation d'un relief à partir d'une carte de normales . . . 114
6.2.2 Les descripteurs de rugosité . . . 115
6.3 Extraction de la brillance et la couleur . . . 120
6.3.1 Extraction de la couleur . . . 120
6.3.2 Extraction de la brillance . . . 121
6.4 Résultats . . . 125
6.4.1 Cuir . . . 125
6.4.2 Peau *ex vivo* . . . 127
6.4.3 Discussion . . . 133
6.5 Conclusion . . . 134

7 Conclusion générale et perspectives 135
7.1 Travaux réalisés . . . 135
7.2 Perspectives . . . 136

Bibliographie 141

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

La peau est l'organe le plus grand du corps humain et joue un rôle primordial autant sur le plan fonctionnel qu'esthétique. Elle a pour fonction de protéger les organes internes des agressions extérieures, réguler notre température, tout en jouant un rôle essentiel dans les critères de beauté. Comme tout organe vivant, elle peut être sujette à des dysfonctionnements ou des maladies pouvant impacter la vie d'un individu. Étant le premier organe visible, son état peut refléter la santé d'un individu, son appartenance ethnique témoignant des influences génétiques et environnementales mais également des habitudes de vie. En conséquence, notre civilisation a toujours porté un regard important à la santé de sa peau et à son esthétique [1], ce qui a amené à fonder deux domaines différents : la dermatologie et la cosmétique.

Selon le dictionnaire Le Robert, la **dermatologie** est "une partie de la médecine qui étudie et soigne les maladies de la peau". D'autre part la **cosmétique**, définie selon les dispositions du règlement (CE) n° 1223/2009 du Parlement européen sur les produits cosmétiques, réfère à n'importe quelle "substance ou mélange destiné à être mis en contact avec les parties superficielles du corps humain [...] en vue, exclusivement ou principalement, de les nettoyer, de les parfumer, d'en modifier l'aspect, de les protéger, de les maintenir en bon état ou de corriger les odeurs corporelles". Ces deux domaines sont alors indissociables, car l'esthétique de la peau est liée à sa santé et à son bien-être, créant un besoin important de produits de soin, d'entretien et de produits curatifs. Pour répondre à ces besoins, les secteurs de la dermatologie et de la cosmétique développent de nouveaux produits et substances afin d'améliorer l'état de la peau et la soigner. Il est alors nécessaire de prouver leur efficacité par des analyses de leurs effets en conditions réelles afin de déterminer la façon dont ils vont modifier la structure de la peau au niveau biologique et également esthétique.

Afin d'analyser la surface de la peau, deux types d'analyses peuvent être réalisées : des analyses invasives (histologie, biochimie analytique, biologie moléculaire, ...) et des analyses superficielles avec ou sans contact (métrologie optique). Dans le premier cas, les analyses permettent une étude détaillée de la composition et de la structure d'un échantillon biologique mais peuvent perturber son état. Dans le second cas, les analyses permettent d'observer uniquement la surface de l'échantillon sans compromettre son intégrité. De plus, en dermatologie et cosmétique, l'évaluation de l'état de surface est un critère important pour les industriels. Par conséquent, le développement de nouvelles approches d'analyse superficielles précises im-

plique de nouveaux défis en recherche et développement afin de créer un système d'analyse non invasif applicable à différents modèles biologiques comme la peau *ex vivo*. Un tel système doit permettre le suivi de l'état de la peau et la vérification d'effets de produits dermatologiques et cosmétiques.

Les avancées en photonique ont permis de réels progrès concernant les systèmes optiques pour la caractérisation de surfaces. Ce domaine d'application est la **métrologie optique**, définie comme science (*-logie*) de la mesure (*métro*) par l'utilisation de systèmes optiques, et permet une analyse non invasive des caractéristiques de surfaces comme la peau humaine. L'idée est d'étudier les propriétés et le comportement de la lumière réfléchie par une surface afin d'analyser son apparence, comme son relief, sa couleur et son matériau, et de récupérer des informations concernant sa structure et sa composition. Dans la limite où la lumière ne perturbe pas l'échantillon étudié, ce type de système permet une mesure non invasive des propriétés d'une surface. Ces mesures peuvent être réalisées de manière ponctuelle, par moyennage des informations dans une zone, ou par imagerie, plus adaptée pour des surfaces hétérogènes comme la peau. Divers outils d'imagerie permettent aujourd'hui de mesurer la structure interne de la peau avec des avancées récentes telles que la tomographie en cohérence optique confocale linéaire [2] ou encore ses chromophores, molécules responsables d'une couleur spécifique, avec l'imagerie hyperspectrale [5]. Cependant ces systèmes sont souvent couteux et encombrants et il convient de développer un système permettant d'étudier la peau également au niveau de son apparence.

À partir de l'invention du capteur photographique *CCD* (*Charged Coupled Device*) en 1969, la démocratisation des appareils photographiques numériques (APN) couleur a permis une réduction du coût des systèmes utilisant ce même principe. En effet, l'image d'un objet produite par cet appareil peut permettre d'analyser plusieurs aspects de celui-ci comme son relief, sa couleur ou son matériau répondant à un besoin conséquent en métrologie optique de la peau. Cependant la plupart des approches dans ce domaine ne vont être utilisées que pour estimer une unique caractéristique concernant l'apparence d'une surface et il est nécessaire de développer des approches permettant d'extraire toutes les composantes d'apparence.

Une approche photométrique permettant d'estimer le relief, la couleur et le matériau d'une surface est la **stéréophotométrie** (SP) utilisant une série d'images d'une surface sous différentes conditions d'éclairages prises à l'aide d'un APN. L'avantage de la SP est la précision pouvant être obtenue à l'échelle du pixel mais aussi qu'elle permet une estimation précise de l'apparence. Cette estimation est basée sur des concepts souvent utilisés en informatique graphique et en rendu réaliste permettant de simuler des environnements 3D dans les secteurs du cinéma ou du jeu vidéo. Dans ces domaines, les connaissances sur l'éclairage, les modèles 3D des surfaces et leurs matériaux permettent de reconstituer des images réalistes d'environnements. En SP, avec des connaissances uniquement sur l'image sortante de l'objet étudié et l'éclairage, c'est le principe inverse qui est utilisé afin de retrouver les informations d'apparence et ainsi caractériser la surface. L'estimation des composantes est complexe principalement à cause de la fonction décrivant l'apparence d'un matériau, la *BRDF* (*Bidirectional Reflectance Distribution Function*). Pour résoudre ce problème, les méthodes actuelles de l'état de l'art utilisent l'apprentissage automatique, une branche de l'intelligence artificielle utilisant une série d'exemples liée à un problème afin d'entrainer un algorithme à réaliser une tâche particulière. Toutefois ces approches ne sont pas adaptées à des systèmes à faible nombre d'éclairages et manquent d'*a priori* physiques qui pourraient guider l'algorithme.

Ce projet de thèse a été réalisé à l'institut de recherche XLIM dans l'équipe ICONES de l'axe ASALI spécialisée en traitement d'images et caractérisation de surface en collaboration avec l'entreprise QIMA Bioalternatives, une organisation de recherche sous contrat (*CRO*) spé-

cialisée en dermatologie, cosmétique et pharmacologie. QIMA Bioalternatives contribue au développement de méthodes *in vitro* alternatives à l'expérimentation animale en proposant un éventail de solutions dédiées à la recherche préclinique et au développement de candidats médicaments ou encore d'actifs et de formulations cosmétiques. Aujourd'hui, le savoir-faire de QIMA Bioalternatives se développe majoritairement autour de la mise en œuvre de techniques et de l'utilisation de méthodes de pharmacologie cellulaire et moléculaire appliquées à des modèles biologiques 3D de type tissus reconstruits ou peau *ex vivo*. Toutefois ces méthodes, pour la plupart invasives, ne permettent pas *in vitro* ou *ex vivo* d'apprécier qualitativement et quantitativement l'état de surface de la peau (relief, couleur et brillance). Les effets de surface étant les premiers signes visibles appréciés des consommateurs, il s'agit d'un critère d'importance majeure pour les donneurs d'ordres de l'industrie.

Au sein du laboratoire XLIM, un système de SP portatif utilisant un nombre limité d'éclairages a été développé afin d'étudier une grande variété de surfaces. Ce système extrait leurs reliefs, couleurs et matériaux, permettant d'estimer des descripteurs de rugosité, de couleur et de brillance afin de caractériser l'évolution de l'état de surface. Le projet de cette thèse a comme objectif d'étendre ce système de SP afin de caractériser l'évolution de l'apparence d'échantillons de peau *ex vivo* et d'estimer des descripteurs d'apparence afin d'observer les effets de produits cosmétiques et dermatologiques. Pour cela, il est nécessaire de développer une nouvelle chaîne de mesure à partir de nouveaux algorithmes de SP plus performants. De plus, ces caractéristiques devant être analysées au cours du temps (avant/après application d'un produit), des algorithmes de recalage sont à développer afin de retrouver les mêmes zones d'études entre chaque acquisition.

Pour cette thèse, deux nouvelles approches de SP par apprentissage automatique pixel à pixel ont été développées afin d'obtenir une estimation précise de la géométrie avec un faible nombre d'éclairages. Pour ces deux approches, une nouvelle base de données d'entrainement a été générée en utilisant des données de *BRDF* analytiques et mesurées. Cette base de données a été répartie afin que les cas complexes de SP comme les zones spéculaires ou les zones d'ombres soient mieux pris en compte. La première approche de SP utilise une nouvelle représentation de l'information en SP en utilisant la base des cartes de réflectance développées par Woodham [7] pour générer une image appelée carte *CMR* (*Continuous Material Reflectance*). Ces cartes sont ensuite analysées par un réseau de neurones convolutif (*CNN*) afin d'estimer la normale en une position de la surface. Cependant la génération d'une image pour chaque pixel de la surface peut être longue à l'exécution. Pour cette raison, une seconde approche (*PSGL*) plus rapide a été développée en utilisant la représentation de la couleur par des quaternions. L'idée de cette approche est d'extraire la partie diffuse de la surface par apprentissage automatique afin d'ajouter de l'information à l'algorithme et obtenir une géométrie plus précise de la surface.

À partir de la géométrie estimée par l'approche *PSGL* plus rapide, la couleur et la brillance des surfaces de peau *ex vivo* sont estimées. En effet, des équations physiques utilisées en rendu de surfaces sont utilisées afin d'estimer chacune des caractéristiques d'apparence. Cette même géométrie est également utilisée pour effectuer le recalage entre les différents instants d'acquisition. Afin de suivre l'évolution de l'apparence, des descripteurs de rugosité, de couleur et de brillance sont calculés. Pour obtenir une estimation précise à partir de cet algorithme, chaque étape de la chaîne de mesure est contrôlée afin de limiter les erreurs dues à un traitement non voulu de l'image d'entrée. Enfin, cette chaîne de mesure a été testée sur des surfaces simulées puis des échantillons de cuir et de peau *ex vivo* en conditions réelles afin d'observer les effets de produits dermatologiques et cosmétiques.

Ce manuscrit est découpé en chapitres de la façon suivante.

Dans le chapitre 2, les notions reliées au comportement de la lumière dans une scène sont abordées. Celles-ci permettent de comprendre comment un système optique est capable d'estimer des propriétés de surface de manière non invasive. Pour cela, les équations de transport de la lumière sont expliquées ainsi que celles permettant de simuler de manière analytique le comportement d'un matériau face à la lumière. De plus, le principe d'acquisition d'un capteur photométrique est étudié permettant de poser les bases de la photométrie pour l'analyse de surfaces comme la peau humaine.

Dans le chapitre 3, la structure biologique de la peau induisant des propriétés optiques est abordée. Celle-ci permet de comprendre les différentes informations estimables par systèmes optiques et les propriétés leur donnant une couleur particulière. De plus, les différents principes utilisés en informatique graphique pour la simulation de la peau à l'aide de modèles numériques sont présentés. La compréhension de ces modèles permet de comprendre les différents aspects à prendre en compte pour la mesure d'apparence de la peau. Finalement, les différents outils utilisés dans l'industrie pour mesurer les caractéristiques de la surface de la peau sont présentés.

Dans le chapitre 4, les principales approches de reconstruction 3D de surface et leurs limites sont détaillées expliquant en quoi la SP est l'approche la plus indiquée dans notre application. Un état de l'art des approches traditionnelles de SP amenant aux approches récentes utilisant l'apprentissage automatique est réalisé. Sachant que la SP ne permet dans la plupart des cas qu'à estimer les gradients liés à la géométrie, un état de l'art des approches d'intégration des normales est présenté. Cependant en SP, des limites subsistent concernant l'estimation de la géométrie en utilisant des systèmes à faible nombre d'éclairages.

Dans le chapitre 5, les deux nouvelles approches de SP basées sur l'apprentissage automatique sont développées. Celles-ci se basent sur une nouvelle représentation de l'information en SP et une nouvelle manière de générer une base de données d'entrainement afin de l'équilibrer au niveau des phénomènes complexes en SP. Enfin, les deux approches sont testées sur différents types de bases de données de test de SP comprenant également des acquisitions réalisées avec les systèmes disponibles à XLIM. Ces expérimentations permettent également de paramétrer la première approche. Il est ensuite possible d'utiliser cette estimation de la géométrie dans un contexte de métrologie optique de l'apparence de la peau.

Dans le chapitre 6, la chaîne de mesure complète de la peau est présentée allant de la prise d'images avec le système d'acquisition à XLIM jusqu'au traitement par SP avec une approche par apprentissage automatique présentée dans le chapitre 5. Le relief est utilisé pour recaler les images, mais également estimer la couleur et la brillance. À partir des caractéristiques estimées avec la chaine de mesure, des descripteurs sont calculés permettant de représenter l'évolution de l'apparence de la peau. Finalement, notre chaîne de mesure est testée sur des échantillons de cuir et de peau *ex vivo* afin d'observer les effets de certains produits utilisés en dermatologie et cosmétique.

Dans le chapitre 7, une conclusion est réalisée sur l'ensemble des travaux effectués au cours de cette thèse. Pour la suite de ces travaux, des perspectives sont également présentées sur de nouvelles approches de SP au niveau de l'algorithme et du système d'acquisition.

CHAPITRE 2

LOIS D'OPTIQUE ET APPARENCE DES MATÉRIAUX

La lumière, en tant que phénomène optique fondamental, occupe une place essentielle dans la perception de l'environnement qui nous entoure. Elle est à la base de processus complexes qui influent directement sur notre perception visuelle tels que la réflexion, l'absorption et la diffusion. En métrologie optique, la compréhension de ces lois fondamentales de l'optique ainsi que de l'interaction lumière/matière est décisive. Cette expertise permet de mesurer avec précision les propriétés et les caractéristiques des surfaces, contribuant ainsi à diverses applications scientifiques et industrielles. L'objectif de ce chapitre est de fournir une compréhension approfondie des éléments essentiels de la métrologie optique. Plus précisément, nous expliquons comment la lumière émise par une source subit des transformations tout au long de son trajet, en passant par la surface éclairée et comment la mesurer avec un capteur (Fig. 2.1).

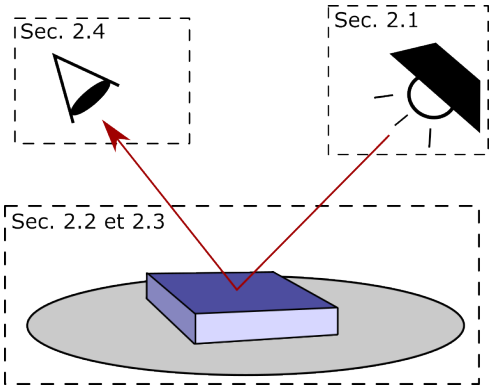


FIGURE 2.1 – Représentation d'une scène composée d'une source d'éclairage (Sec. 2.1), d'une surface réagissant à la lumière (Sec. 2.2 et 2.3) et de l'observation de cette surface par un système optique (Sec. 2.4).

Dans ce chapitre, tout d'abord la nature de la lumière est expliquée ainsi que les principes de base de sa représentation et de sa mesure. Puis, l'interaction lumière/matière est définie afin de comprendre quelles sont les informations visuelles qui peuvent être extraites d'une surface. Finalement, les outils utilisés pour mesurer la lumière sont décrits ainsi que toute la chaine d'acquisition et de traitement permettant d'obtenir une image proche de notre vision.

2.1 Principes de radiométrie

La radiométrie, qui se résume par la mesure ("*-métrie*") du rayonnement électromagnétique ("*radio-*"), est la discipline qui permet de mettre en place les concepts de base pour la mesure de la lumière. Cette section explore en détail la nature de la lumière et sa formalisation, sa représentation géométrique dans l'espace et les méthodes de mesure qui permettent de caractériser ce phénomène.

2.1.1 Définition de la lumière

La Commission Internationale de l'Éclairage (CIE) définit le terme "lumière" comme une onde électromagnétique visible par l'œil humain, ce qui signifie que son spectre possède des longueurs d'onde comprises entre 400 et 780 nm (Fig. 2.2). Une onde électromagnétique est la combinaison d'un champ électrique et d'un champ magnétique oscillant à la même fréquence dans un milieu et est caractérisée par son spectre de longueur d'onde. Ces deux champs se propagent perpendiculairement l'un par rapport à l'autre selon une direction orthogonale à la source d'émission.

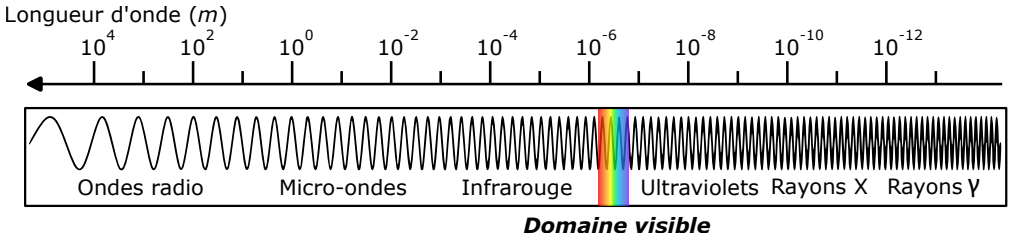


FIGURE 2.2 – Spectre des ondes électromagnétiques.

La particularité de la lumière est liée à sa dualité onde-corpuscule. En effet, celle-ci est considérée à la fois comme une onde et une particule appelée le *photon*. Cette particularité a été la source d'un grand débat entre de grands scientifiques comme Christian Huygens et Isaac Newton. C'est finalement Albert Einstein en 1909 qui définit le photon comme une particule sans masse dont l'énergie E_{photon} est :

$$E_{photon} = h\frac{c}{\lambda} \tag{2.1}$$

avec h la constante de Planck, c la célérité de la lumière et λ sa longueur d'onde. Afin de lier la nature ondulatoire et corpusculaire de la lumière, celle-ci est considérée comme une onde provenant d'une source dont l'énergie dépend des photons qu'elle transporte. Cette nature implique que la lumière est caractérisée par son spectre d'émission qui détermine la sensation de couleur perçue par l'œil. Ce spectre peut être de différentes natures : discret (laser), continu (lumière naturelle) ou mixte (tube fluorescent). Par exemple, la lumière provenant d'une diode électroluminescente (LED) blanche possède un spectre continu non uniforme dans tout le spectre avec un pic dans les longueurs d'onde "bleues" (Fig. 2.3).

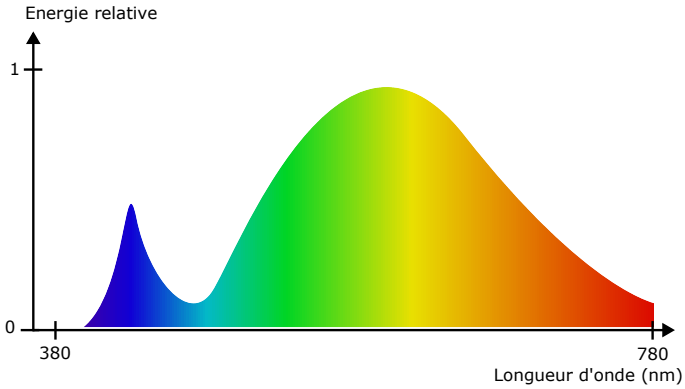


FIGURE 2.3 – Spectre d'émission d'une LED blanche.

Suivant la théorie ondulatoire de la lumière, celle-ci est aussi caractérisée par le mode de déplacement de son champ magnétique et électrique, appelé la polarisation. Étant donné que les champs électrique et magnétique sont orthogonaux, le champ électrique seul peut être considéré pour expliquer la polarisation. La lumière, qu'elle soit naturelle ou artificielle, est généralement non polarisée au départ, ce qui signifie que son champ électrique oscille dans toutes les directions de manière aléatoire. Cependant, il est possible d'induire une direction de déplacement particulière, la rendant ainsi polarisée. Trois modes de polarisation sont distingués : linéaire, circulaire et elliptique (Fig. 2.4).

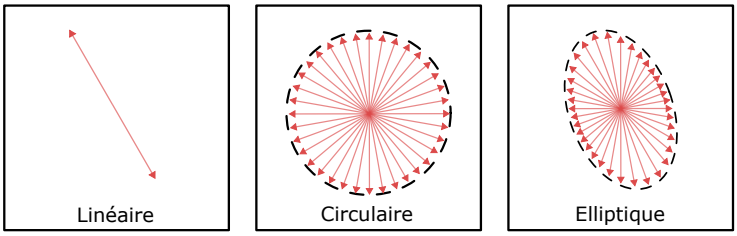


FIGURE 2.4 – Différents types de polarisation de la lumière.

2.1.2 Bases de géométrie

Lorsque le concept de radiométrie est abordé, il est essentiel de maîtriser les concepts de géométrie qui définissent le comportement de la lumière dans un espace appelé la scène. En considérant la lumière comme une onde, elle est visualisée sous la forme de rayons lumineux se propageant à travers un espace qu'il faut définir. En effet, au cours de son trajet dans une scène, celle-ci rencontre des surfaces qui vont modifier sa trajectoire.

2.1.2.1 Géométrie d'une surface

Afin de représenter l'espace et les différents éléments d'une scène qui composent la mesure de la lumière sur une surface, l'observateur, la surface et la source d'éclairage sont définis selon des vecteurs dans un repère cartésien ou polaire (Fig. 2.5).

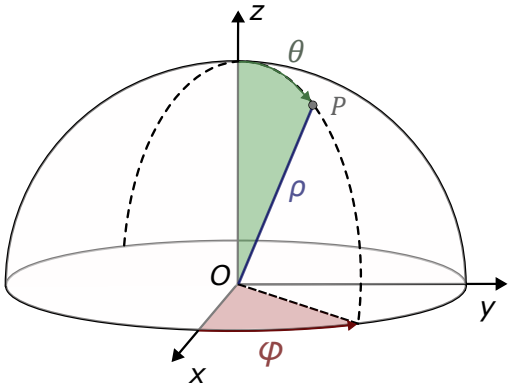


FIGURE 2.5 – Repère de représentation d'un point P en coordonnées cartésiennes et sphériques.

Un point quelconque P dans un espace orthonormé à trois dimensions est défini par ses coordonnées cartésiennes : x , y et z. En coordonnées sphériques, ce même point est défini par son angle zénithal θ, son angle azimutal φ et sa distance euclidienne ρ par rapport à l'origine du repère O. Ainsi, une surface S est représentée comme une fonction de x et y :

$$S = f(x, y) \tag{2.2}$$

S représente alors la hauteur en chaque point de coordonnées (x, y). Cette surface est elle-même composée de petites surfaces infinitésimales uniformes dS appelées éléments de surface dont l'orientation est définie par les gradients p et q :

$$p = -\frac{dS}{dx} \qquad\qquad q = -\frac{dS}{dy} \tag{2.3}$$

Il est également possible de les représenter par un vecteur unitaire orthogonal, c'est la normale **n**. Ce vecteur **n**, en coordonnées cartésiennes, dépend des gradients p et q :

$$\mathbf{n} = \frac{1}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \begin{bmatrix} p \\ q \\ 1 \end{bmatrix} \tag{2.4}$$

Avec cette relation, une projection de la normale **n** dans le plan pour lequel $z = 1$, aussi appelé l'espace des gradients, donne les gradients p et q de l'élément de surface dS (Fig. 2.6).

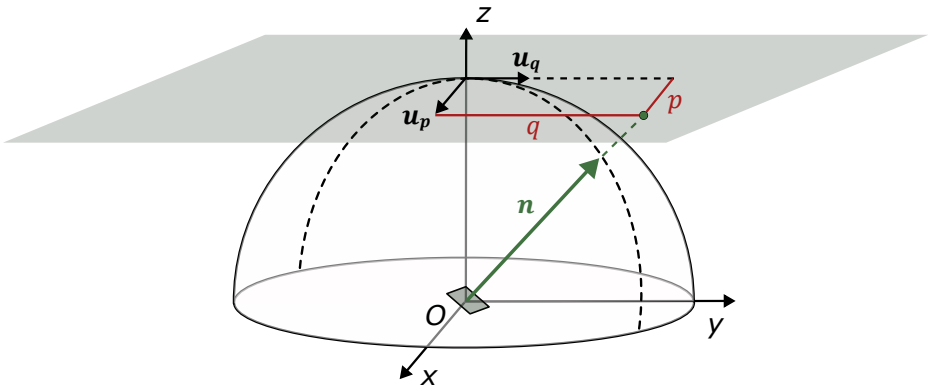


FIGURE 2.6 – Projection de la normale **n** d'un élément de surface dans l'espace des gradients représentés par $\mathbf{u}_p$ et $\mathbf{u}_q$.

2.1.2.2 Géométrie de la lumière

Dans l'espace défini précédemment, un rayonnement lumineux se propage dans une région de l'espace limité par un cône dont la base n'est pas nécessairement circulaire, c'est l'**angle solide**. Un angle solide ω (en stéradian, sr) est défini comme le ratio entre l'aire A d'une surface projetée sur une sphère et le carré du rayon r de la sphère par :

$$\omega = \frac{A}{r^2} \tag{2.5}$$

Un élément de rayonnement lumineux est alors défini par un angle solide élémentaire $d\omega$ lequel correspond à une surface infinitésimale d'aire dA. Dans cette configuration, la surface est considérée plane (Fig. 2.7).

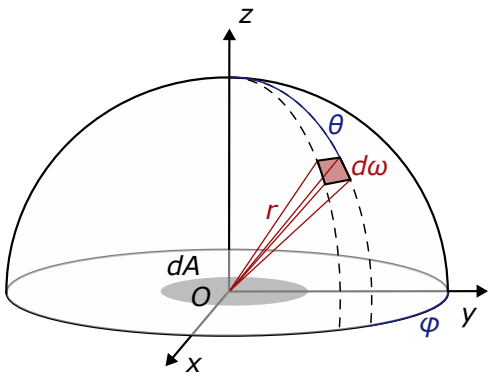


FIGURE 2.7 – Représentation de l'angle solide $d\omega$ dans la direction (θ, ϕ)

En coordonnées sphériques, un angle solide infinitésimal $d\omega$ correspond à des variations infinitésimales de l'angle zénithal θ et azimutal φ :

$$d\omega = sin\theta d\theta d\varphi \tag{2.6}$$

La lumière provenant d'une source peut également interagir avec un autre élément de surface dont les relations doivent être posées, c'est la **géométrie étendue**. La géométrie étendue

exprime la géométrie d'un pinceau de lumière entre deux éléments de surface dA_1 et dA_2 au niveau de ses points associés P_1 et P_2 situés à une distance l l'un de l'autre (Fig. 2.8). Deux angles θ_1 et θ_2 sont alors formés entre la normale à l'élément de surface et la direction du rayon lumineux donné par la droite entre P_1 et P_2.

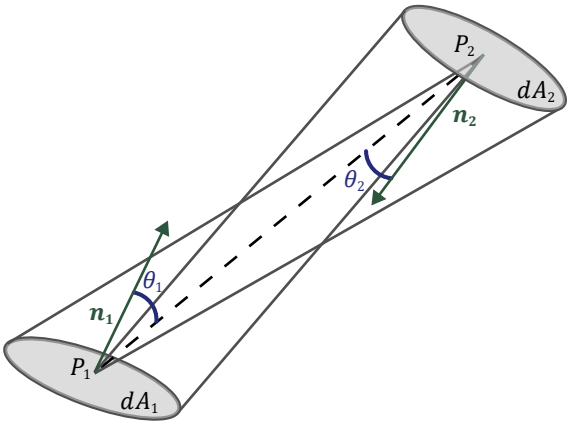


FIGURE 2.8 – Étendue géométrique élémentaire entre deux éléments de surface dA_1 et dA_2 de normale $\mathbf{n}_1$ et $\mathbf{n}_2$.

L'étendue géométrique élémentaire d^2G d'un pinceau de lumière (en $m^2.sr$) peut alors être calculée en considérant les angles solides $d\omega_1$ et $d\omega_2$ associés à chacun des éléments de surface [49] :

$$d^2G = dA_1 \cos\theta_1 d\omega_1 = dA_2 \cos\theta_2 d\omega_2 = \frac{(dA_1 cos\theta_1)(dA_2 cos\theta_2)}{l^2} \tag{2.7}$$

2.1.3 Grandeurs radiométriques et photométriques

Une source de lumière émet un **flux énergétique** Φ exprimé en watts (W) qui est l'énergie totale rayonnée par la source par seconde. Φ est défini comme la somme des distributions énergétiques $C(\lambda)$ ou densités spectrales de puissance pour chaque longueur d'onde λ :

$$\Phi = \int_\lambda C(\lambda) d\lambda \tag{2.8}$$

L'œil humain n'est capable de capter qu'une partie du spectre électromagnétique appelé spectre visible. En effet, l'œil n'a pas la même sensibilité pour toutes les longueurs d'onde. Cette sensibilité est définie par la courbe $V(\lambda)$ qui traduit l'efficacité lumineuse relative spectrale de l'œil d'un observateur de référence en vision diurne. En utilisant l'Eq. 2.8, le **flux visuel** F dont l'unité est le *lumen* (lm) avec K_m une constante qui vaut 685 $lm.W^{-1}$ est défini par :

$$F = K_m \int_\lambda C(\lambda) V(\lambda) d\lambda \tag{2.9}$$

Chaque grandeur radiométrique possède son équivalent photométrique par l'utilisation de la courbe $V(\lambda)$. Pour cette raison, seules les grandeurs radiométriques sont définies dans ce manuscrit. Leurs équivalents photométriques peuvent être retrouvé par utilisation du flux visuel F à la place du flux énergétique Φ.

L'**intensité** I, d'une source ponctuelle est définie comme le flux élémentaire $d\Phi$ émis par unité d'angle solide $d\omega$ dans une direction particulière, exprimée en watts par stéradian ($W.sr^{-1}$) :

$$I = \frac{d\Phi}{d\omega} \tag{2.10}$$

L'**éclairement** E, est le flux élémentaire $d\Phi$ reçu par unité de surface dA, exprimé en $W.m^{-2}$:

$$E = \frac{d\Phi}{dA} \tag{2.11}$$

L'**exitance** M, également exprimée en $W.m^{-2}$, est l'inverse de l'éclairement c'est-à-dire la densité de flux par unité de surface émise depuis une surface dA dans un hémisphère. De plus, en considérant une intensité I arrivant sur un élément de surface, seule une part de l'énergie initiale est transmise. En effet, l'angle θ entre la normale **n** à l'élément de surface et le vecteur de direction **i** de l'angle solide élémentaire modifie l'éclairement suivant une loi en cosinus (Fig. 2.9).

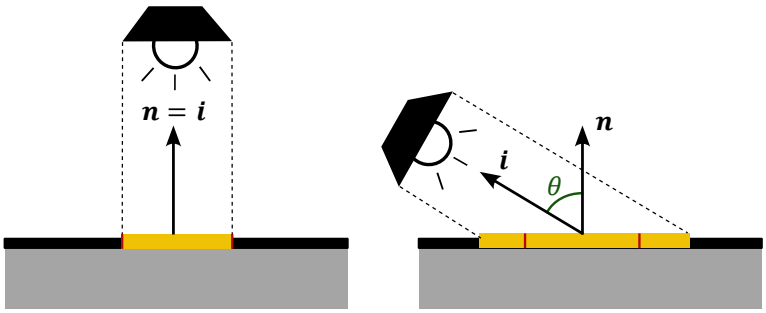


FIGURE 2.9 – Relation entre l'intensité d'une source et l'éclairement d'un élément de surface suivant l'angle θ entre la normale **n** à la surface et la direction d'éclairage **i** dans le cas : (a) $\theta = 0$ et (b) $\pi/2 > \theta > 0$. Les limites rouges montrent l'éclairement de la surface pour $\pi/2 > \theta > 0$ en comparaison avec $\theta = 0$.

Le flux élémentaire $d\Phi$ peut également être exprimé par $d\Phi = Id\omega$ et l'angle solide élémentaire $d\omega = \frac{dAcos\theta}{r^2}$ selon la loi en carré inverse avec r la distance entre la source et la surface élémentaire. En utilisant ces relations, l'éclairement E est ainsi également défini par :

$$E = \frac{I\cos\theta}{r^2} \tag{2.12}$$

La **luminance** L, est la quantité de flux émis ou "passant" par une surface dA_2 puis reçu par une surface dA_1 par angle solide élémentaire $d\omega$ et mesurée en $W.m^{-2}.sr^{-1}$. La luminance est définie par la géométrie étendue exprimée dans l'Eq. 2.7 :

$$L = \frac{d^2\Phi}{dA_1\cos\theta d\omega} \tag{2.13}$$

À l'aide de la définition de l'Eq. 2.13, il est possible de redéfinir l'éclairement comme étant la somme des luminances L_i arrivant sur un élément de surface dans un hémisphère Ω :

$$E = \int_{\Omega} L_i \cos\theta d\omega_i \tag{2.14}$$

où L_i est la luminance d'une source reçue par un élément de surface de normale **n**. La quantité de lumière renvoyée par un élément de surface dépend alors de son éclairement E, des propriétés optiques de son matériau et de sa capacité à produire de la lumière. Afin de faire le lien entre les grandeurs radiométriques et photométriques, le Tab. 2.1 résume les différentes grandeurs radiométriques, leur équivalent photométrique ainsi que leur unité.

Grandeurs radiométriques (unité SI)	**Grandeurs photométriques (unité SI)**	**Nom anglais**
Energie radiative (J)	Energie lumineuse ($lm.s$)	*Energy*
Flux radiatif (W)	Flux visuel (lm)	*Flux*
Intensité énergétique ($W.sr^{-1}$)	Intensité lumineuse (cd)	*Intensity*
Eclairement énergétique ($W.m^{-2}$)	Eclairement lumineux (lux)	*Irradiance*
Luminance énergétique ($W.sr^{-1}.m^{-2}$)	Luminance lumineuse ($cd.m^{-2}$)	*Radiance*

TABLEAU 2.1 – Les différentes grandeurs radiométriques et photométriques avec leurs unités.

2.2 Modélisation de l'apparence d'une surface

Précédemment, les différentes grandeurs associées à la mesure de la lumière ainsi que leur géométrie ont été vues. Maintenant, il est nécessaire de formaliser l'influence du matériau d'une surface sur la lumière réfléchie. Dans cette partie, seuls les principes de l'optique géométrique sont pris en compte sans l'aspect électromagnétique de la lumière qui peut créer des phénomènes complexes comme les interférences et la diffraction. En effet, les éléments de surfaces étant considérés comme supérieurs à la longueur d'onde de la source de lumière, cette hypothèse reste valide.

2.2.1 Interaction lumière/matière

Si un rayon de lumière atteint une surface alors, celui-ci peut être altéré puis redirigé de plusieurs manières définies par la nature physique de la surface éclairée. En considérant les hypothèses de l'optique géométrique, les différents types d'interaction lumière/matière sont l'absorption, la diffusion, la réflexion/réfraction et la transluminescence (Fig. 2.10).

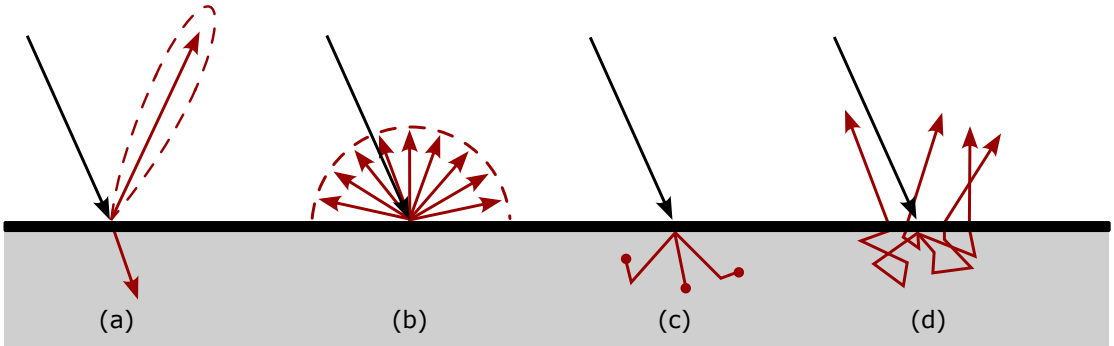


FIGURE 2.10 – Représentation des différents types d'interaction lumière/matière : (a) réflexion et réfraction, (b) diffusion, (c) absorption et (d) transluminescence (inspirée de [5]).

Ce comportement de la lumière avec une surface lui donne des caractéristiques visuelles comme la couleur, la brillance (mat, satiné ou brillant) ainsi qu'un caractère translucide. Dans cette partie, nous formalisons l'apparence d'une surface en suivant le cheminement de la lumière lorsque celle-ci entre en interaction avec un matériau.

2.2.1.1 Réflexion et réfraction

Si un rayon lumineux provenant d'un certain milieu rencontre une surface plane avec un indice de réfraction différent alors, son orientation est modifiée. Dans ce cas, la lumière obéit aux lois de Snell-Descartes en ayant une partie réfléchie et une partie réfractée au niveau de l'interface entre les deux milieux (Fig. 2.11).

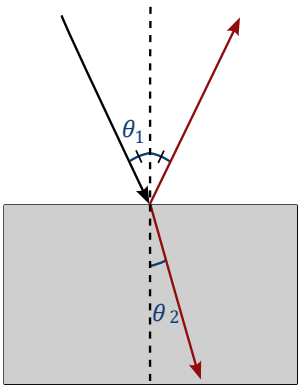


FIGURE 2.11 – Réflexion et réfraction suivant les lois de Snell-Descartes avec θ_1 l'angle du rayon incident et θ_2 l'angle du rayon réfracté.

En effet, pour la réflexion, l'angle entre la normale à la surface et la direction du flux sortant est le même qu'entre la normale à la surface et la direction du flux entrant. Pour la réfraction, l'angle dépend du rapport entre les indices de réfraction de chaque milieu suivant l'équation suivante :

$$n_1 \sin\theta_1 = n_2 \sin\theta_2 \tag{2.15}$$

avec n_1 et n_2 les indices de chaque milieu et θ_1 et θ_2 l'angle entre le vecteur de direction de la lumière dans chaque milieu et la normale **n** à la surface. La quantité de lumière réfléchie suivant un pinceau lumineux arrivant depuis un milieu 1 sur un élément de surface est caractérisée par sa réflectance angulaire suivant les équations de Fresnel :

$$R_u = \frac{1}{2}[R_p + R_s] = \frac{1}{2}\left[\left(\frac{\frac{n_2}{n_1}cos\theta_1 - cos\theta_2}{\frac{n_2}{n_1}cos\theta_1 + cos\theta_2}\right)^2 + \left(\frac{cos\theta_1 - \frac{n_2}{n_1}cos\theta_2}{cos\theta_1 + \frac{n_2}{n_1}cos\theta_2}\right)^2\right] \tag{2.16}$$

avec R_u, R_p et R_s respectivement la réflectance angulaire pour la lumière non polarisée, polarisée "parallèle" et polarisée "perpendiculaire". Ces équations montrent que la réflectance angulaire dépend de la polarisation de la lumière avec l'idée qu'un rayon lumineux non polarisé est la somme de deux rayons lumineux polarisés linéairement. En effet, le champ électrique peut osciller perpendiculairement ou parallèlement par rapport au plan d'incidence, ce qui définit la

lumière polarisée parallèle et perpendiculaire. S'il n'y a pas de phénomènes d'absorption, la quantité de lumière transmise est caractérisée par sa transmittance angulaire T_u en respectant la loi de conservation de l'énergie pour tout type de polarisation de la lumière :

$$T = 1 - R \tag{2.17}$$

En considérant que les surfaces peuvent également présenter des irrégularités, celles-ci vont générer une réflexion imparfaite appelée le **lobe spéculaire** donnant un aspect brillant à certaines surfaces. Ce lobe suit la direction de réflexion instaurée par Snell-Descartes et sa forme est déterminée par l'agencement de ces irrégularités (Fig. 2.12). Par exemple, dans le cas d'un matériau brillant brossé dans un sens particulier, le lobe peut présenter des propriétés anisotropes.

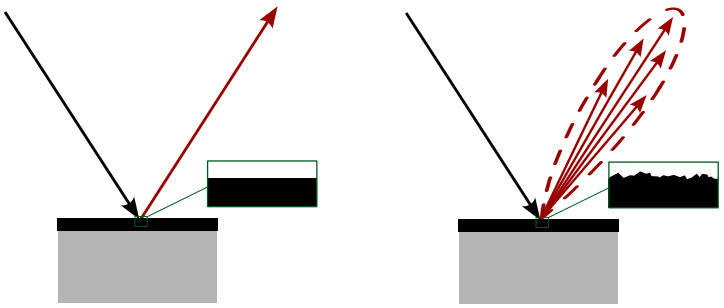


FIGURE 2.12 – Réflexion de la lumière sur une surface : (a) plane induisant un effet miroir et (b) rugueuse induisant un lobe spéculaire.

2.2.1.2 Absorption et diffusion

L'**absorption** correspond à l'atténuation d'une onde électromagnétique par la conversion de l'énergie électromagnétique en une autre forme d'énergie par les particules qui composent un matériau. En effet, ces particules peuvent avoir la propriété d'absorber une certaine partie du spectre électromagnétique de l'onde reçue, principalement due aux fréquences de résonance des atomes dans le milieu. Cette énergie absorbée est alors transformée en énergie thermique ou chimique. La partie non résonante de l'onde est diffusée dans toutes les directions par les particules, c'est le phénomène de **diffusion**.

Dans le cas des matériaux translucides, la lumière diffusée est alors redirigée vers d'autres particules qui engendreront les mêmes phénomènes d'absorption et de diffusion. Après de multiples absorptions/diffusions, une partie de cette lumière peut atteindre la surface du matériau, c'est le phénomène de **transluminescence**. Dans le cas de certains matériaux diélectriques à priori non translucides, la propagation de la lumière par transluminescence détermine leur couleur visuelle [20].

2.2.2 Réflectance, Transmittance et *BxDF*

D'un point de vue plus général, il est nécessaire de caractériser un matériau par sa capacité à réfléchir et transmettre la lumière. Dans cette section, l'objectif est de définir une fonction qui peut lier l'ensemble des concepts d'interaction lumière/matière. Tout d'abord, en considérant

un flux incident réfléchi sur un élément de surface, la **réflectance** R est définie comme le ratio entre le flux incident F_i reçu et le flux réfléchi F_o :

$$R = \frac{F_o}{F_i} \tag{2.18}$$

Cette grandeur n'a pas de signification précise au vu de ses dépendances à la longueur d'onde et direction de l'éclairage, à l'orientation de la surface, à la polarisation ou même à la température de la surface. D'un point de vue géométrique, Nicodemus *et al.* [3] ont formalisé la réflectance en prenant en compte neuf types de représentation de l'interaction lumière/matière (Fig. 2.13). Ces représentations sont la combinaison de trois types d'éclairage incident et trois types d'observations.

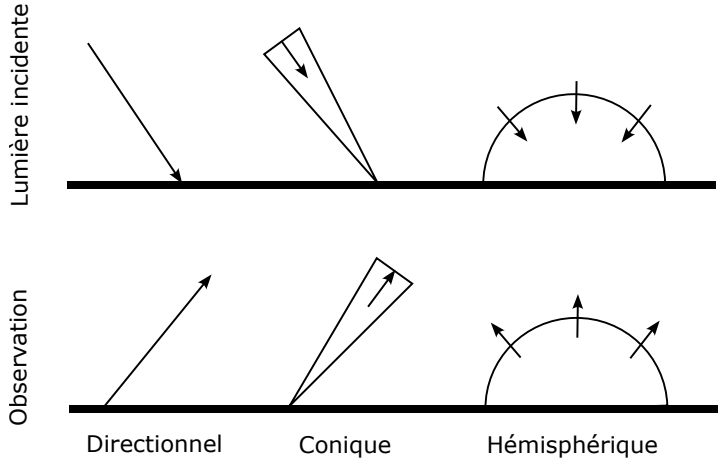


FIGURE 2.13 – Représentation des neuf types de *BRDF* selon Nicodemus *et al.* [3] étant la combinaison d'une géométrie de lumière incidente et d'observation (inspirée de [5]).

Ces représentations ont permis d'introduire la fonction de distribution de la réflectance bidirectionnelle (*BRDF*). Soit une source éclairant une surface dans un angle solide élémentaire, la *BRDF* f_r est exprimée en sr^{-1} et est définie comme le rapport entre la luminance L_o réfléchie par une surface infinitésimale et son éclairement E_i soit :

$$f_r(\mathbf{o}, \mathbf{i}, \mathbf{n}) = \frac{dL_o(\mathbf{o})}{dE_i(\mathbf{i})} \tag{2.19}$$

Elle permet alors une meilleure représentation de l'interaction lumière/matière pour un élément de surface. La *BRDF* doit respecter des principes comme la réciprocité de Helmholtz qui considère que si les directions entrantes **i** et sortantes **o** sont inversées alors le résultat sera le même :

$$f_r(\mathbf{o}, \mathbf{i}, \mathbf{n}) = f_r(\mathbf{i}, \mathbf{o}, \mathbf{n}) \tag{2.20}$$

La *BRDF* doit également respecter le principe de conservation de l'énergie. En effet, l'énergie totale diffusée ou réfléchie par la surface ne peut pas être supérieure à l'énergie entrante :

$$\int_H f_r(\mathbf{o}, \mathbf{i}, \mathbf{n})(\mathbf{i} \cdot \mathbf{n}) d\omega_o \leq 1 \tag{2.21}$$

Néanmoins, cette fonction considère uniquement l'influence du flux incident sur le flux réfléchi en un point sans prendre en compte les effets de transluminescence de la lumière. La *BSSRDF* (*Bidirectional Surface Scattering Reflectance Distribution Function*) f_{ss}, exprimée en $sr^{-1}.m^{-2}$, permet de prendre en compte l'aspect spatial de la réflectance en se définissant comme le rapport entre un flux entrant F_i en un point x_i de la surface et une luminance L_o sortant au point x_o :

$$f_{ss}(x_i, \mathbf{i}, x_o, \mathbf{o}, \mathbf{n}) = \frac{dL_o(x_o, \mathbf{o})}{dF_i(x_i, \mathbf{i})} \tag{2.22}$$

Suivant les phénomènes de réfraction, il est possible de définir la **transmittance** comme le ratio entre un flux reçu et un flux transmis dans un matériau. Ce ratio est également défini avec une fonction équivalente à la *BRDF* pour la réflectance, la *BTDF* (*Bidirectional Transmittance Distribution Function*). La *BRDF* et la *BTDF* considèrent l'interaction lumière/matière en un seul point et peuvent être regroupées sous le terme *BSDF* (*Bidirectional Scattering Distribution Function*). De plus, la *BRDF* peut également varier suivant la dimension spatiale, c'est la *SVBRDF* (*Spatially Varying Bidirectional Reflectance Distribution Function*). Enfin, si les phénomènes de transluminescence sont également pris en compte, nous parlons alors de *BSSRDF* (Fig. 2.14).

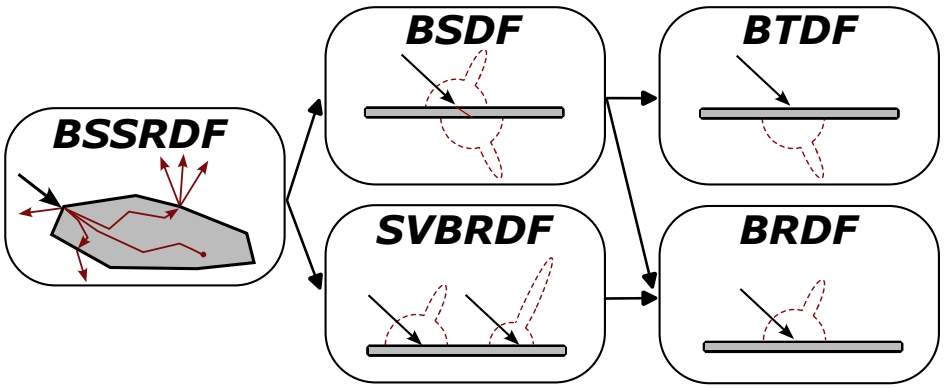


FIGURE 2.14 – Schéma récapitulatif des différents modèles de simplification de la *BSSRDF* selon Guarnera *et al.* [30].

2.2.3 Modèles de *BRDF*

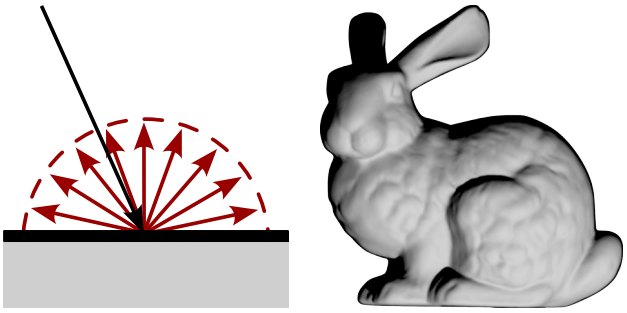
Face à la complexité des interactions entre la lumière et la matière, des modèles analytiques ont été développés pour représenter de manière précise la *BRDF* d'une surface. Bien qu'une base de données de BRDF mesurées existe [151], celle-ci comporte seulement 100 *BRDF* différentes, ce qui ne permet pas de représenter la diversité des matériaux existants. Les modèles analytiques fournissent alors une représentation mathématique qui permet de prédire avec précision l'interaction lumière/matière dans diverses conditions. Dans cette section, ces modèles analytiques sont examinés en détail, et plus particulièrement les modèles à base de microfacettes, afin d'obtenir une *BRDF* la plus proche possible de la réalité physique tout en restant simple.

2.2.3.1 Modèle lambertien

Johann Heinrich Lambert introduit dans son livre *Photometria sive de mensura et gradibus luminis, colorum et umbrae* en 1760 [6] l'un des premiers modèles d'interaction lumière/matière, le **modèle lambertien**. Ce modèle de *BRDF* f_d considère que la lumière est réfléchie avec une intensité identique quelle que soit la direction de l'observateur suivant une constante k_d souvent appelée "albédo" par abus de langage :

$$f_d = \frac{k_d}{\pi} \tag{2.23}$$

Les surfaces suivant ce modèle sont dites "diffuses", c'est-à-dire qu'elles ne contiennent pas de réflexion spéculaire (Fig. 2.15).



(a) (b)

FIGURE 2.15 – Représentation du modèle lambertien avec : (a) la diffusion de la lumière en un point d'une surface et (b) l'objet *Stanford Bunny* rendu avec une *BRDF* lambertienne uniquement.

Par sa simplicité, ce modèle ne permet pas de représenter la diversité de matériaux possibles. En effet, ce modèle ne prend pas en compte les surfaces brillantes et peut même être très imprécis pour des surfaces diffuses comme la Lune [7].

2.2.3.2 Modèles à microfacettes

Pour être plus proche de la réalité, les modèles à microfacettes introduits par Torrance et Sparrow en 1967 [10] sont aujourd'hui les plus utilisés dans le domaine de la synthèse d'images. Le principe est de considérer qu'un élément de surface est lui-même composé de petits éléments de surface appelés **microfacettes** (Fig. 2.12). Les interactions de ces microfacettes sont ensuite modélisées de manière statistique en considérant une distribution de leurs orientations avec une *BRDF* élémentaire.

Cas diffus : Oren et Nayar [9] proposent de généraliser le modèle lambertien en considérant qu'un élément de surface est composé d'une distribution de microfacettes à *BRDF* lambertiennes. La distribution de ces microfacettes permet de générer des surfaces rugueuses plus proches de la réalité. Cependant, ce modèle est imprécis pour les surfaces peu rugueuses et ne prend pas en compte les surfaces brillantes. À partir de l'hypothèse que la transluminescence participe également à l'aspect diffus d'une surface [20], ils étendent leur modèle permettant de gérer également la limite des surfaces peu rugueuses [21].

Cas spéculaire : Torrance et Sparrow [10] proposent de représenter le lobe spéculaire par une distribution de microfacettes spéculaires. Cette représentation implique une fonction de distribution des normales D, un coefficient de Fresnel F et une fonction de masquage G :

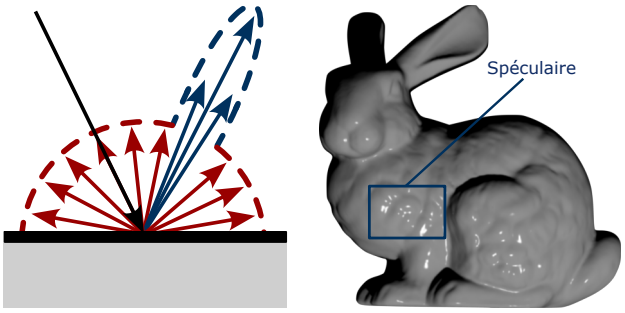
$$f_s(\mathbf{o}, \mathbf{i}, \mathbf{n}) = \frac{F(\mathbf{o}, \mathbf{h})G(\mathbf{o}, \mathbf{i}, \mathbf{h})D(\mathbf{h})}{4(\mathbf{o} \cdot \mathbf{n})(\mathbf{i} \cdot \mathbf{n})} \tag{2.24}$$

avec **h** le vecteur bissecteur, ou *half vector*, entre le vecteur d'éclairage **i** et le vecteur d'observation **o** :

$$\mathbf{h} = \frac{\mathbf{o} + \mathbf{i}}{\|\mathbf{o} + \mathbf{i}\|} \tag{2.25}$$

La loi de distribution des normales D est une fonction qui détermine la distribution d'orientation des microfacettes. Celle-ci est en général contrôlée par un coefficient σ lequel détermine la largeur du lobe spéculaire. G est la fonction de masquage qui correspond à l'occlusion de certaines microfacettes par d'autres que ce soit pour le flux incident ou le flux réfléchi. F est le coefficient de Fresnel qui correspond à l'interaction de la lumière suivant différents angles en prenant en compte les indices de réfraction de chaque milieu. Suivant ce coefficient, plus l'angle entre l'observateur **o** et la source d'éclairage **i** est faible moins la réflexion sera importante.

Cas mixte : Afin de représenter une plus grande diversité d'apparences de surfaces allant d'une surface diffuse à spéculaire, Torrance et Sparrow [10] proposent une approche simple dont le principe est de séparer la *BRDF* en une composante diffuse f_d et une composante spéculaire f_s tout en respectant la conservation de l'énergie explicitée dans l'Eq. 2.21 (Fig. 2.16).



(a) (b)

FIGURE 2.16 – Représentation du modèle de Torrance-Sparrow [10] avec : (a) la diffusion de la lumière en un point d'une surface avec le lobe spéculaire lié aux microfacettes miroirs en bleu et (b) l'objet *Stanford Bunny* rendu avec le modèle de *BRDF* de Torrance-Sparrow.

Pour cela nous pouvons considérer la *BRDF* f_r [13] :

$$f_r(\mathbf{o}, \mathbf{i}, \mathbf{n}) = \alpha_d f_d + \alpha_s f_s(\mathbf{o}, \mathbf{i}, \mathbf{n}) \tag{2.26}$$

avec α_d et α_s des coefficients de diffusion et de spécularité tels que $\alpha_d + \alpha_s = 1$. Simonot [15] propose de reprendre cette idée pour une échelle microscopique en présentant une *BRDF* à base de microfacettes lambertiennes interfacées. Le principe est de considérer que chacune d'entre elles est composée de deux couches : une couche miroir, mais transmettant une partie de la lumière et une couche lambertienne. Ce modèle a été implémenté pour le rendu réaliste de

surfaces [26]. Une *BRDF* à base de microfacettes utilisée dans le domaine de l'animation 3D est le modèle *Disney's principled BRDF* [8]. Ce modèle a l'avantage de pouvoir représenter une large gamme de *BRDF* différentes mais peut générer des matériaux physiquement improbables.

2.2.3.3 Discussion

N'importe quel autre type de *BRDF* élémentaire peut être utilisé pour décrire les microfacettes mais celle-ci se doit d'être simple afin de limiter les calculs. D'autres approches utilisant les microfacettes vont travailler sur la fonction de distribution des normales [162, 11, 14, 18, 16], la fonction de masquage [27, 28] ou encore le coefficient de Fresnel [29]. Un état de l'art a été réalisé par Guarnera *et al.* [30] définissant les principaux modèles de *BRDF*.

La plupart des modèles plausibles physiquement parlant, même n'étant pas décrit comme basés sur les microfacettes, peuvent être interprétés comme des modèles à microfacettes. En effet, ceux-ci possèdent une fonction de distribution, un facteur de Fresnel et d'autres ajouts pouvant être interprétés comme des opérations réalisées sur des microfacettes [8]. Toutefois même si ces modèles sont physiquement plausibles, ceux-ci restent des modèles et ne représentent jamais la diversité de *BRDF* réelles existantes. C'est pourquoi certains travaux se concentrent sur la précision de ces modèles afin de représenter des *BRDF* mesurées [22, 23] dont les approches récentes utilisent l'apprentissage automatique [24].

2.3 Transport de la lumière

Jusqu'à présent, les différents concepts liés au comportement de la lumière à l'échelle d'un élément de surface ont été présentés. À une plus grande échelle, ces concepts sont utilisés afin de simuler le transport de la lumière en prenant en compte l'éclairage, la forme et le matériau des objets contenus dans une scène sous la forme d'une équation unique. Dans cette section, l'équation de rendu permettant de modéliser le transport de la lumière pour un élément de surface est présentée. Puis, les phénomènes globaux liés au transport de la lumière seront présentés.

2.3.1 Équation de rendu

Tout d'abord, le cas le plus général d'un matériau translucide est considéré en prenant en compte l'aspect spatial de l'interaction lumière/matière. La luminance sortante L_o en un point d'une surface x_o et dans la direction $\mathbf{o}$ est alors :

$$L_o(x_o, \mathbf{o}) = L_e(x_o, \mathbf{o}) + \int_A \int_{2\pi} f_{ss}(x_i, \mathbf{i}, x_o, \mathbf{o}, \mathbf{n}) L_i(x_i, \mathbf{i}) \max(\mathbf{n} \cdot \mathbf{i}, 0) d\omega_i dA(x_i) \qquad (2.27)$$

où A est l'aire de la zone sur laquelle sont intégrés les directions d'éclairage $\mathbf{i}$ entrantes au niveau du point x_i, L_e est la luminance émise par la surface au point x_o dans la direction $\mathbf{o}$ et L_i est la luminance de l'éclairage au point x_i dans la direction $\mathbf{i}$. Cette équation permet de modéliser le transport de la lumière dans des matériaux translucides complexes comme la peau humaine [19]. En effet, dans ce cas, la lumière se propage dans un milieu participant, ou *participating media*, dont les particules ont la particularité d'absorber et/ou de diffuser la lumière. Le principe est de considérer que la lumière est diffusée par une particule suivant une

fonction de phase $p(x, \mathbf{i}, \mathbf{i}')$, laquelle est équivalente à la *BRDF*, puis se propage suivant un coefficient d'absorption σ_a et de diffusion σ_s. Cette équation peut être résumée par le fait qu'un faisceau de lumière se propageant dans un milieu perd de l'énergie par absorption, en gagne avec une émission et la redistribue par diffusion. L'équation de transfert radiatif dans sa forme différentielle est :

$$(\mathbf{i} \cdot \nabla)L(x, \mathbf{i}) = -\sigma_t(x)L(x, \mathbf{i}) + \ell_e(x, \mathbf{i}) + \sigma_s(x) \int_{4\pi} p(x, \mathbf{i}, \mathbf{i}')L(x, \mathbf{i}')d\omega' \tag{2.28}$$

avec σ_t le coefficient d'extinction tel que $\sigma_t = \sigma_a + \sigma_s$, **i** et **i/** respectivement la direction du faisceau entrant et sortant au niveau de la surface, l_e la luminance émise dans la direction **i** et ω' l'angle solide du faisceau sortant. Afin de simplifier cette équation, nous pouvons considérer que le matériau n'est pas translucide et ainsi le modéliser uniquement par sa *BRDF*. Cette équation a été formalisée par Kajiya [12] et est appelée équation de rendu :

$$L_o(\mathbf{o}) = L_e(\mathbf{o}) + \int_{2\pi} L_i(\mathbf{i}) f_r(\mathbf{o}, \mathbf{i}, \mathbf{n}) \max(\mathbf{n} \cdot \mathbf{i}, 0) d\omega_i \tag{2.29}$$

Dans cette équation, les contributions de chaque direction de source d'éclairage **i** de luminance L_i sont sommées par rapport à l'élément de surface de normale **n**. En prenant en compte le cas d'un unique éclairage et que la surface n'est pas émettrice, l'équation de rendu est alors :

$$L_o(\mathbf{o}) = L_i(\mathbf{i}) f_r(\mathbf{o}, \mathbf{i}, \mathbf{n}) \max(\mathbf{n} \cdot \mathbf{i}, 0) \tag{2.30}$$

2.3.2 Géométrie d'une surface

Un rayon lumineux se propageant dans une scène sera réfléchi, diffusé et transmis dans plusieurs directions en fonction de la géométrie et du matériau d'une surface. Cette propagation génère des phénomènes dits "globaux", car ils sont les résultats de plusieurs interactions lumière/matière pour un même rayon dans une scène.

2.3.2.1 Ombrage

L'ombrage est un phénomène qui se produit lorsque la source de lumière est partiellement ou complètement occultée par un objet ou une surface dans une scène. Celui-ci se divise en deux catégories : l'ombre propre et l'ombre portée.

L'**ombre propre** se manifeste lorsqu'un point d'une surface est éclairé sous un certain angle par rapport à la direction de la source de lumière. Mathématiquement, celle-ci se produit par un produit scalaire négatif entre le vecteur normal à la surface **n** et le vecteur de direction d'éclairage **i**.

L'**ombre portée**, en revanche, est générée lorsque la source lumineuse est occultée par un autre objet dans la scène. Elle peut donner lieu à des effets plus complexes lorsque l'éclairage n'est pas strictement directionnel et que la source de lumière est proche de la surface. Dans ces situations, une zone intermédiaire entre l'ombre et une surface éclairée est créée, c'est la **pénombre** (Fig. 2.17).

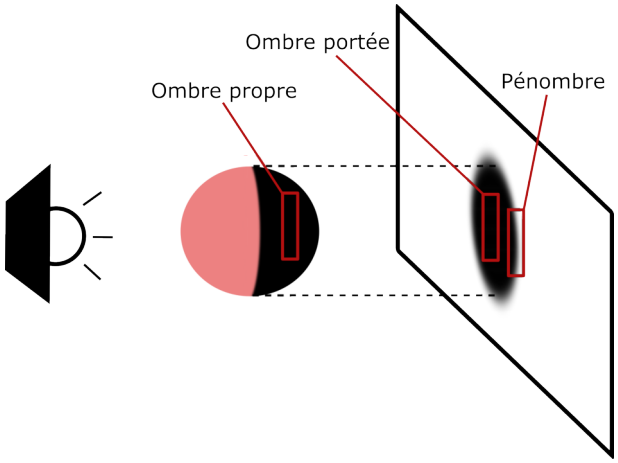


FIGURE 2.17 – Représentation de l'ombre propre, l'ombre portée et la pénombre dans une scène.

2.3.2.2 Interréflexions

Dans certains cas, la lumière issue de réflexions et/ou diffusions sur une surface conserve une énergie non négligeable avant d'interagir avec une autre surface. Cela entraîne un phénomène bien connu dans ces configurations, les **interréflexions**. Les interréflexions sont d'une importance particulière lorsque nous travaillons avec des géométries convexes (Fig. 2.18).



(a) (b)

FIGURE 2.18 – Représentation du phénomène d'interréflexions : (a) pour une surface convexe et (b) sur une acquisition réelle d'une figurine avec un unique éclairage.

Ces phénomènes sont relativement simples à modéliser pour générer des rendus réalistes de surfaces, mais leur prise en compte peut s'avérer complexe lors de l'analyse de la scène par imagerie.

2.4 Capteur photométrique

Dans la nature, nous avons acquis la capacité de capter la lumière avec nos yeux. En métrologie optique, nous cherchons à imiter cette capacité à l'aide d'un système optique. Cette partie se consacre à définir les différentes composantes d'un appareil photo numérique (APN) ainsi que les traitements permettant d'obtenir une mesure de la lumière la plus proche possible de notre vision. Pour cela, nous verrons les lois d'optique basiques de la projection d'une image par l'utilisation d'un système optique. Puis, nous présentons le principe de l'acquisition d'une

image couleur en prenant en compte sa dynamique. Cette section s'inspire de la thèse de Bony [4].

2.4.1 Projection d'une image dans un APN

Un APN est essentiellement un ensemble de composants permettant de contrôler et manipuler la lumière de la source à la capture d'image. Les éléments clés de ce système incluent l'objectif, le diaphragme, l'obturateur et le capteur (Fig. 2.19). L'objectif a pour fonction de rediriger les rayons lumineux vers le capteur, tandis que le diaphragme régule la quantité de lumière qui parvient au capteur. L'obturateur, quant à lui, permet de contrôler la durée pendant laquelle le capteur est exposé à la lumière. Enfin, le capteur permet de convertir la lumière reçue en signal électrique afin de générer une image.

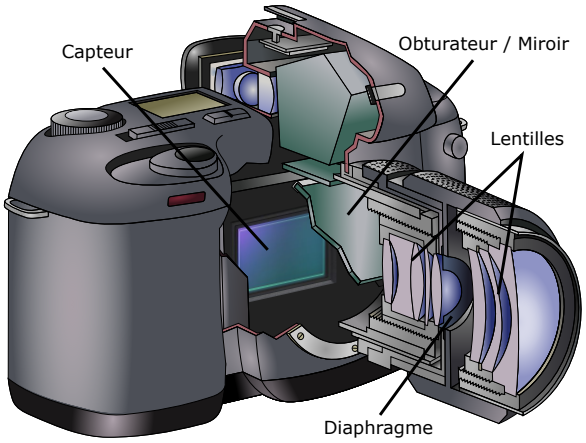


FIGURE 2.19 – Représentation de l'appareil photo numérique composé d'un objectif avec plusieurs blocs de lentilles et d'un diaphragme, d'un obturateur et d'un capteur[2].

2.4.1.1 Principe de l'objectif

Afin d'obtenir une image nette sur un capteur, l'utilisation d'un objectif composé d'une superposition de lentilles est obligatoire pour focaliser les rayons venant d'un point d'une scène vers un point spécifique du capteur. Une lentille est généralement composée de verre ou de polymères permettant la transmission des rayons lumineux sans perte d'énergie. La lumière se propageant à travers la lentille traverse donc deux milieux différents, ce qui fait que les rayons sont déviés suivant la loi de Snell-Descartes définie par l'Eq. 2.15. Dans le cas où la lentille est si fine qu'il est possible de considérer sa largeur comme très petite à l'échelle d'observation, une lentille équivalente appelée la lentille mince est définie. Cette **lentille mince** peut être représentée de deux façons : divergente et convergente. Pour les objectifs d'APN, qui sont composés d'une superposition de lentilles minces convergentes et divergentes, il est souvent possible de simplifier en considérant une lentille mince convergente équivalente. Par conséquent, la suite de cette section se concentrera sur la lentille mince convergente.

La lentille mince convergente a pour rôle de faire converger les rayons lumineux émanant d'un point de la scène vers un point spécifique sur le capteur (Fig. 2.20).

2. Image SVG modifiée de Anuskafm : *Camara de fotos*. Creative Commons Attribution-Share Alike 3.0 Unported. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Camara_de_fotos.svg

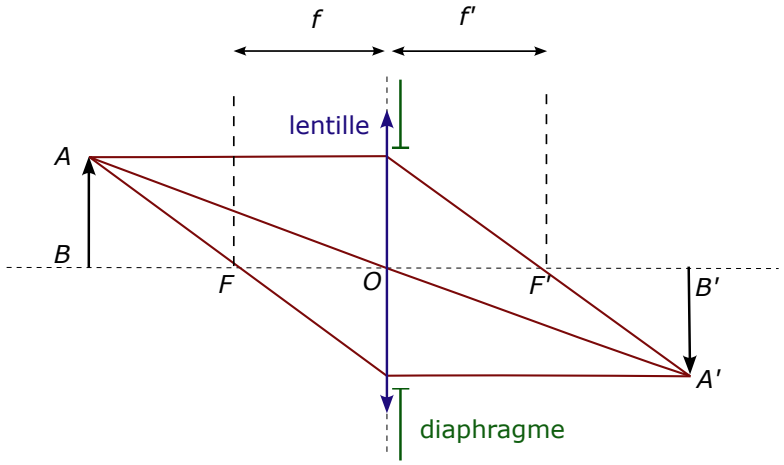


FIGURE 2.20 – Image $A'B'$ d'un objet AB réalisée par une lentille mince de centre optique O et de distance focale image f' et objet f.

Le point de convergence des rayons dépend de la distance focale image f' et objet f. Cette **distance focale** est la distance pour laquelle convergent tous les rayons émis par un objet situé à une distance infinie. La Fig. 2.20 montre qu'une image de la scène est produite sur le capteur par homothétie avec un facteur de grandissement γ :

$$\gamma = \frac{A\prime B\prime}{AB} \tag{2.31}$$

La convergence des rayons lumineux permet de former une image nette de la zone observée. Cependant, la netteté des points de l'image n'est disponible que dans une plage spécifique, définie par la profondeur de champ. La **profondeur de champ** représente la plage de distances le long de l'axe optique où les objets apparaissent nets dans l'image. Elle dépend principalement de la distance focale et de l'ouverture du diaphragme. Une grande ouverture réduit la profondeur de champ, créant un flou d'arrière-plan, tandis qu'une petite ouverture augmente la profondeur de champ, permettant de maintenir la netteté sur une plus grande plage de distances (Fig. 2.21). Cependant, la fermeture du diaphragme va également réduire la quantité de lumière reçue sur le capteur.

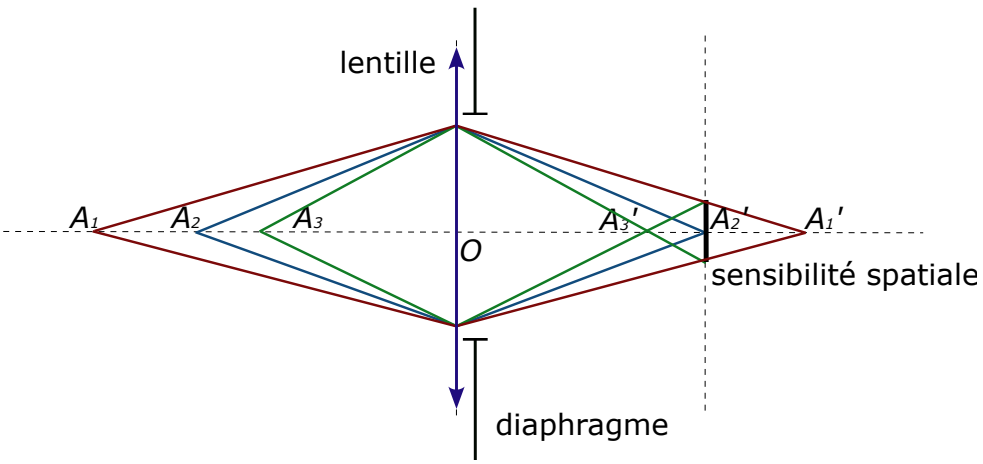


FIGURE 2.21 – Profondeur de champs A_1A_3 pour une ouverture de diaphragme donnée. Si l'image d'un point est supérieure à la sensibilité spatiale du capteur alors l'image du point devient "floue".

L'**exposition** en photométrie correspond à la quantité de lumière reçue par le capteur. Cette quantité est contrôlée à l'aide du diaphragme, du temps d'exposition correspondant à la durée pendant laquelle l'obturateur laisse entrer la lumière et finalement la sensibilité du capteur (ISO). L'éclairement du capteur est calculé en fonction du flux $d\Phi_L$ passant par le diaphragme et provenant de la surface dA tel que :

$$d\Phi_L = dA \int_{\Omega_o} L_o d\Omega_o \tag{2.32}$$

En réutilisant la définition de l'éclairement vu dans l'Eq. 2.11 et en prenant en compte l'angle entre l'axe optique et l'axe de l'angle solide considéré α_o alors l'éclairement E_c reçu par le capteur est défini [102] :

$$E_c = L_o \left(\frac{\pi}{4}\right) \left(\frac{{d_l}^2}{f}\right) cos^4 \alpha_o \tag{2.33}$$

avec d_l le diamètre d'ouverture du diaphragme et f la distance focale de la lentille. L'Eq. 2.33 permet aussi de modéliser une partie d'un phénomène bien connu lors de la prise d'image, le vignettage. Celui-ci se manifeste par une diminution de la quantité de lumière reçue par le capteur au niveau de ses bords. Il est important de noter que les lentilles peuvent ne pas suivre strictement cette loi en raison de leur conception particulière, ces aberrations nécessitant une prise en compte spécifique lors du traitement de l'image [25].

2.4.1.2 Modélisation mathématique de la projection

Il est nécessaire de modéliser la projection des points de l'espace monde 3D de repère $\mathcal{R}_{\text{monde}}$ vers l'espace pixel 2D de repère $\mathcal{R}_{\text{pixel}}$ pour faire le lien entre les grandeurs réelles et celles de l'image. Pour cela, le repère monde $\mathcal{R}_{\text{monde}}$ doit être projeté dans le repère caméra $\mathcal{R}_{\text{camera}}$ puis vers le plan image $\mathcal{R}_{image}$ et finalement vers l'indexation des pixels à l'aide de matrices de projection (Fig. 2.22). Le cas général de la projection perspective est présenté.

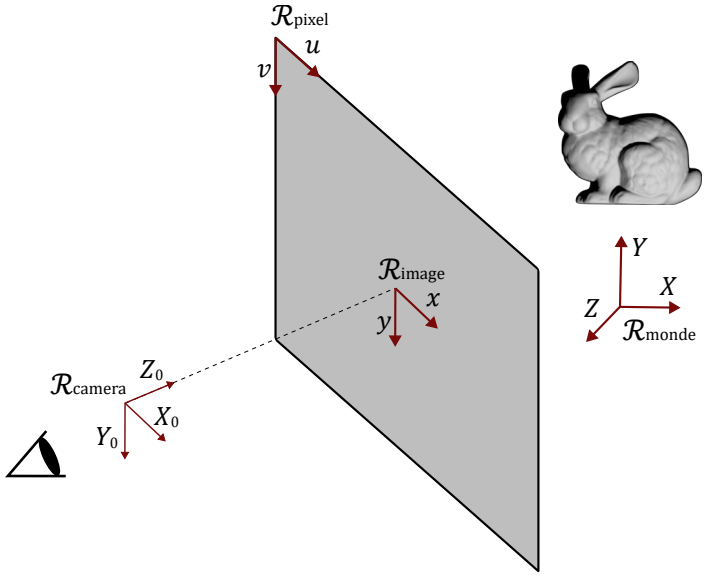


FIGURE 2.22 – Projection d'un objet depuis le repère monde $\mathcal{R}_{\text{monde}}$ vers le repère caméra $\mathcal{R}_{\text{camera}}$, le repère image $\mathcal{R}_{\text{image}}$ et finalement vers l'indexation des pixels dans le repère $\mathcal{R}_{\text{pixel}}$.

Tout d'abord, l'espace monde $\mathcal{R}_{\text{monde}}$ subit des transformations de rotation $\boldsymbol{R}$ et de translation $\boldsymbol{T}$ afin d'être projeté dans l'espace caméra $\mathcal{R}_{\text{camera}}$. Il est important de noter que les transformations se calculent en coordonnées homogènes, ajoutant une dimension virtuelle qui permet de faciliter la projection d'un repère vers un autre. La matrice M_e contient alors les informations concernant ces transformations de l'espace, ce sont les paramètres extrinsèques de la caméra :

$$M_e = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & T_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & T_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & T_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{2.34}$$

avec :

$$\boldsymbol{R} = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{11} & r_{12} & r_{13} \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad \boldsymbol{T} = \begin{pmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{pmatrix}$$

Les paramètres intrinsèques permettent de passer du repère caméra $\mathcal{R}_{\text{camera}}$ vers le repère pixel $\mathcal{R}_{\text{pixel}}$ avec la matrice de projection M_i. Cette matrice prend en compte la distance focale f permettant dans un premier temps de projeter un point (X_0, Y_0, Z_0) l'espace 3D de l'objectif vers un point (x, y) du plan 2D image en coordonnées homogènes :

$$s_h \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_0 \\ Y_0 \\ Z_0 \\ 1 \end{pmatrix} \tag{2.35}$$

avec s_h un facteur d'échelle lié aux coordonnées homogènes. Pour l'Eq. 2.35, ce facteur vaut $\frac{1}{Z_0}$ avec $x = f\frac{X_0}{Z_0}$ et $y = f\frac{Y_0}{Z_0}$. La projection du plan image vers l'indexation pixel se fait à l'aide de la taille des pixels k_u et k_v qui déterminera l'agrandissement de l'image et de la translation du centre optique de la caméra c_u et c_v. Dans ce cas, nous considérons que les cellules électroniques photosensibles sont orthogonales et le *skew factor* est négligé. La matrice M_i contenant les paramètres intrinsèques de la caméra est :

$$M_i = \begin{pmatrix} k_u & 0 & c_u \\ 0 & k_v & c_v \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \tag{2.36}$$

Finalement, en prenant en compte le modèle perspectif, le passage d'un point 3D (X, Y, Z) vers un pixel (u, v) :

$$\begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = M_i M_e \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix} \tag{2.37}$$

Le modèle orthographique à facteur d'échelle est une simplification du modèle perspectif. En effet, ce modèle permet une projection de la scène sur un plan sans déformation (Fig. 2.23).

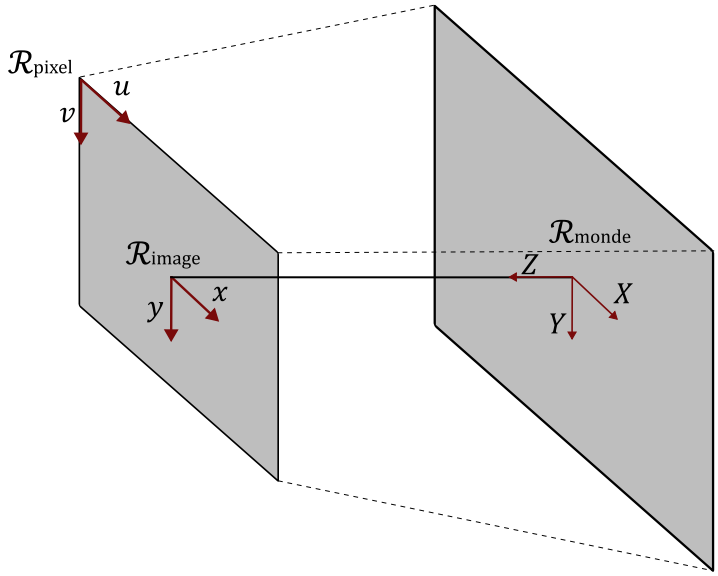


FIGURE 2.23 – Projection orthographique réalisée entre le repère monde $\mathcal{R}_{\text{monde}}$ et le repère image $\mathcal{R}_{\text{image}}$.

Un facteur d'échelle k_z est appliqué entre la scène et l'image sans translation ni rotation entre le repère monde $\mathcal{R}_{\text{monde}}$ et le repère caméra $\mathcal{R}_{\text{camera}}$ tel que :

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_z & 0 & 0 & 0 \\ 0 & k_z & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix} \tag{2.38}$$

Il est important de noter que ces transformations ne prennent pas en compte les phénomènes de distorsion géométriques dus aux lentilles. Les distorsions géométriques peuvent altérer la forme des objets capturés, ce qui peut être particulièrement problématique lors d'applications nécessitant une grande précision géométrique. Pour corriger ces distorsions, il est possible d'utiliser des modèles ou d'opter pour des objectifs télécentriques, qui permettent une projection orthographique et réduisent ces phénomènes indésirables.

2.4.2 Acquisition d'une image

En chaque point (x, y) du plan image, la luminance reçue est transformée en signal électrique à l'aide d'une cellule photoélectrique aussi appelée **photosite**. Cette cellule peut être considérée comme un puits de lumière qui récupère une certaine quantité de photons puis la convertit en signal électrique par effet photoélectrique. La saturation du capteur correspond à la quantité maximale de photons que le puits de lumière peut emmagasiner. L'éclairement énergétique E_e capté par le photosite est directement proportionnel à l'intégration du flux énergétique dans une bande spectrale donnée. En conséquence, une seule valeur d'intensité lumineuse est extraite pour chaque point de l'image, créant ainsi une image en niveaux de gris.

2.4.3 Image couleur

Afin d'obtenir une information de couleur pour chaque point de la surface, il est nécessaire de découper cette information en plusieurs bandes spectrales. Généralement, ces bandes sont situées dans les parties rouges, vertes et bleues du spectre visible (RVB), conformément au principe de synthèse additive des couleurs. Deux méthodes couramment utilisées pour extraire ces informations RVB à partir d'un point unique sont le dispositif tri-CCD et le filtre *CFA* (*Color Filter Array*) (Fig. 2.24).

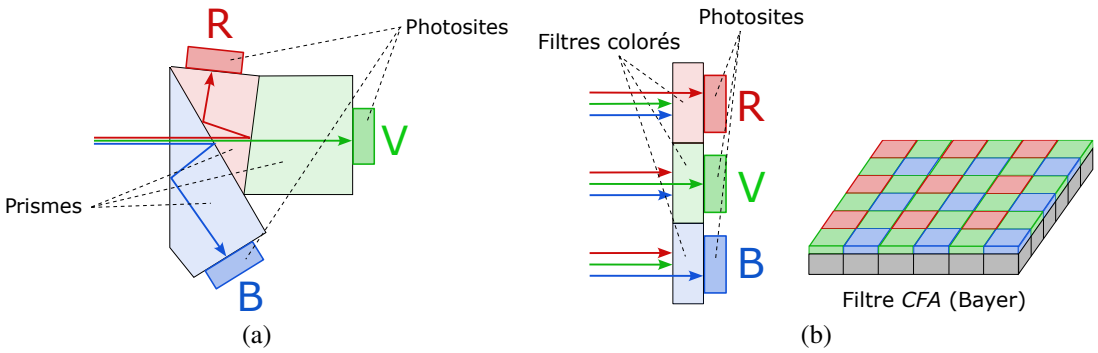


FIGURE 2.24 – Acquisition des informations RVB par : (a) capteur tri-CCD et (b) filtre *CFA*.

Le principe du tri-CCD consiste à séparer l'éclairement lumineux en trois canaux distincts (RVB) et à les diriger vers trois capteurs séparés grâce à un prisme. Ce système est performant en termes de qualité d'image, mais il est coûteux en raison de la technologie des prismes et du besoin de trois capteurs distincts.

Ici nous nous intéressons principalement aux capteurs équipés d'un filtre *CFA* où chaque photosite est équipé d'un filtre de couleur et ne reçoit qu'une unique composante rouge, verte ou bleue. La disposition des filtres sur chaque photosite peut varier, mais la plus courante est une matrice de taille 2x2 avec deux composantes vertes, une composante rouge et une composante bleue, c'est le filtre de Bayer. L'idée est ensuite d'appliquer un algorithme d'interpolation permettant d'estimer les valeurs RVB en chaque pixel, c'est le dématriçage. La Fig. 2.25 montre le principe d'estimation d'une image couleur avec filtre de Bayer.

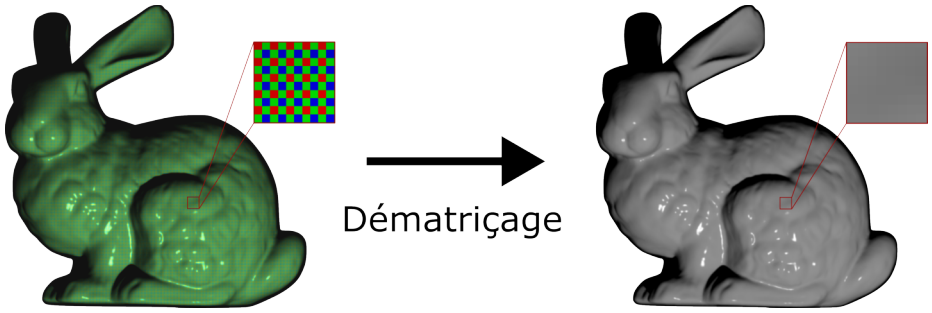


FIGURE 2.25 – Principe de dématriçage d'une image.

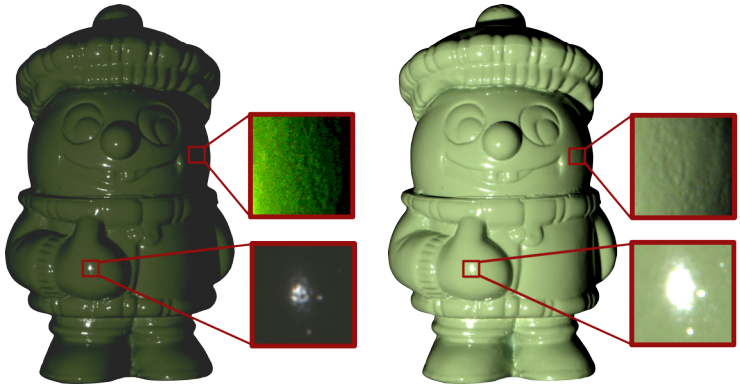
Le dématriçage est une étape importante de l'acquisition de l'image et le traitement appliqué doit permettre d'obtenir une donnée au plus proche possible de la luminance de la scène. Pour plus de détails sur les méthodes permettant d'estimer une image couleur à partir d'une matrice de Bayer, Li *et al.* [31] ont réalisé un état de l'art. Encore aujourd'hui, le dématriçage est un

problème ouvert pour lequel les méthodes par apprentissage automatique ont également fait leur apparition [32].

2.4.4 Récupération de la dynamique complète d'une scène

Une scène présente des zones diffuses et spéculaires dont les luminances peuvent être très différentes en fonction des zones présentes. Ainsi, il est complexe d'obtenir la dynamique complète de cette scène due aux limites du photosite au niveau de la saturation et du bruit de capteur. Pour cela, un traitement *HDR* (*High Dynamic Range*) doit être appliqué.

En fonction du temps d'exposition et de l'ouverture du diaphragme, le capteur de l'appareil photo ne sera sensible qu'à une plage spécifique de valeurs, qui correspond à sa plage de fonctionnement. Une valeur d'éclairement trop faible entraîne ce que l'on appelle une **sous-exposition**, tandis qu'une valeur d'éclairement excessive provoque une **surexposition** du capteur (Fig. 2.26).



(a) (b)

FIGURE 2.26 – Principe de la gamme dynamique d'une scène avec : (a) une photo sous-exposée et (b) une photo surexposée.

En effet, si la surface est très brillante alors la partie spéculaire sera saturée pour une certaine plage de valeurs et les zones très sombres seront bruitées. Ceci relie alors l'intensité I mesurée au niveau d'un pixel capteur [33] :

$$I = \min\{\frac{E_c\, t}{g} + I_0 + \eta, I_{max}\} \tag{2.39}$$

Avec t le temps d'exposition en secondes, E_c l'éclairement du capteur, g le gain du capteur, η le bruit du capteur, I_0 la valeur d'intensité associée au noir, I_{max} l'intensité de saturation du capteur. Suivant l'Eq. 2.39, afin de modifier la plage de valeurs du capteur, il est possible de modifier le temps d'exposition, le gain du capteur ou, plus difficilement, l'ouverture du diaphragme. Un traitement afin de générer une image à haute dynamique (*HDR*) correspond à acquérir une série d'images avec différents temps d'exposition et de les fusionner. Debevec *et al.* [34] ont proposé un algorithme très utilisé en vision par ordinateur permettant de faire de l'*HDR*. Comme pour le dématriçage, la méthode d'*HDR* utilisée doit permettre d'obtenir des valeurs les plus proches possibles de la luminance de la scène afin d'en extraire des informations physiques.

2.5 Conclusion

Ce chapitre résume les différents principes à prendre en compte pour l'acquisition d'une image en partant d'une source de lumière et de sa nature électromagnétique interagissant avec la géométrie, la réflexion et la couleur de la surface observée pour arriver jusqu'au capteur. Ces principes nous permettent d'extraire un grand nombre d'informations des surfaces que nous observons en utilisant la luminance reçue au niveau du capteur. En métrologie, la mesure de la surface de la peau en utilisant des systèmes d'imagerie est un secteur d'activité en pleine expansion. Dans le prochain chapitre, la nature biologique de la surface de la peau et les méthodes utilisées pour la mesurer sont étudiées.

CHAPITRE 3

LA PEAU HUMAINE, UN CAS PARTICULIER : MODÉLISATION ET MESURE

La mesure du relief et de l'apparence de la peau est un sujet majeur dans différents secteurs des sciences et technologies. En dermatologie et cosmétique, la mesure par système optique permet de dresser un bilan de l'état de la peau à un instant donné de manière non invasive, précise et rapide. Ce bilan permet de caractériser l'effet de produits dermatologiques et cosmétiques et ainsi prouver leur efficacité. Il est alors important de comprendre comment la structure biologique de la peau influe sur ses propriétés optiques permettant l'extraction d'informations par interaction de la lumière avec sa surface. Ce lien entre propriétés optiques et biologiques est basé sur des modèles qu'il nous faut définir et étudier.

Dans un premier temps, nous présentons dans ce chapitre la structure de la peau et sa composition au niveau biologique. Dans un second temps, nous modélisons ses propriétés optiques influençant son relief et son apparence. Finalement, nous présentons un état de l'art des méthodes et systèmes existants pour la mesure de la peau au niveau de sa géométrie, sa couleur et sa brillance afin d'en déduire ses propriétés biologiques.

3.1 Biologie de la peau

La peau est un organe complexe composé d'un agencement de cellules et de tissus dont la fonction première est de protéger notre corps des agressions extérieures. Ses propriétés biologiques peuvent varier en fonction de la partie du corps, mais aussi en fonction de l'échelle à laquelle celle-ci est étudiée [36]. Dans ce travail, nous nous intéressons principalement à l'échelle dite mésoscopique, de l'ordre du mm, de la surface de la peau.

3.1.1 Structure biologique

La peau se décompose en 3 compartiments distincts qui sont l'épiderme, le derme et l'hypoderme (Fig. 3.1).

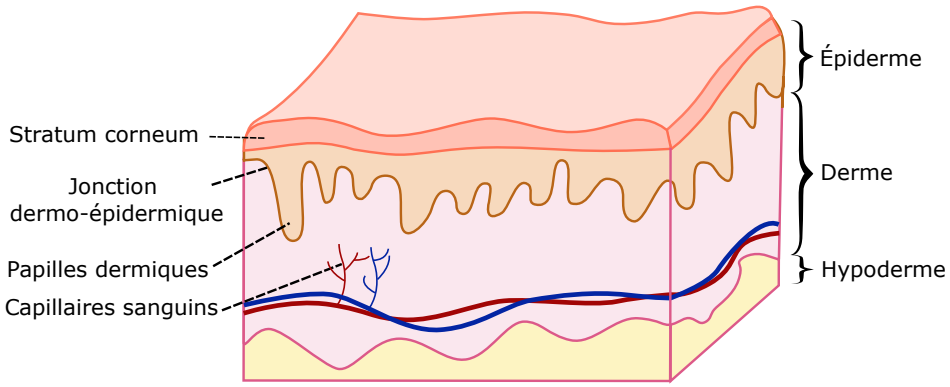


FIGURE 3.1 – Schéma de la composition de la surface de la peau.

Le premier compartiment de la peau est appelé l'**épiderme**. Il a une épaisseur d'environ 100 μm et est la première barrière entre le monde extérieur et l'intérieur du corps humain. L'épiderme est non vascularisé et est principalement composé de cellules spécifiques appelées kératinocytes qui seront amenés à former la couche la plus externe de l'épiderme, le *stratum corneum*. Cette couche est un agencement de kératinocytes morts ayant perdu leur noyau, aussi appelés cornéocytes, principalement composés de fibres de kératine et structurés par des lipides. Sous le *stratum corneum* se situe la couche granuleuse à partir de laquelle les kératinocytes commencent à perdre leur noyau et ont une forme aplatie. Celle-ci est suivie de la couche épineuse composée de kératinocytes structurés par un système de jonction appelé desmosomes. La couche de cellules inférieure se nomme la couche basale dans laquelle se trouvent des kératinocytes précurseurs capables de se diviser et de renouveler les cellules des couches supérieures de l'épiderme. L'épiderme est aussi composé de mélanocytes, cellules dendritiques présentes essentiellement dans la couche basale et jouant un rôle au niveau de la pigmentation de la peau par production de la mélanine. Une coupe histologique de l'épiderme est présentée dans la Fig. 3.2.

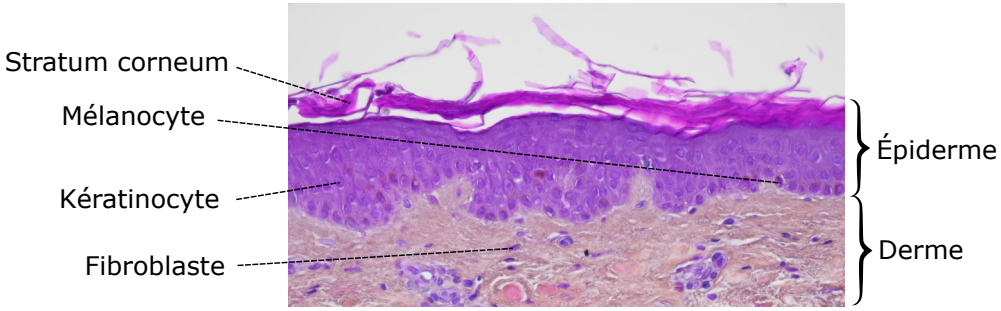


FIGURE 3.2 – Coupe histologique de la peau.

Sous la couche basale se trouve le second compartiment de la peau appelée le **derme**. Cette couche a une épaisseur de 0.6 à 4 mm [35] et est principalement composée d'un réseau de différentes fibres, comme le collagène ou l'élastine, produites par des cellules particulières appelées les fibroblastes. L'ensemble de ces fibres est appelé matrice extracellulaire. Ce compartiment

contient également des follicules pileux, des glandes sébacées et sudoripares ainsi que des vaisseaux sanguins. Le derme contient aussi des récepteurs nerveux permettant entre autres le sens du toucher. Le derme est partagé en deux parties distinctes : le derme papillaire et le derme réticulaire. Dans un premier temps, le derme papillaire est la partie supérieure du derme dont le nom vient des papilles dermiques, petites protubérances qui plongent dans l'épiderme (Fig. 3.1). Cette partie contient des fibres de collagène de type I et III, des protéines structurant les tissus et permettant leur régénération. Dans le derme papillaire, l'élastine est une autre protéine synthétisée par les fibroblastes participant à l'élasticité de la peau. Dans un second temps, le derme réticulaire est plus dense et plus épais que le derme papillaire et contient des fibres de collagène plus épaisses et agencées de manière plus irrégulière que dans le derme papillaire. Cette couche fait la jonction avec l'hypoderme, le compartiment le plus profond de la peau.

L'**hypoderme** est formé par le tissu adipeux sous cutané, souvent simplifié par un réservoir d'énergie sous forme de graisses. Celui-ci contient aussi une grande quantité de vaisseaux sanguins irriguant le derme et l'épiderme assurant l'apport en nutriments. En suivant la définition stricte, l'hypoderme n'est pas un compartiment à part entière de la peau [37, 38] et est plutôt vu comme une extension du derme.

3.1.2 Propriétés optiques

La peau est un matériau translucide dû à sa composition de cellules et de tissus. Cette propriété induit que l'apparence de la peau n'est pas seulement due aux propriétés optiques de sa surface, mais aussi à sa composition interne. Par exemple, un rougissement se caractérise par la dilatation de petits vaisseaux sanguins sous la surface de la peau provoquée par un stimulus externe. Les vaisseaux sanguins étant concentrés dans le derme, ceci montre que la lumière est capable de pénétrer à l'intérieur de la peau, qu'une partie du spectre est absorbée puis en ressort. Ce phénomène nous permet d'obtenir des informations sur la composition interne de la peau par la lumière réfléchie au niveau de ses couches plus profondes. Néanmoins, la peau est un matériau complexe, non homogène, avec de multiples couches et a des propriétés physiques anisotropes. De même, les poils peuvent aussi jouer un rôle dans la couleur, mais aussi la diffusion et la réflexion au niveau de la surface de la peau. En général, le modèle le plus simple considère que la peau est une superposition de deux milieux homogènes : l'épiderme et le derme [39]. La peau est donc capable de réfléchir, absorber et diffuser la lumière à plusieurs profondeurs. Cette lumière transporte alors des informations optiques : sa brillance, sa couleur et sa géométrie, liées à ses propriétés biologiques (Fig. 3.3).

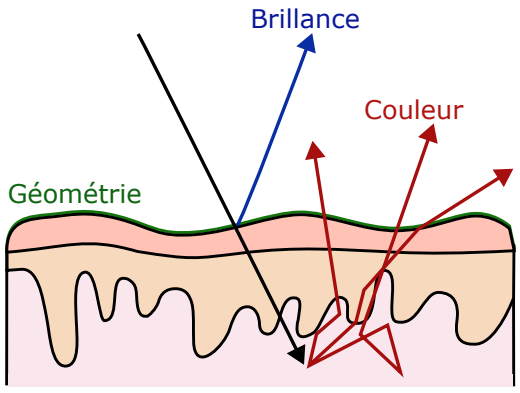


FIGURE 3.3 – Décomposition des propriétés optiques de la peau avec sa brillance, sa couleur et sa géométrie.

3.1.2.1 Brillance

La **brillance** de la peau est principalement due à la réflexion de la lumière incidente sur la surface avec un changement d'indice de milieu entre l'air et le *stratum corneum*. La lumière suit alors la loi de Snell-Descartes et est réfléchie indépendamment de la longueur d'onde de la lumière et de la couleur de la peau représentant de 4% à 7% de la lumière incidente totale [40]. La brillance dépend de l'échelle à laquelle la peau est observée : plus l'échelle est fine et plus la peau paraît brillante. De même, la brillance est aussi influencée par un fin film recouvrant la surface du *stratum corneum* composé de sébum sécrété par la peau pour maintenir un certain niveau d'hydratation, de sueur et autres lipides [41, 42]. Ce film liquide est appelé film hydro-lipidique de la peau (*SSLF*) et permet d'empêcher l'évaporation de l'eau par la peau ainsi que de maintenir la peau hydratée et douce. Ce film a une épaisseur et une composition différente en fonction de la partie du corps observée, mais aussi de l'âge et du genre de l'individu. Son épaisseur peut varier de 0.01 à 2.1 μm [36].

3.1.2.2 Couleur

La caractéristique translucide de la peau fait que la lumière est capable de pénétrer en son sein jusqu'à une certaine profondeur dépendant de la longueur d'onde de la lumière. Dans le domaine du visible, la pénétration de la lumière est plus faible au niveau des longueurs d'onde dans le bleu ($\sim 400nm$) et plus importante au niveau du rouge ($\sim 780nm$). Bashkatov *et al.* [46] ont réalisé une étude poussée des propriétés optiques de la peau en fonction de la longueur d'onde.

La peau absorbe une partie du spectre de cette lumière incidente donnant ainsi sa **couleur** apparente. Cette propriété est caractérisée par son coefficient d'absorption $\mu_a(\lambda)$ qui est la somme des contributions des coefficients d'absorption de tous ses chromophores. Un chromophore est un groupement d'atomes capable de réagir à un rayonnement incident et d'en absorber une partie. Les chromophores principaux dans la peau sont la mélanine dans l'épiderme et l'hémoglobine dans le derme [43].

La mélanine est composée de deux pigments particuliers, l'eumélanine de couleur brun-noir et la phéomélanine de couleur jaune-rouge qui servent principalement à protéger la peau contre les UV (Ultraviolets). Les mélanocytes produisent de la mélanine lors de l'exposition à la lumière du soleil. C'est principalement la mélanine qui détermine le phototype de la peau, c'est-à-dire le type de peau de l'individu. L'échelle la plus utilisée afin de déterminer le phototype d'un sujet est celle de Thomas B. Fitzpatrick [44]. Cette classification commence au type I représentant un individu à la peau très claire n'ayant pas de pigmentation liée à la mélanine. Ils sont alors très sensibles aux rayons UV du soleil. De l'autre côté de l'échelle, le type VI représente les individus à la peau très foncée très résistants face aux UV grâce à une plus forte concentration d'eumélanine. Cette classification est encore largement utilisée aujourd'hui en dermatologie, mais ne permet pas de caractériser le spectre complet de la couleur de la peau humaine [93]. Le Tab. 3.1 représente cette classification.

Phototype	Type de peau	Protection face au soleil	Bronzage
I	Peau très claire	Aucune protection	Ne bronze pas
II	Peau claire	Légère protection	Bronze avec difficultés
III	Peau claire	Protection moyenne	Bronze moyennement
IV	Peau mate	Bonne protection	Bronze facilement
V	Peau foncée	Très bonne protection	Bronze facilement
VI	Peau très foncée	Très bonne protection	Bronze facilement

TABLEAU 3.1 – Les différents phototypes de la peau humaine et leurs caractéristiques. Le bronzage est considéré comme la capacité des mélanocytes à produire de la mélanine au contact avec la lumière du soleil.

Dans un second temps, l'hémoglobine est principalement concentrée dans les vaisseaux sanguins du derme et absorbe la majorité de la lumière. L'hémoglobine peut être trouvée dans les érythrocytes, ou globules rouges, représentant 95% de leur masse de matière sèche. Sa fonction est de transporter l'oxygène dans le sang et son spectre d'absorption est modifié en fonction de si elle transporte de l'oxygène ou non (*HbO2* et *Hb*). Ce sont ces protéines qui donnent la couleur rouge spécifique au sang et participent ainsi à la couleur de la peau (Fig. 3.4).

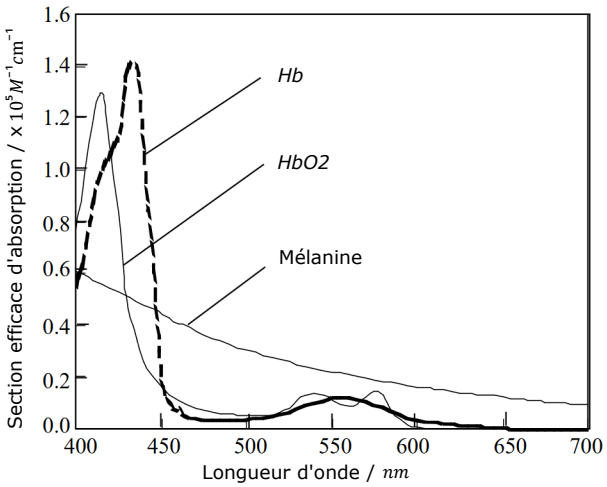


FIGURE 3.4 – Absorption spectrale de la mélanine, oxyhémoglobine (*HbO2*) et la désoxyhémoglobine (*Hb*) reprise de [36].

Une étude de Tsumura *et al.* [94] montre qu'une simple décomposition de la peau en une composante de mélanine et une autre d'hémoglobine permet de modéliser des modifications de couleur de la peau. Finalement, d'autres chromophores peuvent être relevés comme la bilirubine, le carotène, des lipides et autres cellules ou protéines filamenteuses pouvant influencer la couleur, mais de façon négligeable.

3.1.2.3 Géométrie

La surface de la peau a une **géométrie** bien particulière liée à l'agencement des cornéocytes à la surface du *stratum corneum*. Les ridules sont les formes les plus fines observables à l'échelle mésoscopique de la surface de la peau. Ce sont principalement ces ridules qui participent à la rugosité de la peau en dessinant des formes rectangulaires (Fig. 3.5). Ces formes sont composées

de lignes primaires et de lignes secondaires dont l'agencement évolue avec l'âge du patient [45] ou de la zone du corps étudiée.

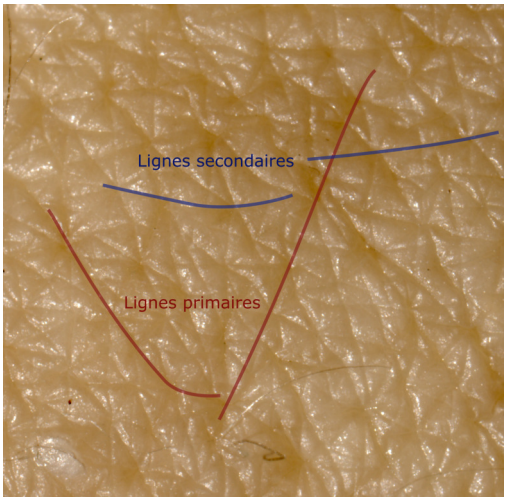


FIGURE 3.5 – Illustration des lignes primaires et secondaires sur un échantillon de peau *ex-vivo*.

La peau est aussi composée de pores, des cavités visibles à l'échelle mésoscopique principalement dues à la présence de poils. Plus rarement, des boutons, grains de beauté ou encore des vergetures vont créer des hétérogénéités géométriques à la surface de la peau.

3.2 Modélisation de l'apparence de la peau

Dans la partie précédente, la peau a été décomposée en fonction de ses différentes couches et leurs influences sur les propriétés optiques de la peau au niveau de la brillance, la couleur et la géométrie. Connaissant tous ces paramètres, il est possible de modéliser la peau en prenant en compte ou non certains aspects. Cette section se concentre sur les différents modèles d'apparence de la peau par transfert radiatif puis par l'utilisation d'une *BRDF* ou *BSSRDF* particulière.

3.2.1 Transfert radiatif

La peau est généralement modélisée par son coefficient d'absorption σ_a associé à son coefficient de diffusion σ_s en utilisant l'équation de transfert radiatif décrite dans l'Eq. 2.28. Cependant, cette équation reste complexe en prenant en compte l'aspect multicouche de la peau et le fait que le milieu des cellules est hautement diffusant. Pour simplifier le modèle, le transport de la lumière est alors souvent modélisé par la théorie de Kubelka-Munk [36] originellement utilisée pour la modélisation de l'interaction lumière/matière pour des peintures [47]. Cette théorie considère qu'un rayonnement se déplaçant dans un milieu diffusant peut être modélisé par deux flux diffus : un transmis I et un autre réfléchi J (Fig. 3.6). Le milieu dans lequel se propage le rayonnement est modélisé par son coefficient d'absorption k et de rétrodiffusion s.

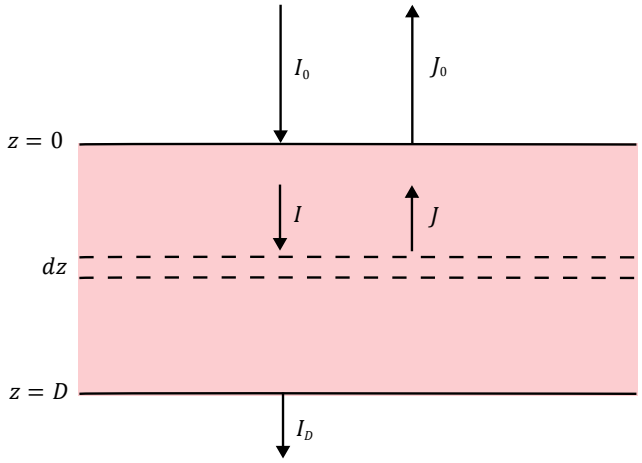


FIGURE 3.6 – Transport de la lumière dans un milieu optique selon la théorie de Kubelka-Munk.

Deux équations différentielles permettent de modéliser l'interaction du rayonnement transmis I et réfléchi J dans un milieu d'épaisseur D tel que :

$$\begin{cases} dI = (-sI - kI + sJ)dz \\ dJ = (sJ + aJ - sI)dz \end{cases} \tag{3.1}$$

Ces équations peuvent être résolues en utilisant des approches basées sur la transformée de Laplace ou la matrice exponentielle [5, 49]. Alors la transmittance T et la réflectance R qui sont ici des données mesurables peuvent être modélisées par la théorie de Kubelka-Munk [48] :

$$\begin{cases} R = \dfrac{I_D}{I_0} \\ T = \dfrac{J_0}{I_0} \end{cases} \tag{3.2}$$

Cette modélisation peut néanmoins générer des erreurs liées à sa simplicité qui considère uniquement 2 directions de diffusion de la lumière [36]. Il existe alors d'autres méthodes afin d'approcher une modélisation précise de la peau comme l'équation d'approximation de la diffusion dérivée de l'équation de transfert radiatif ou encore l'utilisation de la méthode des dipôles ou multipôles.

3.2.2 *BRDF* et *BSSRDF*

Afin de représenter l'apparence de la peau, nous devons déterminer une fonction modélisant l'interaction lumière/matière avec la peau en fonction de la direction d'éclairage, de la position de la caméra, mais aussi de la géométrie de la surface. Pour répondre à ces problèmes, la *BRDF* ou *BSSRDF* de la surface doit être estimée de manière précise. L'apparence de la peau peut être considérée comme ayant une partie spéculaire à laquelle une partie diffuse est ajoutée [51]. La partie diffuse est principalement due à la transluminescence qui donne la couleur à la peau alors que la partie spéculaire est due à la réflexion au niveau de la surface [53].

Hanrahan *et al.* [53] et Jensen *et al.* [19] ont mis en évidence l'impact de la translucinescence au niveau de la peau pour la lumière visible. Ceux-ci se sont basés sur des modèles permettant de prédire la diffusion sous la surface de la peau à l'aide de lumière laser [50, 55]. Pour cela ils utilisent la théorie de la diffusion en considérant que la distribution de la lumière dans un milieu hautement diffusant tend à être isotrope. La *BSSRDF* est alors séparée en deux termes : S_d le terme de diffusion et S_r le terme relié à la réflexion de la lumière sur la surface en reprenant l'Eq. 2.22 tel que :

$$f_{ss}(x_i, \mathbf{i}, x_o, \mathbf{o}) = S_d(x_i, \mathbf{i}, x_o, \mathbf{o}) + S_r(x_i, \mathbf{i}, x_o, \mathbf{o}) \tag{3.3}$$

Le terme de réflexion S_r est souvent modélisé par le modèle de Cook-Torrance car celui-ci ne prend en compte que la réflexion sur la surface. Le terme de diffusion S_d est alors modélisé tel que :

$$S_d(x_i, \mathbf{i}, x_o, \mathbf{o}) = \frac{1}{\pi} F_t(x_i, \mathbf{i}) R_d(||x_i - x_o||_2) F_t(x_o, \mathbf{o}) \tag{3.4}$$

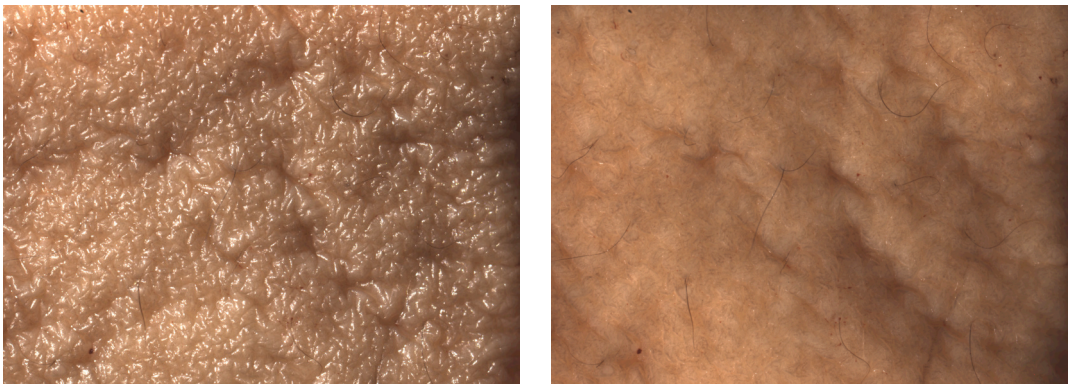
avec $F_t(x_i, \mathbf{i})$ et $F_t(x_o, \mathbf{o})$ la transmittance de Fresnel respectivement pour le point d'entrée x_i et le point de sortie x_o et R_d le profil de réflectance diffuse. Ce profil a tout d'abord été modélisé par dipôles [19] considérant un matériau à une unique couche, puis amélioré pour la peau par multipôles [56] connaissant les différentes couches de la peau (derme, épiderme) et leur composition. La modélisation de ce profil de réflectance par multipôles donne des simulations de la surface de peau très convaincantes. D'autres modèles ont été développés comme une approximation de la diffusion des photons [57], une méthode de diffusion d'un faisceau de photons [58] ou encore l'approximation de ce profil de diffusion par une somme de gaussiennes [59]. Cette liste n'est pas exhaustive et d'autres évolutions dans le domaine du rendu de surfaces translucides existent. Néanmoins, les concepts présentés sont actuellement largement utilisés pour modéliser l'apparence de la peau de manière simple [72] mais aussi pour sa mesure [70].

3.3 Imagerie et mesure de la peau

En dermatologie et cosmétique, la surface de la peau est mesurée afin d'évaluer son état à un instant donné. Les méthodes permettant cette évaluation peuvent être classifiées en deux catégories : ponctuelles ou par analyse d'images. Les méthodes ponctuelles permettent d'obtenir une valeur moyenne sur une zone spécifique alors que les méthodes par imagerie permettent une analyse spatiale des caractéristiques. Cette évaluation peut être réalisée à plusieurs échelles différentes allant de la cellule au corps humain complet. À l'échelle microscopique, la peau est analysée par tomographie en cohérence optique ou microscopie confocale. Cette échelle permet d'évaluer la structure interne de la peau de manière localisée. À l'échelle macroscopique, des techniques à base de laser et de photogrammétrie ont été développées afin de mesurer le corps entier [69] mais, de manière générale, le visage seul est étudié à cette échelle. Dans cette section, nous étudions principalement la mesure de la peau à l'échelle mésoscopique, c'est-à-dire de l'ordre du cm. Nous présentons les différentes méthodes permettant d'obtenir une estimation de sa géométrie, brillance et couleur lesquelles sont directement reliées aux propriétés de la peau.

Dans l'état de l'art, l'utilisation de filtres polarisants afin d'accentuer ou de diminuer certains phénomènes optiques s'est fortement démocratisée [76]. Le principe est d'appliquer un filtre sur

la source d'éclairage et un autre filtre au niveau de la caméra (Fig. 3.7). L'orientation de l'un par rapport à l'autre permet de supprimer (polarisé croisé) ou garder (polarisé parallèle) la partie brillante sur la peau.



(a) (b)

FIGURE 3.7 – Image d'un échantillon de peau *ex-vivo* : (a) sans filtres polarisants et (b) avec filtres polarisants (polarisé croisé).

L'utilisation de ces filtres fait l'hypothèse que la séparation entre partie diffuse et partie spéculaire avec les filtres polarisants est parfaite. Néanmoins, ces filtres peuvent modifier la perception des couleurs et complexifient le modèle d'interaction lumière/matière [77].

3.3.1 Géométrie de la peau

L'étude de la **rugosité** d'une surface, ou état de surface, est un domaine bien normé dans l'industrie. Le principe est de reproduire de manière précise un profil ou le relief d'une surface et de les décrire avec différents paramètres de rugosité. La peau étant une surface très irrégulière, son relief est mesuré plutôt que son profil. En effet, les méthodes les plus utilisées pour la mesure du relief de la peau utilisent des profilomètres mécaniques, profilomètres optiques, des réplicats ou contre réplicats et des méthodes d'analyse d'images [63]. Les méthodes communes utilisent un moulage de la peau en silicone, appelé réplicat, puis mesurent le relief de ce moulage en utilisant un profilomètre optique, mécanique ou par analyse d'image [61, 54, 62, 66]. Cette méthode est encore largement utilisée de nos jours [64] mais présente des limitations liées à la déformation de la peau par application du silicone ou la présence de bulles lors du moulage [65, 63]. L'état de surface peut aussi être estimé par certaines méthodes ponctuelles comme l'étude des phénomènes de tavelures (*speckle noise*) [73]. Néanmoins, les méthodes par analyse d'images sont aujourd'hui largement utilisées, car elles ont l'avantage d'être non invasives, rapides et précises. Pour la peau humaine en particulier, les méthodes les plus utilisées sont la projection de frange et la stéréophotométrie pour leur précision.

Le principe de la projection de frange est de projeter un motif à base de franges sinusoïdales sur la peau afin d'en déduire sa géométrie (Fig. 4.2).

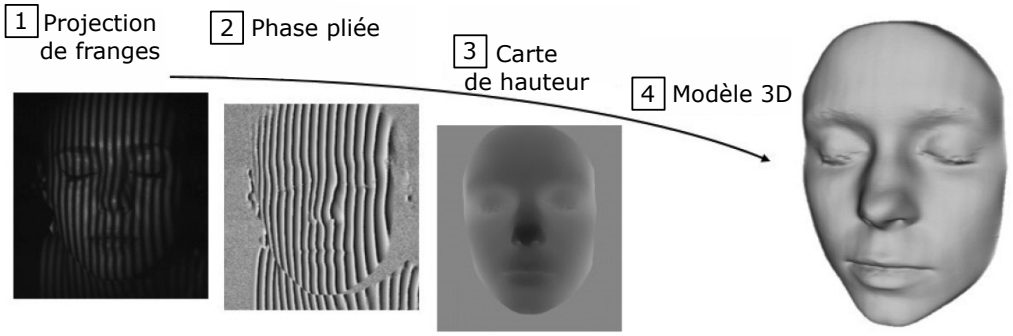


FIGURE 3.8 – Extraction de la géométrie du visage par projection de frange (image reprise de [5]).

Lagarde *et al.* [68] ont montré que ce type de systèmes permettait une bonne précision, répétabilité et reproductibilité sur la peau. Cette méthode est très pratique pour estimer la géométrie d'une surface en présence de réflexions spéculaires à l'aide d'une acquisition *HDR*. Certaines méthodes basées sur la fonction de transfert de modulation (ou *MTF*) permettent d'estimer la translucidité d'un matériau à l'aide de la projection de franges [5]. Néanmoins, cette méthode n'ayant qu'un unique projecteur dans sa version classique est sensible aux ombres portées et ne permet pas d'analyse de la brillance ou de la couleur d'une surface.

Le principe de la stéréophotométrie est d'utiliser plusieurs éclairages d'une même surface et des hypothèses concernant sa *BRDF* afin d'estimer la géométrie de la peau [7] (Fig. 3.9).

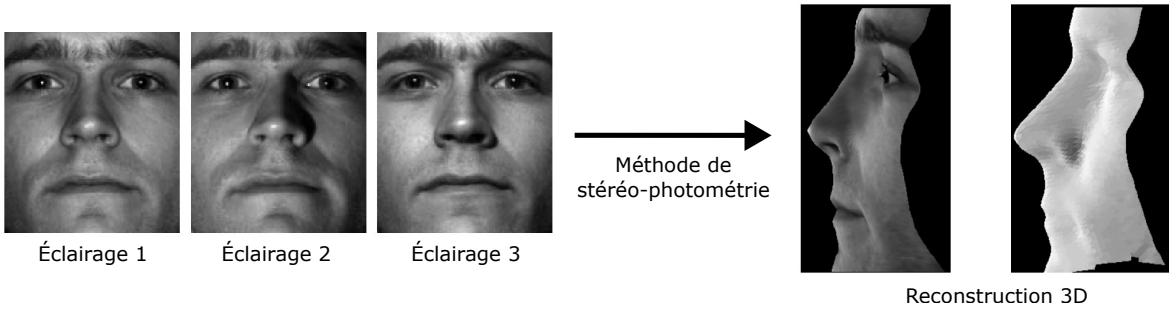


FIGURE 3.9 – Extraction de la géométrie du visage par stéréophotométrie (images reprises de [157]).

Les premières méthodes de stéréophotométrie dans le cadre des études de la surface de la peau étudiaient des réplicats [54]. D'autres méthodes ont été développées afin d'estimer la géométrie du visage [157] ou de mesurer la peau à une échelle plus fine de l'ordre du cm [92]. Ce type de systèmes pourrait aussi bien être utilisé afin d'obtenir une estimation de la couleur et de la brillance d'une surface et donc d'estimer les propriétés biologiques de la peau.

Après estimation d'une carte de profondeur, l'objectif est de calculer des descripteurs de rugosité afin de déterminer l'évolution topologique de la surface après application de certains produits sur la peau. Dans l'industrie, les paramètres de la norme internationale *ISO* (*International Organization for Standardization*) 25178-2 sont très largement utilisés pour caractériser la rugosité d'une surface. La mesure de la peau n'échappe pas à cette norme. En effet, les systèmes les plus utilisés pour mesurer la rugosité de la peau sont : le *Phaseshift Rapid In Vivo Measurement Of Skin* (*PRIMOS*®) [66] et le DermaTOP Blue® [73] utilisant des méthodes de projection de franges, l'Antera 3D® [95] et la SkinCam® [90] basés sur la stéréophotométrie. Ces systèmes estiment une carte de profondeur de la surface puis calculent les paramètres de

rugosité de la norme *ISO* 25178-2. D'autres descripteurs peuvent être utilisés comme les *Surface Evaluation of Living Skin* (*SELS*) [74] n'utilisant qu'une image de la peau sans carte de profondeur. Ces deux types de descripteurs de rugosité de la peau sont largement utilisés, mais il n'existe actuellement pas d'étude permettant de déterminer la méthode la plus fiable entre les deux [75].

3.3.2 Chromophores de la peau

3.3.2.1 Instruments de mesure

Pour l'étude de la couleur de la peau, il existe des méthodes se basant sur une acquisition ponctuelle ou par imagerie. Pour l'acquisition ponctuelle, la plupart des études utilisent des systèmes de spectromètres ou des colorimètres à filtres tristimuli [81]. Pour les colorimètres, les systèmes les plus utilisés sont le *Chromameter CR* (Konica Minolta) et le *Colorimeter CL400* (Courage-Khazaka). Du côté des spectromètres, les plus utilisés sont le *Mexameter* (Courage-Khazaka) et le *DSM II ColorMeter* (Cortex Technology). Clarys *et al.* [84] et Takiwaki *et al.* [85] ont montré que l'utilisation de ces deux types de systèmes permettent une mesure précise et répétable de la couleur permettant par la suite d'étudier toutes les couleurs (colorimètre à filtres tristimuli) ou alors de mesurer l'intensité d'un érythème et de la pigmentation (spectromètres). Malgré l'ancienneté de ces études, ces systèmes sont encore très largement utilisés aujourd'hui en dermatologie et cosmétique [83].

Pour les systèmes d'imagerie, il existe deux types de méthodes : l'imagerie spectrale et l'imagerie couleur comprenant communément trois bandes de couleur (rouge, vert et bleu). Pour une étude par imagerie multispectrale/hyperspectrale, le principe est de sélectionner une bande précise du spectre de la lumière afin de sélectionner le chromophore qui nous intéresse. Ce type de méthode est utilisé pour mesurer le taux de mélanine et d'hémoglobine ainsi que leur distribution spatiale [86]. Du côté de l'industrie, la plupart des systèmes existants permettent de détecter les maladies de la peau comme les mélanomes avec le MelaFind® (Mela Sciences) mais peu peuvent extraire les chromophores afin d'étudier les propriétés de la peau. Par exemple, la SpectraCam® de Newtone Technologies permet de réaliser une analyse hyperspectrale de la peau en analysant sa concentration en hémoglobine et mélanine [82]. De manière générale, les systèmes d'imagerie hyperspectrale/multispectrale sont coûteux et encombrants. Pour ces raisons, les caméras *RGB* (imagerie couleur) se sont largement démocratisées. Elles permettent d'obtenir une estimation moins ciblée des chromophores de la peau, mais aussi de déterminer le phototype. De plus, autant pour les systèmes d'imagerie multispectrale/hyperspectrale que *RGB*, les filtres polarisants se sont largement démocratisés permettant de supprimer la brillance au niveau de la surface et donc d'accentuer la couleur de la peau [76].

3.3.2.2 Descripteurs de couleur

Afin de se rapprocher le plus possible de la vision humaine, l'acquisition d'une image *RGB* est convertie dans l'espace de couleur *CIE 1976 L*a*b**. Néanmoins, cet espace induit une mauvaise représentation de la perception des couleurs de la peau. Pour résoudre ce problème, un nouvel espace de couleur est défini avec une valeur d'angle appelé *Individual Typology Angle* (*ITA°*) [78] calculé à partir de l'espace *CIE 1976 L*a*b**. Cet angle est défini tel que :

$$\text{ITA}^\circ = \arctan(\frac{L^* - 50}{b^*}) \times \frac{180}{\pi} \tag{3.5}$$

La valeur ITA° permet de classifier la couleur de la peau de manière bien plus précise que le tableau de Fitzpatrick utilisé pour déterminer le phototype [79] (Fig. 3.10). Cette valeur est hautement corrélée avec le taux de mélanine dans la peau [80]. L'espace de couleur *L*a*b** combiné avec la valeur ITA° permet de déterminer un grand nombre d'autres chromophores comme le taux d'hémoglobine, de bilirubine ou de carotène dans la peau [81].

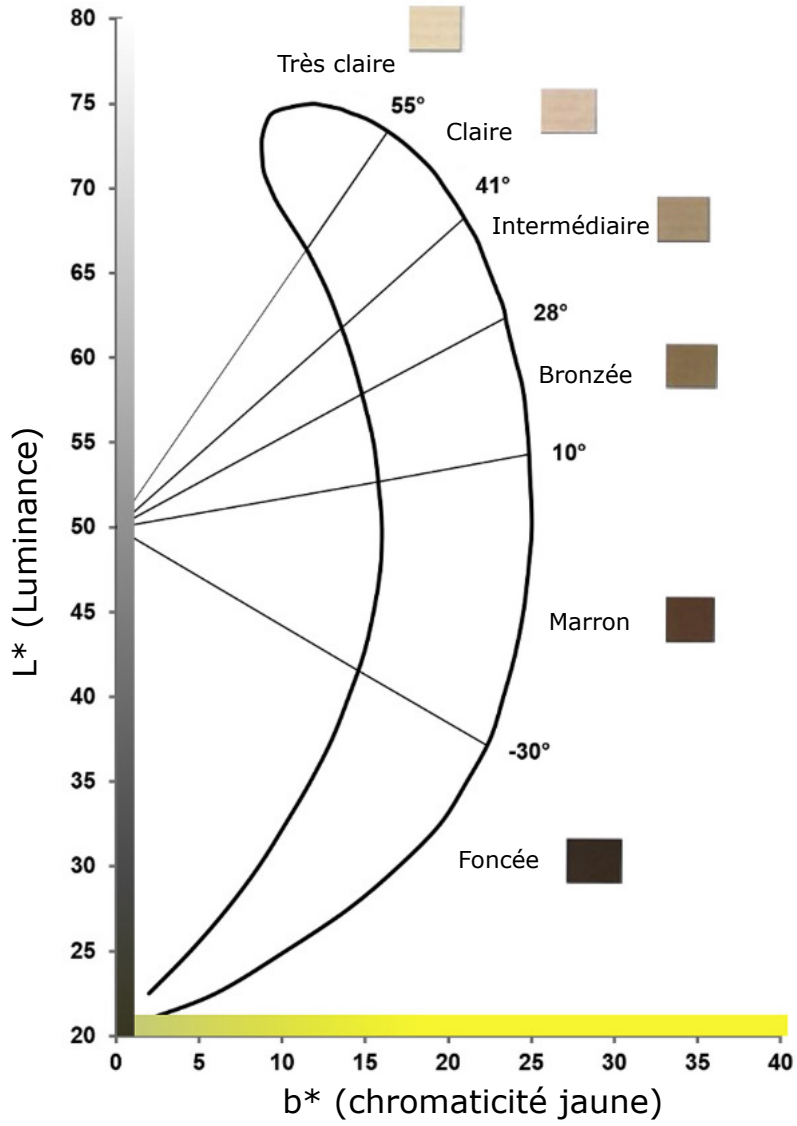


FIGURE 3.10 – Classification de la peau en six groupes différents dans l'espace des valeurs ITA° [81].

3.3.3 Mesure de brillance

Afin de mesurer la brillance d'une surface de manière ponctuelle, des systèmes appelés brillancemètres ont été développés pour la peinture ou dans l'industrie du revêtement de surface. Leur principe est d'éclairer la surface suivant un ou plusieurs angles et de mesurer le ratio entre la luminance et l'éclairement d'une zone de la surface. La valeur de sortie du système est

exprimée en *Gloss Unit* (*GU*) avec une comparaison au ratio d'un verre noir idéal de référence valant 0 *GU*. Des systèmes de brillancemètre existent dans l'industrie pour mesurer la brillance à la surface de la peau de manière ponctuelle comme le Goniolux (Orion Concept). Cependant, ces systèmes ont besoin d'une haute résolution pour la mesure de matériaux peu réfléchissants comme la peau [42] et représentent mal la perception de la brillance par l'œil humain [87]. Les sébumètres mesurent la quantité de sébum à la surface de la peau à l'aide d'un film transparent sensible aux sécrétions de sébum. Les cornéomètres permettent d'estimer l'hydratation de la peau par mesure de la capacitance de la surface de la peau. Ezerskaia *et al.* [88] ont développé une méthode permettant de mesurer le taux de sébum et d'hydratation par spectroscopie infrarouge.

La brillance d'une surface dépendant fortement de la direction d'éclairage et de la normale à l'élément de surface, il peut être complexe de la caractériser en utilisant une unique direction d'éclairage et de vue. En effet, la *BRDF* de la surface peut être mesurée de manière ponctuelle à l'aide d'un goniospectrophotomètre ou équivalents [60, 52] et d'en extraire une partie spéculaire. Le principe de ce type de système est de fixer l'échantillon dans une position fixe et de modifier la direction d'éclairage et la position de la caméra afin d'obtenir un échantillonnage de la *BRDF* en un point. La Fig. 3.11 montre le fonctionnement d'un tel instrument.

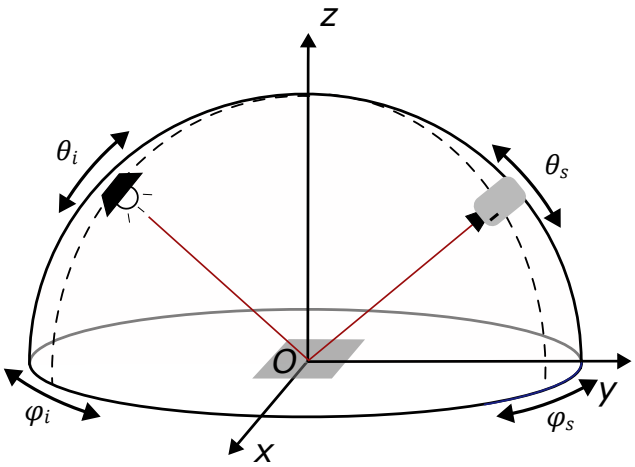


FIGURE 3.11 – Principe du goniospectrophotomètre pour l'analyse de la *BRDF* d'un échantillon. L'éclairage se déplace selon les angles θ_i et φ_i et la caméra se déplace selon les angles θ_s et φ_s.

Par imagerie, il est possible d'étudier la brillance de la peau avec ou sans filtres polarisants. Sans filtres polarisants, l'analyse de la brillance est très peu réalisée dans l'état de l'art. A notre connaissance, Ezerskaia *et al.* [42] sont les seuls à proposer une méthode statistique pour caractériser la brillance dans cette configuration. En effet, les filtres polarisants permettent de différencier la brillance de la partie diffuse sur une surface de manière pratique. Il est alors ensuite possible de calculer une différence entre la polarisation croisée, partie diffuse, et la polarisation parallèle, partie brillante. L'image résultante est alors utilisée pour caractériser la brillance de la surface [89, 5]. À partir des images de brillance, des valeurs statistiques peuvent être extraites afin de décrire la brillance. Des systèmes utilisant ces techniques existent dans le commerce comme le Samba (Bossa Nova Technologies) [5] ou la SkinCam ® (Newtone Technologies) [90].

Dans le commerce, des systèmes permettent de déterminer plusieurs caractéristiques à la fois comme l'Antera 3D® (Miravex) [91], le C-Cube® (Pixience) et la SkinCam® (Newtone Technologies) [90]. Tous utilisent des méthodes basées sur un unique point de vue et différentes directions d'éclairage, la stéréophotométrie. À l'origine, cette méthode était uniquement utilisée

pour l'estimation des normales d'une surface et donc de sa reconstruction 3D. Néanmoins, toutes les images peuvent être utilisées afin de caractériser la couleur et la brillance de la peau à partir d'une première estimation de géométrie.

3.4 Conclusion

Dans cette partie, la peau humaine a été définie d'un point de vue biologique, optique et modélisation mathématique. Pour la mesure de l'apparence de la peau, un grand nombre de systèmes existent dans l'état de l'art. Néanmoins, ce n'est que très récemment que des systèmes ont été mis au point afin d'obtenir des informations sur la peau dans un contexte applicatif en dermatologie et cosmétique. La plupart des systèmes permettant cette analyse sont basés sur la stéréophotométrie. À notre connaissance, tous les systèmes développés sont propriétaires et il n'existe pas de méthode définie dans l'état de l'art pour l'évaluation du relief et de l'apparence de la peau. Dans le cadre de cette thèse, nous étudions l'estimation des caractéristiques de la peau à l'aide d'un système de stéréophotométrie sans utiliser de filtres polarisants.

CHAPITRE 4

LA STÉRÉOPHOTOMÉTRIE : DES MÉTHODES TRADITIONNELLES À L'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

Estimer le relief d'une surface à partir d'une ou plusieurs images 2D est un problème central en vision par ordinateur. Plus particulièrement, les méthodes de reconstruction 3D ont pour objectif d'acquérir et de reproduire le relief de surfaces à partir d'une ou plusieurs acquisitions. Dans notre application, nous cherchons à utiliser une méthode non invasive afin d'obtenir cette information. Pour cela, les approches basées sur des systèmes optiques sont les plus utilisées aujourd'hui pour leur coût, leur efficacité et leur facilité d'implémentation. La **stéréophotométrie** (SP) a pour principe d'utiliser une caméra pour acquérir une série d'images avec un unique point de vue, mais avec des directions d'éclairages différentes. Comparée au reste des méthodes de reconstruction 3D, elle a l'avantage d'être précise localement permettant d'extraire les détails d'une surface. De plus, une estimation précise de la géométrie permet ensuite d'analyser les propriétés photométriques d'une surface. Pour ces raisons, cette méthode est privilégiée pour la reconstruction 3D de la peau humaine.

Dans un premier temps les bases utilisées pour la reconstruction 3D par stéréophotométrie ainsi que ses différentes hypothèses sont décrites. Dans un second temps, nous présentons les différentes méthodes traditionnelles de l'état de l'art. Finalement, nous présentons l'apprentissage automatique et ses applications en stéréophotométrie.

Afin de montrer les avantages de cette méthode, une analyse bibliographique des méthodes optiques est réalisée, puis les bases de géométrie et d'éclairages en SP sont posées pour finalement étudier la problématique d'intégration des champs de normales afin d'obtenir une représentation 3D fiable de l'objet d'étude.

4.1 Méthodes de reconstruction 3D par analyse d'images

Des méthodes de reconstruction 3D optiques locales existent telles que l'analyse du temps de vol (*time-of-flight*) qui consiste à émettre un signal lumineux ponctuel et de mesurer le temps mis par ce signal pour être réfléchi par la surface et atteindre le capteur. La limite de ce processus est de devoir répéter l'opération sur toute la surface. Afin de lever cette limite, une idée simple est d'utiliser une méthode par analyse d'images.

Ces méthodes de reconstruction 3D par analyse d'images sont appelées *Shape-from-X* dont le *X* désigne une caractéristique particulière d'une surface liée à sa géométrie. L'objectif est alors de faire des hypothèses sur chacune de ces caractéristiques et d'analyser leur évolution sur la ou les images afin de retrouver l'information de la géométrie. Il est également possible d'utiliser une propriété du système d'acquisition afin d'en déduire un relief comme le *Shape-from-Defocus* qui consiste à utiliser une profondeur de champ fine et de faire varier la distance focale afin de déterminer la distance entre le système optique et la surface.

Une surface présente à la fois des propriétés géométriques directement liées à sa forme (position et orientation) et des propriétés photométriques liées à son apparence (couleur et *BRDF*). Dans cette section, nous présenterons un aperçu des méthodes de reconstruction 3D en les classant en deux familles distinctes : les approches géométriques et les approches photométriques ([98]). Toutefois, il convient de noter que ces frontières ne sont pas strictes, car ces méthodes sont souvent combinées pour tirer parti de leurs avantages respectifs. Pour plus de détails sur les approches de reconstruction 3D par analyse d'images, un état de l'art est réalisé par Remondino *et al.* [67].

4.1.1 Approches géométriques

Les approches géométriques se sont très largement développées dans le domaine de la reconstruction 3D. Ces approches peuvent elles-mêmes être partagées en deux catégories, les approches passives et actives. Leur différence vient principalement de la source de lumière dont le signal est contrôlé (active) ou non (passive) [97].

Parmi les méthodes passives, la stéréovision est l'une des méthodes les plus courantes. Elle utilise deux positions de caméras ou plus afin d'en déduire un relief. L'objectif de cette méthode est de faire correspondre les déformations ponctuelles entre différents points de vue, le cas limite étant une surface sans texture (Fig. 4.1).

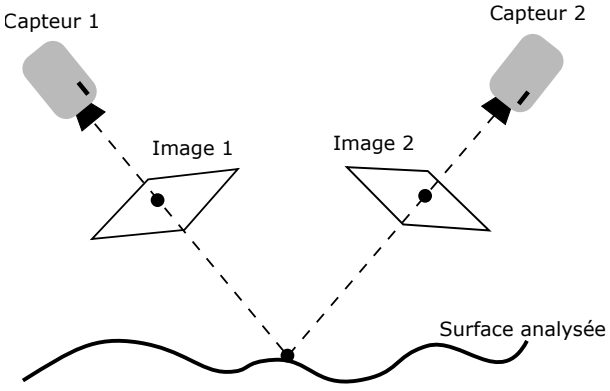


FIGURE 4.1 – Principe de la stéréovision consistant à réaliser plusieurs acquisitions d'une surface sous différents angles.

Une extension active à cette méthode consiste à utiliser une projection de motif afin d'améliorer l'analyse de mise en correspondance entre les différentes images. Tout autre aspect de la surface relié à la géométrie peut aussi être utilisé comme la silhouette, les bords ou encore la texture.

Les méthodes actives ont pour principe de projeter un motif connu sur la surface et d'analyser ses déformations. Dans le cas de la projection de frange, l'objectif est de projeter un motif sinusoïdal connu sur une surface et d'utiliser les propriétés de ce motif afin d'en déduire une carte de profondeur (Fig. 4.2).

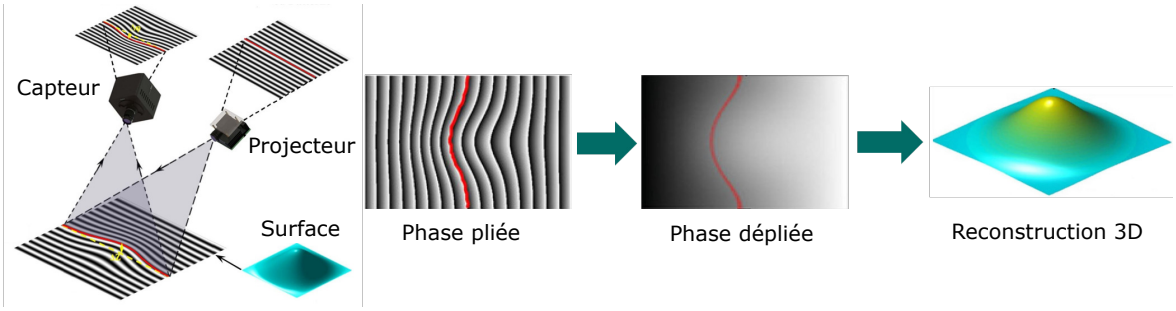


FIGURE 4.2 – Principe de la projection de frange pour reconstruire une surface en 3D (figure modifiée de [96]).

La projection de frange se base sur le décalage de phase des sinusoïdes projetées induites par la géométrie de la surface telle que l'intensité acquise I_{pf} est définie suivant :

$$I_{pf}(x, y) = A(x, y) + B(x, y) \cos(\Phi_{pf}(x, y)) \tag{4.1}$$

avec $A(x, y)$ l'intensité moyenne, $B(x, y)$ la modulation d'intensité et Φ_{pf} la phase contenant l'information de la profondeur. Cette phase permet ensuite d'estimer la hauteur à partir de modèles la reliant à la profondeur de la surface. Ces modèles ont aujourd'hui beaucoup évolué permettant une estimation de la profondeur plus précise et plus fiable [71].

4.1.2 Approches photométriques

Contrairement aux approches géométriques, les approches photométriques utilisent les propriétés photométriques de la surface comme la couleur et la *BRDF* afin d'estimer le relief. Le *Shape-from-Shading* est l'une des toutes premières méthodes basées sur le traitement de la luminance d'une scène initialement formulée par Horn dans les années 70 [99]. L'idée principale est de considérer une image en nuance de gris ainsi qu'un modèle de *BRDF*, initialement lambertien, et une unique source lumineuse dont la direction et l'intensité sont connues. À partir de l'équation de rendu (Eq. 2.29), l'objectif est d'obtenir la hauteur de la surface S en estimant les champs de gradient p et q.

En utilisant le modèle lambertien et si le système est calibré, les valeurs d'intensité M acquises par la caméra sont proportionnelles à la luminance de la scène. À partir de l'hypothèse que le modèle de projection est orthographique, l'équation à résoudre en tout point de la surface est :

$$M \propto (\mathbf{n} \cdot \mathbf{i}) \tag{4.2}$$

En prenant ces équations localement, c'est-à-dire pour chaque pixel, le problème est mal posé. En effet, une unique valeur de luminance n'est pas suffisante pour obtenir une estimation des gradients p et q. L'idée est alors d'utiliser des hypothèses sur le relief et sa *BRDF* en imposant des contraintes. Néanmoins, les hypothèses faites sont applicables qu'à peu de cas d'études et une ambiguïté existe entre une surface convexe ou concave [100]. Plusieurs approches existent afin de résoudre ces limites du *Shape-from-Shading* explicitées par Jean-Denis Durou [101].

4.2 La stéréophotométrie

Afin de lever les ambiguïtés du *Shape-from-shading*, une solution simple est d'acquérir plusieurs images de la surface du même point de vue en modifiant la direction d'éclairage, c'est la stéréophotométrie. La SP permet de lever une partie des hypothèses faites pour le *Shape-from-Shading* ainsi que de permettre une analyse plus poussée des propriétés photométriques d'une surface. En effet, la stéréophotométrie est une méthode inverse dont le principe est d'estimer la normale $\mathbf{n}$ à partir d'un système d'équations basées sur l'équation de rendu pour plusieurs directions d'éclairage. Dans cette section, nous présentons le problème de la SP pour une surface lambertienne, puis nous expliquons comment ce concept peut être généralisé à une plus grande gamme de *BRDF* pour finalement proposer une analyse bibliographique des méthodes existantes.

4.2.1 Historique et définition

4.2.1.1 Cas lambertien

L'un des premiers à formaliser la SP dans le cas d'une surface lambertienne est Woodham [7] en utilisant une représentation de l'information en *Shape-from-Shading*, la carte de réflectance. La carte de réflectance permet de représenter la luminance d'une scène comme une fonction R_a des gradients (p, q) d'une surface et de la *BRDF* f_r de la surface [103, 102]. Dans le cas où la *BRDF* est considérée comme lambertienne, cette fonction est liée à l'intensité M obtenue en un pixel pour une direction d'éclairage :

$$M(x, y) = R_a(p, q) = \frac{\rho(1 + pp_s + qq_s)}{\sqrt{1 + p_s^2 + q_s^2}} \tag{4.3}$$

avec p_s et q_s les gradients de direction d'éclairage de la surface et ρ l'albédo. L'idée est d'utiliser trois directions d'éclairage $\mathbf{i}_1$, $\mathbf{i}_2$ et $\mathbf{i}_3$ connues associées à trois valeurs d'intensité M_1, M_2 et M_3 afin de créer un système d'équations où la normale $\mathbf{n}$ et l'albédo ρ seront les inconnues pour un pixel :

$$\mathbf{M} = \rho\mathbf{L}\mathbf{n} \tag{4.4}$$

avec $\mathbf{L} = [\mathbf{i}_1, \mathbf{i}_2, \mathbf{i}_3]^{\mathrm{T}}$ la matrice d'éclairage et $\mathbf{M} = [M_1, M_2, M_3]^{\mathrm{T}}$ le vecteur des intensités. En utilisant une approche par les moindres carrés, une solution à ce système d'équations est :

$$\rho = |(\mathbf{L}^{\mathrm{T}} \cdot \mathbf{L})^{-1} \cdot \mathbf{L}^{\mathrm{T}} \cdot \mathbf{M}| \qquad \mathbf{n} = \frac{(\mathbf{L}^{\mathrm{T}} \cdot \mathbf{L})^{-1} \cdot \mathbf{L}^{\mathrm{T}} \cdot \mathbf{M}}{\rho} \tag{4.5}$$

Il est alors possible de représenter ce problème dans l'espace des gradients par des isocontours grâce aux cartes de réflectance. Le croisement de ces isocontours indique la solution pour les valeurs p et q (4.3).

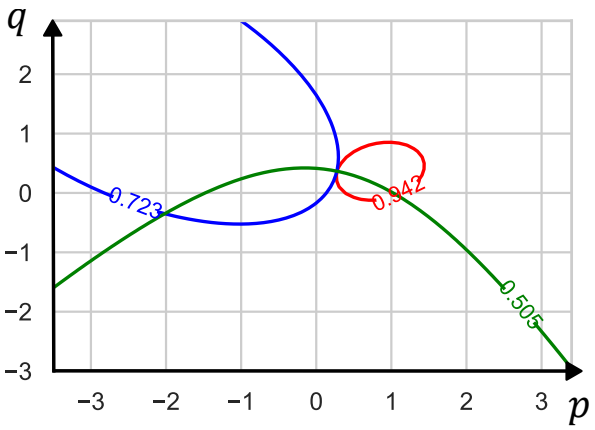


FIGURE 4.3 – Exemple d'isocontours pour trois éclairages de gradients $[p_{l_1} = 0.7, q_{l_1} = 0.3]$, $[p_{l_2} = -0.610, q_{l_1} = 0.456]$, $[p_{l_3} = -0.090, q_{l_3} = -0.756]$ d'un élément de surface dont les valeurs d'intensité sont $[I_1 = 0.942, I_2 = 0.723, I_3 = 0.505]$.

Sur la Fig. 4.3, il est important de noter qu'au moins trois éclairages sont obligatoires afin de résoudre le problème. En effet, pour deux directions d'éclairage, une ambiguïté existe entre deux jeux de gradients (p, q).

En utilisant cette approche, la résolution de ces équations se base sur des hypothèses particulières :

— L'éclairage de la surface est considéré connu (SP calibrée). Pour cela, le cas le plus simple est de faire l'hypothèse que la surface est éclairée de manière uniforme et directionnelle. Ceci signifie que la source d'éclairage est à une distance infinie de la surface traduisant la même direction d'éclairage en tout point de la surface et que celle-ci possède la même énergie en tout point de la surface (Fig. 4.4).

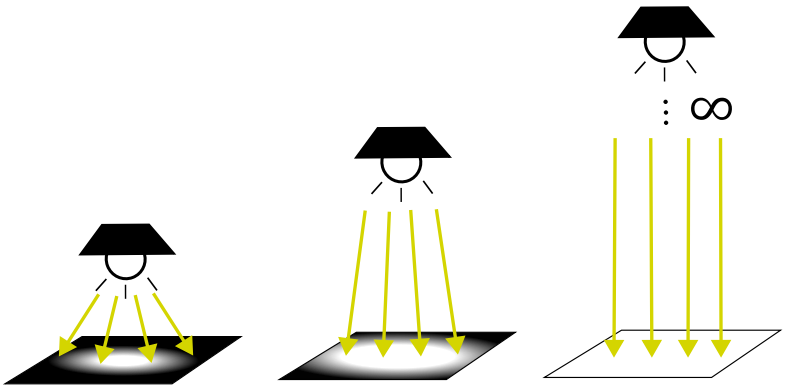


FIGURE 4.4 – Représentation d'un éclairage uniforme à partir d'une source de lumière ponctuelle.

— La fonction de *BRDF* doit être connue et avoir une fonction réciproque. En effet, Woodham [7] considère une réflectance lambertienne, mais les cartes de réflectance peuvent se généraliser à n'importe quelle *BRDF* [102]. Dans la plupart des cas, la *BRDF* dépend également de la normale à la surface et peut varier spatialement sur un objet (*SVBRDF*). Ce terme est donc l'une des plus grandes sources d'erreur en SP.
— La mesure de la caméra doit être égale à la luminance de la surface. En effet, l'Eq. 2.33 doit permettre de relier l'éclairement de la caméra avec la luminance de la surface avec le moins d'erreurs possible.
— Les phénomènes d'ombre propre, d'ombre portée et d'interréflexions doivent être négligeables. Ceci est particulièrement dû au traitement pixel à pixel de ces équations.
— La projection de la surface doit être orthographique ou connue afin de limiter les déformations géométriques induites.

Pour la plupart, ces hypothèses sont complexes à respecter afin de généraliser la SP à tout type de surface. Il convient donc de trouver une approche permettant de les lever afin d'obtenir une reconstruction 3D précise et fiable.

4.2.1.2 Généralisation de la SP

Un système de SP théorique est composé d'une caméra fixe orthogonale à la surface analysée et de plusieurs directions d'éclairage (Fig. 4.5). Il existe deux types de configurations de systèmes de SP : calibrée et non calibrée. La SP calibrée utilise un système dont les directions d'éclairage sont connues alors qu'elles ne le sont pas pour son équivalent non calibré. Dans ces travaux, nous étudions uniquement la SP calibrée. En effet, nous considérons le système d'acquisition connu ainsi que ses directions d'éclairage afin de faciliter l'estimation des normales.

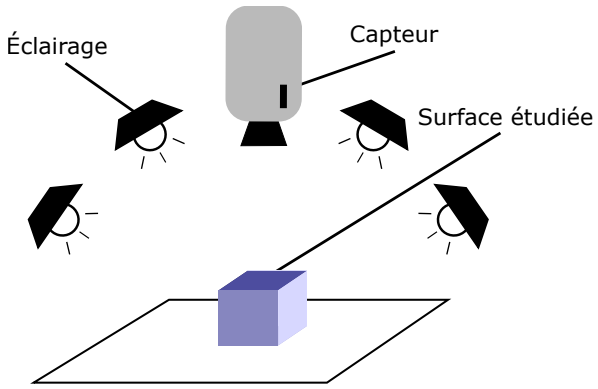


FIGURE 4.5 – Système théorique de stéréophotométrie.

Dans l'idée générale de la SP, nous considérons l'équation de rendu prenant en compte une *BRDF* f_r pour un unique éclairage (Eq. 2.30). En modifiant la direction d'éclairage $\mathbf{i}_j$, il est alors possible d'obtenir un système d'équations à K directions d'éclairage pour chaque position d'une surface :

$$\begin{cases} L_{o_1}(\mathbf{o}) = L_1(\mathbf{i}_1) f_r(\mathbf{i}_1, \mathbf{o}, \mathbf{n}) \max(\mathbf{i}_1 \cdot \mathbf{n}, 0) \\ L_{o_2}(\mathbf{o}) = L_2(\mathbf{i}_2) f_r(\mathbf{i}_2, \mathbf{o}, \mathbf{n}) \max(\mathbf{i}_2 \cdot \mathbf{n}, 0) \\ \vdots \\ L_{o_K}(\mathbf{o}) = L_M(\mathbf{i}_K) f_r(\mathbf{i}_K, \mathbf{o}, \mathbf{n}) \max(\mathbf{i}_K \cdot \mathbf{n}, 0) \end{cases} . \tag{4.6}$$

Dans l'Eq. 4.6, si la *BRDF* f_r est connue ainsi que toutes les directions d'éclairage alors il est possible d'estimer la normale $\mathbf{n}$ à la surface pixel à pixel afin d'estimer une carte de normales de la surface complète. Puis, par intégration de la carte de normales, nous obtenons une carte de hauteur (Fig. 4.6).

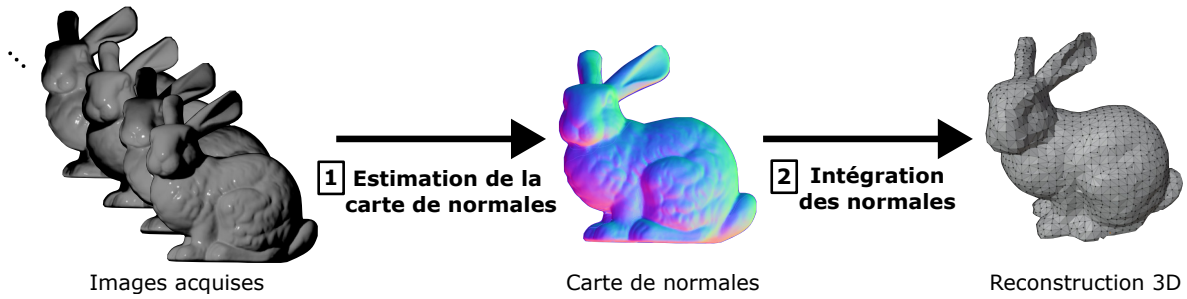


FIGURE 4.6 – chaine de traitement pour l'estimation du relief d'une surface par stéréophotométrie.

Cependant, la *BRDF* d'une surface est généralement une inconnue en plus dans le système d'équations. Il est alors nécessaire de réaliser une estimation conjointe entre la géométrie et la *BRDF* ou alors de trouver une modélisation permettant de les séparer. De plus, ces équations permettent difficilement de prendre en compte les phénomènes globaux comme l'ombre portée et les interréflexions.

4.2.2 Analyse bibliographique de la SP

Afin de résoudre les limites liées à la *BRDF*, aux ombres et aux discontinuités pour les méthodes de SP, plusieurs types de méthodes ont été développées. Les approches dites "classiques" sont celles qui n'utilisent pas de méthodes d'optimisation stochastique. Celles-ci peuvent se partager en quatre grandes familles d'approches : par séparation de la partie diffuse et de la partie spéculaire, basées modèle de *BRDF*, basées exemples et variationnelles. Dans cette section, nous considérons que l'éclairage est connu, uniforme et directionnel, que la projection est orthographique et que la mesure de la caméra est directement reliée à la luminance de la surface. Celle-ci s'inspire d'une étude bibliographique réalisée par Ackermann *et al.* [123].

4.2.2.1 Séparation entre la partie diffuse et spéculaire

Dans la réalité, il n'existe pas de surface suivant exactement les hypothèses d'une surface lambertienne formulée par Woodham [7]. Néanmoins, afin de garder cette formulation, l'objectif de cette première famille de méthode est d'identifier et retirer les valeurs ne respectant pas ces hypothèses (Fig. 4.7).

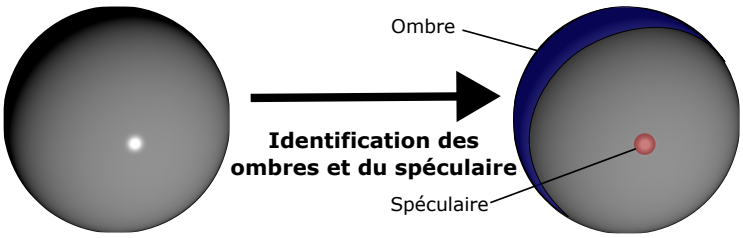


FIGURE 4.7 – Exemple d'identification des zones d'ombre et de spéculaire sur une sphère brillante.

En suivant cette formulation du problème, Coleman et Jain [130] ont été les premiers à développer la stéréophotométrie à 4 sources. Cette extension permet de créer des combinaisons de 3 sources en éliminant celles présentant du spéculaire. Solomon *et al.* [128] utilisent cette formulation afin de segmenter les zones spéculaires afin ensuite d'estimer les paramètres du modèle de Torrance-Sparrow [10]. Ils ont également résolu le problème de l'ombre propre en partageant une sphère en 3 zones : illuminées par 4 lampes, 3 et seulement 2 lampes. Barsky *et al.* [131, 132] étendent ces méthodes en prenant en compte des images colorées ainsi que les ombres portées. Selon eux, les images colorées permettent d'obtenir des informations supplémentaires sur le spéculaire dans les images. Afin de rendre l'élimination de l'ombre et du brillant plus robuste, un système de SP à 6 éclairages a été proposé par Sun *et al.* [135]. Ils prouvent également que l'utilisation d'au minimum 6 éclairages est nécessaire afin de reconstruire un objet convexe dont la réflectance est non lambertienne. La méthode d'élimination des ombres et du brillant se base sur les travaux de Barsky *et al.* [131] en posant des conditions d'élimination.

Chandraker *et al.* [136] proposent une méthode afin de gérer les ombres propres et portées en délimitant des zones particulières. Ces zones sont appelées cartes d'ombrage et permettent de contraindre l'estimation des normales. Argyriou *et al.* [137] proposent de généraliser l'approche de Barsky *et al.* [131] à un plus grand nombre d'éclairages. En effet, pour n'importe quel nombre d'éclairages, leur méthode exclut les valeurs comprenant de l'ombre et du spéculaire. Afin d'exclure les pixels d'ombre et de spécularité, ils utilisent un seuil qui est à paramétrer par l'utilisateur. Bringier *et al.* [138] améliorent l'identification des phénomènes d'ombrage et de spéculaire en SP en prenant en compte qu'un phénomène d'ombrage est plus probable que le spéculaire dans une scène. En effet, l'estimation se fait en deux étapes : suppression de l'ombrage par seuil adaptatif puis exclusion des valeurs restantes en dehors du modèle lambertien, typiquement les zones spéculaires. Le seuillage T est choisi par la variance des intensités :

$$T = 1 - Var(I_2...I_m) \tag{4.7}$$

avec I_i l'intensité récupérée avec l'éclairage i pour m éclairages. D'autres méthodes basées sur la suppression de valeurs aberrantes par rapport au modèle lambertien par utilisation de méthodes statistiques existent. En effet, Tang *et al.* [146] utilisent des champs de Markov aléatoires et Mukaigawa *et al.* [145] par une méthode basée sur *Random Sample Consensus* (*RANSAC*) pour classifier les valeurs diffuses, spéculaires, ombres propres et ombre portées. Miyazaki *et al.* [141] proposent une exclusion des valeurs aberrantes par utilisation de la médiane des valeurs. Ils réutilisent l'idée de Chandraker *et al.* [136] en ajoutant une contrainte de régularité (*smoothness constraint*). Yu *et al.* [143] utilisent une méthode basée sur le *Maximum feasible subsystem* (*Max-FS*) en cherchant un sous-ensemble de valeurs respectant le modèle de Lambert. Wu *et al.* [144] proposent d'utiliser une décomposition en composantes principales robuste (*R-PCA*) afin de rejeter les valeurs corrompues par le spéculaire et les ombres. Cette estimation est réalisée par minimisation du rang de matrice. Ce travail a été étendu par Ikehata *et al.* [139] en proposant une méthode robuste basée sur une régression du modèle de Lambert. Ils décomposent les observations en une matrice de rang 3 avec une composante d'erreur sans minimisation du rang. Puis, ils montrent que la régression utilisant le *Sparse Bayesian Learning* permet une meilleure estimation de surfaces très brillantes et comportant des ombres. Ces mêmes auteurs [140] proposent une version étendue de ces travaux en utilisant des segments diffus linéaires afin de représenter les réflexions non lambertiennes complexes.

Discussion : L'ensemble de ces méthodes permettent de manière simple l'estimation de la géométrie d'une surface en extrayant les valeurs "utiles" suivant le modèle lambertien. Néan-

moins, dans la plupart des cas, ces méthodes ne prennent pas en compte les informations de la géométrie concernant les ombres ainsi que le spéculaire. Le modèle lambertien est trop simpliste et un seuil est difficilement trouvable pour retirer les valeurs aberrantes. De plus, la séparation entre ces zones n'est jamais exacte, par exemple la pénombre, et ceci peut mener à des erreurs bien connues en SP.

4.2.2.2 Méthodes variationnelles

Les méthodes variationnelles permettent d'estimer directement une carte de hauteur à partir d'images de SP. La plupart de ces méthodes récentes contraignent le système par l'utilisation de ratios. En effet, Wolff *et al.* [166] soumettent l'idée que les ratios permettent de limiter les dépendances liées au modèle lambertien :

$$L_{ratio} = \frac{L_{i_1} \cancel{\frac{k_d}{\pi}} (\mathbf{n} \cdot \mathbf{i}_1)}{L_{i_2} \cancel{\frac{k_d}{\pi}} (\mathbf{n} \cdot \mathbf{i}_2)} \tag{4.8}$$

avec L_{ratio} la luminance associée au ratio entre deux éclairages de direction $\mathbf{i}_1$ et $\mathbf{i}_2$ et de luminance L_{i_1} et L_{i_2} atteignant une surface lambertienne de normale $\mathbf{n}$. Les méthodes variationnelles considèrent la relation entre la normale $\mathbf{n}$ et la hauteur z au niveau du pixel (u, v) :

$$\mathbf{n}(u,v) = \frac{1}{\sqrt{\|\partial_u z(u,v) + \partial_v z(u,v) + 1\|^2}} \begin{bmatrix} -\partial_u z(u,v) \\ -\partial_v z(u,v) \\ 1 \end{bmatrix} \tag{4.9}$$

Ces deux équations permettent alors de formuler le problème de SP sous la forme d'équations différentielles. Mecca *et al.* [163] et Chandraker *et al.* [168] sont dans les premiers à formuler une solution au problème en utilisant les ratios pour 2 éclairages :

$$\begin{bmatrix} I_2(u,v)\mathbf{i}_{1_1} - I_1(u,v)\mathbf{i}_{1_2} \\ I_2(u,v)\mathbf{i}_{2_1} - I_1(u,v)\mathbf{i}_{2_2} \end{bmatrix}^T \cdot \nabla z(u,v) = I_2(u,v)\mathbf{i}_{1_3} - I_1(u,v)\mathbf{i}_{2_3} \tag{4.10}$$

avec la j-ième direction d'éclairage $\mathbf{i}_j = [\mathbf{i}_{j_1}, \mathbf{i}_{j_2}, \mathbf{i}_{j_3}]^{\mathrm{T}}$, I_j l'intensité associée à cet éclairage et les dérivées partielles de la hauteur $\nabla z(u,v) = [\partial_u z(u,v), \partial_v z(u,v)]^{\mathrm{T}}$. Mecca *et al.* [164] étendent cette formulation variationnelle pour 3 éclairages en prenant en compte les ombres.

Quéau *et al.* [165] étendent ces formulations en prenant en compte l'aspect couleur des images de SP ainsi qu'en mettant en place un estimateur non biaisé par utilisation des moindres carrés en minimisant la fonction suivante :

$$\min \iint \|\mathbf{A}(u,v)^{\mathrm{T}} \nabla z(u,v) - \mathbf{b}(u,v)\|^2 du dv \tag{4.11}$$

avec $\mathbf{A}(u,v)$ et $\mathbf{b}(u,v)$ les matrices et vecteurs qui reprennent l'Eq. 4.10 dans un cas général. Ces méthodes ont l'avantage d'estimer le relief d'une surface en une unique étape. Néanmoins, celles-ci utilisent toujours des hypothèses importantes en considérant que la *BRDF* d'une surface est lambertienne. Toutes les méthodes précédentes se basant uniquement sur le modèle de Lambert, Tozza *et al.* [149] séparent la partie spéculaire et diffuse puis utilisent une version modifiée de Blinn-Phong [162]. Néanmoins, cette méthode a besoin d'une première segmentation

entre la partie diffuse et spéculaire afin de fonctionner. Mecca *et al.* [169] proposent de se baser sur une variation du même modèle sans avoir besoin d'une segmentation préalable. Ils étendent leurs travaux dans [170] en présentant plus précisément les problématiques.

Discussion : Ces méthodes proposent de poser le problème de SP de manière formelle par estimation directe du relief par résolution de systèmes d'équations différentielles. Néanmoins, la résolution de ces équations se base actuellement sur des *BRDF* simples (modèle lambertien [6] et Blinn-Phong [162]) qui ne peuvent pas modéliser des matériaux plus complexes. De plus, dans nos études, nous avons besoin de retrouver la normale à la surface afin d'analyser ses propriétés photométriques.

4.2.2.3 Modèle de *BRDF*

Afin de résoudre les problèmes liés à l'extraction des valeurs lambertiennes, une autre idée est d'utiliser un modèle plus complexe de *BRDF*, ses propriétés ou des exemples afin d'estimer la géométrie. De plus, cette estimation permettrait également d'obtenir beaucoup plus d'informations concernant le matériau d'une surface et ainsi aider à l'estimation des caractéristiques photométriques d'une surface.

Méthodes par utilisation des propriétés de la *BRDF* : Les méthodes par identification des paramètres d'un modèle de *BRDF* particulier sont limitées par un compromis à réaliser entre la simplicité du modèle et la réalité du matériau. En effet, plus le modèle est simple et moins celui-ci peut prendre en compte des matériaux différents. L'idée de certaines méthodes est alors de prendre en compte uniquement les propriétés physiques de la *BRDF* afin de la représenter. Zickler *et al.* font partie des premiers à mettre en pratique cette idée [125]. Ceux-ci utilisent la réciprocité de Helmholtz, c'est-à-dire la propriété d'inversion du point vue et de la source de lumière (Eq. 2.20), afin de déterminer la normale à la surface. Ils appellent cela *Helmholtz stereopsis*. Cette méthode a également été reprise par Delaunoy *et al.* dans [126].

Concernant la SP, Alldrin *et al.* [154] utilisent le concept de la symétrie bilatérale. En effet, les propriétés isotropes de certaines *BRDF* permettent de tracer des isocontours et de les associer avec d'autres propriétés comme les ombres, le spéculaire et la réciprocité de Helmholtz afin de retrouver la géométrie de la surface. Higo *et al.* [152] utilisent les 3 propriétés de la *BRDF* : l'isotropie, la visibilité et la monotonie afin de minimiser une fonction d'erreur et estimer l'orientation des normales à la surface (Fig. 4.8).

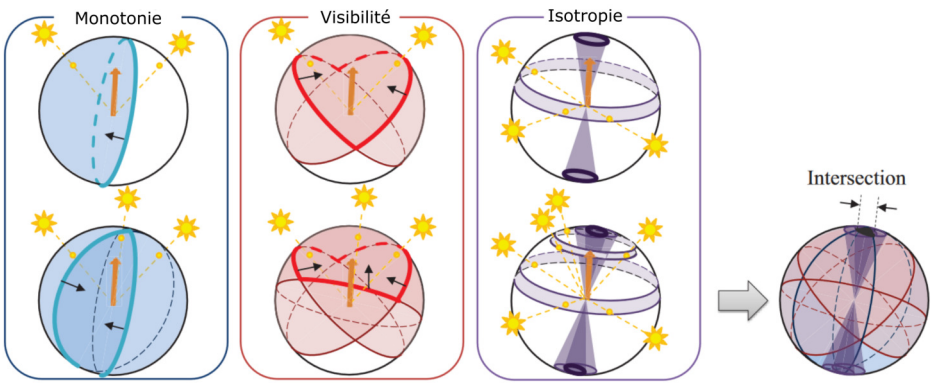


FIGURE 4.8 – Les propriétés d'isotropie, visibilité et monotonie selon Higo *et al.* [152].

Shi *et al.* [156] étendent la méthode de [154] en considérant l'hypothèse de monotonie et que la *BRDF* possède au moins un lobe. Lu *et al.* [153] étendent le travail de [152] pour la SP non calibrée en contraignant le système par symétrie de la *BRDF* observée avec le *half vector*. Holroyd *et al.* [127] ont utilisé une fonction de distribution de microfacettes symétrique elliptique pour résoudre le problème. En effet, ils utilisent la symétrie de la *BRDF* afin de contraindre la résolution du problème et gérer également les surfaces à réflectance anisotrope.

Méthodes basées exemples : Sachant qu'un modèle ou que les propriétés de la *BRDF* ne peuvent qu'approcher de véritables matériaux, une dernière approche est de réaliser des mesures de *BRDF* sur des matériaux dont la géométrie est connue. En effet, l'idée est d'utiliser ces mesures sur des objets dont le matériau est similaire afin d'estimer la géométrie. Hertzmann *et al.* [173, 134] sont les premiers à utiliser un objet de référence dans la scène, généralement une sphère, dont la géométrie est connue (Fig. 4.9). Ils cherchent ensuite une correspondance entre cet objet de référence et la surface analysée.

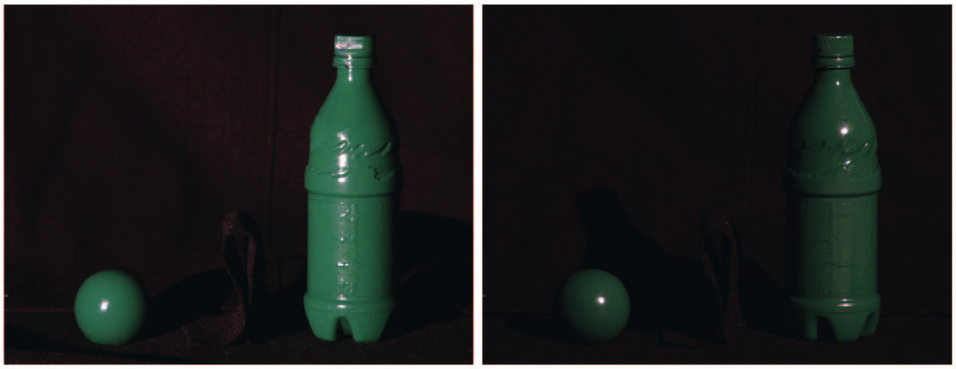


FIGURE 4.9 – Utilisation d'une sphère avec une *BRDF* de référence par Hertzmann *et al.* [134].

Lu *et al.* [174] utilisent une base de *BRDF* mesurées (*MERL* [151]) et retrouvent la normale à la surface par analyse du profil d'intensité au niveau pixel. Néanmoins, cette méthode considère une réflectance uniforme dans toute la scène. Hui *et al.* [147] utilisent cette même base de données afin de simuler des sphères en faisant l'hypothèse que la *BRDF* de l'objet analysé se situe dans l'espace non négatif de *MERL*. Ils développent alors un algorithme de recherche qui peut avoir du mal à trouver une solution optimale au problème. Enomoto *et al.* [148, 160] reprennent l'idée de [147] en reformulant le problème par recherche discrète dans un espace discrétisé. Cette formulation leur permet de trouver une solution optimale de la normale.

Identification des paramètres d'un modèle : pour la première sous-famille de méthodes, le principe est de considérer un modèle analytique de *BRDF* pour lequel chacun de ses paramètres sera estimé. Ces méthodes cherchent à résoudre le problème d'optimisation suivant :

$$\arg\min_{\mathbf{n}, f_r} \| I - \mathcal{M}(\mathbf{n}, f_r) \| \tag{4.12}$$

avec $\mathcal{M}(\mathbf{n}, f_r)$ n'importe quel modèle de transport de la lumière. Afin de faire le lien avec les méthodes d'extraction de la partie diffuse, Nayar [129] propose une méthode basée sur un modèle hybride composé d'une partie diffuse lambertienne et une partie spéculaire. L'idée est de séparer les deux composantes afin de calculer les différents paramètres d'orientation, de diffus et de spéculaire. L'auteur utilise des contraintes sur la fréquence d'échantillonnage et sur l'orientation unique. Ikeuchi [133] a développé une méthode afin de gérer les surfaces

purement spéculaires, typiquement les métaux. Il utilise une table de correspondance (*LUT*) réalisée à partir d'une surface de référence afin d'estimer l'orientation des éléments de surface sur l'objet. Tagare *et al.* [142] proposent une méthode basée sur les cartes de réflectances à m-lobes. Kay *et al.* [159] ont étendu le travail réalisé [142] afin de réaliser une régression sur une version simplifiée du modèle de Torrance Sparrow [10] et d'en estimer les paramètres ainsi que la normale à la surface. Les auteurs concluent que le modèle de *BRDF* utilisé n'est pas assez précis et proposent un placement de l'éclairage afin d'obtenir une estimation robuste des normales. Chung *et al.* [167] présentent une méthode basée sur le modèle de Ward en présence d'ombre portée. Tan *et al.* [161] proposent une méthode de super-résolution par l'optimisation d'un modèle à microfacettes en se basant sur Ashikmin *et al.* [14]. L'objectif est d'estimer les paramètres de la fonction de distribution des microfacettes afin de retrouver la distribution des normales au niveau sous-pixel.

Goldmann *et al.* [158] estiment la normale sur une surface dont la *BRDF* varie spatialement (*SVBRDF*). Afin de ne pas estimer une *BRDF* en chaque point, les auteurs font l'hypothèse qu'une *BRDF* peut être la combinaison de modèles fondamentaux. Ils utilisent alors une combinaison de Modèles de Ward [171] qu'ils optimisent. Ceci leur permet également d'estimer les paramètres des différents matériaux d'une surface. Shi *et al.* [155] considèrent que les modèles sont trop complexes pour peu de mesure. Ils utilisent alors un modèle de réflectance biquadratique afin de représenter l'information. De même, Ikehata *et al.* [124] n'utilisent pas de modèle en particulier, mais s'aident d'une représentation de la *BRDF* isotrope par une somme de lobes. Ils réalisent alors une régression suivant une méthode *smooth bivariate Bernstein polynomials*. Chen *et al.* [150] dérivent un modèle de *BRDF* isotrope à base de microfacettes pour les surfaces très spéculaires. Une publication de Dong *et al.* [172] permet également d'estimer la carte de normales sur une surface translucide. La méthode se base sur une estimation itérative de la *BSSRDF* en prenant en compte les différents canaux couleurs et leurs propriétés de diffusion.

Discussion : Ces méthodes permettent de prendre en compte la *BRDF* dans l'estimation de la normale et même d'estimer des paramètres liés aux matériaux de la surface dans certains cas. Néanmoins, les hypothèses à prendre en compte afin d'obtenir une estimation précise de la normale sont fortes. En effet, chacune de ces méthodes fonctionne pour des surfaces bien spécifiques respectant les modèles, les propriétés ou alors en utilisant des *BRDF* mesurées "proches" de celle de la surface analysée.

4.3 Apprentissage automatique en stéréophotométrie

De nos jours, les méthodes classiques permettent une estimation limitée de la géométrie d'une surface à cause de la diversité de *BRDF* existantes et également de leur distance par rapport à une *BRDF* réelle. Afin de résoudre ces limitations, le domaine de la SP est aujourd'hui très lié à l'apprentissage automatique pour ses performances et pour ses capacités de généralisation plus spécifiquement liées à la *BRDF*. Dans cette section, nous présentons les concepts généraux d'apprentissage automatique aujourd'hui applicables à un grand nombre de domaines différents. Puis, nous évaluons les bases de données de l'état de l'art autant pour l'entrainement que pour le test. Finalement, un état de l'art des méthodes d'apprentissage automatiques est présenté. Cette section se base sur les articles d'état de l'art de Ju *et al.* [192] et de Zheng *et al.* [227].

4.3.1 Introduction à l'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique, également connu sous le nom de *Machine Learning*, a connu un essor significatif au cours de ces dix dernières années, particulièrement depuis les avancées majeures en calcul parallèle utilisant des unités de traitement graphique (*GPU*). Son utilisation s'applique aujourd'hui à beaucoup de domaines différents, du secteur médical à la vision par ordinateur. Cette section vise à introduire les concepts fondamentaux de l'apprentissage automatique en mettant l'accent sur les réseaux de neurones [175]. L'exploration de ces concepts est importante afin de comprendre comment l'apprentissage automatique peut être appliqué en SP.

4.3.1.1 Principe général

L'apprentissage automatique désigne une famille d'algorithmes ayant la capacité d'apprendre à partir d'une base de données. Bien que l'apprentissage soit une compétence naturelle pour les êtres humains, sa mise en œuvre dans un cadre algorithmique reste une tâche complexe. Selon la définition de Mitchell [176] : "un programme apprend d'une expérience E en respectant une tâche T et une mesure de performance P pour cette tâche si P s'améliore avec l'expérience E". Les tâches T peuvent être diverses, telles que la régression, la classification, le débruitage ou encore récemment la génération. L'objectif est alors d'utiliser une base de données E qui représente cette tâche à réaliser et dont la performance du modèle est calculée par la métrique de performance P. Cette définition générique permet de classer l'apprentissage automatique en trois catégories distinctes : l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage par renforcement.

L'apprentissage supervisé, l'une des trois familles d'algorithmes d'apprentissage, repose sur l'utilisation de données annotées. Chaque élément de la base de données est associé à une vérité terrain, c'est-à-dire que nous connaissons les sorties attendues pour chaque entrée. Dans ce contexte, le principe est alors d'estimer une fonction en lui donnant des paires d'entrées-sorties. Dans le cas de la classification, l'algorithme peut estimer une distribution de probabilité indiquant l'appartenance d'une donnée à une classe spécifique. Pour la régression, l'objectif est d'estimer une fonction permettant d'obtenir une valeur numérique associée à la donnée d'entrée. Cependant, l'annotation de la base de données peut poser des défis importants. En effet, elle peut être coûteuse et laborieuse, nécessitant souvent une intervention humaine pour étiqueter chaque exemple. De plus, les annotations peuvent ne pas être représentatives de la tâche réelle, ce qui peut introduire du biais dans l'apprentissage. L'apprentissage peut également être perturbé par la présence de bruit dans la base de données.

L'apprentissage non supervisé est une alternative puissante qui ne nécessite pas de données annotées. En effet, un tel algorithme exploite directement les propriétés de la structure d'une base de données afin d'en estimer des paramètres significatifs. Des applications de cette famille de méthodes sont le *clustering*, la recherche des règles d'association et la réduction de dimension. Le *clustering* permet de regrouper automatiquement des données similaires tandis que la recherche de règles d'association permet de découvrir les relations entre les différents éléments d'un jeu de données. La réduction de dimension permet d'extraire les caractéristiques de la base de données tout en facilitant sa visualisation et sa compréhension par réduction de la complexité. Une autre approche, appelée **l'apprentissage semi-supervisé** combine des données partiellement annotées avec des techniques non supervisées afin d'améliorer la prédiction.

L'apprentissage par renforcement, plutôt que de se concentrer sur l'exploration de la structure des données, se base sur le concept d'un agent qui interagit avec son environnement. En effet, cet agent peut recevoir des "récompenses" après avoir pris des décisions spécifiques. L'objectif essentiel de cet agent est alors de maximiser ses récompenses cumulées en améliorant ses performances dans la tâche qu'il doit accomplir. L'apprentissage par renforcement est un processus itératif où l'agent ajuste continuellement sa stratégie.

4.3.1.2 Réseau de neurones artificiels

Le neurone artificiel a été créé à partir d'une formalisation du fonctionnement du neurone biologique par McCulloch *et al.* [177]. À partir de cette formulation, Roseblatt *et al.* [178] ont créé le premier modèle de perceptron. Le perceptron est un modèle mathématique linéaire prenant en entrée des valeurs qu'il somme de manière pondérée par des poids afin de prendre en compte ou non certaines entrées. Pour certaines tâches, il est possible d'appliquer une fonction d'activation f_a sur le résultat de cette somme. Par exemple, afin d'obtenir une classification binaire, la fonction sigmoïde peut être utilisée. L'équation générale d'un perceptron est alors :

$$\hat{y} = f_a(\sum_{i=1}^{N} w_i x_i + b) \tag{4.13}$$

avec $\hat{y}$ la prédiction du modèle sur la vérité terrain y, x_i et w_i respectivement la valeur numérique d'entrée et son poids associé pour la i-ième entrée et N le nombre d'entrées. Afin d'améliorer la capacité d'apprentissage pour des problèmes complexes ainsi que de s'affranchir de la linéarité du modèle, il est possible de créer un réseau de neurones multicouche (*MLP*). Le principe est de connecter une série de perceptrons suivant une couche d'entrée, une ou des couches cachées et une couche de sortie (Fig. 4.10).

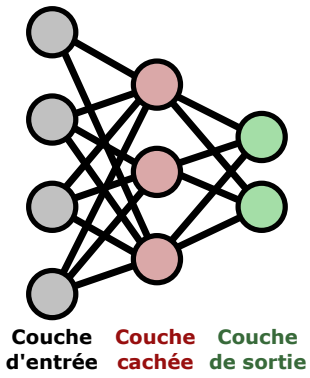


FIGURE 4.10 – Schéma d'un réseau de neurones multi-couche.

Les interactions créées entre les différents perceptrons permettent alors d'estimer une fonction plus complexe que pour le simple perceptron. Afin d'entrainer ce type d'algorithme, il est nécessaire de définir une fonction d'erreur, également appelée fonction de coût, qui permet de calculer une distance entre une prédiction $\hat{y}$ et la vérité terrain y. Par exemple, pour un problème de régression, la fonction classique est l'erreur quadratique moyenne (*MSE*) :

$$\text{MSE} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y_i})^2 \tag{4.14}$$

Cette erreur est alors calculée et propagée sur l'ensemble du réseau de neurones afin de mettre à jour ses poids et ainsi diminuer l'erreur entre l'estimation et la vérité terrain. L'algorithme classique permettant de propager l'erreur d'estimation vers tous les poids d'un réseau est la descente de gradient, un algorithme d'optimisation différentiable. Le principe est de minimiser une fonction d'erreur différentiable sur un espace hilbertien par détermination de son gradient. Suite à ce calcul, la valeur négative de son gradient permet de donner la direction du minimum global, si et seulement si le problème est convexe. Par itérations, la fonction d'erreur peut alors être minimisée afin d'atteindre les paramètres (poids et biais) optimaux du réseau de neurones et ainsi lui permettre de réaliser une tâche.

4.3.2 Génération d'une base de données

Afin d'entrainer, mais également de tester des méthodes d'apprentissage automatique supervisées en SP, nous avons besoin d'une ou plusieurs bases de données d'entrée. Dans les deux cas, l'objectif est que la base permette de représenter un grand nombre de matériaux, de géométries et d'illuminations différentes. Concernant les matériaux (ou *BRDF*), ceux-ci peuvent être mesurés ou bien générés. Les géométries peuvent être représentées par des modèles 3D d'objets (global) ou alors par une distribution d'orientation de surfaces aléatoire (local). Les directions d'éclairage peuvent être aléatoires au niveau de leur nombre et/ou de leur direction ou être directement reliées à un système en particulier. Dans cette section, nous présentons les différents types de bases de données présentes en SP pour l'entrainement et le test d'algorithmes d'apprentissage automatique supervisés.

4.3.2.1 Bases de données d'entrainement

Une base de données d'entrainement en SP doit permettre de représenter tous les cas possibles afin d'estimer une carte de normales précise pour n'importe quel type de surface. Cependant, il n'existe actuellement aucune base de données réelle permettant de résoudre ce problème. En effet, une telle base de données demanderait de représenter tous les cas possibles de géométrie, d'illuminations et de matériaux tout en fournissant une vérité terrain précise de la surface analysée. Afin de simplifier le processus, les bases de données d'entrainement actuelles sont synthétiques afin que celle-ci soit assez importante pour l'apprentissage automatique tout en se rapprochant le plus possible de données réelles. Les avancées dans le domaine du rendu de surfaces réalistes [194, 188, 191] permettent aujourd'hui d'obtenir des rendus proches de la physique et ainsi de générer une base de données convaincante en SP. Cette section se base sur un article de Logothetis *et al.* [193] présentant de manière concise les différents phénomènes à respecter pour qu'une base de données d'entrainement permette de représenter des cas réels de SP. En effet, une base de données d'entrainement en SP doit prendre en compte plusieurs aspects.

La *BRDF* peut être générée par l'utilisation d'une base de données de *BRDF* mesurées ou bien par un modèle particulier. La base de *BRDF* mesurées la plus utilisée est appelée *MERL* pour *Mitsubishi Electric Research Laboratories* [151]. Celle-ci contient 100 matériaux différents dont une partie est représentée dans la Fig. 4.11.



FIGURE 4.11 – Echantillon de la base de données de *BRDF MERL* [151].

L'utilisation de cette base de données permet de simuler de manière réaliste différents matériaux. Cependant, le faible nombre de matériaux différents peut être limitant pour une représentation du problème de SP pour tout type de surfaces. De plus, cette base de données est coûteuse en espace mémoire et peut contenir des erreurs de mesure. Une autre approche est d'utiliser un modèle analytique afin de générer différents types de matériaux de manière aléatoire. Le modèle le plus utilisé est *Disney's principled BSDF* [190] comprenant 11 paramètres permettant la génération d'un large spectre de matériaux différents. L'utilisation de ce type de modèle est néanmoins limitée à la représentation réaliste du matériau ainsi que de ses propriétés physiques. De plus, les zones complexes à traiter en SP sont les lobes spéculaires pouvant représenter qu'une très fine partie de l'objet. Une base de données d'entrainement robuste devrait alors représenter ce phénomène de manière équivalente avec les autres.

L'éclairage des surfaces générées dans la base de données doit être représentatif des caractéristiques du problème de SP. Le premier cas est l'utilisation d'une base de données liée à un système particulier, ce qui permet une bonne précision dans un cas spécifique. Pour un modèle plus général, la distribution et le nombre d'éclairages peuvent être aléatoires. Néanmoins, en métrologie optique, le nombre et la distribution de l'éclairage dans un système de SP sont choisis afin d'obtenir les résultats les plus robustes avec ce système.

La géométrie peut être générée pixel à pixel par une distribution d'orientation d'élément de surface (local) ou par l'utilisation d'un ou plusieurs modèles 3D (global). La distribution d'orientation des éléments de surface permet un meilleur contrôle sur la géométrie de la surface. De même, l'utilisation de modèles 3D peut rendre complexe la représentation de toutes les géométries possibles.

Les effets globaux liés à l'éclairage d'une surface sont l'ombre portée et les interréflexions. Ces phénomènes induits par la géométrie globale sont complexes à générer. En effet, une méthode de génération de géométrie locale peut avoir du mal à représenter ce phénomène de manière réaliste à cause de l'aspect global de ces phénomènes. Au contraire, les méthodes permettant une génération de la géométrie globale d'une surface vont générer des cas plus réalistes des effets globaux, mais devront par la même occasion en générer un bon nombre afin de représenter l'ensemble des cas possibles.

Le bruit induit par la caméra, par la lumière ambiante ou tout autre phénomène physique non modélisé doit être pris en compte. En effet, vu que la base de données est générée par simulation, il est complexe de simuler les phénomènes liés au capteur, l'éclairage, l'objectif ou même la scène dans sa globalité. Ce type de bruit est généralement modélisé par un bruit uniforme sur la base de données, mais cette modélisation peut générer des erreurs.

Dans l'état de l'art, deux types de bases de données sont principalement utilisées en SP [192]. La première méthode de SP basée sur l'apprentissage automatique de Santo *et al.* [186] utilise une base de données appelée *Blobby dataset* introduite dans [196]. Les 10 objets dans cette base de données sont des formes grossières avec peu de détails et sont simulés avec Mitsuba [189, 188], un système de rendu physique, avec les 100 *BRDF* mesurées de *MERL* [151]. Cette

base de données a été améliorée par [197] en ajoutant des objets contenant plus de détails (*Sculpture dataset*) afin d'éviter que l'entrainement induise un lissage de la géométrie puis reprise en SP par Chen *et al.* [195, 198] (Fig. 4.12). Avec cette nouvelle méthode, les objets sont simulés en prenant des zones aléatoires ainsi qu'en modifiant l'échelle afin d'augmenter le nombre d'images différentes de la base. Cependant, cette base de données ne contient que des objets ayant une *BRDF* uniforme et le nombre de directions d'éclairage est faible (64) [218]. Récemment, Hardy *et al.* [221] proposent une nouvelle base de données basée sur celle de [197] en ajoutant un plus grand nombre d'objets simulés avec des modèles de *BRDF* mais également la base de *MERL* [151].

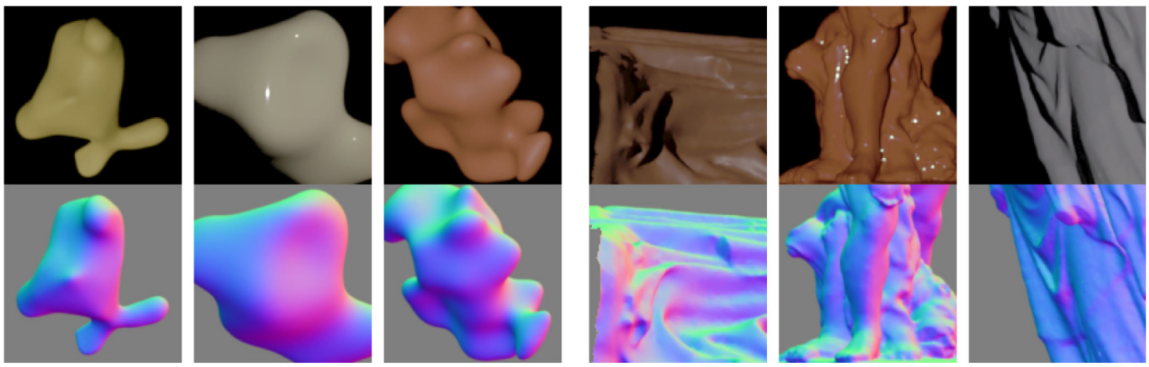


FIGURE 4.12 – Échantillons de la base de données d'entrainement *Blobby Sculpture* de [198].

Une autre base de données introduite par Ikehata [187] dans sa méthode *CNN-PS* est appelée *CyclePS Dataset*. La base *MERL* [151] possédant un faible nombre de *BRDF*, l'auteur choisit d'utiliser le modèle analytique *Disney's Principled BSDF* contrôlé par 11 paramètres afin de générer un large spectre de *BRDF* différentes classées en trois catégories : diffus, spéculaire et métallique. Ce modèle étant plutôt utilisé dans le domaine de la synthèse d'image pour le cinéma d'animation, certaines combinaisons de paramètres vont créer des matériaux non réalistes. L'auteur choisit alors ces paramètres afin d'obtenir des matériaux en apparence réalistes. L'auteur utilise 15 modèles 3D récupérés sur internet et les simule avec le logiciel *Blender* et son moteur de rendu *Cycles Renderer* [191] en modifiant la *BRDF* spatialement suivant des régions de l'objet. Les surfaces sont générées avec 740 éclairages, ce qui signifie que pour chaque scène 740 images sont générées. Ikehata [218] introduit *CyclePS+* en utilisant 25 objets différents au lieu des 15 de *CyclePS*. Ikehata introduit également *PS-Wild* [199], une base de données d'objets simulés répondant à des environnements où l'éclairage n'est pas contrôlé avec 10000 scènes différentes. Ikehata améliore cette base de données en créant *PS-Mix* [200] en mixant différents objets les uns avec les autres dans une même scène.

Malgré leurs avantages pour la simulation d'effets globaux, ces deux bases de données sont complexes à contrôler. En effet, les objets et leurs *BRDF* doivent être choisis afin d'obtenir une distribution uniforme de tous les phénomènes possibles. Afin d'avoir plus de contrôle sur cette distribution, Logothetis *et al.* [193] proposent une approche de génération locale. En effet, plutôt que de simuler des objets dans leur globalité, les surfaces sont générées pixel à pixel. Cependant, il est nécessaire d'introduire des aspects de géométrie globale dans ces simulations afin de coller à la réalité. Pour cela, ils proposent de générer une base de données pixel à pixel en utilisant la base de *BRDF* de *MERL* ainsi que la *Disney's Principled BSDF* et d'ajouter chacun des effets nécessaires pour coller au plus possible à la physique : l'ombre portée, les interréflexions, la discontinuité de surfaces, la lumière ambiante, le bruit de la caméra, les variations de saturations et les phénomènes divers non simulés. Ce type de génération de base de données n'a été que

très peu étudié dans la littérature, mais donne actuellement les meilleurs résultats possibles en SP calibrée [192].

4.3.2.2 Bases de données de test

À la différence des bases de données d'entrainement, les bases de données de test sont liées à l'acquisition de surfaces réelles avec un système en particulier. La problématique est alors de choisir des exemples représentatifs des objets analysés en SP, de les acquérir avec un grand nombre d'éclairages afin de gérer le problème de la SP pour peu ou beaucoup d'éclairages et surtout d'obtenir une vérité terrain très précise. L'erreur entre la carte de normales estimée et la vérité terrain est ensuite calculée selon l'erreur angulaire moyenne (*MAE*) entre la normale estimée $\hat{\mathbf{n}}$ et la normale vérité terrain $\mathbf{n}$ pour le pixel i :

$$\text{MAE} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(\arccos(\hat{\mathbf{n}}_i \cdot \mathbf{n}_i)) \tag{4.15}$$

La base de données la plus utilisée pour la comparaison de méthodes de SP est *DiLiGenT* [179]. Cette base de données est composée de 10 objets différents avec 96 directions d'éclairage et leur carte de normales vérité terrain associée (Fig. 4.13).



FIGURE 4.13 – Illustration des différents objets composant la base de données *DiLiGenT* [179].

Afin d'être dans les conditions idéales de SP, une caméra orthographique et un éclairage directionnel sont utilisés. Les images ont une résolution de 2448×2048 pixels et sont acquises avec un traitement *HDR* réalisé avec quatre prises de vue selon différents temps d'exposition. La vérité terrain est estimée à partir d'un système *Rexcan CS+* en utilisant une méthode de lumière structurée ayant une précision jusqu'à 0.01 mm. Un recalage manuel a été réalisé entre les images de SP et les reconstructions 3D réalisées avec le système afin d'obtenir les vérités terrains associées aux objets. Les données disponibles sont sous la forme d'images de taille 512×512 pixels ce qui permet un traitement plus rapide pour les méthodes, mais réduit également grandement la résolution des images et donc de l'estimation de la géométrie. Cette base de données est largement utilisée aujourd'hui afin de déterminer si une méthode de SP est performante ou non. Cependant, le biais que peut apporter une telle base de données est important. En effet, la méthode de traitement *HDR* utilisée ou simplement de dématriçage peut induire des erreurs dans la base de données (Fig. 4.14). Par exemple, des erreurs produisant un biais impor-

tant pour l'objet *Bear* ont été détectées et des images liées à cet objet ont souvent été retirées [187].

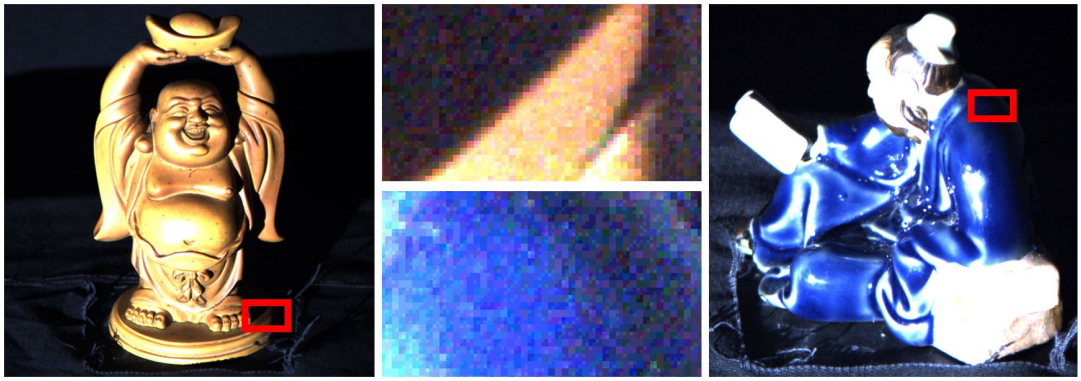


FIGURE 4.14 – Illustration du bruit contenu dans les images *HDR Buddha* et *Reading* de la base de données *DiLiGenT* [179].

De plus, les objets choisis peuvent ne pas représenter la diversité de surfaces possibles et leur *BRDF* en SP. Pour résoudre partiellement le problème lié à la *BRDF*, Ren *et al.* [180] proposent une nouvelle base de données appelée *DiLiGenT10*^{2}. Leur base de données contient dix fois plus d'objets que *DiLiGenT* [179] en proposant 10 *BRDF* différentes par objet. Leur principe est de proposer un modèle 3D afin de l'usiner avec un matériau particulier dont la vérité terrain est liée au modèle 3D de base. Néanmoins, cette base de données contient également des limites au niveau du recalage entre la vérité terrain et les images de SP et de l'usinage, lesquels peuvent créer des artéfacts sur les objets non présents dans la vérité terrain. Récemment, Wang *et al.* [181] ont proposé une base de données de SP de 30 objets détaillés avec peu de géométrie globale. L'idée derrière cette base de données est que la SP est largement utilisée pour l'estimation de détails au niveau d'une surface pour la conservation du patrimoine ou alors les pièces usinées. De plus, ils utilisent un profilomètre optique de haute qualité afin d'estimer la géométrie avec une précision de l'ordre du nanomètre. Une autre base de données récente pour la SP à lumière proche a été créée par Mecca *et al.* [182] appelée *LUCES*.

D'autres bases de données réelles de SP sont également fournies avec la publication de certains articles scientifiques. En effet, Alldrin *et al.* sont les premiers à proposer la base de données *Gourd and Apple* dans [185]. Cette base contient deux objets avec des *BRDF* isotropes qui varient spatialement. Xiong *et al.* [183] proposent également une base de données de 7 surfaces diffuses. Néanmoins, ces deux dernières bases de données ne contiennent pas de mesures de géométrie vérité terrain. Récemment, Kaya *et al.* [184] ont proposé une base de données de SP avec de l'éclairage ambiant. Finalement, une dernière base de données appelée *Light Stage Data Gallery* de l'Université de Californie du sud est disponible n'étant associée à aucun article publié. Celle-ci contient 6 objets illuminés avec 253 directions d'éclairage sans vérité terrain. [1]

Discussion : Une base de données de SP est complexe à réaliser autant pour l'entrainement que pour le test. En effet, les modèles d'apprentissage automatique demandent un grand nombre d'exemples afin d'obtenir un modèle robuste et précis. Dans le cas de l'entrainement, le rendu réaliste de surface est privilégié en utilisant des modèles de *BRDF* analytiques ou mesurés. L'éclairage est en général choisi aléatoirement afin d'être robuste à n'importe quel type de système d'acquisition. Cependant, si le système de test est connu, il serait préférable de réaliser un entrainement lié à ce même système afin de limiter les erreurs. De plus, à notre connaissance, très peu de travaux abordent de manière précise la base de données d'entrainement plutôt que

1. La base peut être trouvée à l'adresse https ://vgl.ict.usc.edu/Data/LightStage/.

l'architecture du modèle. En effet, les travaux de Logothetis *et al.* [193] montrent qu'une bonne gestion de la base de données et donc une bonne compréhension des phénomènes physiques et leur prise en compte permet de largement améliorer les performances d'une même méthode d'apprentissage automatique. De plus la génération pixel à pixel permet une meilleure gestion de la distribution de ces phénomènes. Concernant les bases de données de test, celles-ci sont pratiques pour évaluer de manière générale une méthode d'apprentissage automatique en SP. Une vérité terrain précise est également une limite importante pour les bases de données réelles. En effet, ces vérités terrains peuvent également être bruitées par la méthode utilisée et le recalage entre cette vérité terrain et les images de SP peut également provoquer des erreurs. De plus, les résultats obtenus prennent en compte le cas d'un système d'acquisition, d'une méthode de prétraitement des images, d'une configuration spécifique d'éclairage et d'un faible nombre d'objets ce qui peut être limitant pour prouver les performances d'une méthode. Des tests sont également réalisés sur des bases de données simulées permettant de caractériser une méthode dans un plus large spectre de configurations. Le problème est que ce type d'évaluation peut être biaisé par le fait que la simulation peut ne pas représenter la réalité et que le modèle d'apprentissage automatique est entrainé sur ce même type de base de données. Pour toutes ces raisons, les bases de données en SP pour l'apprentissage automatique sont un problème ouvert et un champ de recherche décisif afin d'obtenir une méthode de SP performante.

4.3.3 Méthodes d'apprentissage automatique en SP

Les premières méthodes d'apprentissage automatique ont été développées dès les années 90-2000 avec Iwahori *et al.* [225] et Cheng [224]. Cependant, celles-ci nécessitaient de se baser sur un type de matériaux spécifique ou alors étaient limitées à une *BRDF* lambertienne. Avec les avancées modernes en réseaux de neurones, de nouvelles méthodes d'apprentissage automatique ont été apportées permettant d'estimer la géométrie d'une surface pour un large spectre de matériaux et de géométrie. En effet, celles-ci utilisent une base de données contenant un grand nombre d'exemples (Section 4.3.2.2) afin d'entrainer un modèle particulier à estimer la géométrie d'une surface représentée par sa carte de normales. Cette section présente les différentes architectures et approches permettant de faire le lien entre les images d'entrée et la carte de normales.

4.3.3.1 Méthodes locales

La première méthode de SP basée sur l'apprentissage automatique moderne a été introduite par Santo *et al.* [186]. C'est une méthode locale où chaque normale est estimée par l'utilisation d'un *MLP* prenant en entrée les images de SP. Afin de mieux gérer l'ombre portée, celle-ci utilise une première couche d'abandon, ou *dropout* en anglais, afin de ne pas prendre en compte certains perceptrons de manière aléatoire lors de l'entrainement. La base de données utilisée est *Blobby dataset* avec la base de *BRDF* de *MERL* [151] en prenant les directions d'éclairage de la base *DiLiGenT* [179]. Ils étendent leurs travaux [228] afin d'estimer également la *BRDF* de la surface.

Suite à cette publication, de nombreuses méthodes liant apprentissage automatique et SP ont commencé à émerger. En effet, Ikehata [187] a également développé une méthode locale en proposant une nouvelle représentation de l'information, la carte d'observation, ou *observation map* (Fig. 4.15).

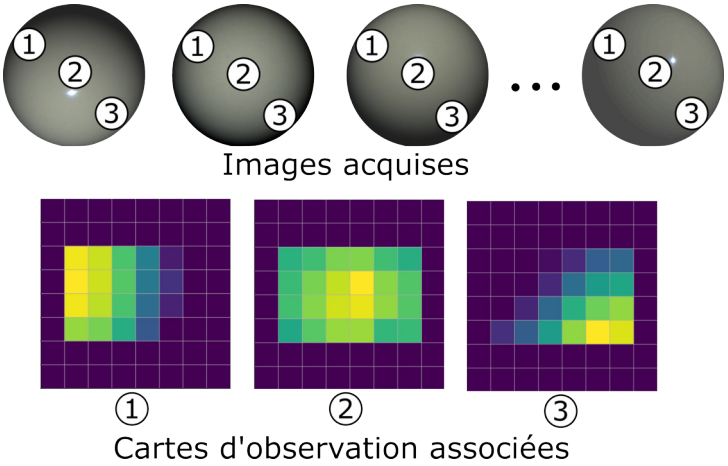


FIGURE 4.15 – Représentation de cartes d'observation de taille 8x8 pour l'objet *Ball* de la base de données *DiLiGenT*.

Le principe de cette carte est de représenter les valeurs d'intensité de SP pixel à pixel en se basant sur les directions d'éclairage connues. En effet, les directions d'éclairages distribuées dans un hémisphère sont alors projetées dans une image en deux dimensions pour laquelle chaque valeur est attribuée selon l'intensité associée. Afin de normaliser les données d'entrée, l'auteur propose également d'utiliser des ratios en utilisant la valeur d'intensité maximale [166]. En considérant une j-ième direction d'éclairage $\mathbf{i}_j = [i_x^j, i_y^j, i_z^j]$, une valeur dans la carte d'observation O est alors définie :

$$O_{\text{ent}(w(i_x+1)/2),\text{ent}(w(i_y+1)/2)} = \alpha \frac{I_j}{L_j} \forall j \in 1, ..., m \tag{4.16}$$

avec $\alpha = \max(\frac{I_j}{L_j})$ le facteur de normalisation, "ent" un opérateur utilisé afin d'arrondir la position de l'éclairage à un entier, $w \times w$ la taille de l'image et m le nombre d'éclairages. Une carte d'observation est alors générée pour chaque pixel et celle-ci est donnée en entrée d'un réseau de neurones convolutif de type *DenseNet* [222] afin d'estimer la normale. Cette architecture est reconnue pour sa très bonne capacité à extraire des caractéristiques d'une image. L'entrainement de l'algorithme d'apprentissage automatique se fait avec la base de données *CyclePS*. Cependant, pour peu d'éclairages, ces cartes ne contiennent que quelques pixels, ce qui peut être complexe pour bien représenter l'information en SP.

Afin de résoudre ce problème, Zheng *et al.* [208] proposent deux réseaux permettant la densification de la carte d'observation. En effet, les auteurs entrainent un réseau de neurones convolutif à interpoler les valeurs dans la carte d'observation afin de la densifier et de l'utiliser pour estimer la normale. Ils utilisent une fonction d'erreur symétrique afin de prendre en compte la propriété isotrope de certaines *BRDF* mais également une fonction d'erreur asymétrique prenant en compte les erreurs en dehors de ce modèle, particulièrement liées à l'éclairage ambiant. Li *et al.* [209] proposent une approche opposée en apprenant les combinaisons utiles d'éclairage en utilisant une carte de distribution appelée *connection table*. Logothetis *et al.* [193] proposent de légèrement modifier *CNN-PS* [187] en supprimant la normalisation, en ajoutant des valeurs RGB et en modifiant légèrement l'architecture. Ils se comparent directement avec *CNN-PS* [187] en entrainant leur architecture avec leur base de données pour prouver que c'est bien elle qui permet d'améliorer les résultats. Wang *et al.* [217] ont développé une autre approche utilisant un éclairage additionnel proche de la caméra afin de lever des ambiguïtés au niveau de la surface.

Discussion : Les méthodes locales se basent sur la première formulation de la SP par Woodham [7] en proposant une approche pixel à pixel. La carte d'observation de *CNN-PS* [187] permet une bonne représentation du problème de SP pixel à pixel pour n'importe quel nombre et configuration d'éclairages. Cependant, malgré la polyvalence de cette représentation, les méthodes locales sont limitées pour la prise en compte des interréflexions, de l'ombre portée et tout autre phénomène lié aux pixels voisins. Pour cette raison, il est nécessaire de trouver un moyen d'ajouter cette information à la chaine de traitement.

4.3.3.2 Méthodes globales

Afin de résoudre le problème de l'information globale, les réseaux de neurones convolutifs ont fait leurs preuves pour le traitement d'image. En utilisant ce principe, Chen *et al.* [195] ont développé *PS-FCN* un réseau de neurones siamois multibranche basé sur [223] et entrainé avec la base de données *Blobby and Sculpture dataset*. Pour réaliser la fusion des caractéristiques, ils utilisent une méthode de *max-pooling* laquelle récupère uniquement les maximums des cartes de caractéristiques en entrée pour n'en former qu'une seule. Ils étendent leurs travaux [198] afin de normaliser l'information en entrée et également de résoudre le problème de la SP non calibrée par l'utilisation d'un réseau de neurones convolutif permettant d'estimer les directions d'éclairage. Néanmoins cette méthode peut avoir tendance à "lisser" la géométrie à cause des patchs de convolution, à la fonction d'erreur basée sur la *MAE* mais également à cause de l'architecture de réseau convolutif encodeur-décodeur.

En se basant sur ces travaux Ju *et al.* [202] proposent un réseau convolutif basé sur l'attention appelé *Attention-PSN*. Le principe de cette méthode est d'estimer une carte d'attention à partir des images d'entrée et de pondérer la fonction d'erreur avec celle-ci. Cette méthode permet alors d'augmenter l'erreur sur les zones complexes afin d'obtenir plus de détails. Les auteurs étendent leur méthode [201], appelée *NormAttention-PSN*, en appliquant une normalisation aux données d'entrée afin de mieux gérer les surfaces dont la *BRDF* varie spatialement. La normalisation, appelée *double-gate observation normalization*, se base sur le problème du spéculaire et de l'ombre lors du calcul de la normalisation. L'objectif étant de supprimer ces limites afin d'obtenir uniquement l'information utile. L'architecture *Transformer* [219] ayant montré de grandes performances en extraction de caractéristiques, Liu *et al.* [220] sont les premiers à l'utiliser pour pratiquer l'attention au sein d'une méthode de SP en apprentissage automatique. Ju *et al.* [204] étendent également *PS-FCN* [195] en proposant une nouvelle manière de fusionner les caractéristiques basées sur [226], appelée *Manifold-PSN*, permettant une meilleure conservation de l'information que le *max-pooling*. De plus, Ju *et al.* [206] proposent une chaine de traitement avec une première estimation de la carte de normales par hypothèse lambertienne [7] puis l'ajoutent dans le réseau convolutif afin d'obtenir une meilleure estimation des détails et réduire l'espace d'apprentissage. Ju *et al.* [207] ont développé une architecture de réseau convolutif basée sur un traitement en deux étapes avec dans un premier temps l'estimation de la carte de normales puis la réestimation des images d'entrée. Ils proposent alors d'évaluer l'erreur sur la normale, mais également sur les images reconstruites par rapport aux images d'entrée. Cette architecture se base sur l'idée de l'auto-encodeur où la carte de normales est estimée au niveau de l'espace latent. Suivant la même idée que [204], Ju *et al.* [203], *CHR-PSN*, et Liu *et al.* [205], *MF-PSN*, proposent également de modifier l'architecture de *PS-FCN* [195] en étendant la fusion des caractéristiques par de multiples opérations de *max-pooling* afin de garantir la conservation de l'information. Récemment, Hardy *et al.* [221] proposent une architecture multiéchelle de *PS-FCN* [195]. Les auteurs se basent sur l'idée que chacune des échelles permet d'obtenir une carte de normales de plus en plus détaillée malgré les limites liées à la convolution.

Discussion : La prise en compte de l'information globale dans ces méthodes par l'utilisation de réseaux de neurones convolutifs permet d'obtenir une erreur moyenne faible sur la carte de normales pour différentes géométries et matériaux. Cependant, ces performances sont également liées à l'évaluation même de l'erreur sur une carte de normales en prenant l'erreur moyenne. En effet, ces méthodes ont tendance à lisser la géométrie voire même à créer une fausse géométrie [209]. Malgré les nouvelles architectures proposées permettant une meilleure gestion des détails, le fait que la méthode puisse utiliser l'information globale peut également générer de fausses géométries plutôt que du bruit.

4.3.3.3 Méthodes mixtes

Les méthodes locales ne prenant pas en compte la géométrie globale et les méthodes globales souffrant d'un lissage de l'information, certaines méthodes récentes cherchent à lier ces deux aspects en SP. Honzátko *et al.* [216] utilisent des cartes d'observations 4D basées sur *CNN-PS* [187] permettant de prendre en compte l'aspect spatial sur les images de SP. Cao *et al.* [215] proposent l'estimation de la carte de normales par réseau convolutif en deux étapes : tout d'abord un traitement local par convolution en une dimension (local) puis en deux dimensions (global). Ikehata [218] utilisent l'architecture de réseau convolutif *Transformer* afin de créer deux branches permettant d'explorer les images de manière locale et globale. Finalement, Yao *et al.* [214] présentent une architecture de réseau convolutif par graphe. Leur structure permet d'explorer les images d'entrée de manière locale et globale par l'utilisation de deux modules basés sur les réseaux convolutifs sur graphe.

Discussion : Ces méthodes très récentes permettent une meilleure gestion des détails tout en prenant en compte l'aspect global de la SP. Cependant au même titre que les méthodes globales, celles-ci peuvent générer une fausse géométrie ou la lisser à cause de la prise en compte de la géométrie globale. De plus, du point de vue de la métrologie, il est préférable d'obtenir du bruit dans les zones complexes plutôt qu'une fausse estimation.

4.3.3.4 Méthodes non supervisées

Jusqu'à maintenant, toutes les méthodes étudiées utilisaient une base de données simulées afin d'entrainer une architecture de réseau de neurones. Les méthodes non supervisées permettent de se dispenser de cette base de données en se basant uniquement sur la donnée d'entrée. L'idée principale est de contraindre au maximum le système avec des hypothèses sur le contexte, principalement l'équation de rendu, afin d'estimer la carte de normale.

Taniai *et al.* [210] proposent la première méthode non supervisée. L'objectif est d'utiliser l'équation de rendu et de l'inverser avec la *BRDF* estimée ainsi que la normale afin de reconstruire une image. Aucune base de données d'entrainement n'est utilisée, mais une initialisation utilisant la méthode des moindres carrés [7] pour les scènes complexes. L'erreur est calculée entre les images d'entrée et les images reconstruites. Les effets globaux, comme les interréflexions, ne sont pas modélisés, créant ainsi des erreurs dans la carte de normales. Kaya *et al.* [184] améliorent [210] en proposant un modèle d'équation de rendu prenant en compte les interréflexions. Ils proposent une estimation de la normale en deux étapes : une estimation de la position de l'éclairage dans un premier temps puis estiment la normale à partir de ces positions, l'équation de rendu et le modèle d'interréflexions. Le modèle de réseau de neurones permettant l'estimation de l'éclairage est préentrainé sur la base de données *Blobby and Sculpture Dataset*. De plus, ils considèrent que le modèle permettant d'estimer la *BRDF* permet également d'es-

timer les ombres portées, ce qui peut être limitant. Récemment, Li *et al.* [211] proposent une méthode permettant de gérer les ombres portées en estimant une reconstruction 3D de l'objet étudié en se basant sur une méthode récente de synthèse de vue de scènes complexes (*NeRF*) [212]. Ils proposent également d'estimer une liste de *BRDF* dont les combinaisons permettent de représenter toutes les *BRDF* au niveau de l'objet. Cependant, cette méthode peut mal fonctionner pour peu d'éclairage entrainant un sous-échantillonnage de la *BRDF*. Afin de résoudre cette limite, une idée récente de Guo *et al.* [213] est d'utiliser la base de données de *MERL* [151] afin de généraliser le concept de *BRDF* et d'obtenir une estimation précise de la normale à la surface même avec peu d'éclairage en non supervisé.

Discussion : Ces méthodes utilisent les contraintes connues du rendu physique de surface afin d'estimer une carte de normales, mais également d'autres paramètres comme la *BRDF* sans l'utilisation d'une base de données d'entrainement. Ceci permet de réduire drastiquement les temps de calcul, mais permet également une meilleure adaptation à la donnée d'entrée. En effet, une telle méthode permet de prendre en compte des erreurs de mesure réalisées, mais s'adapte également au système d'acquisition. De plus, ces méthodes non supervisées atteignent voire surpassent les performances de certaines méthodes supervisées.

4.4 Méthodes d'intégration des normales

Dans la plupart des méthodes, une carte de normales est tout d'abord estimée puis celle-ci est intégrée afin d'obtenir le relief de la surface. Selon Quéau *et al.* [104], afin de trouver une bonne méthode d'intégration des normales, celle-ci doit être rapide, robuste à un champ de normales bruité, posséder des conditions aux limites libres, préserver les discontinuités, fonctionner dans un domaine non rectangulaire et n'avoir aucun paramètre à régler. La propriété de préservation des discontinuités est très complexe à satisfaire et est souvent respectée au détriment des autres. Il convient alors de choisir la méthode d'intégration en fonction des propriétés de la surface étudiée. Cette section est alors consacrée aux problématiques d'intégration des normales ainsi qu'aux différentes méthodes de l'état de l'art permettant de les résoudre. Dans cette section, nous nous basons sur une analyse bibliographique réalisée par Quéau *et al.* [104].

4.4.1 Formulation du problème

Une carte de normales donne l'information d'orientation des éléments de surface pour des coordonnées (u, v) dans l'espace image de taille $H \times W$ pixels. En effet, le problème général de l'intégration des normales est alors de déterminer une hauteur z à partir des gradients p et q :

$$\nabla z = [p, q]^T \tag{4.17}$$

Dans ce cas, la carte de hauteurs z est calculée en intégrant le chemin entre deux points (u_0, v_0) et (u, v) dans le plan image (O, u, v) :

$$z(u, v) = z(u_0, v_0) + \int_{(r,s)=(u_0,v_0)}^{u,v} [p(r, s)dr + q(r, s)ds] \tag{4.18}$$

Cette équation considère n'importe quel chemin d'intégration entre les deux points tant que ceux-ci respectent la condition d'intégrabilité définie par le théorème de Schwarz :

$$\frac{dp}{dy} = \frac{dq}{dx} \tag{4.19}$$

Cette condition d'intégrabilité des gradients (p, q) est la limite à résoudre. En effet, les champs de gradients estimés peuvent contenir des erreurs dues à la méthode de SP utilisée et, même si ces champs sont parfaitement estimés, les discontinuités au niveau de la géométrie induisent également des erreurs. En effet, l'utilisation d'un unique point de vue induit que certaines zones peuvent ne pas être visibles (Fig. 4.16).

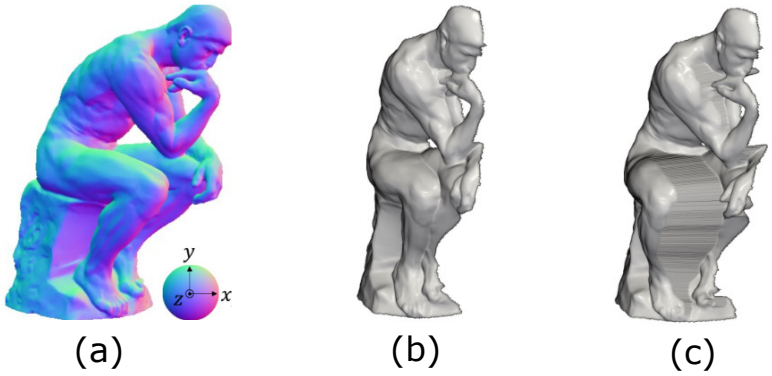


FIGURE 4.16 – Illustration du phénomène de discontinuités sur un objet avec : (a) la carte de normales, (b) l'intégration de cette carte de normales sans prendre en compte les discontinuités (b) et en les prenant en compte (c) (figure modifiée de [118]).

L'occlusion de ces zones induit une perte d'information importante au niveau de la géométrie de la surface. Pour cette raison, des méthodes d'intégration des cartes de normales existent afin d'estimer le relief d'une surface en tenant compte de ces limites.

Il est possible d'approcher une solution en formulant le problème par optimisation. Ikeuchi [108] formalise une solution du problème par une approche d'optimisation. Horn *et al.* [106] détaillent cette approche en considérant la minimisation de la fonction $\mathcal{W}$:

$$\mathcal{W} = \iint (\partial_u z - p)^2 + (\partial_v z - q)^2 du dv \tag{4.20}$$

La minimisation de $\mathcal{W}$ permet de résoudre les limites de non intégrabilité des normales en approchant une solution optimale. De plus, en appliquant l'équation d'Euler-Lagrange à l'Eq. 4.20, cela nous donne l'équation de Poisson :

$$\Delta z = \partial_u p + \partial_v q \tag{4.21}$$

L'objectif est alors de résoudre ce problème d'optimisation tout en prenant en compte les erreurs d'estimation des cartes de normales ainsi que les discontinuités.

4.4.2 Frankot-Chellappa

Dans l'état de l'art, la méthode la plus utilisée afin de résoudre le problème d'intégration des normales pour sa précision et sa rapidité est la méthode de Frankot-Chellappa énoncée en 1988

[105]. Cette approche se base sur le problème de minimisation de la fonction $\mathcal{W}$ dans l'Eq. 4.20. Cette fonction permet de formuler une estimation de la carte de hauteur z en utilisant l'espace de Fourier. En effet, la transformée de Fourier d'une image $f(u,v)$ se formule de la façon suivante :

$$\tilde{f}(\omega_u,\omega_v) = \iint_{(u,v)\in\mathbb{R}^2} f(u,v)e^{-j(\omega_u u+\omega_v v)}dudv \tag{4.22}$$

Une transformation dans l'espace de Fourier permet alors d'obtenir $\tilde{z}$ par simplification de la dérivée dans l'équation de Poisson (Eq. 4.21) :

$$\tilde{z}(\omega_u,\omega_v) = \frac{\omega_u\tilde{p}(\omega_u,\omega_v)+\omega_v\tilde{q}(\omega_u,\omega_v)}{j(\omega_u^2+\omega_v^2)} \tag{4.23}$$

Afin de retourner dans l'espace d'origine, une transformée de Fourier inverse est appliquée à $\tilde{z}(\omega_u,\omega_v)$ afin de retrouver $z(u,v)$. Cette méthode est rapide grâce à l'utilisation de la *Fast Fourier Transform* (*FFT*) développée par Cooley et Tukey [107]. De même, la formulation du problème par minimisation permet une robustesse au bruit. Néanmoins, cette méthode d'intégration est limitée sur plusieurs points liés à l'estimation du plan moyen, la non-prise en compte des discontinuités ou encore le domaine rectangulaire de la surface. De plus, la surface à intégrer se doit d'être périodique due aux propriétés de la transformée de Fourier.

4.4.3 Analyse bibliographique

Nous pouvons partager les méthodes d'intégration en trois familles : les méthodes utilisant des fonctions de base, les méthodes par maillage et les méthodes variationnelles.

4.4.3.1 Méthodes par fonctions de base

Pour les méthodes utilisant des fonctions de base, le principe est de projeter le champ de gradients non intégrable dans un espace défini par des fonctions de base. Pour des applications en reconnaissance faciale, Georghiades *et al.* [109] ont développé la même idée en se basant sur des transformées en cosinus discrète. Puis, Karaçali *et al.* [110] et Kovesi [111] ont respectivement développé des méthodes basées sur des champs de gradients orthonormaux et d'une série de formes connues appelées *shapelets* en anglais basées sur la théorie de la transformée en ondelettes. Le problème principal de ces méthodes est qu'elles considèrent l'intégrabilité globale des champs de gradients, ce qui peut créer des distorsions au niveau des discontinuités dans les gradients. Cette limite est partiellement résolue par Ng *et al.* [112] en utilisant des fonctions basées sur des noyaux, ou *kernel*, permettant la projection dans un espace à dimension élevée. Néanmoins, cette méthode est lourde à mettre en place et ne fonctionne que sur des domaines rectangulaires.

4.4.3.2 Méthodes par maillage

La première méthode de maillage par Xie *et al.* [114] utilise la géométrie discrète, aussi appelée *Discrete Geometry Processing* (*DGP*), dont le principe est de déformer le maillage

d'une surface afin que ses facettes suivent la carte de normales associée. A chaque itération de la méthode, un traitement local est appliqué à chaque facette suivie d'un traitement global afin d'obtenir un relief où toutes les facettes sont reliées les unes aux autres. Cette approche formulée par un problème d'optimisation par les moindres carrés permet une certaine robustesse au bruit, est libre au niveau de ses conditions aux limites et peut être utilisée dans un domaine non rectangulaire. Néanmoins, le traitement global empêche la prise en compte des discontinuités. Pour cette raison, Xie *et al.* ont étendu leur méthode [115] afin de préserver les discontinuités. Une méthode récente de Wang *et al.* [116] permet également de résoudre le problème des cartes de normales non-connectées, c'est-à-dire présentant des "trous".

4.4.3.3 Méthodes variationnelles

Concernant les méthodes variationnelles, il est délicat de ranger ces méthodes de manière précise. En effet, l'objectif des méthodes variationnelles est de résoudre le problème de minimisation de l'Eq. 4.20 ce qui s'apparente à l'objectif de toutes les méthodes, mais sans utiliser de fonction de base ou de méthode par maillage. Une solution analytique directe à l'équation de Poisson a été trouvée par Simchony *et al.* [120]. Cette approche a été généralisée par Agrawal *et al.* [119] en reformulant le problème pour différents types de surfaces. Plusieurs méthodes de régularisation ont été utilisées comme la norme *L1* [121] ou l'utilisation d'une carte de hauteur initiale [122]. Quéau *et al.* [113] ont réalisé plusieurs méthodes variationnelles afin de résoudre le problème pour différents cas d'application. Les implémentations de ces différentes méthodes sont disponibles en ligne.

Récemment, Cao *et al.* [117] ont développé une méthode basée sur l'estimation conjointe des positions des points et du déplacement d'un plan local relatif à la caméra. Ici, le principe est de minimiser la somme des distances du plan vers le point plutôt que des distances verticales. Cette approche est robuste et flexible par rapport à l'état de l'art et une implémentation est disponible en ligne. Néanmoins, elle ne permet pas de prendre en considération les discontinuités. Pour cette raison, Cao *et al.* [118] ont développé très récemment une méthode permettant de prendre en compte cette limite. Cette dernière méthode introduit une hypothèse de surface "semi-lisse", ou *semi-smooth*, en considérant qu'une discontinuité ne peut apparaître que d'un seul côté d'un point. En prenant cette hypothèse en compte, une fonction bilatérale pondérée est minimisée par une approche des moindres carrés itératifs pondérés (*Iteratively Reweighted Least Squares*). Cette méthode semble donner de bons résultats par rapport à l'état de l'art en étant robuste tout en prenant en compte les discontinuités par l'hypothèse "semi-lisse" et en proposant une implémentation disponible en ligne. Cette approche est très robuste et applicable à beaucoup de problématiques, mais reste malgré tout lente à l'exécution.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, les problématiques liées à la stéréophotométrie ont été présentées, une méthode de reconstruction 3D de surface permettant également une analyse des propriétés photométriques des surfaces. L'état de l'art actuel montre que l'apprentissage automatique permet une bien meilleure estimation de la géométrie d'une surface en SP. Toutefois, ces approches sont efficaces si tous les aspects sont bien contrôlés comme la base de données et l'architecture du réseau de neurones. En effet, comme pour toute méthode d'apprentissage automatique, si la base de données n'est pas représentative du problème alors les estimations seront mauvaises. Aujourd'hui en SP, l'accent est surtout mis sur l'architecture du réseau de neurones et non sur la

base de données. L'utilisation de la base de données *Blobby and Sculpture* est préférée pour les méthodes globales et la base de données *CyclePS* pour les méthodes pixels à pixels [192]. Une génération de la base de données pixel à pixel permettrait une meilleure flexibilité ainsi que de meilleures performances pour une généralisation du problème de SP [193]. Finalement, nous argumentons qu'une méthode locale de SP par apprentissage automatique permet une estimation robuste de la géométrie pour des applications en métrologie optique.

CHAPITRE 5

NOUVELLES APPROCHES DE SP PAR APPRENTISSAGE

Pendant longtemps en SP, ce sont les approches traditionnelles, basées sur des modèles physiques et/ou des approches statistiques, qui ont été utilisées pour estimer le relief et l'apparence d'une surface. Aujourd'hui, l'apprentissage automatique montre des capacités d'estimation plus précises et une meilleure robustesse des résultats par rapport aux approches traditionnelles. Plus particulièrement, les réseaux de neurones apportent une souplesse dans la prise en compte des phénomènes physiques et permettent des temps de traitement plus rapides que celles basées sur les statistiques. Cependant, ces approches n'utilisent que peu les équations physiques développées dans les méthodes traditionnelles pouvant permettre d'améliorer leur précision. Pour tirer parti des avantages propres à ces deux approches, l'idée est de concevoir des algorithmes basés sur les réseaux de neurones en intégrant des *a priori* physiques sur la surface.

De plus, l'apprentissage automatique est largement dépendant des données utilisées pour l'entrainement et le chapitre précédent montre qu'aujourd'hui il n'existe pas de base de données d'entrainement assez qualitative pour généraliser l'estimation du relief de surfaces en SP sur tout type de système. Dans le cadre de ces travaux, les propriétés des surfaces à analyser ainsi que le système d'acquisition sont connus. Ainsi, la conception d'une base de données adaptée et équilibrée permettant la représentation de surfaces et *BRDF* particulières est également une tâche essentielle pour l'entrainement optimal d'une approche par apprentissage automatique. En conséquence, une base de données générée pixel à pixel est proposée, permettant d'extraire la géométrie des surfaces étudiées pour un système donné.

Dans ce chapitre, nous présentons d'abord nos approches de SP par apprentissage en détaillant leurs avantages et inconvénients. Puis, la base de données d'entrainement est décrite ainsi que celle utilisée pour tester nos approches. Finalement, les résultats de nos approches sont présentés sur des données simulées, données de référence et finalement nos propres acquisitions.

5.1 Représentation de l'information en SP

La plupart des approches actuelles en SP par apprentissage proposent de nouvelles architectures de réseau de neurones en ne s'attardant que peu sur la base de données ou encore la représentation de l'information. En effet, ces points doivent également être gérés de manière optimale afin d'obtenir une estimation la plus précise possible. Dans cette section, les deux approches développées afin d'obtenir une meilleure représentation de l'information en SP sont présentées. Dans un premier temps, la partie diffuse d'une surface permettant de représenter sa géométrie, un réseau de neurones à base de quaternions permettant d'extraire la partie diffuse d'une surface est présenté. Dans un second temps, les limitations liées aux cartes d'observation pour peu de directions d'éclairages ont amené à la création d'une nouvelle représentation se basant sur les cartes de réflectance de Woodham [7].

5.1.1 Extraction de l'information lambertienne

L'idée de l'approche par apprentissage de Santo *et al.* [186] est de récupérer les valeurs brutes d'intensité d'un pixel et de les traiter afin d'estimer la normale. Dans leur méthode, l'utilisation d'un *MLP* permet de traiter la donnée d'une manière simple en prenant en entrée des intensités en niveaux de gris. Cependant, une image est en général composée d'intensités de couleur RVB lesquelles présentent également de l'information importante permettant d'aider à l'estimation de la géométrie. Par exemple, si la couleur de l'éclairage est différente de la couleur de la surface, il est facile de faire la différence entre une zone spéculaire et une zone diffuse avec l'information de couleur. De plus, la géométrie d'une surface étant intimement liée à sa couleur et à sa *BRDF*, ces informations peuvent également être extraites de la surface afin de mieux contraindre le système. Pour ces raisons, une première approche à base d'un réseau de neurones à quaternions permettant d'extraire l'information lambertienne d'une surface pour finalement estimer la géométrie est proposée.

5.1.1.1 Réseau de neurones à quaternions

Donner des valeurs RVB en entrée d'un réseau de neurones de type *MLP* est une tâche simple si chacune des valeurs R, V et B sont traitées indépendamment. En réalité, chaque canal de couleur R, V et B est dépendant des autres et leurs propriétés peuvent être conservées en utilisant une représentation adaptée. Les quaternions sont une alternative permettant de conserver leur structure de vecteur en appliquant des transformations dans un espace de couleur.

Les quaternions ont été découverts par Hamilton [229] en 1843 et permettent de représenter un nombre hypercomplexe par un vecteur à 4 dimensions. En effet, un quaternion $\mathbf{q}$ est composé d'une partie réelle et de trois parties imaginaires représentées par $\mathbf{i}$, $\mathbf{j}$ et $\mathbf{k}$:

$$\mathbf{q} = a + b\mathbf{i} + c\mathbf{j} + d\mathbf{k} \tag{5.1}$$

avec a, b, c et d des nombres réels. La norme de $\mathbf{q}$ est :

$$\|\mathbf{q}\| = \sqrt{a^2 + b^2 + c^2 + d^2} \tag{5.2}$$

L'algèbre des quaternions respecte alors les relations suivantes entre les nombres imaginaires :

$$\mathbf{i}^2 = \mathbf{j}^2 = \mathbf{k}^2 = \mathbf{ijk} = -1 \tag{5.3}$$

Il est possible d'additionner et de multiplier les quaternions entre eux en gardant à l'esprit que la multiplication n'est pas commutative. En effet, celle-ci se définie comme le produit de Hamilton entre deux quaternions $\mathbf{q}_1 = a_1 + b_1\mathbf{i} + c_1\mathbf{j} + d_1\mathbf{k}$ et $\mathbf{q}_2 = a_2 + b_2\mathbf{i} + c_2\mathbf{j} + d_2\mathbf{k}$ définie par :

$$\begin{aligned} \mathbf{q}_1 \otimes \mathbf{q}_2 = &(a_1a_2 - b_1b_2 - c_1c_2 - d_1d_2) \\ &+(a_1b_2 + b_1a_2 + c_1d_2 - d_1c_2)\mathbf{i} \\ &+(a_1c_2 - b_1d_2 + c_1a_2 + d_1b_2)\mathbf{j} \\ &+(a_1d_2 + b_1c_2 - c_1b_2 + d_1a_2)\mathbf{k} \end{aligned} \tag{5.4}$$

Ces opérations sont très utiles afin de réaliser des rotations dans un espace à 3 dimensions. Dans notre cas, nous utilisons les quaternions comme une manière de représenter une couleur par un quaternion imaginaire pur $\mathbf{q}_{\text{im}}$:

$$\mathbf{q}_{\text{im}} = R\mathbf{i} + V\mathbf{j} + B\mathbf{k} \tag{5.5}$$

avec R, V et B les intensités de couleur pour le rouge, le vert et le bleu contenu dans une image. De cette manière, les quaternions ont montré leur efficacité pour réaliser des opérations sur des images couleur [230]. Plus tard, des réseaux de neurones de type perceptron multicouche (*MLP*) basés sur les quaternions voient le jour, ce sont les *QMLP*. Ils permettent une meilleure représentation de l'information de la couleur pour diverses applications comme la compression d'images [231]. Parcollet *et al.* [232] ont réalisé un état de l'art des méthodes par apprentissage utilisant les quaternions ainsi que leurs applications.

5.1.1.2 Chaine de traitement

Afin d'utiliser les propriétés des *QMLP* permettant une meilleure représentation de l'information couleur, nous concevons une chaine de traitement basée sur ce concept en la décomposant en deux étapes. L'idée est d'appliquer des transformations dans un espace de couleur en donnant en entrée du *QMLP* des valeurs de couleur RVB. La première étape est alors d'utiliser le *QMLP* pour estimer des valeurs d'intensité RVB en sortie du réseau, simplifiant la *BRDF* de la surface analysée. Dans notre cas, une équivalence lambertienne est estimée en utilisant l'implémentation des *QMLP* par Parcollet *et al.* [233] sur PyTorch [234]. La seconde étape consiste à estimer la normale en utilisant une méthode de l'état de l'art robuste pour ce type de *BRDF* [7] (Eq. 4.5). Alors, nous considérons que le *QMLP* modifie la *BRDF* de la surface d'entrée vers une *BRDF* lambertienne pour donner :

$$L_d(\mathbf{o}, \mathbf{i}, \mathbf{n}) = L_i(\mathbf{i}) f_d(\mathbf{n} \cdot \mathbf{i}) \tag{5.6}$$

avec $L_d(\mathbf{o}, \mathbf{i}, \mathbf{n})$ la luminance lambertienne équivalente. La chaine de traitement est détaillée dans la Fig. 5.1.

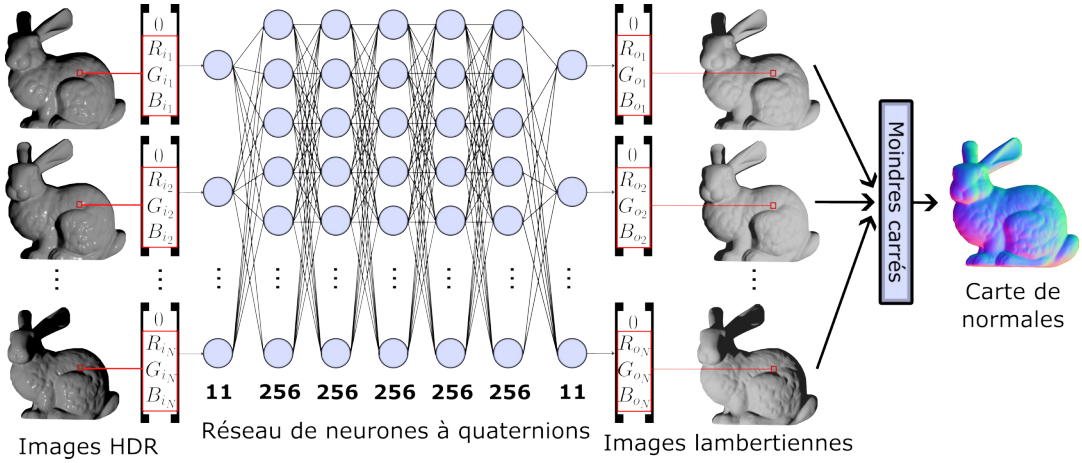


FIGURE 5.1 – Fonctionnement de notre algorithme avec un *QMLP* permettant de modifier la *BRDF* f_r de la surface d'entrée pixel par pixel. Les quaternions d'entrée et de sortie sont purement imaginaires. Une fois la composante diffuse extraite, un algorithme des moindres carrés permet d'estimer la carte des normales.

Les données d'entrainement sont alors composées de valeurs d'intensité calculées à l'aide d'une *BRDF* analytique, de leur équivalent lambertien ainsi que de la normale associée. Ceci permet de créer une fonction d'erreur qui dépendra également de la partie lambertienne équivalente. De plus, la méthode par les moindres carrés de Woodham [7] permet également d'estimer la partie diffuse f_d. La fonction d'erreur $\mathcal{L}$ est partagée en trois composantes distinctes :

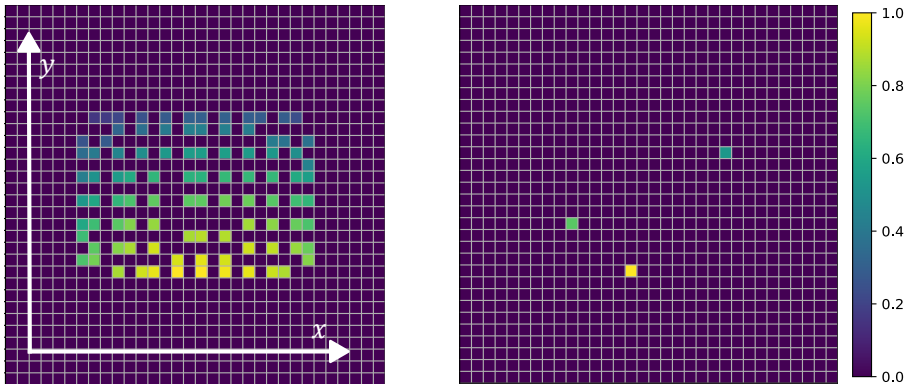
$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{L_d} + \mathcal{L}_{f_d} + \mathcal{L}_n \tag{5.7}$$

avec $\mathcal{L}_{L_d}$ l'erreur quadratique moyenne pour les valeurs diffuses équivalentes estimées par le *QMLP*, $\mathcal{L}_{f_d}$ et $\mathcal{L}_n$ l'erreur quadratique moyenne pour la partie diffuse f_d et la normale $\mathbf{n}$ estimés par la méthode des moindres carrés [7]. Il est intéressant de noter que cette approche peut indirectement s'apparenter à une séparation des valeurs aberrantes comme vu dans l'état de l'art des méthodes de SP (Sec. 4.2.2.1). Pour le reste de ce manuscrit cette approche est nommée *PSGL* pour *Photometric Stereo from Glossy to Lambertian surfaces*. Toutefois, cette approche ne peut être généralisée pour tout système d'acquisition, car elle ne fonctionne que pour un nombre fixe d'entrées. En effet, si le nombre d'éclairages change alors le nombre de quaternions dans la première couche du *QLMP* est modifiée, nécessitant un entrainement spécifique pour chaque ensemble de directions d'éclairage.

5.1.2 Comparaison des représentations

Plutôt que d'utiliser directement les vecteurs d'intensité des pixels en entrée d'un réseau de neurones, certaines méthodes proposent de trouver une représentation de l'information pour généraliser le problème. Cette généralisation permet d'utiliser une unique architecture pour n'importe quelle disposition d'éclairage en utilisant une image représentative. Dans ce but, les réseaux de neurones convolutifs permettent d'analyser cette image par l'utilisation de filtres de convolutions. Jusqu'à présent, il existe deux types de représentations abordées : la carte d'observation et la carte de réflectance. Ces représentations ont l'avantage de représenter l'information nécessaire dans une image à taille constante, peu importe le nombre d'éclairages utilisé et leur position dans l'espace.

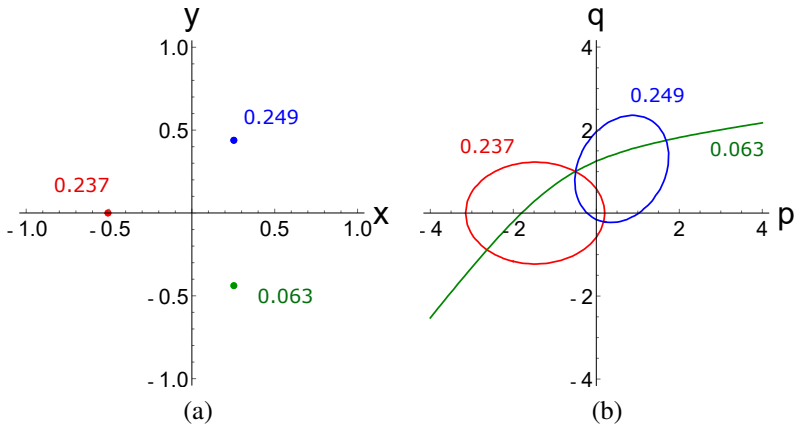
La méthode la plus simple pour représenter les valeurs des pixels à partir de k directions d'éclairages est la carte d'observation (Fig. 5.2 (a)) présentée par Ikehata [187]. Cette image représente une projection des vecteurs d'éclairage en (x, y) pour un pixel de la surface. Chacune des valeurs de cette image correspond à l'intensité normalisée de ce point pour chaque direction d'éclairage. Ce type de représentation peut également être vu comme un échantillonnage de la *BRDF* en un point et pour un unique point de vue. Comme indiqué dans la Sec. 4.3.3.1, cette représentation est problématique dans le cas d'une acquisition peu dense, c'est-à-dire une dizaine de directions d'éclairage ou moins (Fig. 5.2 (b)) en raison du sous-échantillonnage de la *BRDF*. De plus, si la résolution de la carte est trop faible, deux valeurs ou plus peuvent être représentées sur un même pixel.



(a) (b)

FIGURE 5.2 – Différence entre une carte d'observation dense à 96 directions d'éclairage (a) et éparse à 3 directions d'éclairages (b) à la position de pixel $(314, 314)$ sur l'objet *Sphere* de la base de données *DiLiGenT*.

La deuxième représentation possible des valeurs en SP pixel à pixel est la carte de réflectance. En effet, si la géométrie du système ainsi que la fonction de *BRDF* de la surface sont connues, l'idée principale est de représenter les correspondances entre une valeur de pixel et tous les gradients compatibles p et q connaissant les gradients d'éclairage p_l et q_l (position de l'éclairage). Pour une surface dont la *BRDF* est lambertienne, l'approche est équivalente à [7]. L'avantage de cette représentation est qu'elle décrit non pas un point par position d'éclairage, comme la carte d'observation, (Fig. 5.3 (a)) mais un isocontour lié à la *BRDF* (Fig. 5.3 (b)).



(a) (b)

FIGURE 5.3 – Représentation des valeurs des pixels lambertiens I_k en SP dans le cas où $k = 3$ directions d'éclairage avec des gradients $p = -0.5$, $q = 1$ pour une couleur $\rho = 1$ pour une carte d'observation (a) et une carte de réflectance (b) suivant [7].

Il est important de noter que, dans une carte de réflectance, les gradients p et q peuvent représenter des orientations d'éléments de surface pour lesquelles l'angle θ, entre le vecteur d'observation **o** et la normale à l'élément de surface **n**, est compris dans l'intervalle $]-\pi/2, \pi/2[$. Ceci montre la première limite de la représentation dans l'espace des gradients est qu'il n'est pas borné, car $(p, q) \in \mathbb{R}^2$. Toutefois, cette limite n'en est pas réellement une sachant que la projection d'un élément de surface à fort gradient induit qu'une grande surface est imagée dans un unique pixel dans l'espace image (Fig. 5.4). Pour donner un exemple, un gradient de 20 implique une surface au moins 20 fois plus grande que la taille d'un pixel dans le plan image. Une telle valeur de gradient entraine un moyennage important des propriétés photométriques de la surface, ce qui implique qu'il n'est pas adapté à une estimation par SP. Il est ainsi possible de borner de manière artificielle la carte de réflectance à une certaine valeur de gradient sans perte importante d'informations.

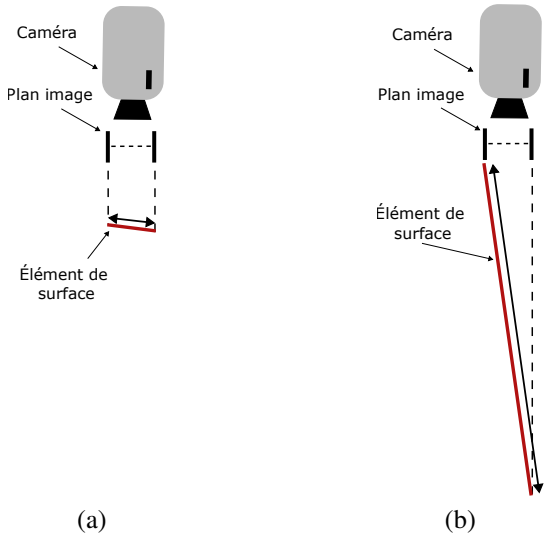


FIGURE 5.4 – Représentation de la projection d'un élément de surface dans le plan image pour un gradient faible (a) et un gradient fort (b).

Une dernière limite importante de la carte de réflectance est que celle-ci nécessite de connaître la *BRDF* de la surface, elle-même inconnue pour la plupart des cas en SP. Ces travaux montrent que cette limite n'est pas problématique grâce à l'introduction d'une nouvelle représentation de l'information en SP.

5.1.3 Cartes *CMR*

La carte *CMR* pour *Continuous Material Reflectance* reprend le concept de la carte de réflectance sans connaissance sur la *BRDF* de la surface analysée. En effet, le cas simple d'une *BRDF* lambertienne est préféré. Ceci implique que les isocontours calculés ne se croiseront pas en un unique point. Toutefois, ces isocontours créent des motifs particuliers dans la carte en fonction du phénomène physique. C'est-à-dire que pour l'association d'une *BRDF*, de gradients et d'un phénomène comme l'ombre propre ou portée, un motif spécifique est généré. Ceci implique que chaque motif généré est associé à une unique solution. L'objectif du réseau de neurones convolutif est alors d'analyser chaque motif afin de l'associer à une géométrie particulière.

5.1.3.1 Principe général

Un problème bien connu des cartes de réflectance traditionnelles est que les isocontours sont fortement dépendants de la *BRDF*. Dans le cas lambertien, un problème d'échelle selon la partie diffuse k_d se pose. Dans ce cas, la solution la plus couramment utilisée est l'utilisation de ratios [165] pour supprimer les dépendances de k_d. Tout d'abord, l'objectif est de poser les équations de la carte de réflectance en utilisant la théorie des ratios.

De la même façon qu'une normale, une k-ième direction d'éclairage, représentée par un vecteur $\mathbf{i}_k$, peut s'exprimer dans l'espace des gradients avec :

$$\mathbf{i}_k = \frac{1}{\sqrt{p_{l_k}^2 + q_{l_k}^2 + 1}} [p_{l_k}, q_{l_k}, 1]^{\mathrm{T}} \tag{5.8}$$

En négligeant la fonction $\max$ dans l'Eq. 2.30, c'est-à-dire sans ombre propre, le rapport I_1/I_2 entre deux valeurs numériques d'intensité I_1 et I_2 provenant respectivement de deux directions d'éclairage différentes $\mathbf{i}_1$ et $\mathbf{i}_2$ devient :

$$p(\alpha p_{l_2} - \beta p_{l_1}) + q(\alpha q_{l_2} - \beta q_{l_1}) + (\alpha - \beta) = 0 \tag{5.9}$$

avec :

$$\begin{aligned} \alpha &= I_1(x,y) f_r(x,y,\mathbf{i}_2,\mathbf{o},\mathbf{n}) \sqrt{p_{l_1}^2 + q_{l_1}^2 + 1} \\ \beta &= I_2(x,y) f_r(x,y,\mathbf{i}_1,\mathbf{o},\mathbf{n}) \sqrt{p_{l_2}^2 + q_{l_2}^2 + 1} \end{aligned} \tag{5.10}$$

Ce rapport est calculé pour chaque direction d'éclairage, ce qui signifie qu'une intensité de référence unique doit être choisie pour le rapport (dénominateur). Cette intensité doit être choisie minutieusement afin qu'elle ne soit pas issue d'une ombre ou d'une réflexion spéculaire. En effet, si cette intensité est issue d'une ombre propre ou portée, et donc proche de 0, alors la valeur du rapport est numériquement instable amplifiant également toute valeur de bruit. Au contraire, si celle-ci est issue d'une réflexion spéculaire alors les variations du rapport entre les directions d'éclairages deviennent faibles et compliquent l'analyse des cartes. En considérant une surface non spéculaire, une manière de résoudre le problème est d'utiliser la valeur maximale (comme *CNN-PS* [187] pour les cartes d'observation). Toutefois, même dans ce cas, l'indice de l'intensité choisie pour le ratio diffère pour chaque position (x, y) et peut provoquer une rotation de la carte entre deux valeurs de gradients proches. Par exemple, la Fig. 5.5 montre que pour un système à six directions d'éclairages et une surface lambertienne, les valeurs maximales diffèrent selon six zones différentes, modifiant la carte de réflectance pour chacune de ces zones. Ce phénomène génère des discontinuités qui peuvent créer des artéfacts lors de l'analyse des cartes par un *CNN*.

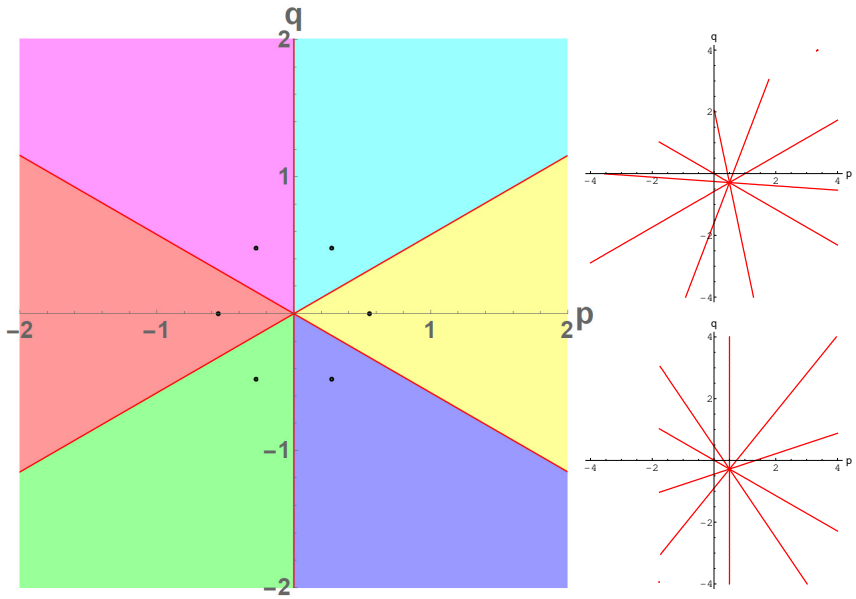


FIGURE 5.5 – Graphique de gauche : limites théoriques de la valeur maximale pour chaque lumière avec un système de SP à 6 directions d'éclairages de lumière (point noir) dans le cas d'une réflectance lambertienne. Graphique de droite : deux cartes de réflectance pour deux valeurs de gradient proches de la limite des valeurs maximales. Afin de simplifier la représentation, la *BRDF* f_r est considérée lambertienne. Ceci implique alors que, dans l'Eq. 5.9, $(\alpha p_{l_2} - \beta p_{l_1})$ et $(\alpha q_{l_2} - \beta q_{l_1})$ sont des constantes, décrivant ainsi des droites dans la carte de réflectance.

Une approche plus robuste consiste à utiliser la moyenne des valeurs des pixels comme référence pour les ratios, c'est-à-dire passer de I_1/I_2 à $\frac{I_1}{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} I_k}$ pour N directions d'éclairage. Cette approche n'implique pas de choix particulier d'intensité de référence et permet de résoudre les limites listées précédemment. Alors, avec l'utilisation de la moyenne, l'équation 5.9 devient :

$$Ap + Bq + C = 0 \tag{5.11}$$

avec les équations suivantes pour l'isocontour j :

$$\begin{aligned}
A &= I_j \sum_{k=1}^{M} \frac{f_r(x,y,\mathbf{i}_k,\mathbf{o},\mathbf{n}) p_{sk}}{\sqrt{p_{sk}^2 + q_{sk}^2 + 1}} - \frac{f_r(x,y,\mathbf{i}_j,\mathbf{o},\mathbf{n}) p_{sj}}{\sqrt{p_{sj}^2 + q_{sj}^2 + 1}} \sum_{k=1}^{M} I_k \\
B &= I_j \sum_{k=1}^{M} \frac{f_r(x,y,\mathbf{i}_k,\mathbf{o},\mathbf{n}) q_{sk}}{\sqrt{p_{sk}^2 + q_{sk}^2 + 1}} - \frac{f_r(x,y,\mathbf{i}_j,\mathbf{o},\mathbf{n}) q_{sj}}{\sqrt{p_{sj}^2 + q_{sj}^2 + 1}} \sum_{k=1}^{M} I_k \\
C &= I_j \sum_{k=1}^{M} \frac{f_r(x,y,\mathbf{i}_k,\mathbf{o},\mathbf{n})}{\sqrt{p_{sk}^2 + q_{sk}^2 + 1}} - \frac{f_r(x,y,\mathbf{i}_j,\mathbf{o},\mathbf{n})}{\sqrt{p_{sj}^2 + q_{sj}^2 + 1}} \sum_{k=1}^{M} I_k
\end{aligned} \tag{5.12}$$

Toutefois, ces équations ne prennent pas en compte l'ombre propre, laquelle va générer des discontinuités pour chaque isocontour à cause de la fonction $\max$ dans l'Eq. 2.30. En effet, selon chaque direction d'éclairage, une zone de la carte de réflectance correspond aux gradients pour lesquels l'intensité passera à 0 (ombre propre). Ce passage à 0 d'une intensité modifie les

paramètres de la courbe et donc son orientation (Fig. 5.6). Plus le nombre de sources d'éclairage est important et plus il y aura de discontinuités dans la carte *CMR*.

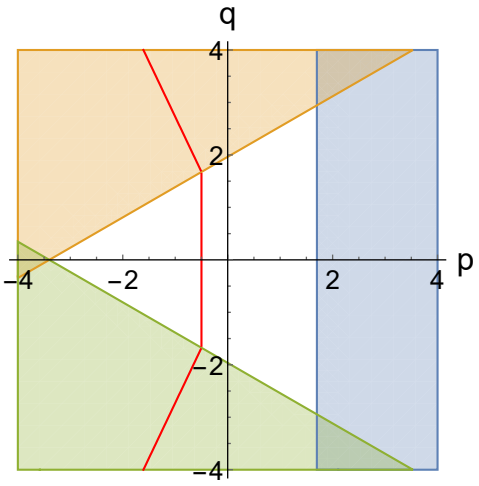


FIGURE 5.6 – Représentation des discontinuités sur un isocontour (ligne rouge) dues à la présence d'ombre propre représentées sur cette carte par les zones orange ($p_{l_1} = 0,29, q_{l_1} = -0,51$), vert ($p_{l_2} = 0,29, q_{l_2} = 0,51$) et bleu ($p_{l_3} = -0,58, q_{l_3} = 0$). L'isocontour est calculé pour 3 directions d'éclairage et une *BRDF* lambertienne.

Finalement, un choix doit être réalisé pour la fonction f_r à utiliser comme *BRDF* de référence. Si une *BRDF* lambertienne est choisie alors f_r devient une constante, ne dépend plus de la direction d'éclairage et disparaît de l'Eq. 5.12. Par simplicité, une *BRDF* lambertienne est choisie pour f_r, permettant également une analyse des motifs.

5.1.3.2 Analyse des cartes *CMR*

Une carte *CMR* à base lambertienne va réagir de différentes façons face à des phénomènes physiques particuliers. En SP, deux phénomènes importants pouvant impacter les intensités sont le spéculaire et l'ombre. Par conséquent, une analyse de ces phénomènes dans la carte *CMR* à bas lambertienne est proposée.

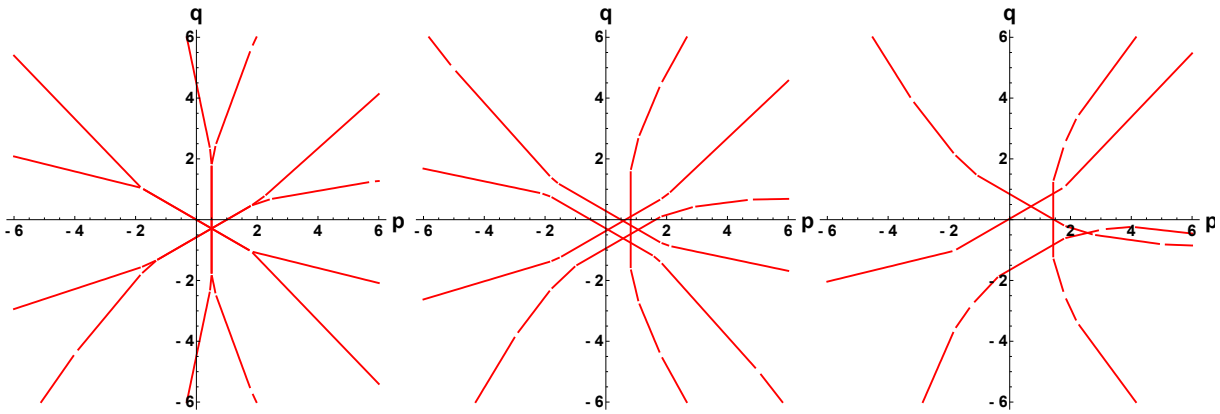


FIGURE 5.7 – Cartes *CMR* pour les mêmes valeurs de gradients dans le cas d'ombres portées : (gauche) pas d'ombre, (milieu) une intensité dans l'ombre et (droite) deux pixels dans l'ombre. Ces cartes sont générées en supposant le cas idéal d'une surface lambertienne et de 6 intensités différentes pour un même point. L'ombre portée est simulée par une mise à 0 d'une ou plusieurs intensités.

Ombre : Deux types d'ombre peuvent apparaître : l'ombre propre lorsque la normale d'un élément de surface est orientée selon un angle supérieur à $\pi/2$ par rapport à la direction d'éclairage et l'ombre portée lorsque l'élément de surface est masqué de la lumière par une autre partie de la surface. Dans les deux cas (Fig. 5.7 et 5.8), à chaque fois qu'une intensité est liée à un phénomène d'ombre, l'isocontour résultant de cette intensité n'est plus visible dans la carte *CMR*.

Concernant l'ombre portée, en plus de la "disparition" des isocontours, les lignes restantes ne convergent plus en un unique point même si la *BRDF* de référence est la même que celle analysée (Fig. 5.7). Ce phénomène est probablement le plus problématique vu qu'il n'est pas prédictible au niveau du pixel, ne faisant pas partie du modèle analytique. Par conséquent, un *CNN* dont la tâche est d'analyser une carte *CMR* doit apprendre toutes les solutions de *BRDF* et de géométrie, mais également toutes les configurations d'ombre portée différentes en fonction du nombre de directions d'éclairage.

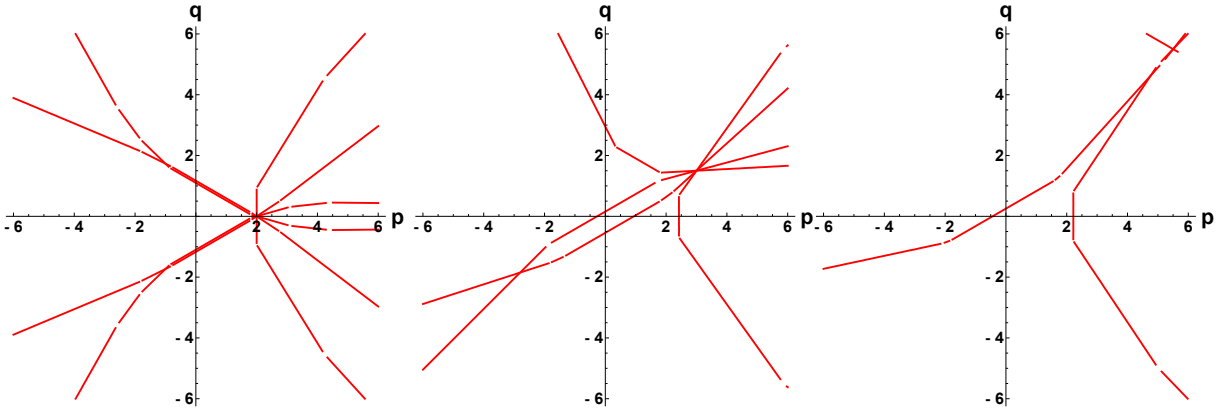


FIGURE 5.8 – Cartes *CMR* dans le cas d'ombres propres : (gauche) pas d'ombre, (milieu) une intensité dans l'ombre et (droite) deux pixels dans l'ombre. Ces cartes sont générées en supposant le cas idéal d'une surface lambertienne et de 6 intensités différentes pour un même point. L'ombre propre est simulée en modifiant le gradient représenté par la carte *CMR* afin qu'une ou plusieurs valeurs d'intensité valent 0.

L'ombre propre provoque également la "disparition" d'isocontours. Toutefois, contrairement à l'ombre portée, ce phénomène n'est pas problématique, car celui-ci est prédictible au niveau du pixel dans l'Eq. 2.30. En effet, sur la Fig. 5.8, les isocontours restants convergent toujours en un unique point.

Spéculaire : Pour une *BRDF* f_r définie avec une partie diffuse f_d et une partie spéculaire f_s, lorsque le *half-vector* entre **o** et **i** est proche de **n**, la valeur de f_s n'est pas nulle et la valeur de l'intensité correspondante est liée à une réflexion spéculaire. Comme l'ombre propre, la carte *CMR* générée à partir d'intensités spéculaires est simple à simuler au niveau du pixel si la base de données d'entrainement utilise un modèle de *BRDF* f_r comprenant ces phénomènes. Alors, comme la *BRDF* de référence est lambertienne, ce phénomène est considéré comme un bruit additif sur une intensité et les isocontours ne se croisent plus en un unique point. La divergence des isocontours est proportionnelle à la forme du lobe spéculaire (Fig. 5.9).

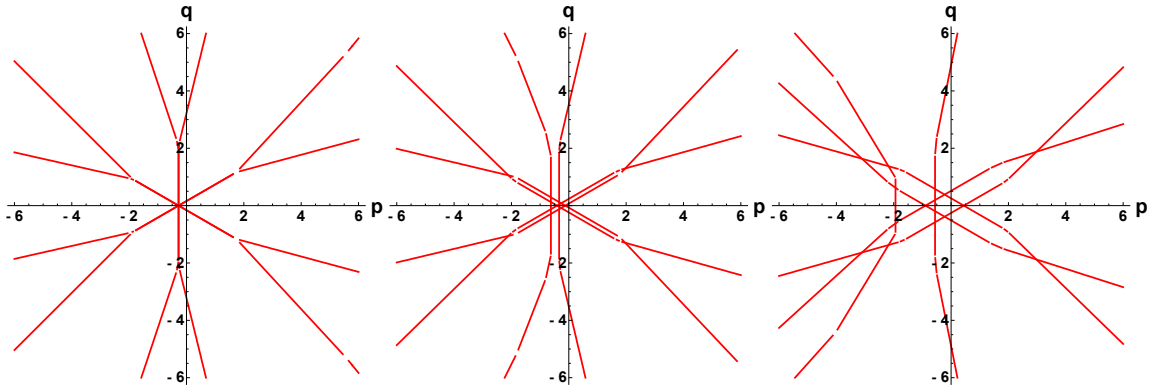


FIGURE 5.9 – Cartes *CMR* dans le cas : (gauche) d'une *BRDF* lambertienne, pour une intensité spéculaire avec $\alpha = 0.1$ (milieu) et $\alpha = 0.01$ (droite) pour le même indice de réfraction $n_i = 1.2$ du modèle de Cook-Torrance [13]. Ces cartes sont générées en supposant 6 intensités différentes pour un même point.

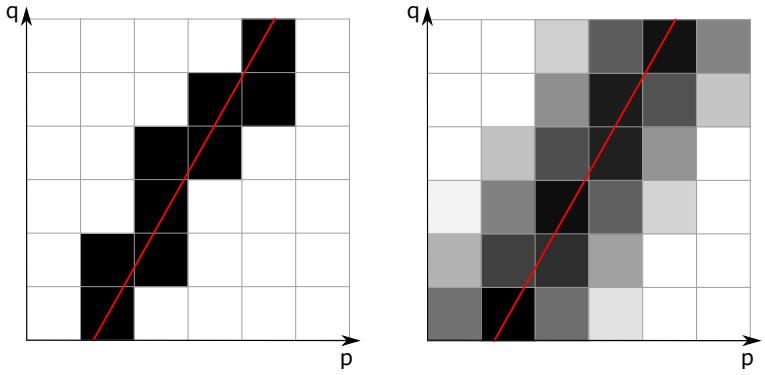
5.1.3.3 Dessiner les isocontours

Dans la section précédente, nous avons vu la théorie de la carte *CMR*. Cette dernière doit maintenant être discrétisée en une petite image afin d'être analysée par un réseau de neurones convolutif (*CNN*). En créant cette image, il est important de garder à l'esprit que chaque pixel dans l'acquisition devra être transformé en une image avec un calcul efficace.

Un premier point important est que l'espace des gradients n'est pas une représentation linéaire de l'orientation de la surface. En effet, lorsqu'une distribution de normales uniforme est utilisée pour la génération de la base de données d'entrainement, la projection de cette distribution dans l'espace des gradients n'est pas uniforme. La projection de l'espace 3D des normales vers l'espace 2D des gradients implique que, pour ce dernier, les gradients sont plus concentrés dans les faibles valeurs de gradients que dans les fortes. Afin de compenser ce déséquilibre, une fonction d'échelle logarithmique adaptée aux deux axes p et q est appliquée à la carte *CMR* générée :

$$\begin{aligned} p_{\log} &= p_{\max} \times \frac{e^{\left|\frac{p}{R}\right|} - e^0}{e^{\frac{p_{max}}{R}} - e^0} \times sgn(p) \\ q_{\log} &= q_{\max} \times \frac{e^{\left|\frac{q}{R}\right|} - e^0}{e^{\frac{q_{max}}{R}} - e^0} \times sgn(q) \end{aligned} \tag{5.13}$$

avec $p_{\log}$ et $q_{\log}$ respectivement les nouvelles valeurs de p et q selon les limite $p_{\max}$ et $q_{\max}$ de la carte et une constante R pour régler la précision sur une faible valeur de $\theta_{\mathbf{n}}$. Les discontinuités et l'échelle logarithmique rendent l'utilisation des algorithmes de dessin de lignes classiques inefficaces et conduiront à une discrétisation grossière des courbes de la carte (Fig. 5.10 (a)).



(a) (b)

FIGURE 5.10 – Échantillonnage d'une droite dans une image par une approche sans atténuation (a) et avec atténuation (b).

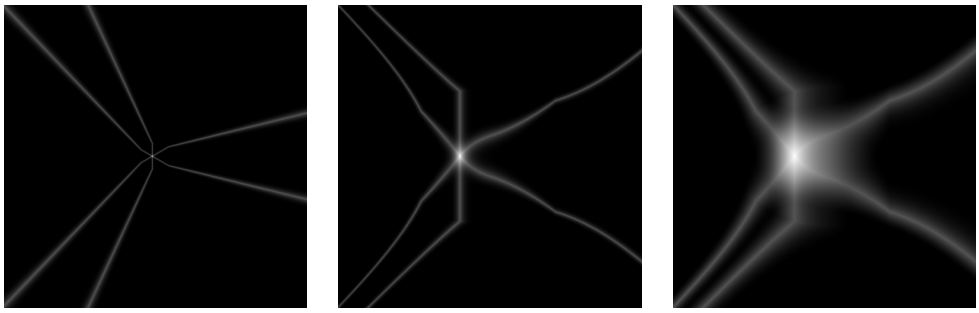
Ainsi une approche de balayage est utilisée pour calculer l'intensité des pixels finale de la carte *CMR* (Fig. 5.10 (b)). Pour chaque pixel, la différence entre le ratio théorique et le ratio réel pour un isocontour j est calculée :

$$\varepsilon_j(p,q) = \frac{L_{o_j}(p,q)}{\sum_{i=1}^{k} L_{o_i}(p,q)} - \frac{kI_j}{\sum_{i=1}^{k} I_i} \tag{5.14}$$

La partie gauche de cette équation est précalculée pour chaque configuration d'éclairage comme k cartes *CMR* théoriques. Ceci permet d'avoir une approche rapide à l'inférence. Puis, pour contrôler la largeur d'une courbe et son atténuation au niveau des bords, la valeur de pixel finale de la carte pour une direction d'éclairage j est :

$$X_j(p,q) = \frac{\left[\left(\frac{1}{a} - \min\left(\frac{1}{a}, |\varepsilon_j(p,q)|\right)\right) \times a\right]^b}{k} \tag{5.15}$$

où a contrôle la largeur et b l'atténuation (Fig. 5.11).



(a) (b) (c)

FIGURE 5.11 – 3 représentations d'une carte *CMR* pour des gradients $p = -0.5$ et $q = 0$ avec 3 directions d'éclairage : (a) échelle linéaire avec $a = 5$ et $b = 4$, (b) échelle logarithmique avec $a = 5$ et $b = 4$ et (c) échelle logarithmique avec $a = 2$ et $b = 2$. La résolution de la carte est 128 et $q_{\max} = p_{\max} = 20$.

Enfin, la valeur $X(p,q)$ d'un pixel d'une carte *CMR* discrétisée pour k directions d'éclairage est :

$$X(p,q) = \sum_{i=1}^{k} X_i(p,q) \tag{5.16}$$

Une fois la carte *CMR* discrète générée, celle-ci est analysée par un réseau de neurones convolutif basé sur *DenseNet* [222] de la même manière que *CNN-PS* [187] afin d'estimer la normale pixel à pixel (Fig. 5.12). Pour ces travaux, des images de plus grande taille que les cartes d'observation ont été générées. Par conséquent, un bloc dense a été ajouté à l'architecture pour limiter les paramètres du réseau et également augmenter son niveau d'abstraction. La fonction d'erreur est l'erreur quadratique moyenne entre la normale estimée et la vérité terrain. Pour l'entrainement, l'*optimizer* utilisé est *Adam* avec un *learning rate* de $1e-4$. Pour une carte *CMR* de taille 128, le réseau a 773 000 paramètres. Pour le reste de ce manuscrit, cette approche est appelée *PSCMR*.

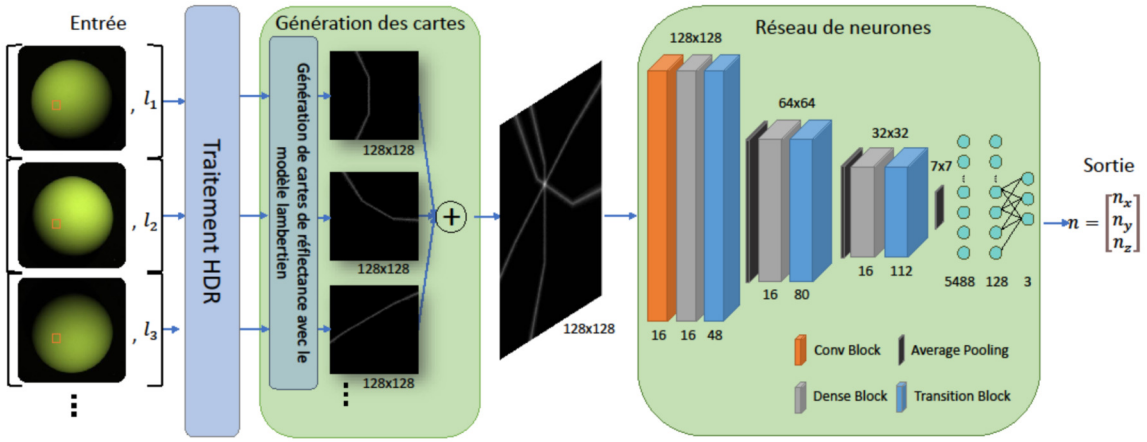


FIGURE 5.12 – Schéma global de l'approche des intensités en entrée vers la normale en sortie du réseau de neurones.

5.2 Bases de données

Afin d'utiliser les représentations abordées dans la section précédente, il est nécessaire de générer une base de données d'entrainement. Cette base de données est composée d'un million de pixels suivant un système de SP avec une configuration d'éclairage fixe. Ces pixels sont générés en utilisant l'Eq. 2.30 indépendamment les uns des autres en utilisant des *BRDF* et des gradients paramétrés aléatoirement. Une partie de la base de données d'entrainement est dédiée aux phénomènes de spéculaire et d'ombre portée afin d'améliorer les approches présentées. Cette base de données est générée pour les approches *PSGL* et *PSCMR* dont la seule différence est que *PSCMR* nécessite des valeurs en niveaux de gris en entrée alors que *PSGL* nécessite des valeurs RVB ainsi que des valeurs d'intensité lambertiennes équivalentes.

5.2.1 Choix du modèle de *BRDF*

La Sec. 4.3.2.2 montre que la représentation et la manipulation de la *BRDF* est une tâche complexe pour représenter l'apparence des matériaux pour des applications réelles. Nous pouvons utiliser des mesures de *BRDF* ou bien calculer une fonction analytique à l'aide de différents paramètres. Par conséquent, deux modèles analytiques et une base de données mesurées

ont été choisis pour représenter la *BRDF* pixel à pixel : la fonction *roughplastic* de Mitsuba [188], le modèle de Simonot [26, 15] et la base de données mesurées de *MERL* [151].

5.2.1.1 Modèles analytiques à base de microfacettes

Aujourd'hui, la plupart des modèles de *BRDF* f_r utilisent la théorie des microfacettes. Ceux-ci sont présentés sous la forme générale :

$$f_r(\mathbf{i},\mathbf{o},\mathbf{n}) = \int_\Omega \frac{|\mathbf{im}|}{|\mathbf{in}|} f_r^\mu(\mathbf{i},\mathbf{o},\mathbf{m}) \frac{|\mathbf{om}|}{|\mathbf{on}|} D(\mathbf{m}) G(\mathbf{i},\mathbf{o},\mathbf{m}) d\omega_m \tag{5.17}$$

avec $\mathbf{m}$ la normale à la microfacette et $f_r^\mu(\mathbf{i},\mathbf{o},\mathbf{m})$ la *BRDF* des microfacettes. La distribution des microfacettes $D(\mathbf{m})$ est isotrope et généralement définie par le modèle de Beckmann [17] fixé par son écart-type σ.

Mitsuba *roughplastic* : La *BRDF roughplastic* de Mitsuba [188], un logiciel de rendu basé physique, est présenté comme un cas mixte des modèles de *BRDF* à microfacettes à deux couches. En effet, ce modèle utilise une *BSDF* f_s purement spéculaire basée sur le modèle de Walter *et al.* [18]. La particularité de ce modèle est qu'il permet de simuler l'interaction lumière/matière avec une interface à partir de microfacettes par l'addition d'une *BRDF* f_r^i et d'une *BTDF* f_t^i :

$$f_s(\mathbf{i},\mathbf{o},\mathbf{m}) = f_r^i(\mathbf{i},\mathbf{o},\mathbf{m}) + f_t^i(\mathbf{i},\mathbf{o},\mathbf{m}) \tag{5.18}$$

Cette interface constitue la première couche du matériau. La deuxième couche est un matériau diffusant dont la *BRDF* est purement diffuse et n'est pas basée sur la théorie des microfacettes. Cette couche est interprétée comme la partie diffuse f_d de la *BRDF*. La lumière interagit ainsi avec les deux couches par réflexion/réfraction et permet de simuler une grande variété de matériaux.

Le modèle est paramétré en utilisant trois variables *diffuse_reflectance*, *alpha* et *int_ior* fixées par une distribution aléatoire uniforme entre deux valeurs :

- *diffuse_reflectance* est l'intensité, fixée entre 0 et 0.8, de la partie diffuse f_d en niveaux de gris pour les cartes *CMR* ou en valeurs RVB pour l'approche *PSGL*.
- *alpha* est la moyenne quadratique du gradient des microfacettes suivant la distribution de Beckmann [17] fixée entre 0.0001 et 0.5.
- *int_ior* est l'indice de réfraction du matériau généré fixé entre 1.0 et 1.8.

Modèle de Simonot : Un modèle récent de *BRDF* pouvant être appliqué pour simuler un grand nombre de matériaux est celui décrit par Simonot [15] puis implémenté par Meneveaux *et al.* [26]. Celui-ci considère un modèle à base de microfacettes lambertiennes interfacées (Fig. 5.13). Contrairement aux approches mixtes classiques, c'est la *BRDF* f_r^μ des microfacettes qui est décomposée en une partie diffuse et spéculaire et non la *BRDF* f_r. Cette décomposition permet notamment la simulation de l'effet de rétrodiffusion démontré par le modèle d'Oren-Nayar [9].

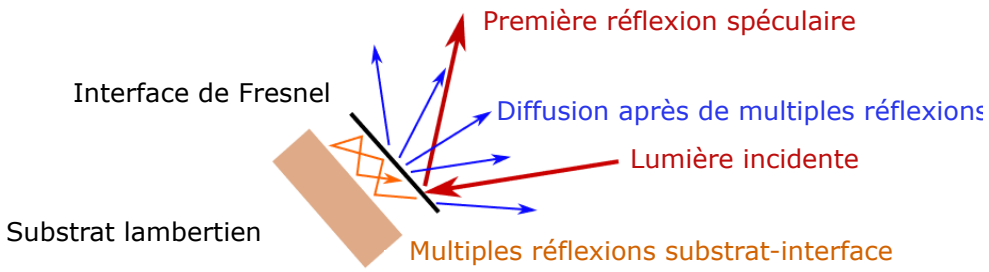


FIGURE 5.13 – Schéma d'une microfacette selon le modèle de Simonot [15] composée d'une interface de Fresnel avec un substrat lambertien (figure traduite de [26]).

En effet, le modèle de *BRDF* f_r^μ des microfacettes est séparé en un terme spéculaire f_s^μ et diffusant f_d^μ :

$$f_r^\mu(\mathbf{i},\mathbf{o},\mathbf{m}) = f_s^\mu(\mathbf{i},\mathbf{o},\mathbf{m}) + f_d^\mu(\mathbf{i},\mathbf{o},\mathbf{m}) \tag{5.19}$$

Chaque microfacette est considérée comme plane donc celle-ci s'exprime uniquement selon une fonction de Dirac $\delta\omega_m(\mathbf{h},\mathbf{m})$ dont la valeur est 1 si $\mathbf{h} = \mathbf{m}$ et 0 sinon :

$$f_s^\mu(\mathbf{i},\mathbf{o},\mathbf{m}) = F(\mathbf{i},\mathbf{h})\frac{\delta\omega_m(\mathbf{h},\mathbf{m})}{4|\mathbf{ih}|^2} \tag{5.20}$$

avec $F(\mathbf{i},\mathbf{h})$ le terme de Fresnel entre deux milieux caractérisés par leur rapport d'indice de réfraction $n_i = n_1/n_0$:

$$F(\mathbf{i},\mathbf{h}) = \frac{1}{2}\frac{(g-c)^2}{(g+c)^2}\left\{1 + \frac{(c(g+c)-1)^2}{(c(g-c)+1)^2}\right\} \tag{5.21}$$

avec $c = \mathbf{i}\cdot\mathbf{h}$ et $g^2 = n_i^2 + c^2 - 1$. La partie de la lumière transmise par la première interface est représentée par $T(\mathbf{i},\mathbf{m}) = 1 - F(\mathbf{i},\mathbf{m})$ puis entre en interaction avec le substrat lambertien représenté par le terme k_d. De multiples interactions interviennent entre le substrat et la première interface représentées par $1/(1-k_d r_i)$ puis la transmission finale $T(\mathbf{o},\mathbf{m})$ vers l'observateur $\mathbf{o}$ intervient. Ces différentes interactions donnent une formulation de la partie diffuse de la *BRDF* de Simonot :

$$f_d^\mu(\mathbf{i},\mathbf{o},\mathbf{m}) = \frac{1}{\pi n_i^2}T(\mathbf{i},\mathbf{m})T(\mathbf{o},\mathbf{m})\frac{k_d}{(1-k_d r_i)} \tag{5.22}$$

Le terme r_i correspond à la réflectance interne de l'interface qui produit les multiples réflexions :

$$r_i = \int_{\theta_u}^{\frac{\pi}{2}} F_i(\mathbf{u},\mathbf{m})\sin(2\theta_u)d\theta_u \tag{5.23}$$

avec F_i le terme de Fresnel interne lié à l'interface, $\mathbf{u}$ le vecteur de direction du rayon incident à l'interface provenant du substrat et $\theta_\mathbf{u}$ l'angle polaire associé au vecteur $\mathbf{u}$. Les microfacettes

sont ensuite intégrées suivant l'Eq. 5.18 afin de calculer la *BRDF* globale. Ce modèle est fixé par les paramètres k_d, n_i et σ respectivement associés aux paramètres *diffuse_reflectance*, *int_ior* et *alpha* du modèle de Mitsuba. La distribution aléatoire des paramètres est alors la même que pour ce modèle.

5.2.1.2 Base de données de *MERL*

Une autre solution pour la génération de la base de données d'intensité est d'utiliser des *BRDF* mesurées. Une base très largement utilisée dans l'état de l'art est celle de Matusik [151] qui a créé un système d'acquisition basé sur [235] afin de mesurer 100 matériaux différents. Le système d'acquisition est composé d'une caméra, d'une source d'éclairage et d'un plateau tournant permettant de faire varier la direction d'éclairage autour de sphères uniformes ayant un matériau isotrope. Les 100 *BRDF* mesurées sont utilisées à la place des modèles de *BRDF* dans l'Eq. 2.30 afin de générer la base de données d'entrainement.[1] Celles-ci sont choisies suivant une loi uniforme afin que toutes les *BRDF* de cette base soient représentées. Toutefois, cette *BRDF* n'étant pas analytique, celle-ci ne peut être utilisée pour *PSGL*. En effet, dans le cas des deux *BRDF* précédentes, la partie diffuse f_d du modèle analytique permet de représenter la partie diffuse équivalente, ce qui n'est pas le cas pour une *BRDF* mesurée.

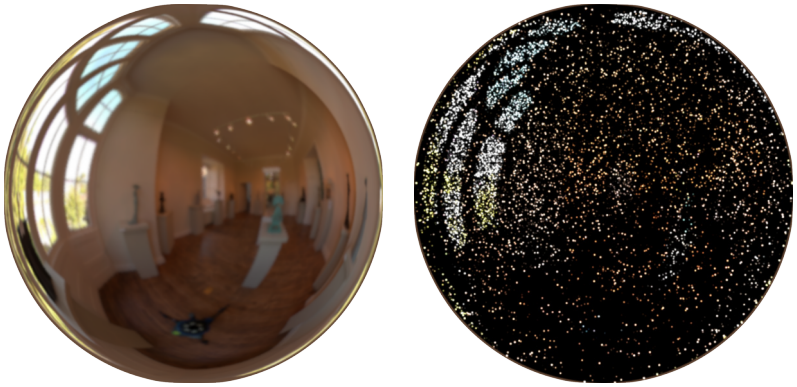
5.2.2 Répartition de la base de données

Pour la génération pixel à pixel à partir de l'Eq. 2.30, il est nécessaire de générer les gradients $(p_{\mathbf{n}}, q_{\mathbf{n}})$ associés à la normale $\mathbf{n}$. Ces gradients sont générés suivant une distribution aléatoire uniforme. Cependant, il est important de contrôler les phénomènes physiques comme le spéculaire et l'ombre portée afin d'assurer une bonne répartition de la base de données. En effet, ces phénomènes sont les plus complexes à traiter pour les approches de SP et n'apparaissent que peu dans une base de données si celle-ci ne contrôle pas leur répartition. Dans cette section, l'échantillonnage d'importance est utilisé pour dédier une partie de la base de données d'entrainement au spéculaire et une autre approche basée sur Li *et al.* [209] est utilisée pour l'ombre portée.

5.2.2.1 Échantillonnage d'importance

L'échantillonnage d'importance est un principe utilisé en rendu réaliste afin d'échantillonner de manière robuste les réflexions au niveau d'une surface et spécifiquement les zones spéculaires afin de garder uniquement l'information importante (Fig. 5.14). En effet, dans ces zones la réflexion est due à certaines directions d'incidence particulières. Ces zones sont identifiées en utilisant la distribution des normales dans un modèle à base de microfacettes comme Heitz *et al.* [236]. Dans le cadre de ces travaux, ce principe est dérivé afin de sélectionner des gradients $p_{\mathbf{n}}$ et $q_{\mathbf{n}}$ dans la zone spéculaire permettant de dédier une partie de la base de données uniquement au spéculaire.

1. La base de données *MERL* a été récupérée à l'adresse : https ://cdfg.csail.mit.edu/wojciech/brdfdatabase



(a) (b)

FIGURE 5.14 – Rendu d'une sphère avec une carte d'environnement sous Mitsuba [188] avec (a) et sans (b) échantillonnage d'importance de la *BRDF*.

Le principe de l'échantillonnage d'importance est de choisir la méthode d'intégration dans l'Eq. 2.29. En effet, il est tout à fait possible de choisir une intégration suivant un tirage aléatoire uniforme par la méthode de Monte-Carlo, mais celle-ci peut ne pas être efficace pour des surfaces brillantes ou miroirs. Il est alors nécessaire de déterminer une fonction de densité de probabilité (FDP) afin que plus de tirages soient réalisés dans ces zones. Dans le cas d'un modèle à base de microfacettes, la distribution des normales est la fonction utilisée pour l'échantillonnage d'importance. Pour le réaliser, l'approche de Heitz *et al.* [236] est choisie. Les auteurs utilisent la loi de distribution des normales visibles :

$$D_{\mathbf{i}}(\mathbf{m}) = \frac{G_1(\mathbf{i},\mathbf{m})|\mathbf{i}\cdot\mathbf{m}|D(\mathbf{m})}{|\mathbf{i}\cdot\mathbf{g}|} \tag{5.24}$$

avec $G_1(\mathbf{i},\mathbf{m})$ la fonction de masquage des microfacettes, $D(\mathbf{m})$ la fonction de distribution des microfacettes et $\mathbf{g} = [0,0,1]^{\mathrm{T}}$ la normale géométrique. Cette distribution de normales est associée à une distribution $P_{\mathbf{i}}^{22}(p_{\tilde{\mathbf{m}}}, q_{\tilde{\mathbf{m}}})$ des gradients $\tilde{\mathbf{m}} = [p_{\tilde{\mathbf{m}}}, q_{\tilde{\mathbf{m}}}]^{\mathrm{T}}$:

$$(\mathbf{m}\cdot\mathbf{g})D(\mathbf{m}) = \|\frac{\partial\tilde{\mathbf{m}}}{\partial\mathbf{m}}\|P_{\mathbf{i}}^{22}(p_{\tilde{\mathbf{m}}}, q_{\tilde{\mathbf{m}}}) \tag{5.25}$$

Il est alors nécessaire d'échantillonner cette fonction de densité de probabilité. En effet, l'objectif est de trouver les gradients $p_{\tilde{\mathbf{m}}}$ et $q_{\tilde{\mathbf{m}}}$ associés à la normale $\mathbf{m}$ d'une microfacette. Pour cela, l'algorithme se déroule en 5 étapes :

1. Afin de simplifier la formulation du problème, la distribution des normales doit être normalisée. L'astuce est alors de "l'étirer" pour transformer le vecteur incident $\mathbf{i} = [x_i, y_i, z_i]^{\mathrm{T}}$ en un vecteur incident normalisé en utilisant l'opérateur :

$$\mathcal{S}^{\alpha_x,\alpha_y}(\mathbf{i}) = \frac{(\alpha_x x_i, \alpha_y y_i, z_i)}{\sqrt{(\alpha_x x_i)^2 + (\alpha_y y_i)^2 + z_i^2}} \tag{5.26}$$

2. Pour l'échantillonnage de la variable aléatoire marginalisée $p_{\tilde{\mathbf{m}}}$ associé à la fonction de densité de probabilité marginalisée $P_{\mathbf{i}}^{2-}(p_{\tilde{\mathbf{m}}}, 1, 1)$, la fonction de répartition cumulative $C_{\mathbf{i}}^{2-}$ doit être inversée :

$$\mathcal{U}_1 = \int_{-\infty}^{p_{\tilde{\mathbf{m}}}} P_{\mathbf{i}}^{2-}(p'_{\tilde{\mathbf{m}}}, 1, 1) dp'_{\tilde{\mathbf{m}}} \qquad p_{\tilde{\mathbf{m}}} = C_{\mathbf{i}}^{2--1}(\mathcal{U}_1, 1, 1) \tag{5.27}$$

3. Pour l'échantillonnage de la variable aléatoire conditionnelle $q_{\tilde{\mathbf{m}}} \mid p_{\tilde{\mathbf{m}}}$ associé à la fonction de densité de probabilité conditionnelle indépendante au point de vue $P_{\mathbf{i}}^{2|2}(q_{\tilde{\mathbf{m}}} \mid p_{\tilde{\mathbf{m}}}, 1, 1)$, la fonction de répartition cumulative $C_{\mathbf{i}}^{2|2}$ doit être inversée :

$$\mathcal{U}_2 = \int_{-\infty}^{q_{\tilde{\mathbf{m}}}} P_{\mathbf{i}}^{2|2}(q'_{\tilde{\mathbf{m}}} \mid p_{\tilde{\mathbf{m}}}, 1, 1) dq'_{\tilde{\mathbf{m}}} \qquad q_{\tilde{\mathbf{m}}} = C_{\mathbf{i}}^{2|2-1}(\mathcal{U}_2, 1, 1) \tag{5.28}$$

4. Le vecteur $\tilde{\mathbf{m}}$ des gradients est transformé vers sa forme canonique en appliquant une rotation selon l'angle ϕ_i où :

$$\mathbf{i} = [\cos\phi_i \sin\theta_i, \sin\phi_i \sin\theta_i, \cos\theta_i]^{\mathrm{T}} \tag{5.29}$$

5. Les gradients $p_{\tilde{\mathbf{m}}}$ et $q_{\tilde{\mathbf{m}}}$ sont finalement multipliés par les facteurs de normalisation α_x et $alpha_y$ de l'étape 1 afin de revenir à la distribution initiale des normales.

Un tirage dans cet échantillonnage des gradients des micronormales $p_{\tilde{\mathbf{m}}}$ et $q_{\tilde{\mathbf{m}}}$ nous permet de choisir les gradients $p_{\mathbf{n}}$ et $q_{\mathbf{n}}$ dans la zone spéculaire de la *BRDF*. Pour l'implémentation, nous avons utilisé celle réalisée en C++ de Heitz *et al.*. Cet échantillonnage est appliqué à 30% de la base de données.

5.2.2.2 Représentation de l'ombre portée

Dans la partie précédente, nous avons abordé une prise en compte plus importante du spéculaire dans la base de données d'entrainement. Un autre phénomène limitant est l'ombre portée induite par la géométrie globale d'une surface. En générant une base de données pixel à pixel, Li *et al.* [209] décrivent une approche basée sur les cartes d'observation afin de simuler ce phénomène (Fig. 5.15).

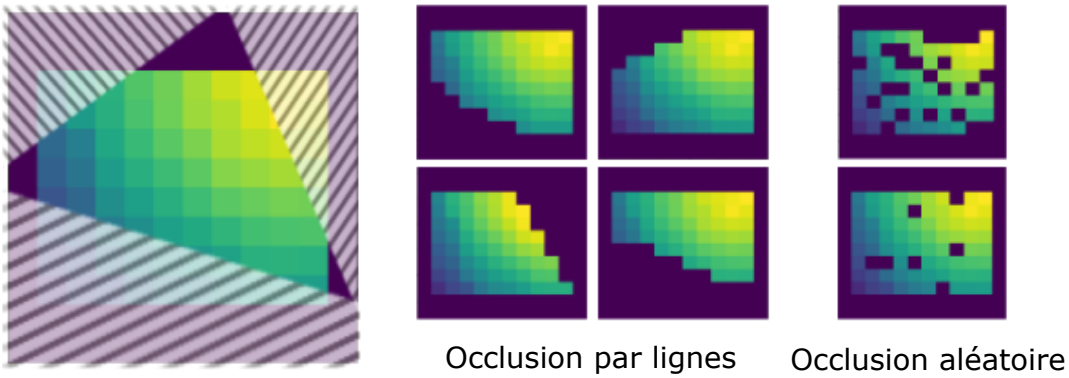


FIGURE 5.15 – Comparaison de l'occlusion aléatoire et de l'occlusion en utilisant l'approche par lignes de Li *et al.* [209] (figure traduite de [209]).

L'approche initiale réalisée par Santo *et al.* [186] est d'utiliser une première couche d'abandon (*Dropout*) afin de retirer aléatoirement des valeurs d'intensité. En sachant que l'ombre portée est plus généralement générée par une zone sur un objet, celle-ci concerne ainsi plusieurs directions d'éclairage dans cette même zone. Li *et al.* [209] proposent une approche plus réaliste de ce phénomène.

Tout d'abord, les données d'entrée sont représentées sous la forme d'une carte d'observation représentant les directions d'éclairage (x_i, y_i) avec $x_i, y_i \in [-1, 1]$. Le principe est ensuite de tracer une ligne d'ombrage dans cette carte d'observation afin de retirer une partie des valeurs d'intensité pour simuler l'ombre portée selon les six cas possibles en fonction des bords de l'image. Deux points aléatoires $P_1 = [x_1, y_1]^{\mathrm{T}}$ et $P_2 = [x_2, y_2]^{\mathrm{T}}$ sont choisis sur les bords de la carte d'observation dont le gradient de la ligne d'ombrage m ainsi que son ordonnée à l'origine y_0 sont calculés :

$$m = \frac{y_1 - y_2}{x_1 - x_2} \qquad\qquad y_0 = -mx_1 + y_1 \tag{5.30}$$

Ensuite, nous calculons l'ordonnée $y_{i_{sl}}$ liée au point $(y_{i_{sl}}, x_i)$ équivalent au point (x_i, y_i) sur la ligne d'ombrage :

$$y_{i_{sl}} = mx_i + y_0 \tag{5.31}$$

La ligne sépare la carte en deux zones distinctes dont celle utilisée pour supprimer les intensités est choisie de manière aléatoire. Si une première zone est choisie, l'intensité est rejetée dans le cas où $y_0 > 0$ et que $y_{i_{sl}} < y_i$ ou que $y_0 < 0$ et que $y_{i_{sl}} > y_i$. Si l'autre zone est choisie alors l'intensité est rejetée dans le cas où $y_0 > 0$ et que $y_{i_{sl}} > y_i$ ou que $y_0 < 0$ et que $y_{i_{sl}} < y_i$. Les intensités rejetées sont remplacées par un bruit gaussien de moyenne 0 et d'écart-type 0.0001 comme [193]. Si moins de trois valeurs sont exploitables sur les intensités restantes, la carte *CMR* n'est pas générée. La part de la base de données dédiée à l'ombrage est de 10%.

5.2.3 Base de données de test

Pour réaliser des tests sur des données de SP et ainsi caractériser nos approches, une base de données de test a été conçue. Nous avons choisi de la partager en trois différentes bases : une base de données synthétique par simulation, une base de données connue de l'état de l'art *DiLiGenT* ainsi que des données issues de nos propres systèmes d'acquisition. La base de données synthétique nous permet de comparer les approches avec une vérité terrain précise, mais en étant éloigné d'une *BRDF* réelle ainsi que des phénomènes engendrés par une acquisition réelle. La base de données *DiLiGenT* nous permet de comparer les approches sur des données réelles avec une vérité terrain connue, mais dont les données sont bruitées et pour lesquelles la vérité terrain obtenue peut avoir tendance à lisser les détails sur un objet ([179]). La base de données issue de nos systèmes d'acquisition nous permet de comparer les approches avec une chaine d'acquisition contrôlée et dont les données contiennent peu de bruit mais dont la comparaison est uniquement qualitative, car il n'y a pas de vérité terrain.

5.2.3.1 Simulation

Les données synthétiques sont rendues à l'aide de Mitsuba 2 [188] avec la *BRDF* "*rough-plastic*" et une distribution des normales de Beckmann appliquée sur 9 objets et 8 configurations de *BRDF* avec *alpha* $\in \{0.01, 0.05, 0.1, 0.2\}$ et *int_ior* $\in \{1.2, 1.5\}$ et une configuration lambertienne *alpha* $\in \{0.2\}$ et *int_ior* $\in \{1.0\}$ (Fig. 5.16). Ces configurations ont été choisies afin d'obtenir des *BRDF* mates et brillantes représentant une large gamme de surfaces réelles. Nous avons choisi 11 éclairages suivant la configuration du système sur site 5.17 (c).

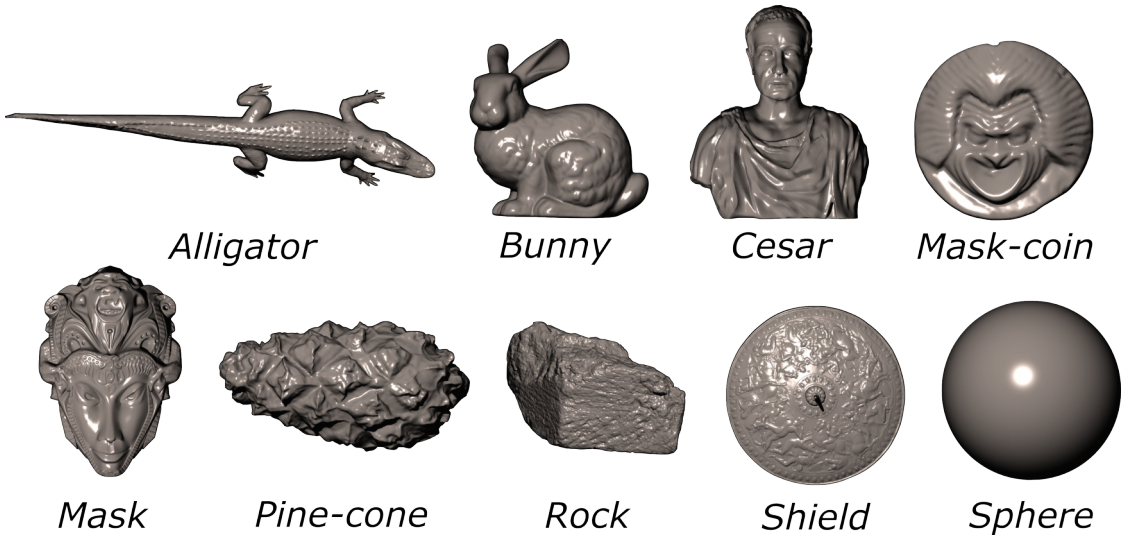


FIGURE 5.16 – Les 9 objets simulés avec Mitsuba [188] pour notre base de données synthétique.

Cette base de données ne peut pas être utilisée pour tester les différentes *BRDF* d'entrainement. Effectivement, une base de données basée sur des acquisitions représentant des *BRDF* réelles est nécessaire pour cette comparaison.

5.2.3.2 *DiLiGenT*

DiLiGenT [179] est une base de données de test composée de 10 objets différents éclairés par 96 éclairages dont chaque objet est associé à sa carte de normales vérité terrain. Cette vérité terrain est mesurée par un système de projection de motifs suivi d'un recalage manuel entre les acquisitions de SP et les vérités terrain. *DiLiGenT* est fourni avec des images au format *PNG* de taille 612×512 avec une quantification de 16-bit. Dans cette étude, les images au format *EXR* haute résolution (2448×2048 avec une valeur flottante) sont utilisées, pour lesquelles nous remercions les auteurs de nous les avoir fournies. 4, 6, 8, 10 et 12 éclairages ont été sélectionnés sur les 96 disponibles dans l'ensemble de données *DiLiGenT EXR*. De plus, ceux-ci sont placés de manière homogène et cohérente pour un système de SP (Fig. 5.17 (a)).

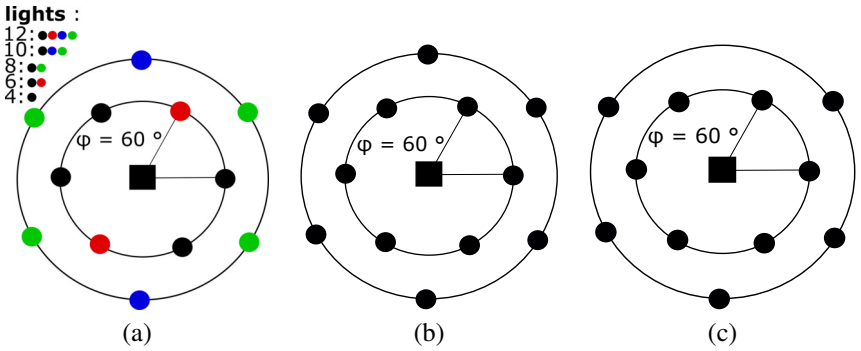


FIGURE 5.17 – Schémas de la configuration de l'éclairage pour tous les systèmes. La caméra est représentée par les carrés et les sources lumineuses par les cercles. Pour *DiLiGenT* (a), nous avons choisi 4, 6, 8, 10 et 12 éclairages pour former des anneaux ayant des propriétés proches sur nos propres systèmes. Pour le système orienté laboratoire (b), le rayon du petit et du grand anneau est de 470 mm et 1675 mm. Leurs hauteurs sont de 1675 mm et 1575 mm. Pour le système sur site (c), le rayon du petit et du grand anneau est de 140 mm et 235 mm. Leurs hauteurs sont de 395 mm et 345 mm.

Il est important de noter que cette base de données comporte des imprécisions comme le montre Ikehata [187]. En effet, des incohérences dans les valeurs d'intensité peuvent être observées sur l'objet *BEAR*. De plus, une grande quantité de bruit peut être observée dans les images (Fig. 5.18). Ce bruit a été observé à la fois dans les images PNG et EXR et pourrait être dû au traitement *HDR*. En effet, les intensités sont très différentes d'un éclairage à l'autre, ce qui est corrigé lors du prétraitement, mais peut entrainer une augmentation du bruit et un décalage de la valeur des pixels saturés. De plus, les vérités terrain fournies avec leur approche de projection de franges ne permettent pas de faire ressortir autant de détails que les méthodes par SP [179]. Ainsi, l'utilisation du jeu de données *DiLiGenT* est une bonne approche pour évaluer la robustesse d'une méthode, mais celle-ci doit être utilisée avec précautions.

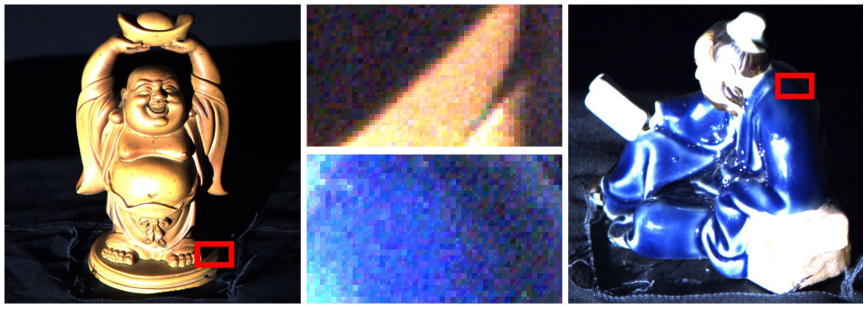


FIGURE 5.18 – Exemple de bruit et de quantification dans la base de données *DiLiGenT* [179] sur les objets *Buddha* (gauche et milieu haut) et *Reading* (droite et milieu bas) pour les images au format *EXR* (les intensités des pixels sont amplifiées par un facteur de 20).

5.2.3.3 Objets réels

L'objectif final du développement de nos algorithmes est de les utiliser pour des applications réelles. Pour cela, une base de données de SP d'objets réels a été réalisée avec deux systèmes d'acquisition différents. Le premier système est composé de 12 éclairages répartis sur deux anneaux d'un volume de 5.3m^3 pour une utilisation en laboratoire, sans éclairage ambiant et avec un objectif d'une longueur focale de 300mm. Les sources de lumière et la caméra sont éloignées des objets, ce qui permet de se rapprocher de la projection orthographique avec un éclairage directionnel et uniforme (Fig. 5.17 (b)). Le second système est composé de 11 éclairages répartis

sur deux anneaux d'un volume de 0,088 m^3 et d'un objectif de caméra d'une longueur focale de 75mm (Fig. 5.17 (c)). Ce système est conçu pour être déplacé et utilisé dans des environnements difficiles. Toutes les acquisitions sont réalisées avec des temps d'exposition différents pour permettre la reconstruction *HDR* qui est réalisée en simplifiant l'approche de Tocci *et al.* [237]. En effet, les pixels voisins ne sont pas utilisés, car ceux-ci peuvent lisser la reconstruction *HDR*. De plus, cette méthode garantit que notre traitement *HDR* est linéaire et limite le bruit sur les images. Plus de détails concernant l'algorithme de *HDR* sont donnés dans la Sec. 6.1.2.1.

De plus, pour évaluer les méthodes de SP, il est difficile d'obtenir des données de référence, c'est-à-dire d'utiliser un système d'estimation de la géométrie et d'obtenir la même résolution sans erreurs de recalage. Nous avons donc choisi 4 objets réels pour réaliser des copies en plâtre peint afin de comparer qualitativement la même géométrie avec différents matériaux (Fig. 5.19). Ils ont été moulés avec du silicone Silastic RTV-3481 et dupliqués avec du plâtre ALPHA 3500. Ils ont été dupliqués quatre fois et trois d'entre eux ont été colorés avec différents types de peintures (mate, satinée et brillante) afin d'évaluer différentes formes de lobes spéculaires.

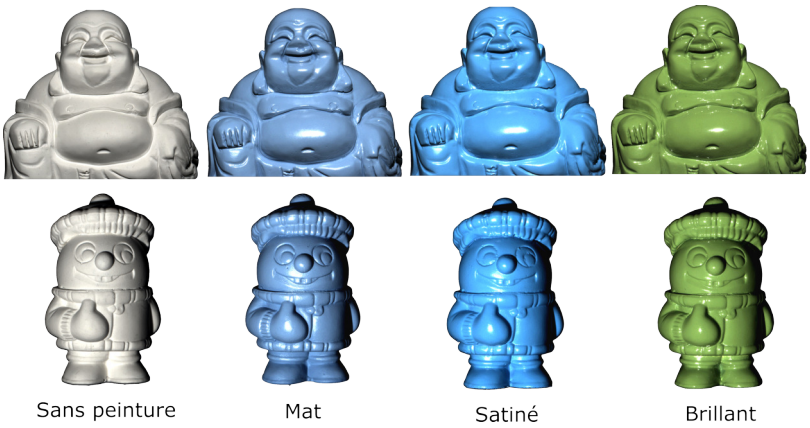


FIGURE 5.19 – Les objets "figurine" et "buddha" ont été répliqués 4 fois en appliquant des peintures différentes : sans peinture donnant un aspect diffus, une peinture mate, satinée et brillante.

5.3 Résultats des méthodes

Maintenant que les approches ont été détaillées ainsi que les bases de données sur lesquelles elles ont été entrainées et seront testées, il est nécessaire d'analyser et d'interpréter les résultats de chacune des méthodes. Dans cette section, nous verrons d'abord les résultats nous permettant de faire des choix concernant les paramètres de la carte *CMR* puis nous verrons l'impact de la répartition de la base de données par une étude par ablation avec *PSCMR*. Finalement, les différents résultats sont présentés montrant ainsi les avantages et les limites de nos approches.

5.3.1 Choix des paramètres de la carte *CMR*

La carte *CMR* est paramétrée par une taille maximale $(p_{\mathbf{n}_{\max}}, q_{\mathbf{n}_{\max}})$ suivant ses gradients $p_{\mathbf{n}}$ et $q_{\mathbf{n}}$ ainsi qu'une résolution (w, h) en utilisant les résultats sur des données synthétiques.

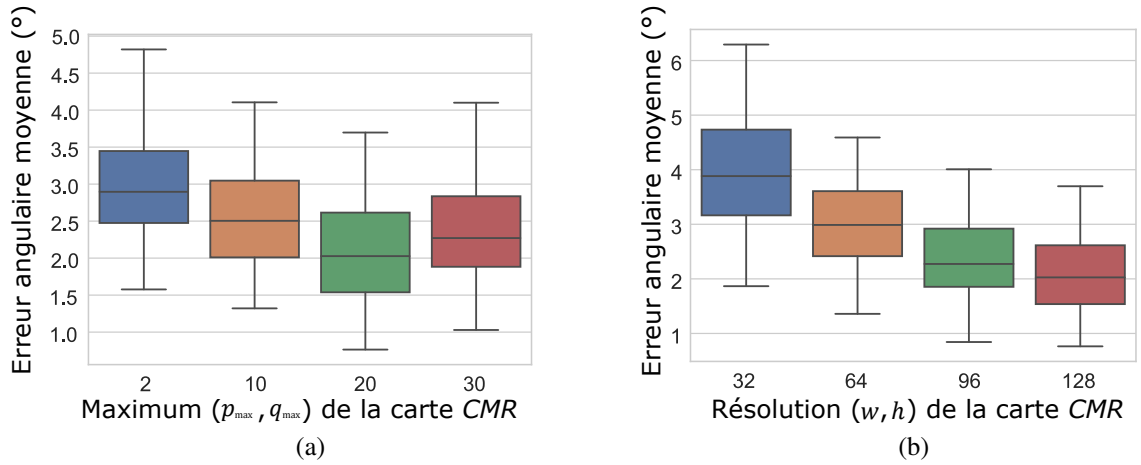


FIGURE 5.20 – Erreur angulaire moyenne (MAE) pour les 9 objets de la base de données synthétique estimée avec notre méthode entrainée avec le modèle de *BRDF* de Simonot [15] : (a) analyse de la résolution de la carte $(w, h) \in \{32, 64, 96, 128\}$ pour un maximum de carte fixé à 20 et (b) analyse maximale $p_{max}, q_{max} \in \{2, 10, 20, 30\}$ pour une résolution de carte fixée à 128.

Le graphique de la Fig. 5.20 présente l'erreur angulaire moyenne entre les cartes de normales estimées avec notre méthode entrainée avec le modèle de *BRDF* de Simonot [15] et sa vérité terrain associée, selon la résolution Fig. 5.20 (a) et les limites des axes p et q de la carte *CMR* Fig. 5.20 (b). Ces résultats permettent de conclure que plus la carte est grande, plus l'erreur est faible. Le gain apporté par l'augmentation de la taille de la carte est global et s'applique aussi bien aux zones spéculaires que diffuses (Fig. 5.21). Ce phénomène peut s'expliquer par la résolution des cartes qui donne plus d'informations sur le gradient exact. Cependant, la taille de la carte influe considérablement sur le temps de calcul de la méthode, en augmentant le temps de génération de la carte *CMR* et le temps de traitement par le réseau de neurones. Ainsi, la sélection d'une taille de carte de 128 permet de trouver un compromis entre la précision de l'estimation et le temps de calcul.

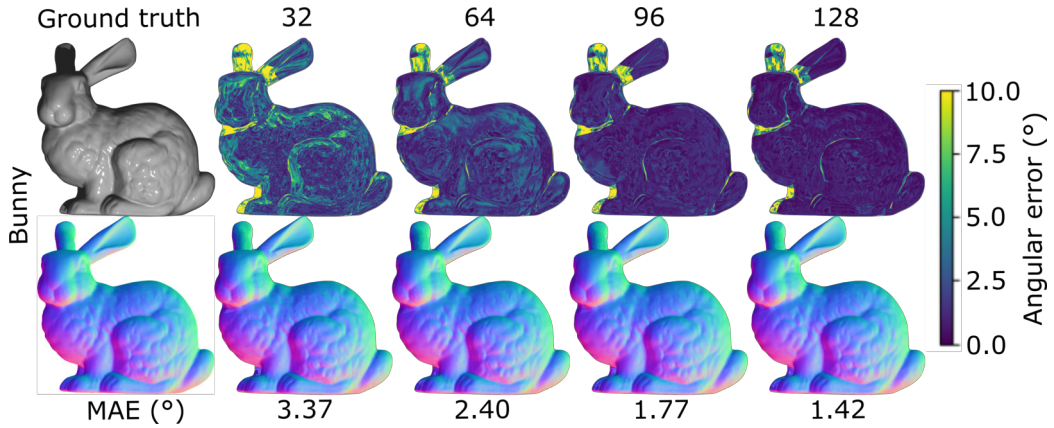


FIGURE 5.21 – Comparaison des résultats avec des résolutions de carte $(w, h) \in \{32, 64, 96, 128\}$ sur l'objet synthétique *bunny* avec la *BRDF* "*roughplastic*" de Mitsuba [188] $\alpha = 0.05$ et $N_i = 1.2$ et avec la limite de carte $p_{\max} = q_{\max} = 20$.

La conclusion concernant la limite des axes $p_{\mathbf{n}}$ et $q_{\mathbf{n}}$ est différente puisque de meilleurs résultats sont obtenus avec une limite fixée à 20 pour une distribution logarithmique des gradients (Fig. 5.22). Cette limite permet une meilleure précision globale sur les objets sélectionnés qui

présentent des géométries variées. Les paramètres optimaux d'une carte *CMR* sont alors choisis avec une taille (w, h) de 128 et une limite $(p_{\mathbf{n}_{\max}}, q_{\mathbf{n}_{\max}})$ de 20.

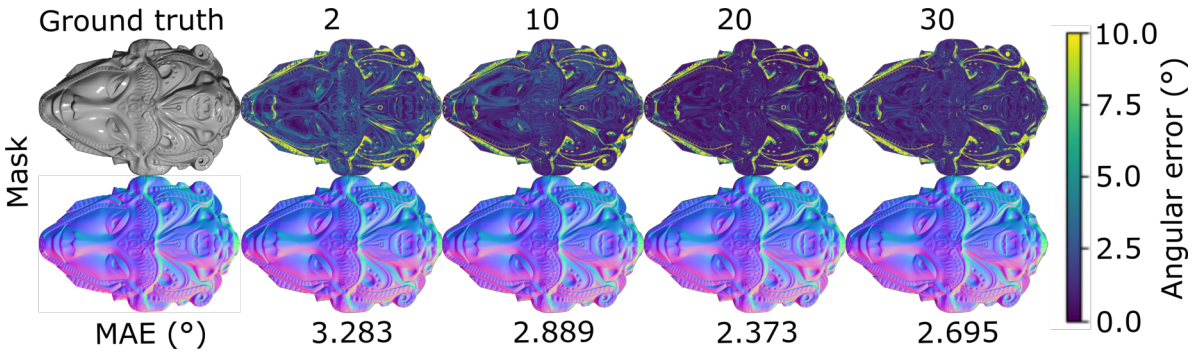


FIGURE 5.22 – Comparaison des résultats avec les limites de la carte $p_{\max}, q_{\max} \in \{2, 10, 20, 30\}$ sur l'objet synthétique *mask* avec la *BRDF* "*roughplastic*" de Mitsuba $\alpha = 0,05$ et $N_i = 1,2$ et une résolution de carte (w, h) égale à 128.

5.3.2 Étude par ablation

Afin d'étudier l'apport de la répartition de la base de données par augmentation des zones spéculaires et de l'ombre portée, nous présentons une étude par ablation en retirant ces différents aspects de la base de données. Nous testons alors l'approche *PSCMR* avec des cartes *CMR* de taille (w, h) 128 et de limite $(p_{\mathbf{n}_{\max}}, q_{\mathbf{n}_{\max}})$ 20 sur la base de données synthétique.

Sur le Tab. 5.1, nous montrons l'évolution de l'erreur angulaire moyenne pour *PSCMR* avec et sans la répartition de la base de données d'entrainement générée avec le modèle de Simonot [15, 26]. L'échantillonnage d'importance permet de guider l'attention du réseau sur les zones non linéaires, c'est-à-dire les zones spéculaires, ce qui donne une meilleure compréhension et représentation de la *BRDF*. Le traitement des ombres portées améliore considérablement les résultats, car c'est ici le seul moyen de simuler cet effet par génération d'une base de données pixel à pixel.

Effet	Moyenne	Écart-type
Référence	4.06	2.04
+Spéculaire	3.88	2.1
+Ombrage	2.1	0.75

TABLEAU 5.1 – Étude par ablation sur l'ensemble de données synthétique avec la moyenne et écart type de l'erreur angulaire moyenne en utilisant des cartes *CMR* de taille 128 et un maximum fixé à 20 sur la base de données synthétique. La méthode de référence est *PSCMR* entrainé avec la *BRDF* de Simonot [15, 26] sur un ensemble de données généré sans échantillonnage d'importance (Spéculaire) ni ombre portée (Ombrage).

5.3.3 Résultats

Dans cette section, les résultats des deux approches présentées *PSCMR* et *PSGL* sont comparées avec des approches de l'état de l'art sur des données synthétiques, sur *DiLiGenT* [179] et notre base de données réelles. Pour *PSCMR*, l'objectif est de caractériser la différence entre les cartes d'observation et les cartes *CMR* sur une même architecture de réseau de neurones convolutif. De même, les *BRDF* d'entrainement (Simonot [15, 26], Mitsuba [188] et *MERL* [151]) sont comparées entre elles avec nos approches de SP.

5.3.3.1 Données synthétiques

Nous pouvons établir une première comparaison avec les méthodes de la littérature *LS* [7], *PS-FCN* [198] et *CNN-PS* [187] sur l'ensemble des données synthétiques. Afin de comparer de manière la plus juste possible les cartes d'observation de *CNN-PS* [187] et les cartes *CMR*, la même architecture et les mêmes données d'entrainement ont été utilisées pour entrainer un réseau de neurones convolutif avec les cartes d'observation *PSCMR (OM)* et les cartes *CMR PSCMR (CMR)*. Pour toutes les bases de données synthétiques, le Tab. 5.2 montre que l'utilisation des cartes *CMR* augmente la précision de l'estimation des normales par rapport aux cartes d'observation et au *PSGL* même si la différence d'erreur avec ce dernier reste faible.

Méthodes	*Alligator*	*Bunny*	*Cesar*	*Mask coin*	*Mask*	*Pine cone*	*Rock*	*Shield*	*Sphere*	Moyenne
LS [7]	6.53	4.34	5.26	4.87	6.10	7.60	5.77	7.01	3.29	5.64
PS-FCN [198]	3.49	3.03	3.32	2.96	3.81	3.28	3.94	3.64	3.95	3.49
CNN-PS [187]	5.57	6.24	5.52	4.87	5.74	6.23	5.52	5.18	6.10	5.66
PSCMR (OM)	2.63	2.14	2.5	1.95	2.95	3.22	2.64	2.12	1.83	2.44
PSGL	2.7	1.99	2.16	1.87	**2.57**	**3.01**	**2.35**	1.77	1.73	2.24
PSCMR (CMR)	**2.41**	**1.69**	**2.13**	**1.4**	2.62	3.48	2.42	**1.49**	**1.26**	**2.1**

TABLEAU 5.2 – Evaluation des approches sur la base de données synthétique avec des modèles entrainés avec la *BRDF* de Simonot [15, 26] : le résultat pour un objet est une moyenne des résultats obtenus sous différentes configurations de *BRDF* avec *alpha* $\in \{0.01, 0.05, 0.1, 0.2\}$ et *int_ior* $\in \{1.2, 1.5\}$ et une configuration lambertienne (*alpha* $= 0.2$ et *int_ior* $= 1.0$). Nous comparons notre méthode entrainée avec des cartes CMR (CMR) et des cartes d'observation (OM).

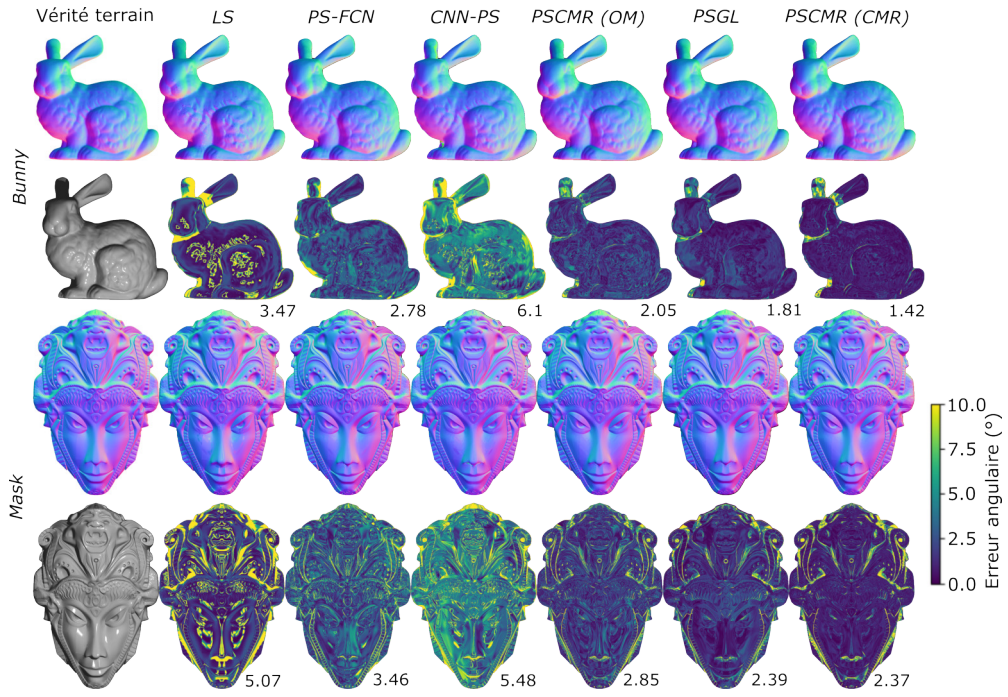


FIGURE 5.23 – Comparaison sur 2 objets synthétiques (*bunny* et *mask*) avec la *BRDF* "*roughplastic*" de Mitsuba *alpha* $= 0.05$ et *int_ior* $= 1.2$, la limite de la carte $(p_{\max}, q_{\max})$ est 20 et la résolution de la carte (w, h) est 128. Chaque méthode est associée à son erreur angulaire moyenne pour chaque objet.

La Fig. 5.23 montre une nette amélioration sur les zones spéculaires et diffuses, mais une estimation moins précise sur les zones d'ombre portée autant pour les cartes *CMR* que pour le

PSGL. Une interprétation de ces résultats pourrait être que les courbes de la carte *CMR* souffrent d'une intercorrélation avec les pixels d'ombre alors que la réflexion diffuse et spéculaire révèle une bonne représentation de la *BRDF* ce qui donne de meilleurs résultats.

5.3.3.2 *DiLiGenT*

Pour les expériences suivantes, seules 6 sources d'éclairages sont utilisées représentant un système de SP avec un nombre restreint d'éclairages [138]. Cette configuration permet de comparer les performances des méthodes de l'état de l'art et de notre méthode dans des conditions proches de notre propre système sur site.

Les tests réalisés sur cette base de données nous permettent également d'évaluer l'influence de la *BRDF* d'entrainement avec : la *BRDF* "*roughplastic*" de Mitsuba 2 [188], la *BRDF* de Simonot [15] implémenté par [26] et la base de données de *BRDF* de *MERL* [151]. Les résultats présentés dans le Tab. 5.3 permettent de conclure que notre approche *PSCMR* est robuste en ce qui concerne le modèle de *BRDF* d'apprentissage, mais donne des résultats légèrement meilleurs avec la base de données *MERL* [151]. Par conséquent, nous avons choisi une configuration de carte *CMR* avec la base de données de *MERL* pour les expériences suivantes.

Méthodes	BALL	BEAR	BUDDHA	CAT	COW	GOBLET	HARVEST	POT1	POT2	READING	Moyenne
LS [7]	4.12	9.47	15.36	8.92	25.95	19.34	31.25	9.38	14.98	18.06	15.68
PS-FCN [198]	5.41	**8.43**	**10.91**	7.90	13.98	**12.63**	**20.16**	8.22	10.64	**14.02**	**11.23**
CNN-PS [187]	13.56	17.69	21.97	16.80	18.53	19.78	25.84	15.86	19.08	20.42	18.95
PSCMR (Simonot-CMR)	2.52	11.42	13.43	7.71	14.82	14.66	23.0	7.57	11.1	17.72	12.4
PSCMR (Mitsuba-CMR)	**1.79**	11.29	13.16	**7.28**	14.87	14.61	24.69	**7.45**	10.64	17.14	12.29
PSCMR (MERL-OM)	4.55	9.58	14.26	8.1	13.52	13.09	22.62	8.23	10.26	16.98	12.12
PSCMR (MERL-CMR)	3.42	9.63	13.27	7.61	**12.77**	13.09	22.67	7.48	**9.23**	16.55	11.57

TABLEAU 5.3 – Évaluation des méthodes sur la base de données EXR de *DiLiGenT* en utilisant une configuration à 6 éclairages (Fig. 5.17 (a)) avec les meilleurs résultats en gras. Nous comparons *PSCMR* entrainée avec les cartes *CMR* (*CMR*), les cartes d'observation (OM) et 3 configurations de *BRDF* (*MERL*, *Mitsuba* et Simonot [15]).

Ensuite, une comparaison avec d'autres approches est effectuée dans le Tab. 5.3. Comme le montre la Fig. 5.24, notre méthode est plus performante que les autres méthodes en l'absence d'ombres portées. L'estimation des normales de surface en présence de pixels spéculaires est particulièrement précise par rapport aux autres méthodes. De plus, pour peu d'éclairages, les cartes *CMR* permettent d'obtenir de meilleurs résultats que les cartes d'observation, ce qui confirme que celles-ci permettent une meilleure représentation de la *BRDF*. Notre approche est proche des résultats de la méthode globale *PS-FCN* [195] laquelle est capable de prendre en compte les informations spatiales et donc gère mieux les zones d'ombre, mais aura tendance à lisser les surfaces. De plus, la Fig. 5.25 montre que pour toutes configurations d'éclairage les cartes CMR sont légèrement plus performantes que les cartes d'observations sur la base de données *DiLiGenT* malgré les limites de celle-ci.

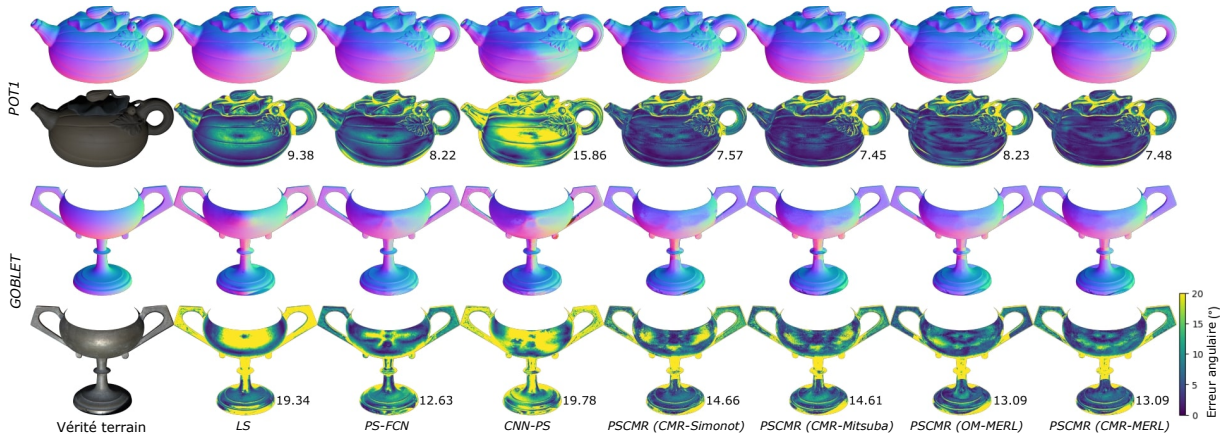


FIGURE 5.24 – Comparaison sur 2 objets de la base de données *DiLiGenT* (*POT1* et *GOBLET*) sur les données au format EXR pour l'approche par les moindres carrés (*LS* [7], *CNN-PS* [187], *PS-FCN* [198]) et *PSCMR* entrainée avec des cartes *CMR* (*CMR*), des cartes d'observation (*OM*) et 3 configurations de *BRDF* (*MERL* [151], *Mitsuba* [188] et Simonot [15]).

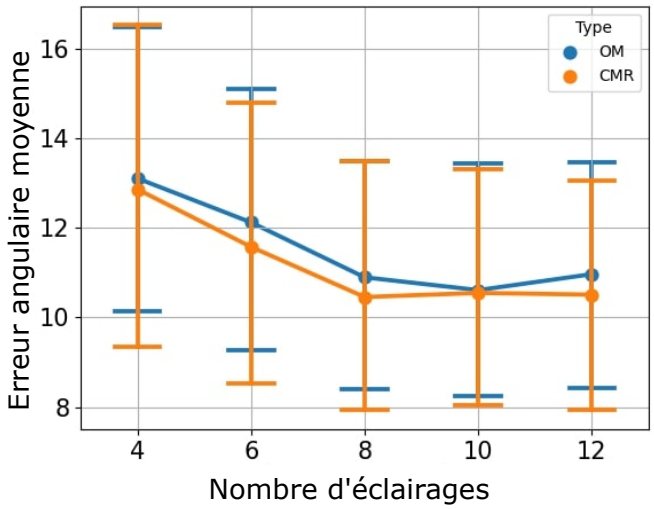


FIGURE 5.25 – Moyenne et intervalle de confiance de l'erreur angulaire entre les cartes *CMR* et les cartes d'observations *OM* sur la base de données *DiliGenT* pour une configuration de 4, 6, 8, 10 et 12 lumières comme décrit dans 5.17 (a).

5.3.3.3 Données réelles

Les approches abordées sont comparées sur des cas réels en utilisant nos systèmes dont la chaine d'acquisition complète est contrôlée. L'objectif est d'estimer la géométrie des objets "figurine" et "buddha" lesquels ont été peints avec des peintures dont l'apparence varie de mate à satinée. Les comparaisons se font uniquement de manière qualitative par manque de vérité terrain. Toutefois, la surface non peinte s'apparente à une surface lambertienne et sert de référence pour la comparaison.

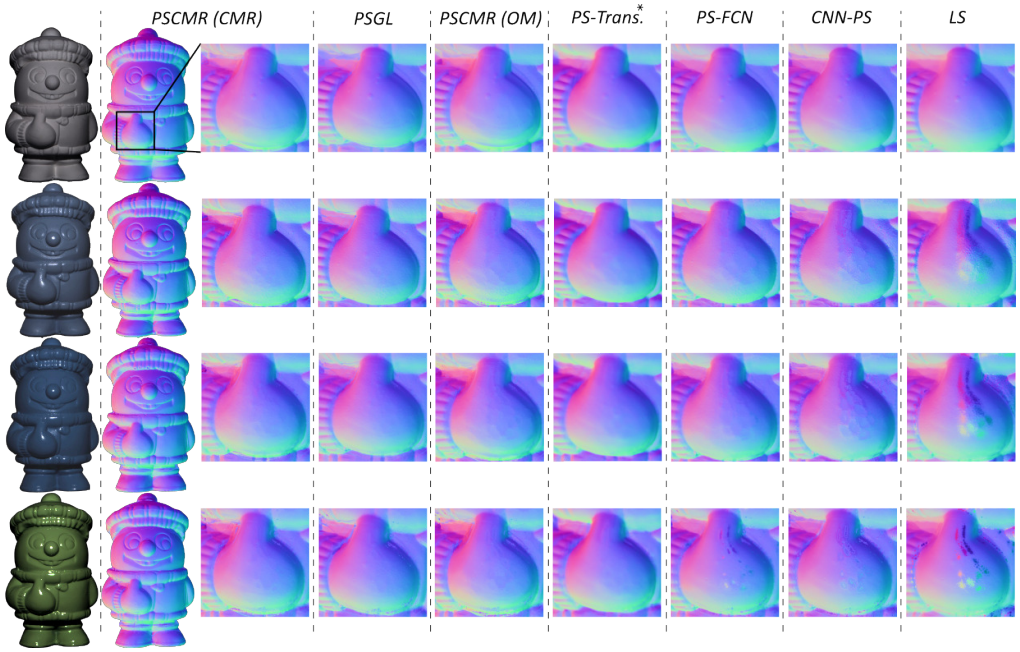


FIGURE 5.26 – Comparaison entre *LS* [7], *CNN-PS* [187], *PS-FCN* [198], *PS-Transformer* [218] (* des explications complémentaires sur les limitations du PS-Transformer sont données dans le texte) et *PSCMR* entrainée avec les cartes *CMR* (*CMR*) et les cartes d'observation (*OM*) sur le système sur site en utilisant les quatre objets "figurine" avec différentes *BRDF*.

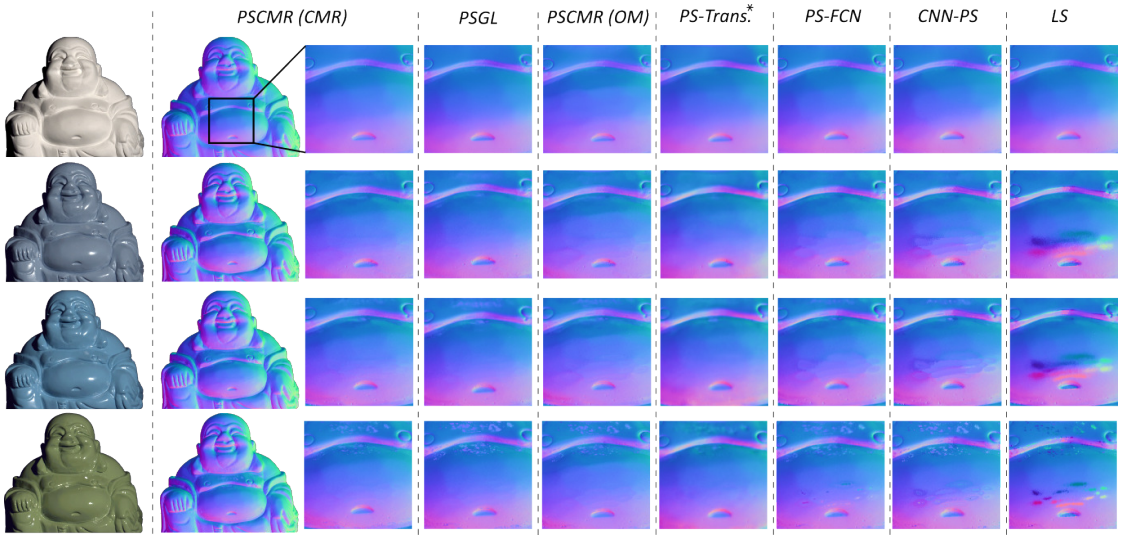


FIGURE 5.27 – Comparaison entre *LS* [7], *CNN-PS* [187], *PS-FCN* [198], *PS-Transformer* [218] (* Veuillez vous référer au texte pour plus d'explications sur les limitations du PS-Transformer) et *PSCMR* entrainée avec les cartes *CMR* (*CMR*) et les cartes d'observation (*OM*) sur le système orienté laboratoire en utilisant les quatre objets "buddha" avec différentes *BRDF*.

Comme le montrent les Fig. 5.26 et 5.27, les approches *PSCMR* et *PSGL* sont robustes à une large gamme de matériaux, en particulier lorsque l'estimation est effectuée en présence de pixels spéculaires. Comme nous l'avons vu dans les sections précédentes, *CNN-PS* [187] et PS-FCN [198] peinent à estimer des normales homogènes en présence d'artéfacts brillants et en particulier sur des lobes spéculaires fins. De plus, les cartes d'observation créent qualitativement plus d'artéfacts sur les zones spéculaires que les cartes *CMR*. L'approche *PSGL* semble plus robuste aux ombres portées et permet également d'obtenir une bonne estimation dans les zones

spéculaires. PS-Transformer [218] est robuste aux reflets spéculaires, mais a tendance à lisser la surface, ce qui peut s'expliquer par l'utilisation de l'image complète et un sous-échantillonnage nécessaire de l'image afin de procéder à l'inférence.

En ce qui concerne la *BRDF* utilisée pour l'entrainement, l'analyse qualitative sur des données réelles est en accord avec l'analyse quantitative effectuée sur *DiLiGenT*. Certaines zones sont légèrement moins bien interprétées lorsque l'entrainement est basé sur un modèle de *BRDF* paramétrique (modèles de *BRDF* de Mitsuba et de Simonot). Ces zones sont bien reconstruites avec un entrainement basé sur la base de données MERL avec un exemple sur la Fig. 5.28. Cependant ces différences sont subtiles et les trois modèles peuvent servir à une estimation précise et efficace de la géométrie.

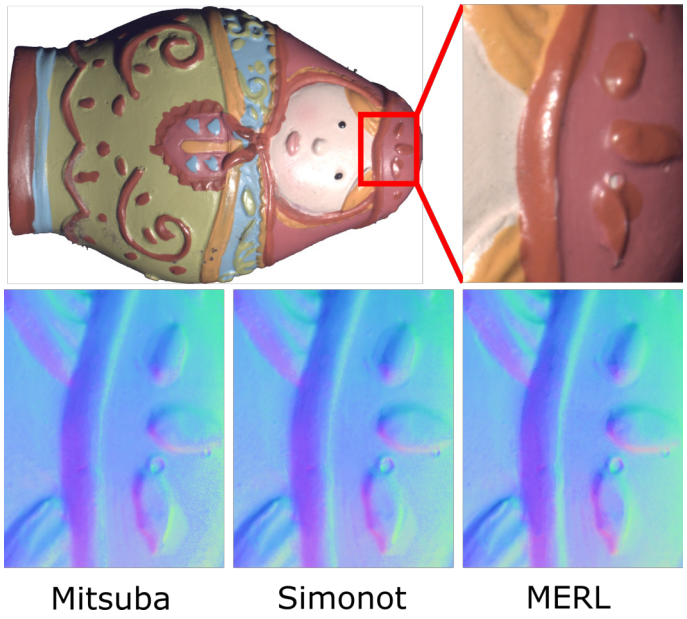


FIGURE 5.28 – Comparaison des cartes de normales obtenues avec *PSCMR* entrainé avec : la *BRDF* de Mitsuba "*roughplastic* [188], la *BRDF* de Simonot [15, 26] et la base de données de *MERL* [151].

Il est également important de noter que *PSCMR* est beaucoup plus lent à l'exécution que *PSGL* allant de 30 minutes pour *PSCMR* à 1 minute pour *PSGL*. Pour cette raison, nous choisissons d'utiliser cette dernière approche pour les prochains tests si ceux-ci sont réalisés sur une grande quantité de données.

5.4 Conclusion

Dans ce chapitre, deux approches de SP par apprentissage ont été présentées : une approche par extraction de la partie lambertienne (*PSGL*) et une autre utilisant une nouvelle représentation de l'information en SP (carte *CMR*). De plus, une nouvelle manière de générer une base de données d'entrainement est présentée. Cette base de données est bien répartie au niveau des zones diffuses, spéculaires et d'ombre permettant une estimation précise de la normale pour des *BRDF* variées. Les analyses quantitatives ont montré que ces approches sont supérieures ou équivalentes aux approches de l'état de l'art par rapport à trois types de données différents : synthétiques, *DiLiGenT* et des données réelles acquises par nos propres systèmes. Cette section montre également que la SP par apprentissage en spécialisant l'entrainement à notre système d'acquisition permet d'estimer de manière robuste la *BRDF* d'une surface.

CHAPITRE 6

CHAINE DE MESURE POUR LA CARACTÉRISATION DE LA PEAU HUMAINE

L'étude des effets de produits dermatologiques et cosmétiques est une étape essentielle préalable à leur mise sur le marché. Les industries développant ces produits sollicitent généralement des organisations de recherche sous contrat (*CRO*) comme QIMA Bioalternatives pour étudier les effets d'un composé sur des modèles biologiques spécifiques. Dans le cadre de ces travaux, le modèle biologique considéré est la peau *ex vivo*, permettant de se rapprocher au maximum des conditions cliniques. Toutefois, l'utilisation de ces modèles présente plusieurs limites. La peau *ex vivo* est une surface vivante qui doit être analysée en laboratoire en respectant des protocoles stricts. Son caractère "*ex vivo*", c'est-à-dire en dehors du vivant, exige des durées d'exposition courtes aux produits en raison de la faible durée de vie de ces modèles. Par conséquent, des systèmes non destructifs et précis sont nécessaires afin de garantir l'intégrité de ces modèles biologiques pour une analyse de l'évolution de leurs paramètres physiques au cours du temps. Dans ce but, la SP est une approche de métrologie optique permettant d'extraire le relief d'une surface, mais également des propriétés d'apparence comme la couleur et la brillance.

Le chapitre précédent présente l'ensemble des approches de SP développées pour l'extraction de la géométrie d'une surface quelconque. Dans ce chapitre, cette géométrie est couplée aux images de SP pour extraire des informations concernant le relief mais également la couleur et la brillance d'une surface pour une application à la peau humaine *ex vivo*. Plus particulièrement, l'approche *PSGL*, plus rapide, est utilisée pour l'estimation de la géométrie. L'objectif dans ce chapitre est de développer une chaine de mesure complète à partir d'un système de SP pour analyser la surface d'échantillons de peau *ex vivo* après application de différents produits. Ces mesures permettent d'extraire des paramètres physiques caractérisant les effets des produits dermatologiques et cosmétiques sur la peau et d'analyser l'évolution de ces paramètres dans le temps. D'autres analyses sont également réalisées par simulations et sur des échantillons de cuir de vache afin de prouver l'efficacité de la chaine de mesure.

Dans ce chapitre, les échantillons de test et les différents produits appliqués sur peau et sur cuir sont présentés, en définissant également le système d'acquisition utilisé et les prétraite-

ments des images. Puis, les approches d'extraction de la rugosité, de la brillance et de la couleur sont présentées. Finalement, les résultats produits par ces approches sont analysés sur le cuir et la peau *ex vivo* en expliquant les différents phénomènes observés.

6.1 Protocole expérimental

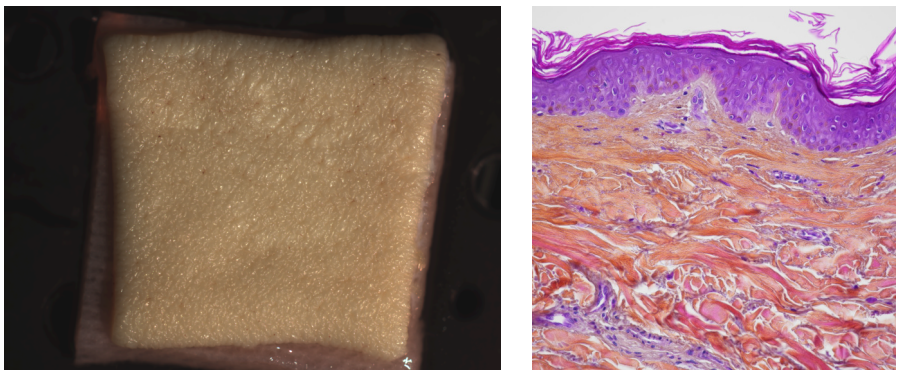
L'objectif de ces travaux est d'utiliser un système d'acquisition de SP afin d'analyser l'évolution des propriétés physiques de surfaces réelles telles que la peau *ex vivo* et le cuir lorsque ces surfaces sont exposées à des produits cosmétiques et dermatologiques. Par conséquent, il est nécessaire de décrire le protocole expérimental avec les échantillons, les produits, le système et tous les traitements n'étant pas en lien direct avec l'analyse de l'apparence.

6.1.1 Les échantillons de test

Les produits dermatologiques et cosmétiques sont appliqués sur deux types de surfaces : la peau *ex vivo* et le cuir de vache. Les conditions d'expériences sur la peau *ex vivo* étant strictes, le cuir permet l'utilisation de la chaine de mesure sur une surface similaire à la peau *ex vivo* tout en s'affranchissant de ses limites. Ces deux types de surface sont découpés en échantillons, permettant par la suite l'analyse statistique de leurs propriétés physiques. Ces échantillons sont eux-mêmes regroupés en réplicats, pour lesquels le même produit est appliqué suivant les mêmes conditions sur plusieurs échantillons afin de vérifier la répétabilité des résultats. De plus, des réplicats témoins, sur lesquels aucun produit n'est appliqué, servent de référence aux analyses.

6.1.1.1 Peau *ex vivo*

Les échantillons de peau *ex vivo* sont des patchs carrés de taille 2x2cm provenant de donneurs ayant subi une plastie abdominale dans le cadre d'une chirurgie esthétique (Fig. 6.1 (a)). Lors de la préparation des échantillons, seuls l'épiderme et le derme sont conservés (Fig. 6.1 (b)). Puis, ceux-ci sont placés dans des boites de Petri afin de les maintenir en survie dans un milieu nutritif adapté. Cet environnement permet de les conserver jusqu'à une dizaine de jours.



(a) (b)

FIGURE 6.1 – Échantillon de peau *ex vivo* de taille 2x2cm dans son milieu nutritif en boite de Petri (a) et coupe histologique représentative avec coloration (b). Sur la coupe histologique, l'épiderme est coloré en violet alors que le derme est coloré en orange/rouge.

Avec ce type d'échantillons, il est possible d'analyser la structure de la peau dans des conditions proches de sa physiologie réelle. En effet, sous la forme *ex vivo*, celle-ci conserve une partie de ses réactions physiques et chimiques face à un stimulus extérieur, permettant d'appliquer tout type de stress et de produit sur la peau et d'analyser en détail ses réactions sans porter atteinte à la santé d'un patient. Toutefois, ce modèle biologique a ses limites concernant notamment l'absence du système vasculaire et de la tension naturelle qui ne sont pas à négliger.

6.1.1.2 Cuir

Des tests sont également réalisés sur des échantillons de cuir de vache. Ce type de surface est utilisé afin d'étudier un substitut à la peau non vivant qui permet une manipulation simple des échantillons et également d'évaluer la chaine de mesure. Par conséquent, de la même façon que pour la peau *ex vivo*, ces échantillons sont préparés sous la forme de patchs de taille 2x2cm sur lesquels sont appliqués des produits dermatologiques et cosmétiques (Fig. 6.3).

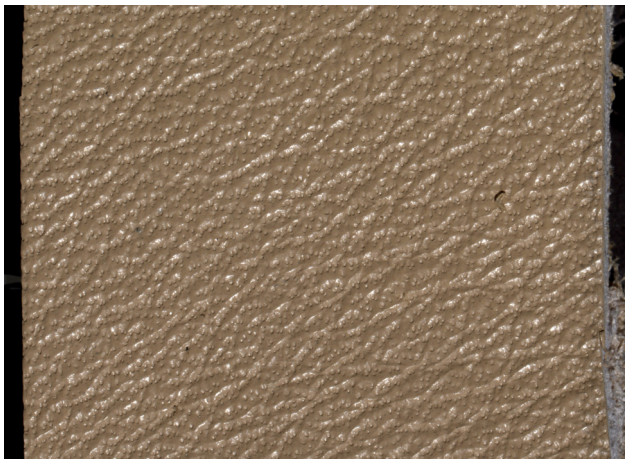


FIGURE 6.2 – Exemple d'un échantillon de cuir de vache de taille 2x2 cm acquis avec notre système d'acquisition.

La sélection de ces échantillons est motivée par leur simplicité de manipulation, contrairement à la peau *ex vivo* nécessitant un environnement contrôlé. En effet, le cuir est une surface non vivante qui ne nécessite pas de traitement particulier pour garantir son intégrité. Outre l'avantage d'une mise en œuvre simple, ces échantillons ont la propriété de ne pas être translucides. En effet, cette propriété inhérente à la peau complexifie les équations de transport de la lumière (Sec. 2.3), rendant l'estimation des paramètres physiques de la surface plus complexe en SP. Pour résumer, le cuir garde une structure surfacique similaire à celle de la peau humaine sans les limites liées à l'aspect biologique de la peau. Ceci permet de réaliser des premiers tests avant de passer à une surface plus complexe comme la peau.

6.1.1.3 Applications de produits dermatologiques et cosmétiques et stimuli

Des produits dermatologiques et cosmétiques et stimuli externes ont ainsi été appliqués sur des échantillons de peau *ex vivo* et de cuir. Les effets de ces produits sont connus dans l'industrie cosmétique et l'objectif de la chaine de mesure est de mesurer et quantifier des modifications au niveau de l'apparence des échantillons traités avec ces produits. Dans un premier temps, les produits appliqués sur le cuir sont :

Les fonds de teint (Fig. 6.3) *Dior Backstage Face & Body Foundation* 1.5 *Neutral*, 2 *Warm Olive*, 4 *Warm*, 6 *Warm*, 9 *Neutral* vont avoir la propriété de matifier la surface et modifier sa couleur allant du plus clair (1.5 *Neutral*) au plus foncé (9 *Neutral*).

L'huile de jojoba vierge bio FLORAME a des propriétés nourrissante et de protection de la peau de la déshydratation. Dans le cas du cuir, celle-ci est censée déposer une couche grasse sur la surface la rendant plus brillante.



FIGURE 6.3 – Visualisation de l'application des différents fonds de teint et de l'huile de jojoba sur des échantillons de cuir.

Dans un second temps, les produits cosmétiques ou dermatologiques, les stimuli physiques ou chimiques, suivants ont été appliqués à la surface d'explants de peau :

L'acide glycolique de Sigma-Aldrich (G8284) est un produit utilisé en dermatologie pour ses propriétés exfoliantes de la couche supérieure de la peau, c'est-à-dire l'élimination des cellules mortes sur l'épiderme afin de lisser la peau. Ce mécanisme est également appelé le *peeling* (correction d'imperfections de la peau, comme le gommage des cicatrices superficielles, de marques liées à l'acné). En effet, son utilisation permet de stimuler le renouvellement cellulaire afin de lisser la surface de la peau, donner un aspect plus jeune et éclaircir le teint. Ce produit a été dilué à 500 mg/ml et appliqué à 20 mg/cm^2 sur la surface de la peau *ex vivo*.

Le gel hydratant antibrillance pur et mat pour homme Expert de l'OREAL permet de matifier l'apparence de la peau. Ceci se traduit par une diminution de la brillance à la surface afin d'éviter un effet gras ou brillant. Selon le fournisseur, elle est également utilisée pour ses propriétés hydratantes et nourrissantes. Ce gel a été évalué à 5mg/cm^2 à la surface de la peau *ex vivo*. Cette quantité est un standard correspondant à celle déposée sur la peau lorsqu'elle est appliquée à la main.

Le dodécylsulfate de sodium *SDS* de Sigma-Aldrich (L5750) est une molécule utilisée en cosmétique pour son action détergente, lavante et moussante dans les shampoings ou gels douche par exemple. En recherche biologique, c'est une molécule de référence qui, à forte concentration, est utilisée pour provoquer des irritations cutanées en altérant les protéines de membranes des cellules cutanées entrainant des réactions inflammatoires. Cette molécule peut également

provoquer une déshydratation par altération du film hydrolipidique. Il a été dilué à 40 mg/ml et appliqué à raison de 20mg/cm^2 sur la peau *ex vivo*.

Le *stripping* (ou décapage) est une action de *peeling* (exfoliation) mécanique retirant une partie du *stratum corneum* de l'épiderme. Le principe est d'appliquer un patch adhésif sur la surface de la peau et de répéter l'opération plusieurs fois. Dans le cadre de ces travaux, les expériences ont été réalisées avec 5 actions répétées de *stripping* avant chaque acquisition. Ces expériences ont été réalisées successivement 6 fois, amenant à 30 actions de *stripping* au total. Des disques adhésifs de 22 mm de diamètre ont été appliqués au centre de l'échantillon de peau. Pour assurer une pression répétée identique à chaque application du disque, un dispositif à ressort a été utilisé pour mettre en contact le disque avec la peau. Cette action de *stripping* peut enclencher une irritation et une réaction locale inflammatoire.

Le rayonnement ultraviolet (UV) est utilisé en recherche biologique pour évaluer la protection d'un produit aux rayonnements du soleil. Le rayonnement UV est partagé en trois parties différentes du spectre électromagnétique : les UVA (320 à 400 nm), les UVB (280 à 320 nm) et les UVC (<280 nm). Seuls les UVA et UVB sont utilisés en recherche dermatologique et cosmétique ; les UVC étant totalement filtrés par l'atmosphère. Les UVA pénètrent profondément dans la peau, jusqu'au derme, alors que les UVB s'arrêtent au niveau de l'épiderme. Les UVB sont les principaux responsables des coups de soleil, des brûlures et de la majorité des cancers de la peau. Dans ces expériences, la peau a été traitée à raison de 1.25 J/cm^2 d'UVB et 3.8 J/cm^2 d'UVA.

6.1.2 Système et prétraitement en SP

Le système d'acquisition de SP et le traitement des images doivent permettre d'appréhender les difficultés inhérentes au modèle biologique, aux types de produits utilisés et à la méthode envisagée. *In vivo*, des effets biologiques peuvent être visibles et mesurables, uniquement après de multiples applications et après un long temps d'incubation (plusieurs jours ou semaines de traitement). Ici, le nombre d'applications et les temps d'incubation doivent être fortement diminués (quelques dizaines d'heures). Par conséquent, le système d'acquisition attendu et plus encore la chaine de traitement pour l'analyse des paramètres sélectionnés (rugosité, brillance et couleur) doivent permettre de rentrer dans un niveau de détails élevé, tout en étant discriminants et robustes.

Pour chaque direction d'éclairage, l'objectif est d'obtenir une image la plus proche possible de la luminance de la scène (L_o) pour l'analyse des caractéristiques d'apparence et de relief. Alors, deux types de traitement doivent être appliqués : l'*HDR* pour récupérer toute la dynamique de la scène et la calibration de l'éclairage pour corriger la dominante de couleur d'une image liée à l'éclairage et garantir l'uniformité de ce dernier. Pour le traitement *HDR*, le principe est de réaliser des acquisitions avec des temps d'exposition différents puis de les fusionner en une seule image. En ce qui concerne la balance des blancs, le principe est de réaliser des acquisitions d'une surface connue dans les mêmes conditions afin de générer des cartes d'éclairement (Fig. 6.4).

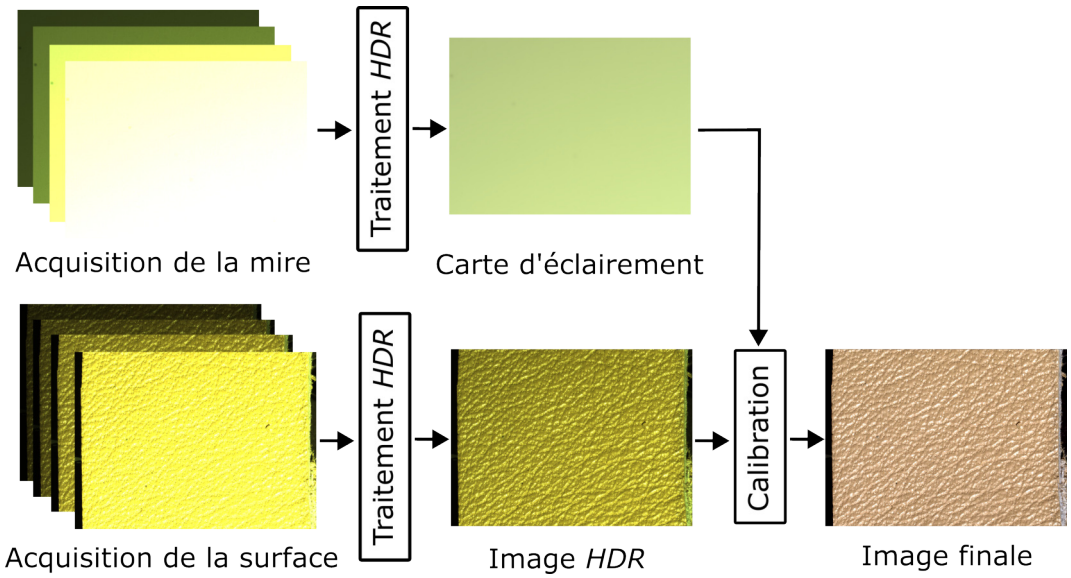


FIGURE 6.4 – Chaine de prétraitement pour l'obtention d'une image *HDR* calibrée pour une condition d'éclairage du système.

Pour l'analyse de la couleur, le système doit être calibré avec l'acquisition d'une mire de calibration couleur par le système de SP et un spectroradiomètre dans les mêmes conditions. Ce traitement permet d'estimer les couleurs acquises par le système dans un espace proche du système visuel humain.

De plus, l'estimation des paramètres de relief (rugosité) et d'apparence (brillance et couleur) se fait à plusieurs instants différents pour un même échantillon. Ce processus permet de caractériser l'évolution des différents paramètres. Par conséquent, un recalage d'image doit être appliqué afin de retrouver les mêmes zones sur la peau après chaque traitement.

6.1.2.1 Détails techniques

Le système utilisé est composé d'une caméra RVB fixe *exo304CGE* de *SVS-VISTEK* (4096x3000 pixels) et de 11 éclairages *LED TSPOT4* de *TPL Vision* fixés sur un support en acier. Concernant la caméra, un objectif télécentrique *TC4MHRP024-C* de *Opto Engineering* est utilisé afin d'obtenir une projection orthographique de la scène et limiter les déformations d'une image liées à la perspective. Cette configuration de caméra permet d'imager des surfaces de taille 2x1.5 cm. Les 11 éclairages, surmontés de panneaux diffusants, sont disposés suivant deux anneaux, un anneau de 6 éclairages au centre sur le support en acier et 5 autres autour du support (Fig. 5.17 (c)). Ces éclairages sont assez éloignés de l'objet d'étude afin de considérer un éclairage directionnel. Le support en acier est soutenu par 3 pieds dont la hauteur est réglable. Dans le cadre de ces travaux, le système est placé dans un environnement contrôlé et stérile pour l'analyse d'échantillons de peau *ex vivo* (Fig. 6.5).

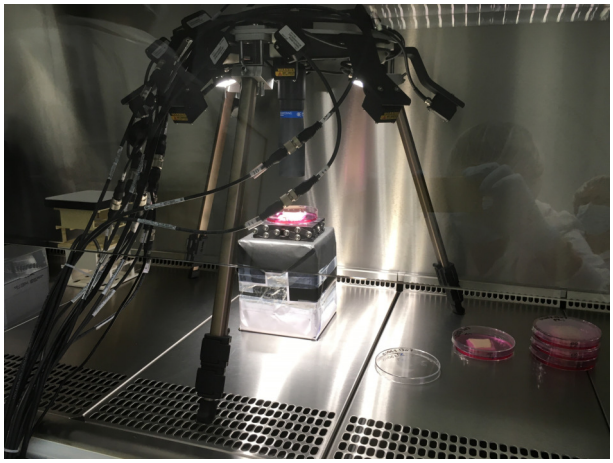


FIGURE 6.5 – Image du système pour l'acquisition d'échantillons de peau *ex vivo* sous PSM (Poste de Sécurité Microbiologique).

Ce système est contrôlé par une interface permettant de régler les différents temps d'expositions ainsi que le nombre d'éclairages à utiliser. Après l'acquisition, des images brutes matricées par un filtre de Bayer sont obtenues pour chaque direction d'éclairage et chaque temps d'exposition. Le dématriçage de ces images est réalisé par une division par deux de la résolution initiale de l'image. En effet, une moyenne est calculée sur chaque motif de Bayer de taille 2x2 afin de retrouver l'image RVB dématricée (Fig. 6.6). Par conséquent, l'image résultante de ce traitement a une résolution divisée par deux (2048x1500 pixels).

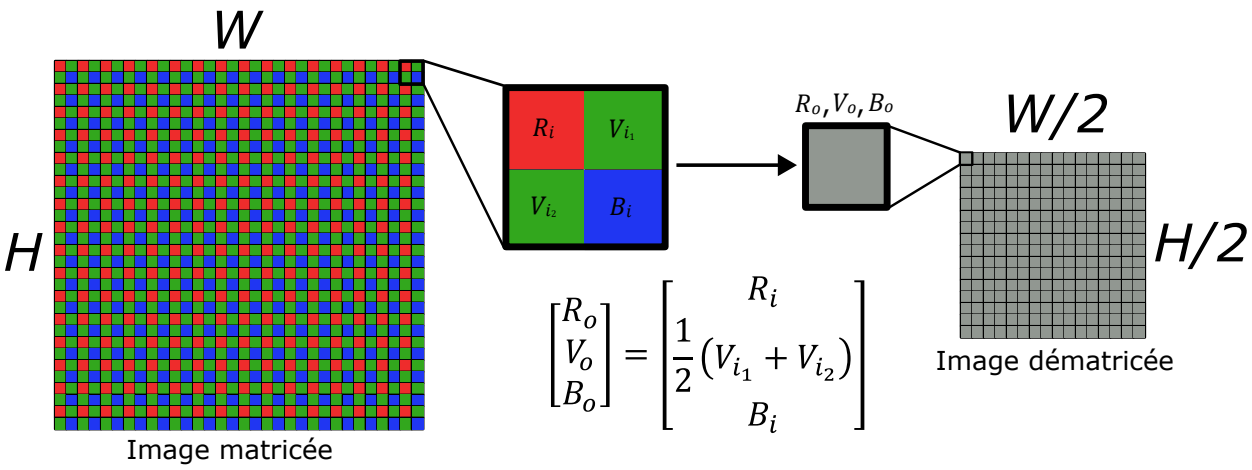


FIGURE 6.6 – Schéma explicatif du dématriçage réalisé après acquisition d'une image.

La simplicité de cette technique permet de contrôler les différents artéfacts pouvant apparaitre sur l'image surtout au niveau des zones avec des variations importantes des intensités, c'est-à-dire les hautes fréquences dans l'image comme le spéculaire. En effet, si les valeurs de couleur varient rapidement alors les couleurs autour d'un pixel sont très différentes de la composante couleur recherchée. Par conséquent, cette opération crée des artéfacts rouge et bleu dus au motif du filtre de Bayer ne contenant qu'une unique valeur de rouge et bleu pour deux valeurs de vert (Fig. 6.7).

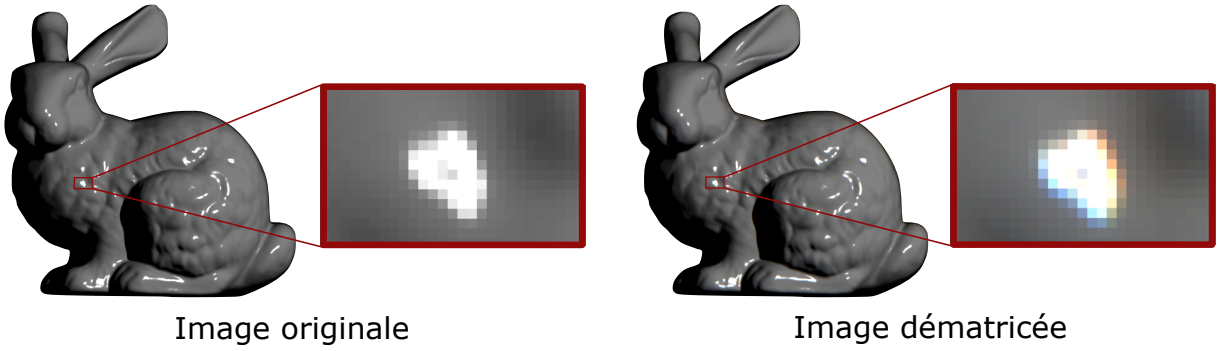


FIGURE 6.7 – Exemple d'un artéfact dû au dématriçage sur une surface simulée avec l'objet *Bunny* sous *Mitsuba* [188].

6.1.2.2 Calibration par cartes d'éclairement

Les images dématricées précédentes ne peuvent être utilisées directement pour l'analyse des propriétés photométriques d'une surface à cause de la sensibilité spectrale de la caméra non prise en compte ainsi que la puissance et le spectre de l'éclairage. Un mécanisme simple pour pallier ce problème est d'utiliser une mire de calibration plane blanche, aussi appelée Spectralon, comme référence. Le principe est de considérer que la surface de la mire est uniforme, diffuse et parfaitement blanche afin de réaliser une inversion du modèle lambertien et ainsi estimer la luminance L_i de l'éclairage. Si la luminance L_i est estimée en chaque point de la surface, l'image résultante est appelée carte d'éclairement. Pour ce faire, la luminance L_{mire} de la mire est estimée par traitement *HDR* après plusieurs acquisitions de la surface de la mire suivant différents temps d'exposition. L_i est estimé à partir de l'Eq. 2.30 et de la luminance L_{mire} de la mire pour le même éclairage et en considérant l'éclairage ambiant négligeable [238] :

$$L_i = L_{\text{mire}} \frac{l_z}{\pi} \tag{6.1}$$

avec la direction d'éclairage $\mathbf{l} = [l_x, l_y, l_z]$, la composante diffuse $\rho = 1$ et, considérant la normale à la mire $\mathbf{n}_{\text{mire}} = [0, 0, 1]^{\text{T}}$ et le produit scalaire $\mathbf{n}_{\text{mire}} \cdot \mathbf{l} = l_z$. Afin de limiter les erreurs dues aux artéfacts de la mire de calibration, Paterson *et al.* [238] utilisent une fonction biquadratique pour l'estimation de la carte d'éclairement L_i associée à chaque éclairage. Dans ces travaux, un filtre gaussien de taille 10x10 est appliqué sur l'image. Enfin, pour normaliser l'éclairage, le principe est de diviser les images *HDR* de la scène par les cartes d'éclairement L_i associées à chaque éclairage (Fig. 6.4).

6.1.2.3 Calcul des images *HDR*

Les limites liées au capteur nécessitent d'utiliser plusieurs images avec différents temps d'exposition pour récupérer toute la dynamique de la scène, c'est le traitement *HDR*. Dans ces travaux, le système d'acquisition de SP génère une liste d'images RVB dématricées associées à différents temps d'exposition pour les acquisitions de la scène et de la mire de calibration. Ces différents temps d'exposition sont choisis afin d'acquérir toute la dynamique de la scène. Ceci implique un temps d'exposition court pour acquérir les zones spéculaires et un temps d'exposition long pour les zones sombres (Fig. 2.26). Puis, une approche se basant sur la méthode

de Tocci *et al.* [237] est développée afin de procéder au traitement *HDR*. L'avantage de cette approche est qu'elle est simple et polyvalente et permet de conserver au maximum la donnée brute en sortie du capteur. Le principe est de procéder à un traitement par pixel en considérant un seuil à partir duquel un pixel est dit saturé. Dans notre implémentation, le pixel est considéré saturé lorsqu'il est au-dessus des 70% afin d'éviter la zone non linéaire avant la saturation suivant les étapes ci-dessous :

1. Pour chaque temps d'exposition, un seuillage à 70% des valeurs d'intensité est appliqué afin d'indexer les pixels saturés. Ce traitement génère une liste de vecteurs dont les valeurs sont catégorisées saturées et non saturées pour chaque canal R, V et B.
2. Pour chaque vecteur, la valeur maximale non saturée est associée au pixel correspondant. Si le vecteur ne contient que des valeurs saturées, alors c'est la valeur maximale qui est utilisée.
3. Les valeurs RVB du pixel sont divisées par le temps d'exposition associé.
4. Les valeurs RVB du pixel sont divisées par les valeurs RVB de la carte d'éclairement associée la chaque direction d'éclairage permettant d'obtenir la valeur *HDR* se rapprochant de la valeur de luminance de la scène L_o (Fig. 6.4)

6.1.2.4 Calibration couleur

L'objectif de la calibration couleur est de projeter les valeurs RVB acquises par le système dans l'espace de couleur *CIE 1976 L*a*b**. Dans cet espace, L^* représente la clarté suivant une échelle psychométrique allant de 0 à 100 et les deux autres axes a^* et b^* contiennent les informations de chromacité. L'axe a^* correspond à une opposition de couleur entre le vert et le rouge et l'axe b^* une opposition de couleur entre le bleu et le jaune. Cet espace a la particularité que les distances entre ses valeurs sont liées aux écarts perçus par l'œil humain et permet alors une analyse perceptuelle de la couleur (Fig. 6.8).

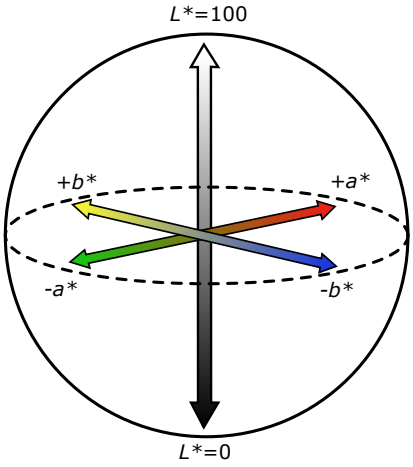


FIGURE 6.8 – Représentation de l'espace *CIE 1976 L*a*b**.

Avant de projeter les valeurs RVB dans cet espace, celles-ci sont projetées dans l'espace *CIE 1931 XYZ*. Ce dernier a été créé pour s'affranchir des limites des espaces de couleur RVB (*CIE 1931 RGB*) qui, en plus de la multitude d'espaces existants, peuvent contenir des valeurs négatives pour représenter certaines couleurs saturées. De plus, l'espace *CIE 1931 XYZ* se base sur les fonctions colorimétriques $\bar{x}$, $\bar{y}$ et $\bar{z}$ estimées à partir d'observations de taches de couleur de 2° (1931) ou 10° (1964) de taille angulaire d'un observateur standard.

Afin de projeter les valeurs RVB dans l'espace *CIE 1931 XYZ*, une matrice de passage M entre ces deux espaces doit être estimée :

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} R \\ V \\ B \end{bmatrix} \tag{6.2}$$

Ici, pour chaque direction d'éclairage du système de SP, l'objectif est de mesurer des couleurs de référence dans l'espace *CIE 1931 XYZ* et de les associer avec des valeurs RVB acquises par la caméra du système. Pour cela, un spectroradiomètre est utilisé pour la mesure des couleurs et une charte de couleur pour les couleurs de référence. Un spectroradiomètre permet de mesurer le spectre d'un flux lumineux et, par conséquent, d'utiliser ce spectre pour estimer une couleur dans l'espace *CIE 1931 XYZ*. Une charte de couleur est une surface sur laquelle sont disposés des patchs de couleurs uniformes (Fig. 6.9) souvent utilisés en photographie pour caractériser l'éclairage d'une scène.

Dans un premier temps, le spectroradiomètre est positionné au niveau de l'emplacement de la caméra, qui a été préalablement retirée, et la charte couleur est placée de la même façon que pour une acquisition avec le système de SP (Fig. 6.9). Pour chaque condition d'éclairage et chaque patch de couleur, une couleur dans l'espace *CIE 1931 XYZ* est mesurée par le spectroradiomètre. Dans un second temps, la caméra est replacée sur le système de SP et le même protocole est appliqué pour mesurer des valeurs RVB, par moyennage des images *HDR* acquises, de chaque patch de couleur pour chaque condition d'éclairage. Finalement, une optimisation par les moindres carrés permet de retrouver la matrice de passage M à partir des associations des valeurs RVB avec les couleurs dans l'espace *CIE 1931 XYZ*.

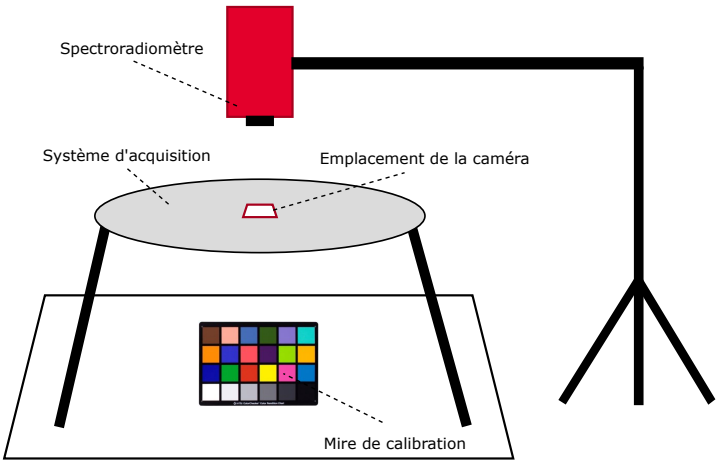


FIGURE 6.9 – Placement du spectroradiomètre par rapport au système d'acquisition pour l'acquisition de la mire de calibration couleur pour la caractérisation de l'éclairage.

Ensuite, le passage d'une couleur (X, Y, Z) dans l'espace *CIE 1931 XYZ* à une couleur (L^*, a^*, b^*) dans l'espace *CIE 1976 L*a*b** utilise la couleur (X_r, Y_r, Z_r) associée à la mire blanche de référence (moyennage de chaque carte d'éclairement) également convertie dans l'espace *CIE 1931 XYZ* pour $x_r = \frac{X}{X_r}$, $y_r = \frac{Y}{Y_r}$ et $z_r = \frac{Z}{Z_r}$:

$$\begin{aligned} L^* &= 116g(y_r) - 16 \\ a^* &= 500\left[g(x_r) - g(y_r)\right] \\ b^* &= 200\left[g(y_r) - g(z_r)\right] \end{aligned} \tag{6.3}$$

avec :

$$g(a) = \begin{cases} \sqrt[3]{a} & \text{si} \quad a > \epsilon \\ \frac{\kappa a + 16}{116} & \text{sinon} \end{cases} \qquad \epsilon = 0.008856 \qquad \kappa = 903.3 \tag{6.4}$$

6.1.3 Recalage d'images

Avec les traitements *HDR* et de calibration de l'éclairage, une image *HDR* est obtenue pour chaque direction d'éclairage. Dans la chaine de mesure, chaque échantillon de test est acquis un certain nombre de fois au cours du temps afin d'analyser l'évolution des paramètres de relief et d'apparence. Sachant que les variations de ces propriétés peuvent être fines, un recalage précis est requis afin d'analyser exactement la même zone durant toute la campagne de mesures.

Tout d'abord, un recalage manuel est effectué en positionnant l'échantillon dans la même orientation à chaque fois en visant la même zone. Ce processus est suivi d'un recalage par traitement d'image uniquement en translation afin d'affiner le recouvrement entre les zones. L'*a priori* principal utilisé est que l'échantillon garde une géométrie similaire entre les différents temps, c'est-à-dire que la plupart des sillons et ridules gardent sensiblement les mêmes motifs. La géométrie est estimée par l'approche *PSGL*, plus rapide que *PSCMR*, sous la forme d'une carte de normales. Toutefois, le recalage par traitement d'image est réalisé après l'acquisition, ce qui signifie qu'un masque doit être appliqué à l'image complète afin de réduire sa taille et retrouver la même zone pour chaque acquisition. La taille du masque est choisie arbitrairement en retirant 250 pixels de chaque côté de l'image, donnant une résolution finale de 1548x1000 pixels. Le masque est défini au centre de l'image pour la première acquisition. Puis, des paramètres de translation sont calculés afin de retrouver cette zone sur toutes les autres acquisitions du même échantillon.

Un algorithme de corrélation de phase [239] est utilisé pour l'estimation des paramètres t_x, pour la translation en x, et t_y, pour la translation en y, à partir de la carte de normales $\mathbf{N}_{\mathrm{T}_0}$ de référence et la carte de normales à recaler $\mathbf{N}_{\mathrm{T}_1}$:

$$[t_x, t_y]^{\mathrm{T}} = \underset{(x,y)}{\arg\max} \left(\left| \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\mathbf{N}_{\mathrm{T}_0}(x,y) \odot \mathbf{N}_{\mathrm{T}_1}(x,y)^*}{|\mathbf{N}_{\mathrm{T}_0}(x,y) \odot \mathbf{N}_{\mathrm{T}_1}(x,y)^*|} \right) \right| \right) \tag{6.5}$$

où $\odot$ est le produit matriciel élément par élément et $\mathcal{F}^{-1}$ est la transformée de Fourier 2D inverse. t_x et t_y sont alors les paramètres de translation du masque pour l'échantillon analysé T_1. Il est nécessaire de noter que la zone d'étude de la surface est réduite à 1,5x1 cm à cause de l'application du masque. Cette approche permet une estimation robuste du recalage avec un algorithme simple pour chaque instant d'acquisition dans la chaine de mesure (Fig. 6.10).

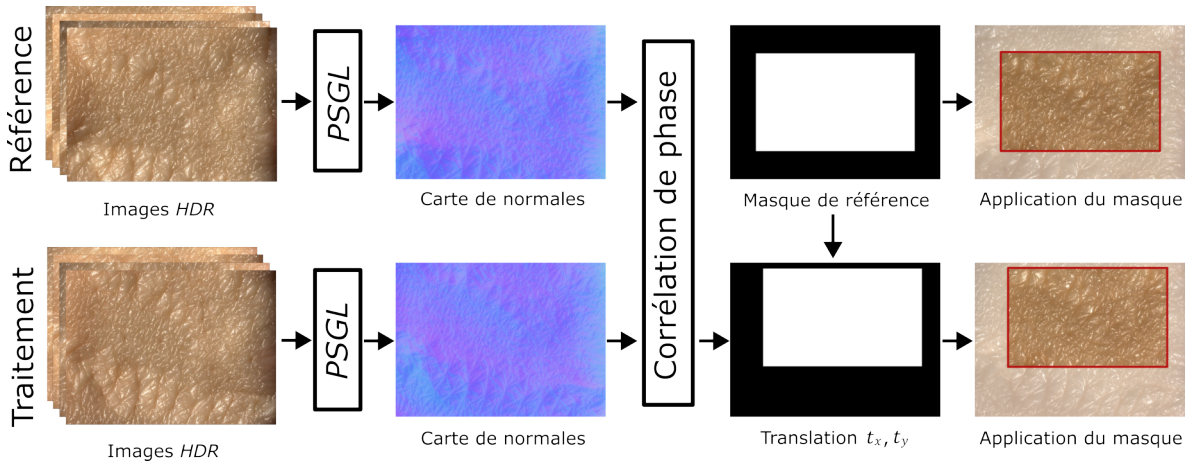


FIGURE 6.10 – chaine de traitement pour le recalage d'images entre une référence et un temps après traitement d'un échantillon de peau *ex vivo*.

6.2 Rugosité de surface

Intuitivement, la rugosité est reliée à la sensation décrivant les propriétés d'adhérence et de frottement d'une surface. D'un point de vue métrologique, cette notion est définie comme une mesure de l'état de surface d'un matériau, c'est-à-dire une mesure des irrégularités d'un relief suivant l'agencement et la taille des aspérités et/ou cavités d'une surface. En conséquence, la rugosité est une notion fortement dépendante de l'échelle de ces irrégularités et de leur observation. Pour l'analyse de surfaces en SP, la rugosité est analysée à partir du relief estimé par intégration de la carte de normales. Cette section vise à exposer les approches utilisées pour l'estimation du relief puis décrit les différents prétraitements appliqués permettant d'en extraire des descripteurs de rugosité.

6.2.1 Estimation d'un relief à partir d'une carte de normales

L'approche *PSGL* présentée dans le chapitre précédent permet d'estimer une carte de normale de la surface de manière précise et robuste. Pour une analyse de la rugosité, le relief de la surface est estimé par intégration de cette carte de normales. Les échantillons de peau présentant peu de discontinuités, l'approche par maillage (*DGP*) décrite par Xie *et al.* [114] est utilisé pour estimer le relief à partir de la carte de normales (Sec. 4.4.3.2). Quéau *et al.* [104] montrent que cette approche peut être lente à l'exécution et, pour cette raison, une unique itération est utilisée pour l'estimation du relief.

Le principe de cette approche est d'itérativement alterner estimation locale et globale jusqu'à tendre vers la solution optimale en utilisant un traitement par géométrie discrète. La surface est considérée comme un agencement de facettes rectangulaires qu'il faut repositionner afin de respecter la normale associée (local) et une contrainte de régularité (global).

Traitement local : l'idée est que les hauteurs des quatre sommets de la facette (i, j) sont projetés en z dans un plan passant par le centre $\mathbf{c}_{i,j}$. En considérant que la taille d'un pixel est 1x1, la projection $p_{i,j}$ du sommet $\mathbf{v}_{k,l}$ avec $k \in \{i, i+1\}$ et $l \in \{j, j+1\}$ dans ce nouveau plan de normale $\mathbf{n}_{i,j} = [n_{i,j_x}, n_{i,j_y}, n_{i,j_z}]$ est :

$$p_{i,j}(\mathbf{v}_{k,l}) = \frac{1}{4}(d_{i,j} + d_{i+1,j} + d_{i+1,j+1} + d_{i,j+1}) - \frac{[n_{i,j_x}(k-i) + n_{i,j_y}(l-j)]}{n_{i,j_z}} \tag{6.6}$$

Traitement global : la surface S est alors déformée pour que le vecteur constitué des quatre sommets $\mathbf{z}(f_{i,j}) = [d_{i,j}, d_{i+1,j}, d_{i+1,j+1}, d_{i,j+1}]^{\mathrm{T}}$ de chaque facette $f_{i,j}$ soit de la même forme que la facette projetée $\mathbf{p}(f_{i,j})$. Afin d'être moins restrictif sur la fonction de minimisation et d'accélérer le processus, la matrice $\mathbf{U}$ est définie :

$$\mathbf{U} = \mathbf{I}_{4\text{x}4} - \frac{1}{4}\mathbf{1} \tag{6.7}$$

avec $\mathbf{I}_{4\text{x}4}$ la matrice identité de taille 4x4 et $\mathbf{1}$ une matrice de taille 4x4 dont tous les éléments sont égaux à 1. Avec cette matrice, nous pouvons alors minimiser la fonction :

$$\Phi(\{d_{k,l}\}) = \sum_{f_{i,j}} \|\mathbf{U}\mathbf{z}(f_{i,j}) - \mathbf{U}\mathbf{p}(f_{i,j})\|^2 \tag{6.8}$$

Puis ces deux traitements peuvent être calculés à nouveau pour plusieurs itérations à partir de la nouvelle surface S estimée. Xie *et al.* [114] montrent que pour une carte de normales peu bruitée, une unique itération suffit pour estimer une carte de hauteurs précise de la surface. Par conséquent, une unique itération de cette approche est utilisée pour calculer les cartes de hauteur d'échantillons de cuir et de peau *ex vivo* à partir des cartes de normales estimées par la méthode *PSGL* (Fig. 6.11).

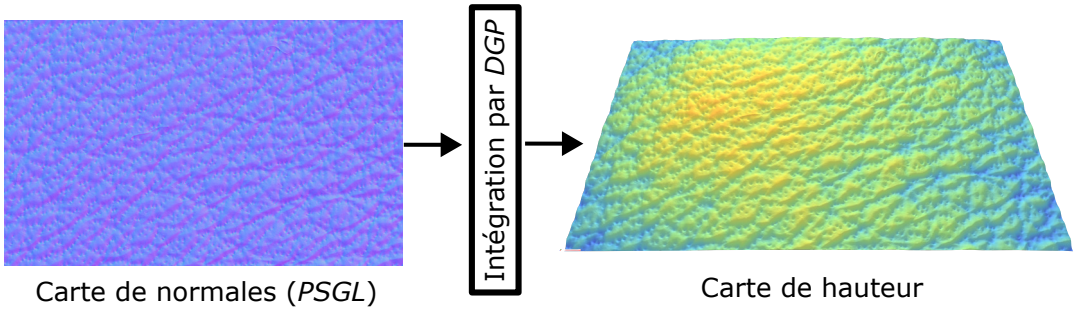


FIGURE 6.11 – Exemple d'intégration d'une carte de normales par *DGP* [114]. La visualisation de la carte de hauteur est réalisée avec un rendu lambertien de la surface en fausses couleurs.

6.2.2 Les descripteurs de rugosité

Les reliefs utilisés pour calculer des descripteurs de rugosité sont estimés à partir des approches précédentes, *PSGL* puis *DGP*. Ces descripteurs de rugosité permettent de décrire l'état de surface selon plusieurs critères. La norme internationale ISO 25178-2 a mis en place des descripteurs standards pour décrire un état de surface. Ici, seuls les descripteurs de rugosité surfaciques et volumiques sont utilisés.

6.2.2.1 Prétraitement du relief

La rugosité de surface correspond à une échelle particulière du relief. La norme ISO 25178-2 considère que le relief d'une surface peut être séparé en trois parties distinctes : la microrugosité, la rugosité et l'ondulation (Fig. 6.12).

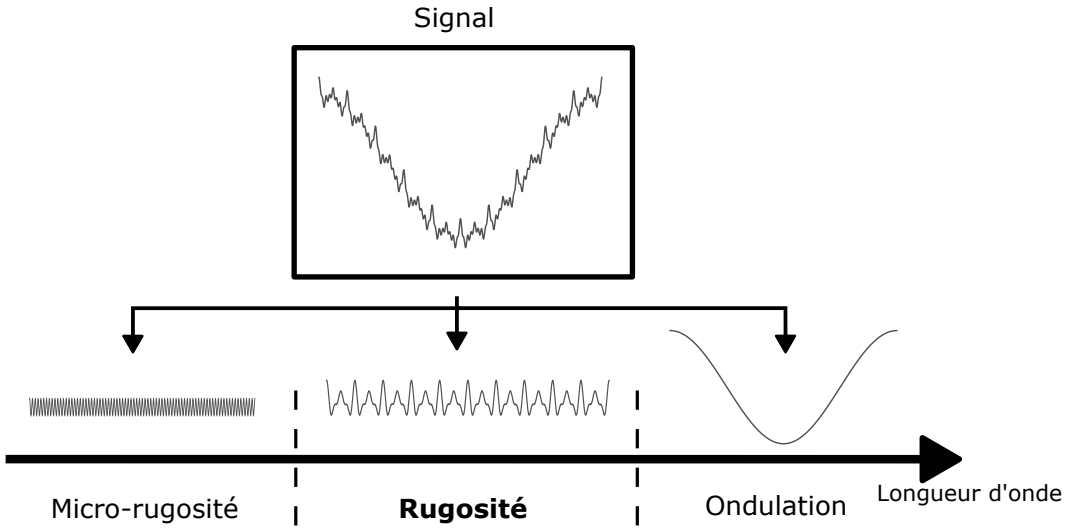


FIGURE 6.12 – Décomposition d'un signal mesuré en microrugosité, rugosité et ondulation suivant un filtre passe-bande.

La microrugosité représente les petites variations dues aux erreurs de mesure ou aux micro-variations non utiles à l'analyse de la rugosité, c'est-à-dire les "hautes fréquences". L'ondulation à l'inverse comprend les formes globales d'une surface, c'est-à-dire les "basses fréquences". La rugosité est la partie filtrée du relief dont la microrugosité et l'ondulation ont été filtrées par un filtre passe-bande. La définition de la rugosité dépend de l'échelle à étudier et, dans le cas applicatif de la peau *ex vivo*, une échelle permettant d'analyser les ridules et sillons est choisie (de l'ordre de la centaine de μm).

6.2.2.2 Rugosité surfacique

Pour la caractérisation de la peau humaine, les paramètres de rugosité surfacique de la norme *ISO* 25178-2 sont les plus utilisés. Tout d'abord, avant le calcul des différents paramètres, la surface $S(x, y)$ estimée doit être à moyenne nulle $\tilde{S}(x, y)$:

$$\tilde{S}(x,y) = S(x,y) - \frac{1}{WH}\sum_{i=1}^{W}\sum_{j=1}^{H} S(i,j) \tag{6.9}$$

Puis, les différents paramètres de rugosité surfaciques les plus utilisés dans l'état de l'art d'analyse de la surface de la peau sont calculés (Fig. 6.13).

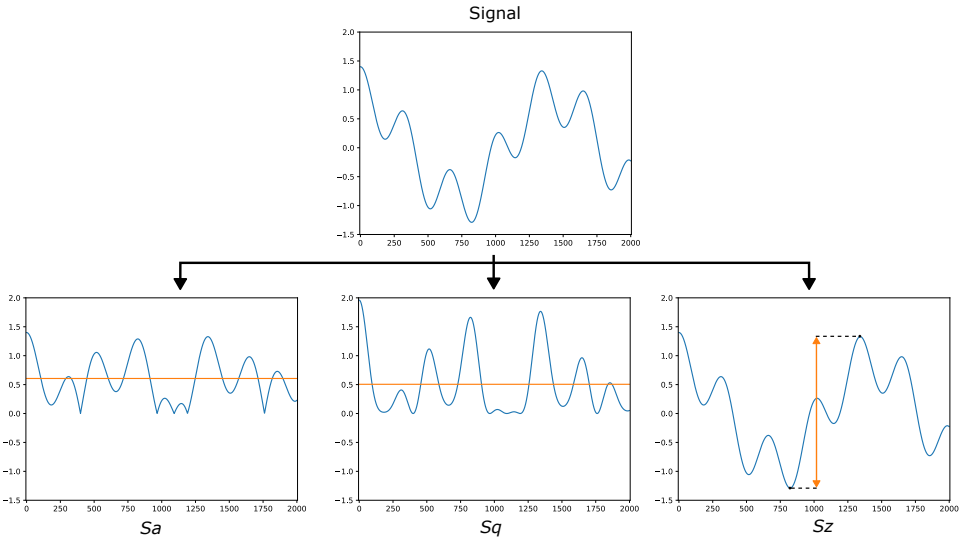


FIGURE 6.13 – Exemple du calcul des différents descripteurs de rugosité surfacique S_a, S_q et S_z sur un signal centré $\tilde{S}(x, y)$. La couleur bleue correspond au signal et la couleur orange correspond au calcul du descripteur, c'est-à-dire la moyenne pour S_a et S_q et une distance pour S_z.

La hauteur moyenne arithmétique (S_a) :

$$S_a = \frac{1}{WH} \sum_{i=1}^{W} \sum_{j=1}^{H} |\tilde{S}(i, j)| \tag{6.10}$$

La hauteur moyenne quadratique (S_q) :

$$S_q = \sqrt{\frac{1}{WH} \sum_{i=1}^{W} \sum_{j=1}^{H} \tilde{S}^2(i, j)} \tag{6.11}$$

La hauteur maximale (S_z) est définie comme la distance entre la hauteur minimale S_v et la hauteur maximale S_p sur la surface centrée $\tilde{S}$. D'autres paramètres de moment d'ordre 3 et 4 respectivement l'asymétrie S_{sk} et l'aplatissement S_{ku} sont également calculables pour une caractérisation plus fine de la surface. L'asymétrie représente le décentrage de la distribution des hauteurs par rapport au plan moyen alors que l'aplatissement représente la distribution des hauteurs autour du plan moyen (aspect "pointu" de la distribution des hauteurs).

6.2.2.3 Rugosité volumique

D'autres paramètres permettent d'analyser de manière statistique la distribution des hauteurs de la surface, ce sont les paramètres fonctionnels volumiques. Smith *et al.* [240] présentent de manière concise les différentes étapes afin de calculer ces paramètres. Tout d'abord, la courbe d'Abbott [241] permettant de représenter la distribution des hauteurs d'une surface est calculée. Mathématiquement, cette courbe représente la fonction de densité de probabilité cumulative des hauteurs sur la surface. De la même manière que les paramètres de rugosité surfaciques, cette courbe est calculée à partir du relief filtré par un filtre passe-bande.

À partir de ce relief filtré, une interpolation linéaire est réalisée entre les points de la surface donnant ainsi la fonction $f(x, y)$. La fonction $A(c)$ représente ainsi une région de $f(x, y)$ pour laquelle les hauteurs sont supérieures ou égales à une certaine valeur c. Pour chaque valeur de c, cette définition nous permet de classer les régions rectangulaires $A_{i,j}$ en trois groupes :

1. G_1 les régions rectangulaires $A_{i,j}$ au-dessus de la limite c :

$$\min_{(x,y)\in A_{i,j}} f(x, y) \geq c \tag{6.12}$$

2. G_2 les régions rectangulaires $A_{i,j}$ en dessous de la limite c :

$$\max_{(x,y)\in A_{i,j}} f(x, y) \leq c \tag{6.13}$$

3. G_3 les régions rectangulaires $A_{i,j}$ dont certaines parties sont en dessous et au-dessus de la limite c :

$$\min_{(x,y)\in A_{i,j}} f(x, y) < c < \max_{(x,y)\in A_{i,j}} f(x, y) \tag{6.14}$$

L'objectif est ainsi de calculer l'aire $|A(c)|$ de la fonction $A(c)$ à partir de cette classification. En effet, pour chaque valeur de c, des surfaces $A_{i,j}$ vont se trouver dans le groupe G_3 et il est ainsi complexe de déterminer l'aire $|A(c)|$ de la surface $A(c)$ complète (Fig. 6.14).

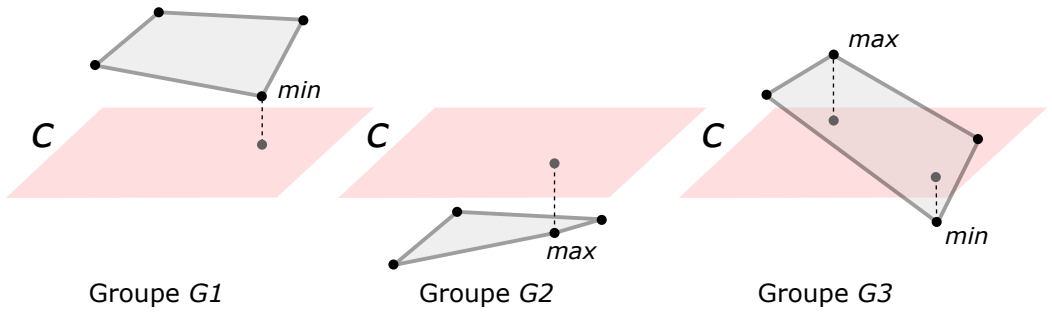


FIGURE 6.14 – Exemple de classification des surfaces $A_{i,j}$ dans les groupes 1, 2 et 3 par rapport à la hauteur c.

L'idée est alors de réaliser une estimation $\hat{A}(c)$ de la fonction $A(c)$ en séparant les surfaces dans le groupe G_3 également en deux sous-groupes équivalents aux groupes G_1 et G_2. Sans prendre en compte les surfaces classées dans le groupe $G3$, l'aire $|A^0_L(c)|$ de la partie basse et l'aire $|A^0_U(c)|$ de la partie haute sont :

$$|A^0_L(c)| = n_0\Delta_x\Delta_y \qquad\qquad |A^0_U(c)| = |A| - m_0\Delta_x\Delta_y \tag{6.15}$$

avec n_0 et m_0 respectivement le nombre de régions $A_{i,j}$ de taille Δ_xxΔ_y dans le groupe G_1 et G_2 et $|A|$ l'aire totale de la surface. Les régions du groupe G_3 sont ainsi divisées en n_I^2 sous-divisions uniformes rectangulaires. Ainsi, ces sous-régions sont également classifiées en fonction des groupes G_1, G_2 et G_3 dont celles classées dans le dernier groupe ne sont plus prises en compte. Les nombres entiers $n_{i,j}$ et $m_{i,j}$ correspondent respectivement alors au nombre de sous-divisions associées au groupe G_1 et G_2 pour chaque région $A_{i,j}$ initialement classifiée dans le groupe G_3. Alors, l'aire complète $|A_L(c)|$ de la partie basse et l'aire complète $|A_U(c)|$ de la partie haute sont :

$$|A_L(c)| = |A_L^0(c)| + \frac{\Delta_x \Delta_y}{n_I^2} \sum_{(i,j)\in G_3} n_{i,j} \tag{6.16}$$

$$|A_U(c)| = |A_U^0(c)| - \frac{\Delta_x \Delta_y}{n_I^2} \sum_{(i,j)\in G_3} m_{i,j} \tag{6.17}$$

À partir de ces calculs, une estimation $\hat{A}(c)$ de la fonction $A(c)$ est calculée par moyennage de la partie haute et la partie basse de l'aire complète :

$$\hat{A}(c) = \frac{1}{2}(|A_L(c)| + |A_U(c)|) \tag{6.18}$$

Le rapport de matière surfacique $S_{mr}(c)$ est défini comme le rapport entre l'aire d'une surface à partir d'une certaine hauteur c par rapport à l'aire totale. L'estimation $\hat{S}_{mr}(c)$ de ce rapport est calculé à partir de l'estimation $\hat{A}(c)$ de la fonction $A(c)$ et exprimé en pourcentage :

$$\hat{S}_{mr}(c) = 100\frac{|\hat{A}(c)|}{|A|}\% \tag{6.19}$$

Ainsi, l'estimation du rapport de matière surfacique inverse $\hat{S}_{mc}(p)$ correspond à la hauteur c pour laquelle le rapport $S_{mr}(c)$ vaut p. Cette fonction est construite par une interpolation polynomiale cubique par morceaux et permet ainsi de calculer les paramètres fonctionnels de volume (Fig. 6.15). Par défaut, le relief est partagé en 3 parties différentes : les pics, les vallées et la partie centrale. Un volume est considéré comme un pic lorsque celui-ci est en dessous des 10% du volume total selon le rapport de matière surfacique et considéré comme une vallée lorsque celui-ci est au-dessus des 80% du volume total selon le rapport de matière surfacique.

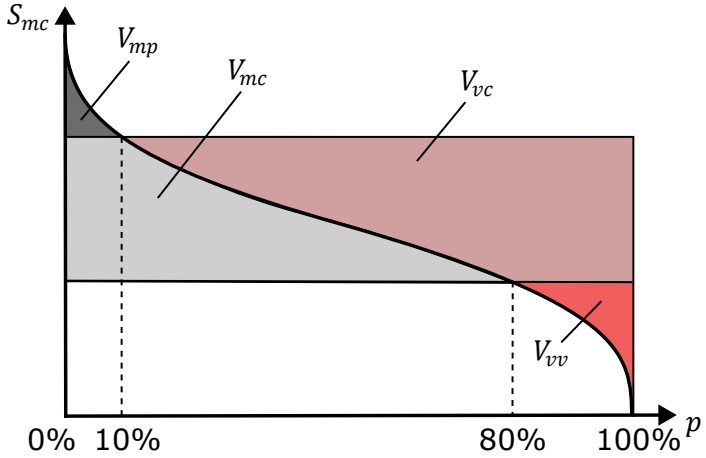


FIGURE 6.15 – Représentation des descripteurs de rugosité volumique avec le rapport de matière surfacique inverse $S_{mc}(p)$.

Le *peak material volume* (V_{mp}) représente le volume de matière des pics selon le rapport de matière surfacique :

$$\hat{V}_{mp} = \frac{K}{100\%} \int_{0\%}^{10\%} \hat{S}_{mc}(q) - \hat{S}_{mc}(10\%)dq \tag{6.20}$$

Le *core material volume* (V_{mc}) représente le volume de matière entre les pics et les vallées selon le rapport de matière surfacique :

$$\hat{V}_{mc} = \frac{K}{100\%} \left[\left(\int_{0\%}^{80\%} \hat{S}_{mc}(q) - \hat{S}_{mc}(80\%) dq \right) - \left(\int_{0\%}^{10\%} \hat{S}_{mc}(q) - \hat{S}_{mc}(10\%) dq \right) \right] \quad (6.21)$$

Le *dale void volume* (V_{vv}) représente le volume sans matière des vallées selon le rapport de matière surfacique :

$$\hat{V}_{vv} = \frac{K}{100\%} \int_{80\%}^{100\%} \hat{S}_{mc}(80\%) - \hat{S}_{mc}(q) dq \quad (6.22)$$

Le *core void volume* (V_{vc}) représente le volume sans matière entre les pics et les vallées selon le rapport de matière surfacique :

$$\hat{V}_{vc} = \frac{K}{100\%} \left[\left(\int_{10\%}^{100\%} \hat{S}_{mc}(10\%) - \hat{S}_{mc}(q) dq \right) - \left(\int_{80\%}^{100\%} \hat{S}_{mc}(80\%) - \hat{S}_{mc}(q) dq \right) \right] \quad (6.23)$$

6.3 Extraction de la brillance et la couleur

L'apparence d'une surface est liée à deux aspects de son matériau : sa brillance et sa couleur. L'aspect brillant est dû à la réflexion miroir de l'éclairage sur une surface. Cette réflexion peut avoir un aspect plus ou moins "flouté" et/ou une intensité plus ou moins importante. La couleur d'une surface est due à la réflexion diffuse sur la surface. En prenant l'exemple d'une *BRDF* à base de microfacettes mixte, il est possible de faire l'analogie entre la partie spéculaire f_s et la brillance ainsi que la partie diffuse f_d et la couleur. Par conséquent, l'estimation des caractéristiques liées à la couleur et la brillance d'une surface sont possibles par l'utilisation de l'équation de rendu :

$$L_o(\mathbf{o}) = L_i(\mathbf{i})(f_d + f_s(\mathbf{o}, \mathbf{i}, \mathbf{n})) \max(\mathbf{n} \cdot \mathbf{i}, 0) \quad (6.24)$$

Dans cette section, l'estimation de la couleur et de la brillance est réalisée à partir de la géométrie de la surface, estimée par l'approche *PSGL*, et des images *HDR* de SP. Tout d'abord, la couleur de la surface est estimée en considérant que le spéculaire et l'ombre sont des valeurs aberrantes sur la surface. Puis, cette couleur est utilisée pour estimer la brillance de la surface sous forme de cartes de brillance.

6.3.1 Extraction de la couleur

Pour l'estimation de la partie diffuse d'une surface, et donc de la couleur, le spéculaire et l'ombre sont considérés comme des valeurs aberrantes. Par conséquent, l'objectif est d'obtenir une valeur d'intensité étant ni liée à du spéculaire, ni liée à de l'ombre. Pour cette tâche, Miyazaki *et al.* [141] proposent une approche basée sur la médiane des valeurs *HDR* pixel à pixel

afin de rejeter les pixels d'ombre et de brillant. Ainsi, avec ces valeurs, il est possible d'extraire uniquement la partie diffuse f_d de la *BRDF* f_r associée à la couleur en la corrigeant avec la normale **n** estimée par l'approche *PSGL* :

$$f_d = \text{med}\left(\frac{L_o(\mathbf{o}, \mathbf{n}, \mathbf{i})}{\mathbf{n} \cdot \mathbf{i}}\right) \tag{6.25}$$

Cette partie diffuse f_d est estimée pour chacun des pixels des images d'entrée afin de retrouver la couleur de la surface pour le cuir et la peau *ex vivo* (Fig. 6.16).

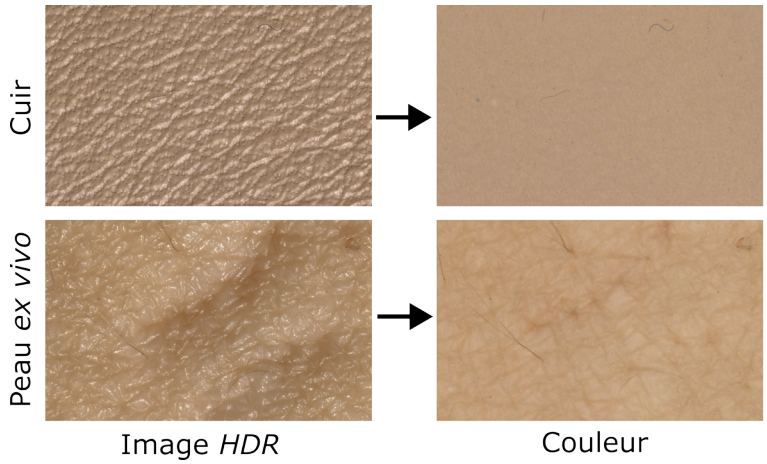


FIGURE 6.16 – Exemples d'extraction de la couleur sur des surfaces de peau *ex vivo* et de cuir.

À partir de ces images, une moyenne est réalisée entre tous les pixels afin d'obtenir une unique couleur RVB. Afin de convertir cette couleur dans un espace plus proche de la perception, celle-ci est projetée dans l'espace *CIE 1976 L*a*b** grâce à la matrice projection M (Eq. 6.2) calculée lors de la calibration couleur du système (Sec. 6.1.2.4). Les descripteurs de couleur analysés sont les moyennes des paramètres *L**, *a** et *b** des couleurs dans l'espace *CIE 1976 L*a*b**.

6.3.2 Extraction de la brillance

Toutes les différentes parties de l'Eq. 6.25 sont maintenant connues : L_o et L_i ont été estimés après le traitement *HDR* et la calibration de l'éclairage par les cartes d'éclairement (Sec. 6.1.2.3 et 6.1.2.2), f_d est calculé par la méthode d'extraction de la couleur (Sec. 6.3.1), la normale n est estimée par l'approche *PSGL* présentée dans le chapitre précédent et finalement le vecteur d'éclairage **i** est connu lors de la conception du système. Ceci permet de calculer des représentations à partir de l'Eq. 6.24 appelées cartes de brillance. Ces cartes de brillance sont utilisées afin de calculer des descripteurs de brillance.

6.3.2.1 Les cartes de brillance

Contrairement à la couleur f_d, la brillance f_s est dépendante de la direction d'éclairage. Par conséquent, afin de calculer la brillance f_s associée à chaque direction d'éclairage, l'Eq. 6.24 est utilisée pour chaque direction d'éclairage :

$$f_s(\mathbf{o}, \mathbf{i}, \mathbf{n}) = \frac{\max(L_o(\mathbf{o}, \mathbf{i}, \mathbf{n}) - f_d(\mathbf{n} \cdot \mathbf{i}), 0)}{\mathbf{n} \cdot \mathbf{i}} \tag{6.26}$$

La fonction $\max$ est appliquée au numérateur car une valeur de brillance ne peut pas être négative. L'utilisation de l'Eq. 6.26 en chaque point de la surface génère des images qui seront utilisées pour le calcul des paramètres de brillance, ce sont les cartes de brillance (Fig. 6.17)

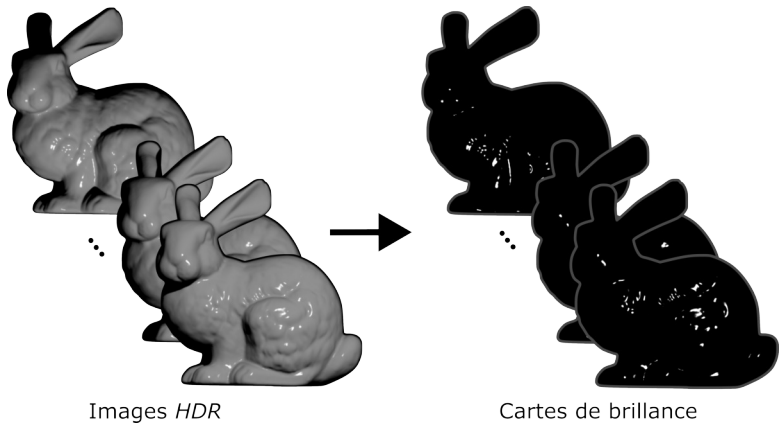


FIGURE 6.17 – Extraction des cartes de brillances des images *HDR* avec notre chaine de mesure.

Il est possible d'estimer des paramètres de brillance simples à partir de ces cartes en calculant la moyenne globale (*Gloss_mean*) et la variance globale (*Gloss_var*). Pour le descripteur *Gloss_mean*, plus le lobe est large, moins les pixels de la carte de brillance sont nuls et plus la valeur de *Gloss_mean* augmente. Concernant le descripteur *Gloss_var* plus le lobe a une hauteur élevée, plus les intensités des pixels seront importantes faisant également augmenter la variance globale des cartes. Par conséquent, la moyenne globale (*Gloss_mean*) est reliée à la largeur du lobe spéculaire alors que la variance globale (*Gloss_var*) est reliée à la hauteur de ce même lobe. Cependant, ces descripteurs dépendent fortement de la géométrie de la surface. En effet, pour des orientations de surface différentes, les cartes de brillance sont également différentes.

6.3.2.2 Identification des paramètres du modèle de Cook-Torrance

Un modèle de *BRDF* dépend de la géométrie de l'élément de surface et de la direction d'éclairage. De ce fait, l'estimation des paramètres d'une *BRDF* permet de lever les limites des cartes de brillance liées à la géométrie. En SP, les intensités mesurées en chaque point de la surface peuvent être utilisées pour réaliser une identification des paramètres d'un modèle de *BRDF*. Toutefois, pour un système à peu d'éclairage, ceci impliquerait un sous-échantillonnage de la *BRDF*. Une autre possibilité est de considérer que la *BRDF* est la même en chaque point de la surface. Par conséquent, les cartes de brillance calculées sont utilisées pour réaliser une régression sur un modèle analytique de *BRDF*. Le modèle utilisé est celui de Cook-Torrance [13], un modèle classique de l'état de l'art, pour lequel seule la partie spéculaire f_{CT_s} est prise en compte.

L'approche *PSGL* permet d'estimer l'orientation des éléments de surface pour un vecteur d'observation unique. Chacune des normales de la surface est associée aux luminances L_o pour chaque vecteur d'éclairage. Cependant, pour l'estimation d'une *BRDF*, c'est le principe inverse : l'élément de surface est fixe et les vecteurs d'observation, liées au luminances L_o,

permettent d'échantillonner la *BRDF* pour chaque vecteur d'éclairage. Le modèle de Cook-Torrance [13] est considéré isotrope, permettant de prendre uniquement l'angle zénithal du vecteur d'éclairage en compte. Ainsi, une rotation de l'espace pour chaque valeur de luminance est à effectuer afin d'aligner les vecteurs d'éclairages sur un même plan vertical, mais également pour que la normale à l'élément de surface soit $n = [0, 0, 1]^{\mathrm{T}}$. Cette rotation permet de calculer les coordonnées polaires du vecteur d'observation, c'est-à-dire les angles $\theta_{\mathbf{o}}$ et $\phi_{\mathbf{o}}$.

Pour le calcul de $\phi_{\mathbf{o}}$, les vecteurs d'observation **o** et d'éclairage **i** sont projetés dans le plan orthogonal à la normale **n** selon deux vecteurs respectivement nommés $\mathbf{o}_{\mathrm{p}}$ et $\mathbf{i}_{\mathrm{p}}$:

$$\mathbf{o}_{\mathrm{p}} = \frac{\mathbf{o} - [\hat{\mathbf{n}}(\hat{\mathbf{n}} \cdot \mathbf{o})]}{\|\mathbf{o} - [\hat{\mathbf{n}}(\hat{\mathbf{n}} \cdot \mathbf{o})]\|} \qquad \mathbf{i}_{\mathrm{p}} = \frac{\mathbf{i} - [\hat{\mathbf{n}}(\hat{\mathbf{n}} \cdot \mathbf{i})]}{\|\mathbf{i} - [\hat{\mathbf{n}}(\hat{\mathbf{n}} \cdot \mathbf{i})]\|} \tag{6.27}$$

Le signe de l'angle $\phi_{\mathbf{o}}$ est également déterminé grâce au produit vectoriel $\times$ entre $\hat{\mathbf{n}}$ et $\mathbf{i_p}$ et au produit scalaire du vecteur résultat avec le vecteur projeté $\mathbf{o}_{\mathrm{p}}$:

$$\theta_{\mathbf{o}} = \arccos(\hat{\mathbf{n}} \cdot \mathbf{i}) \qquad \phi_{\mathbf{o}} = (\mathbf{o}_{\mathrm{p}} \cdot \mathbf{i}_{\mathrm{p}})\mathrm{sign}[\mathbf{o}_{\mathrm{p}} \cdot (\hat{\mathbf{n}} \times \mathbf{i_p})] \tag{6.28}$$

Sur données réelles, la limite est que différentes imprécisions peuvent bruiter les estimations de paramètres d'un modèle de *BRDF*. En effet, les moindres erreurs au niveau de l'estimation de la normale et de la couleur, des imprécisions pour la calibration du système ou encore le bruit lié au capteur peuvent causer de fortes erreurs pour l'estimation de la *BRDF*. Pour résoudre cette limite, les intensités sont filtrées dans un hémisphère découpé en cellules pour chaque vecteur d'éclairage. Dans chaque cellule, tous les vecteurs d'observation seront moyennés pour obtenir une unique valeur d'intensité filtrée associée au vecteur d'observation de la cellule. L'algorithme de découpage utilisé est celui proposé par Beckers *et al.* [242] permettant de découper les hémisphères en cellules de tailles équivalentes (Fig. 6.18 (a)).

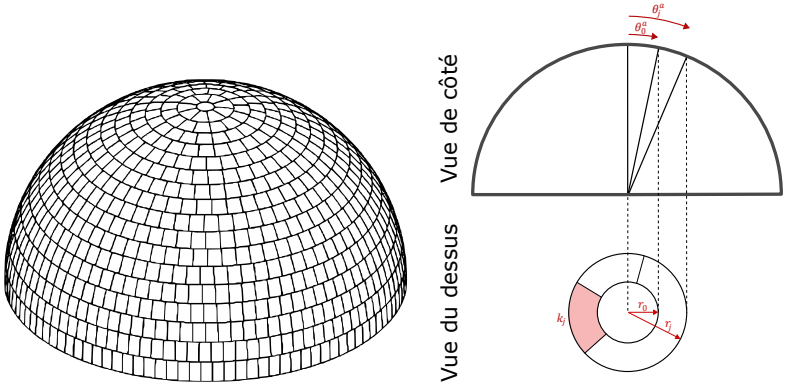


FIGURE 6.18 – Visualisation du découpage d'un dôme pour le filtrage de la *BRDF* (a) et explication de l'approche pour les conditions initiales (b).

Ce découpage dépend ainsi de la taille des cellules choisie par le paramètre θ_0^a l'angle zénithal de l'anneau supérieur. L'hémisphère est découpé de manière itérative suivant le rayon r_j de l'anneau j, son nombre de cellules k_j et l'angle zénithal θ_j^a par rapport à l'anneau précédent (Fig. 6.18 (b)). Le premier anneau ne contient alors qu'une unique cellule, permettant d'initialiser le découpage. L'anneau suivant est ainsi calculé :

$$r_{j+1} = 2\sin\left(\frac{\theta_j^a}{2}\right) \qquad k_{j+1} = k_j\left(\frac{r_{j+1}}{r_j}\right)^2 \qquad \theta_{j+1}^a = \theta_j^a + 2\sqrt{\frac{\pi}{k_j}}\sin\left(\frac{\theta_j^a}{2}\right) \tag{6.29}$$

Une fois le découpage de l'hémisphère effectué, le principe est alors de réaliser une moyenne de toutes les valeurs se situant dans une même cellule afin de supprimer les valeurs aberrantes tout en gardant un échantillonnage assez fin pour caractériser la *BRDF*. À partir de cette liste de valeurs filtrée, l'objectif est d'identifier les paramètres α de la distribution de Beckmann [17] et de l'indice de réfraction n_i du modèle de Cook-Torrance [13]. Une optimisation par les moindres carrés est utilisée afin d'estimer ces différents paramètres.

Des simulations de surfaces ont été réalisées afin de prouver l'efficacité de la chaine de mesure complète pour la mesure de brillance de la surface (Fig. 6.19). L'idée est d'utiliser la même géométrie, mais de modifier la *BRDF* pour s'assurer que l'algorithme est capable d'extraire une évolution des paramètres de brillance pour un cas simple. Ces surfaces sont rendues avec 4 configurations de brillance (f_s) tout en gardant la même géométrie (**n**) et la même couleur (f_d). La première est diffuse et les 3 autres sont des surfaces brillantes avec une différence sur la taille des lobes, c'est-à-dire *alpha* $= [0.2, 0.1, 0.05]$ avec la *BRDF roughplastic* du logiciel *Mitsuba* [188]. La géométrie a été générée de manière aléatoire en utilisant l'approche de Ribardière *et al.* [16].

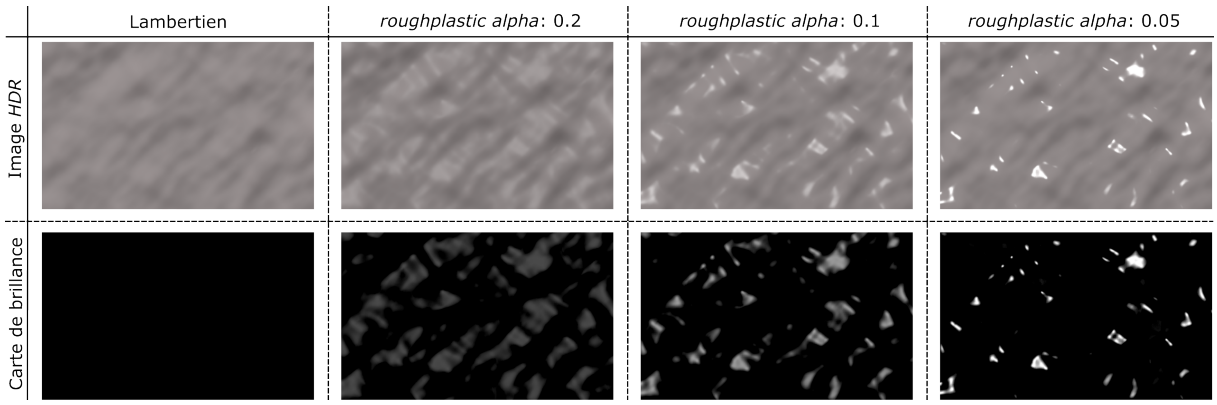


FIGURE 6.19 – Surfaces simulées avec la configuration d'éclairage de notre système avec différentes *BRDF* de Mitsuba [188] et leurs cartes de brillance calculées avec l'approche présentée et associées à un unique éclairage.

De manière qualitative, la Fig. 6.19 montre que la brillance de la surface est bien estimée même pour une *BRDF* ayant un large lobe spéculaire (*alpha* $= 0.2$). L'estimation des paramètres du modèle de Cook-Torrance [13] (Tab. 6.1) montrent que même pour un modèle de *BRDF* différent, les paramètres de ces modèles restent proches.

alpha (Mitsuba *roughplastic*)	0.2	0.1	0.05
α (Cook-Torrance)	0.2016	0.1049	0.0509

TABLEAU 6.1 – Estimation du paramètre α du modèle de Cook-Torrance pour chaque surface simulée par Mitsuba [188] avec le modèle de *BRDF roughplastic* pour différents paramètres *alpha*.

6.4 Résultats

Neuf campagnes de mesures ont été réalisées dont deux sur cuir et sept sur peau *ex vivo*. Sur le cuir, des fonds de teints et de l'huile de jojoba ont été appliqués afin d'analyser un avant et après traitement de la surface. Sur la peau, de l'acide glycolique, du gel hydratant et matifiant, du *SDS*, du *stripping* et des irradiations UVA et UVB ont été réalisés. Afin d'évaluer la variabilité intraexpérimentation pour chaque traitement, trois échantillons de peaux ont été traités, sont analysés dans les mêmes conditions et sont appelés réplicats.

L'objectif est de pouvoir évaluer des modifications de la géométrie, la couleur et la brillance de la surface pour le cuir et la peau *ex vivo*. Pour cela, nous utilisons notre chaine de mesure complète en prenant la carte de normales estimée par l'approche *PSGL* afin d'évaluer la rugosité (Sec. 6.2) ainsi que la couleur et la brillance (Sec. 6.3) (Fig. 6.20). Il est important de noter que pour réduire au maximum les effets de transluminescence lors de l'estimation de la carte de normales, seul le canal bleu est utilisé en entrée de l'approche *PSGL*.

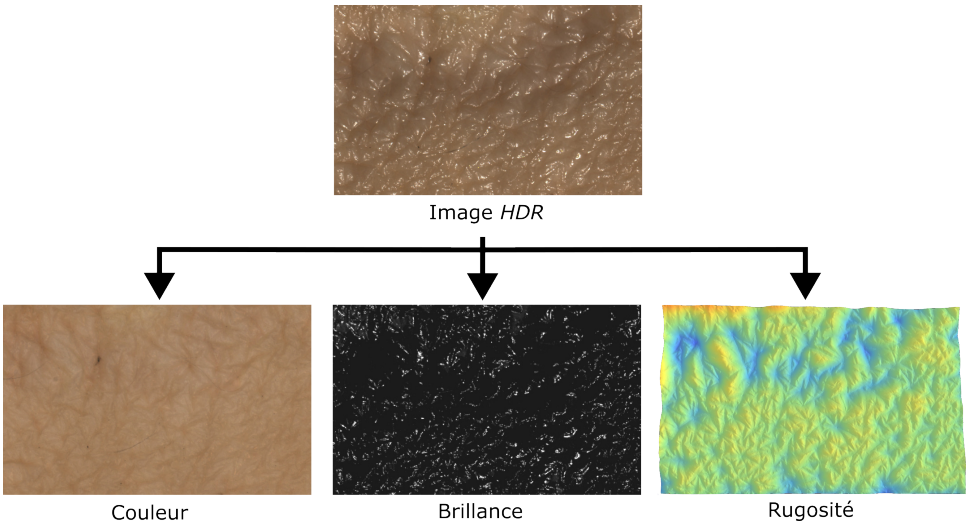
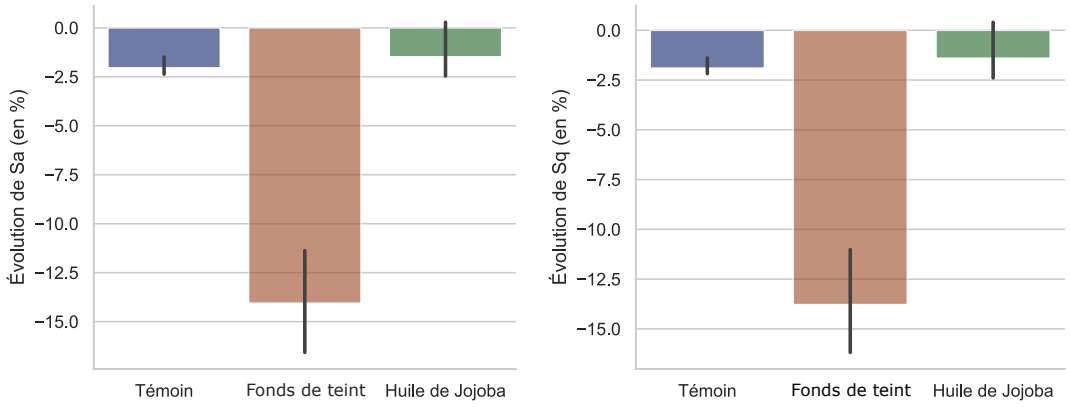


FIGURE 6.20 – Exemple d'estimation des composantes de couleur, brillance et géométrie à partir des images *HDR* de peau *ex vivo* avec notre chaine de mesure.

6.4.1 Cuir

Tout d'abord, des tests ont été réalisés sur du cuir de vache sur lesquels ont été appliqués du fond de teint ainsi que de l'huile de jojoba. Le fond de teint est censé modifier la couleur de la surface ainsi que de la matifier alors que l'huile de jojoba permet de rendre la surface plus brillante. Sachant que le cuir n'est pas une surface vivante, son apparence n'évolue pas au cours du temps après application d'un produit. Pour cette raison, le cuir est analysé selon deux temps uniquement : avant et après traitement. Après le traitement, l'échantillon est laissé à sécher pendant 24 heures avant l'acquisition afin d'éviter toute influence de l'instant d'application du produit sur l'estimation des paramètres d'apparence. Cette surface permet de tester notre chaine de mesure dans des conditions réelles et idéales.

L'application des fonds de teint engendre une diminution des paramètres S_a et S_q après application (Fig. 6.21). Ceci peut s'expliquer par le fait qu'une couche est présente sur le cuir et permet ainsi de combler les interstices et rend la surface plus lisse. Comparée aux témoins, l'huile de jojoba n'induit pas de modification notable de la rugosité.



(a) (b)

FIGURE 6.21 – Graphique représentant l'évolution du paramètre de rugosité S_a (a) et S_q (b) pour des échantillons de cuir sur lesquels ont été appliqués différents fonds de teint ainsi que de l'huile de jojoba. Pour les fonds de teint, une évolution moyenne sur tous les types de fond de teint est calculée. Les barres représentent la moyenne du paramètre et la ligne noire l'écart-type.

Pour les fonds de teint, la couleur de la surface du cuir estimée par notre méthode est comparée avec les mesures faites par le spectroradiomètre. La distance entre les couleurs dans l'espace *CIE 1976 L*a*b** pour les couleurs (L_1^*, a_1^*, b_1^*) et (L_2^*, a_2^*, b_2^*) est calculée à l'aide de ΔE :

$$\Delta E = \sqrt{(L_1^* - L_2^*)^2 + (a_1^* - a_2^*)^2 + (b_1^* - b_2^*)^2} \tag{6.30}$$

Nous montrons que notre chaine de mesure permet de retrouver une couleur proche de celle de la surface (Tab. 6.2). Lors de la mesure par le spectroradiomètre, il est important de noter que le spéculaire va jouer sur la couleur estimée de la surface alors que le principe de notre chaine de mesure est de ne pas prendre en compte cette composante. L'huile de jojoba n'induit pas de modification significative de la couleur de la surface.

Traitements	*1.5 Neutral*	*2 Warm Olive*	*4 Warm*	*6 Warm*	*9 Neutral*
ΔE	3.8	3.7	3.7	9.6	8.1

TABLEAU 6.2 – Distance de couleur dans l'espace *CIE 1976 L*a*b** entre la couleur mesurée par notre chaine de mesure et un spectroradiomètre.

Concernant la brillance de la surface, les fonds de teint ont tous la même influence sur l'apparence de la surface. Ceux-ci vont diminuer les paramètres de brillance *Gloss_mean* et *Gloss_var* (Fig. 6.22) de manière significative. Ces résultats sont en accord avec les allégations sur les propriétés matifiantes des produits. En revanche, l'huile de jojoba, pour laquelle il pouvait être facilement anticipé qu'elle présenterait une augmentation de la brillance du cuir, va expérimentalement avoir tendance à induire une légère augmentation de la brillance de la surface.

Ces résultats montrent que notre chaine de mesure permet de détecter des modifications fines de l'apparence de surfaces non vivantes. De plus, ces expérimentations montrent que les descripteurs de rugosité S_a et S_q sont fortement liés, de la même manière que les descripteurs de brillance *Gloss_mean* et *Gloss_var*.

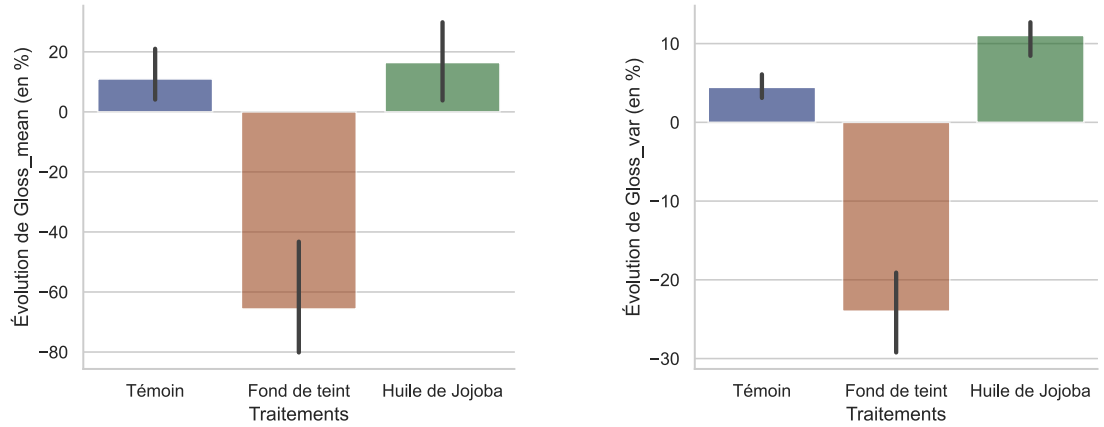


FIGURE 6.22 – Évolution en pourcentage des paramètres de brillance *Gloss_mean* (a) et *Gloss_var* (b) pour des échantillons de cuir sur lesquels ont été appliqués du fond de teint et de l'huile de jojoba. Chaque traitement a été réalisé sur trois réplicats différents. Les barres représentent la moyenne du paramètre et la ligne noire l'écart-type.

6.4.2 Peau *ex vivo*

Après avoir testé notre approche sur des échantillons non vivants, l'objectif est d'estimer ces mêmes descripteurs après traitement sur des échantillons de peau *ex vivo*. Il est nécessaire de noter que les modifications de la peau *ex vivo* avec les traitements juste après application sont visuellement difficiles à percevoir (Fig. 6.23).

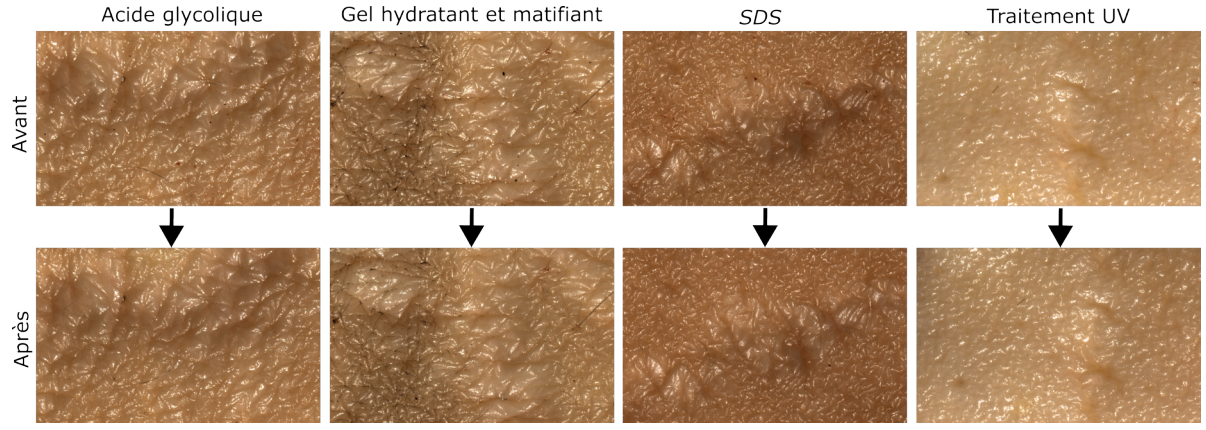


FIGURE 6.23 – Visualisation d'un échantillon de peau *ex vivo* pour un unique éclairage avant et après traitement.

Contrairement au cuir, la peau, y compris dans ce modèle *ex vivo*, est constituée de cellules vivantes, structurées et capables de générer une réponse biologique suite à une stimulation ou à un traitement. Afin de laisser le temps nécessaire aux cellules de répondre d'un point de vue biologique, et de pouvoir mesurer l'évolution éventuellement croissante des paramètres mesurés, la peau *ex vivo* est analysée après plusieurs temps d'exposition à un traitement. L'acide glycolique et le gel hydratant et matifiant ont été analysés sur la peau après 30 minutes, 2 heures, 24 heures et 48 heures d'exposition ; le *SDS* après 24 heures et 48 heures d'application. Il est nécessaire de noter qu'à chaque temps d'acquisition la surface de la peau est nettoyée afin d'éviter que le produit même influence de manière significative l'apparence de la peau. Le produit est ainsi réappliqué après l'acquisition suivant les mêmes doses.

6.4.2.1 Acide glycolique

L'application de l'acide glycolique diminue les paramètres de rugosité S_a et S_q de la peau à 30 minutes et 2 heures après application du produit. Ceci montre que ce produit permet de lisser la surface de la peau. De par l'utilisation commerciale, cet effet était attendu sachant que l'acide glycolique est utilisé dans des produits cosmétiques comme l'antiride, et en dermatologie, a plus forte concentration, comme exfoliant pour réaliser du *peeling*. Cependant, à partir de 24 heures, les descripteurs de rugosité S_a et S_q ont tendance à augmenter jusqu'à 48 heures (Fig. 6.24). En effet, les microridules ont tendance à disparaitre alors que les rides plus importantes vont être accentuées (Fig. 6.25).

Sur la Fig. 6.24, la forte augmentation de la rugosité à 48 heures pour un échantillon est dûe au fait que celui-ci ne possède pas de vergetures. En effet sur cette échantillon, comme l'évolution est comparée à l'acquisition avant application du produit, l'augmentation importante des rides à 48 heures va provoquer une augmentation de la rugosité générale plus importante.

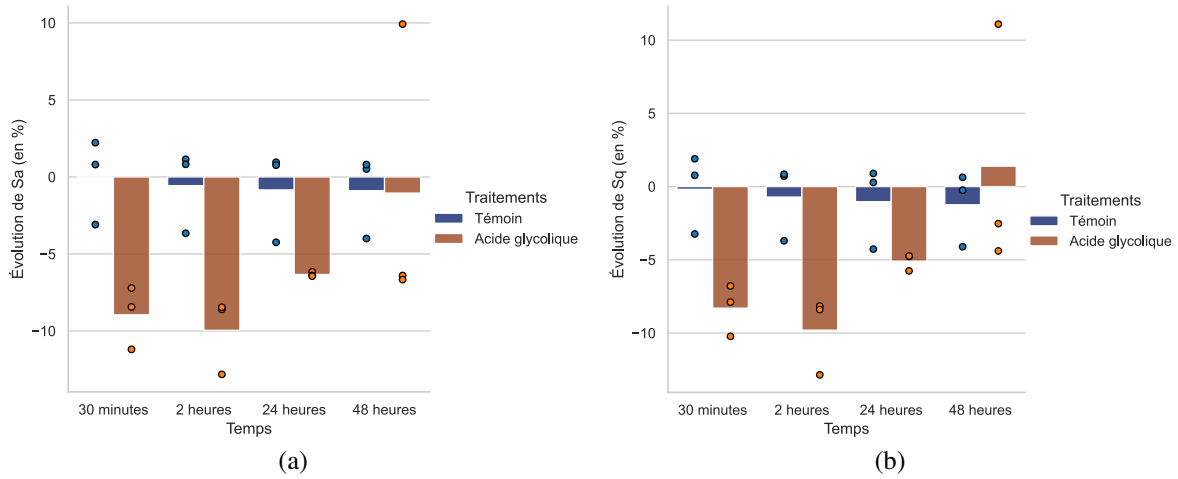


FIGURE 6.24 – Évolution des paramètres de rugosité S_a (a) et S_q (b) après application d'acide glycolique sur des échantillons de peau *ex vivo*. Les points représentent les valeurs du paramètre pour chaque réplicat et l'histogramme représente la moyenne de ces valeurs.

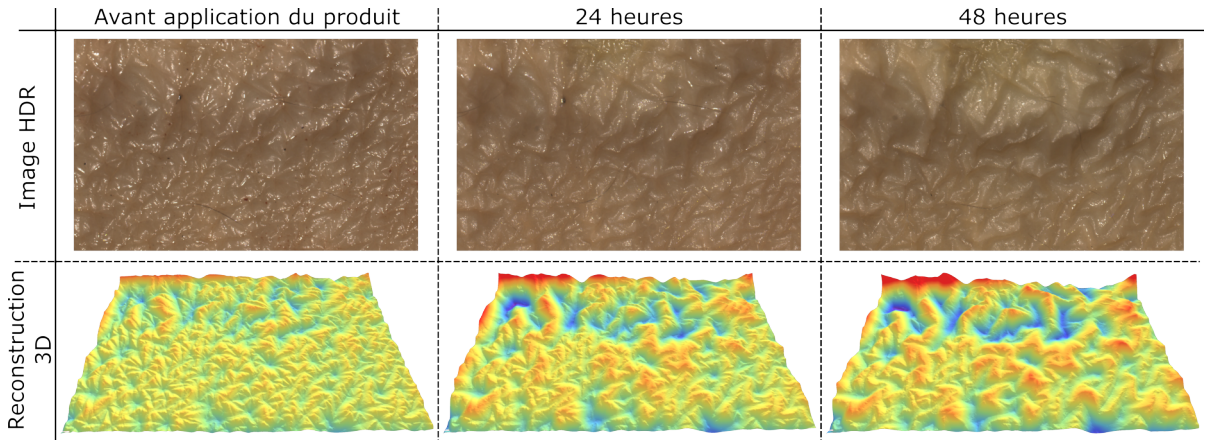
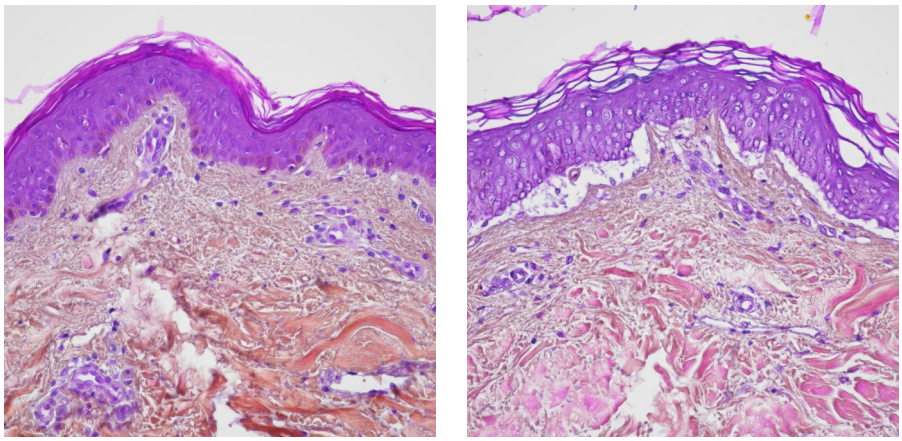


FIGURE 6.25 – Reconstruction 3D d'un échantillon de peau *ex vivo* sur lequel de l'acide glycolique a été appliqué et dont l'acquisition a été réalisée 24 heures et 48 heures après l'application. L'acide glycolique a été dilué à 500 mg/ml et appliqué à 20 mg/cm^2 sur la peau.

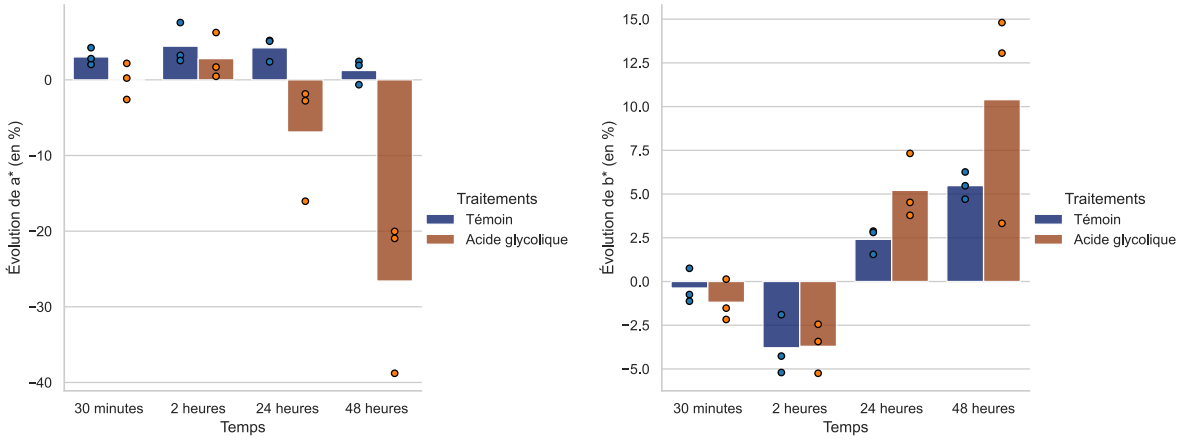
Après une exposition répétée, et après 24 et 48 heures de traitement, les variations des paramètres S_a et S_q ne vont pas dans le sens de ce qui est anticipé au regard de l'utilisation commerciale de ce produit. Des analyses histologiques complémentaires ont pu montrer que les augmentations de S_a et S_q sont en lien avec un effet cytotoxique du produit. En effet, les coupes histologiques montrent une déstructuration des différentes couches de la peau comme l'épiderme et le derme (Fig. 6.26). Cet effet cytotoxique de l'acide glycolique est aussi connu puisque cela fait partie des risques connus d'une utilisation excessive.



(a) (b)

FIGURE 6.26 – Coupes histologiques d'échantillons de peau *ex vivo* après 48 heures pour le témoin sur lequel rien n'a été appliqué (a) et celui sur lequel l'acide glycolique a été appliqué (b).

Un autre signe de changement majeur au niveau de la couleur pourrait également être en lien avec la cytotoxicité du produit sur les temps longs. En effet, la couleur n'est pas modifiée sur les temps courts mais après 24 heures et surtout 48 heures d'incubation, la couleur de la peau tend vers le jaune, c'est-à-dire qu'une augmentation de b^* et une diminution de $a*$ est visible (Fig. 6.27).

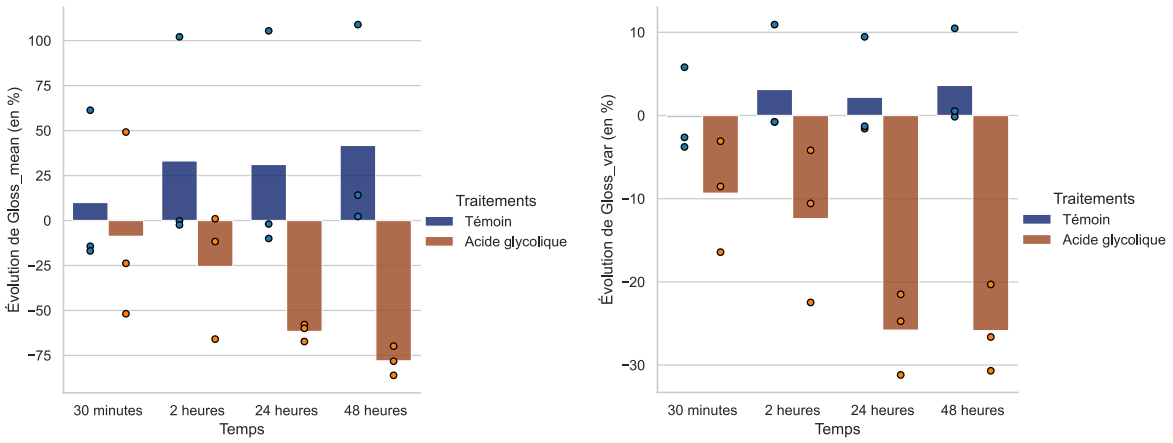


(a) (b)

FIGURE 6.27 – Évolution des paramètres de couleur a^* (a) et b^* (b) dans l'espace *CIE 1976 L*a*b** après application d'acide glycolique sur des échantillons de peau *ex vivo*. Les points représentent les valeurs du paramètre pour chaque réplicat et l'histogramme représente la moyenne de ces valeurs.

La brillance va avoir tendance à diminuer après application de l'acide glycolique (Fig. 6.28). Toutefois, il est important de noter qu'avant chaque acquisition, et pour tous les produits, la

surface de la peau a été nettoyée avec du coton afin de retirer la couche liée au produit. Ce processus pourrait influer l'estimation de la brillance de la surface et provoquer une diminution.

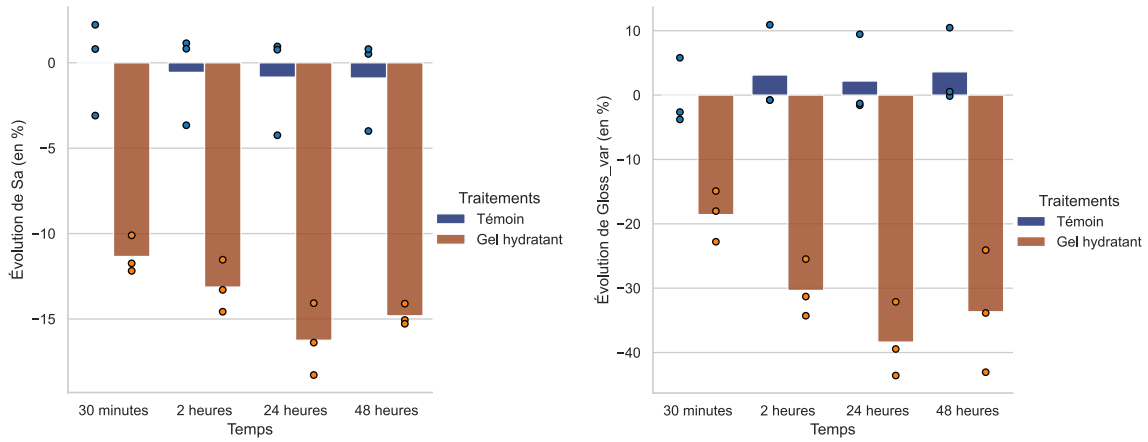


(a) (b)

FIGURE 6.28 – Évolution des paramètres de brillance *Gloss_mean* (a) et *Gloss_var* (b) après application d'acide glycolique sur des échantillons de peau *ex vivo*. Les points représentent les valeurs du paramètre pour chaque réplicat et l'histogramme représente la moyenne de ces valeurs.

6.4.2.2 Gel hydratant matifiant

L'application du gel hydratant et matifiant induit une diminution du paramètre S_a concernant la rugosité de la peau (Fig. 6.29 (a)). En effet, au même titre que le fond de teint, l'aspect mat de ce produit peut avoir tendance à combler les interstices, mais également à favoriser un lissage par hydratation de la peau sur les temps longs. Au niveau de la brillance, les paramètres *Gloss_mean* et *Gloss_var* ont également tendance à diminuer (Fig. 6.29 (b)). Ceci montre l'effet matifiant de ce produit sur la surface de la peau. Les résultats liés à la couleur ne sont pas montrés, car aucun effet n'est visible.



(a) (b)

FIGURE 6.29 – Évolution des paramètres de rugosité S_a (a) et de brillance *Gloss_var* (b) après application d'un gel hydratant et matifiant sur des échantillons de peau *ex vivo*. Les points représentent les valeurs du paramètre pour chaque réplicat et l'histogramme représente la moyenne de ces valeurs.

6.4.2.3 *SDS*

L'application du *SDS* dilué à 40 mg/ml et appliqué à raison de 20 mg/cm^2 induit une diminution du paramètre de rugosité S_a après 24 heures et 48 heures de traitement (Fig. 6.30 (a)). Il est à noter, qu'*in vivo*, ce surfactant peut provoquer des irritations et il a tendance à dessécher la peau. L'aspect irritant du *SDS* est corrélé avec le changement de couleur observé. En effet, le paramètre de couleur a^* augmente, se traduisant par une couleur plus rouge de la surface (Fig. 6.30 (b)). *In vivo*, la couleur de la peau devient rouge essentiellement lorsque les vaisseaux sanguins à la surface de la peau se dilatent, déclenchant une augmentation du flux sanguin (avec ou sans réaction inflammatoire associée). Dans le cadre de ces expériences, le système vasculaire de la peau *ex vivo* n'est pas alimenté. Par conséquent, il est surprenant de mettre en évidence le changement de couleur de la peau vers le rouge sauf à ce que la chaine de mesure puisse détecter des phénomènes locaux en lien avec l'irritation provoquée par le *SDS*.

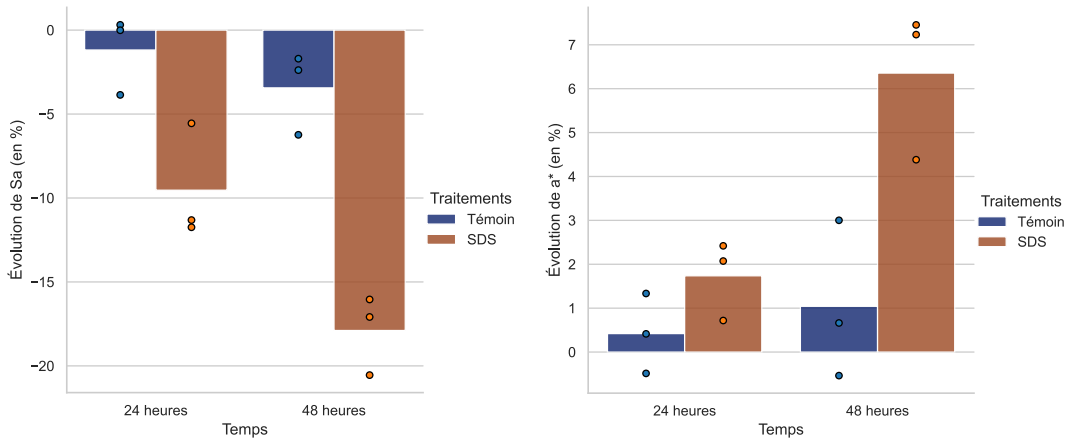


FIGURE 6.30 – Évolution des paramètres de rugosité S_a (a) et de couleur a^* (b) après application de *SDS* sur des échantillons de peau *ex vivo*. Les points représentent les valeurs du paramètre pour chaque réplicat et l'histogramme représente la moyenne de ces valeurs.

6.4.2.4 *Stripping*

Le *stripping* répété induit une diminution notable du paramètre S_a (Fig. 6.31 (a)) au fur et à mesure des temps de traitement et de l'accumulation du nombre de *stripping*. En effet, ce processus a pour effet d'éliminer la couche superficielle de la peau et peut ainsi conduire à une homogénéisation et un lissage de la surface de la peau. Une autre explication est l'application du dispositif à ressort, lequel peut "écraser" la surface. Les paramètres de brillance *Gloss_mean* et *Gloss_var* vont très fortement diminuer au fur et à mesure des temps d'acquisition et de l'accumulation du nombre de *stripping* (Fig. 6.31 (b)). Pour cause, les disques adhésifs vont avoir tendance à retirer les cellules de la couche la plus externe de la peau, le *stratum corneum*, ainsi que le film hydrolipidique présent, responsable de la brillance de la peau.

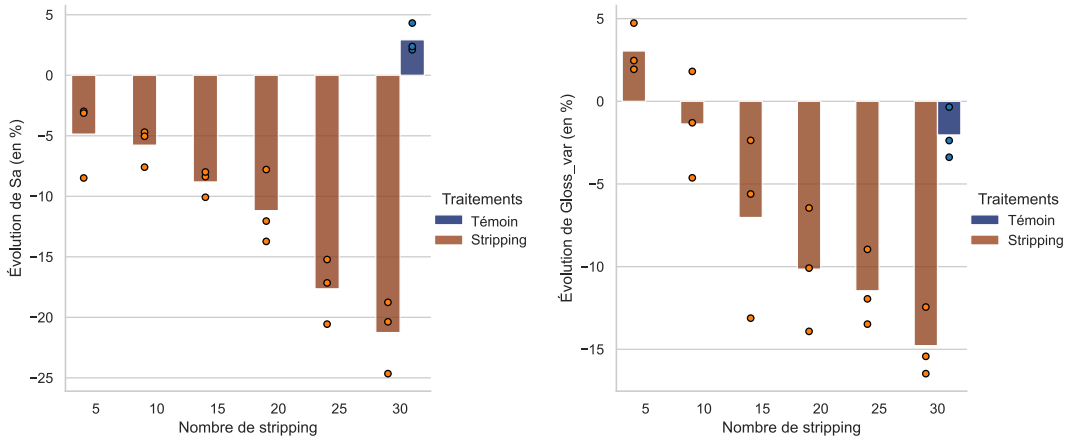


FIGURE 6.31 – Évolution des paramètres de rugosité S_a (a) et de brillance *Gloss_var* (b) après *stripping* répété sur des échantillons de peau *ex vivo*. À chaque temps d'acquisition, 5 actions de *stripping* ont été réalisées. Les points représentent les valeurs du paramètre pour chaque réplicat et l'histogramme représente la moyenne de ces valeurs.

Comme pour le *SDS*, le *stripping* répété induit une augmentation du paramètre de couleur a^* (Fig. 6.32), à mettre en lien avec son effet irritant et déclencheur d'inflammation. Il est surprenant qu'en l'absence de système vasculaire fonctionnel, les conséquences d'une vasodilatation puissent être repérables. Toutefois, pour l'effet du *stripping* répété et l'élimination progressive du *stratum corneum*, la couleur rouge peut provenir d'une couche inférieure de la peau.

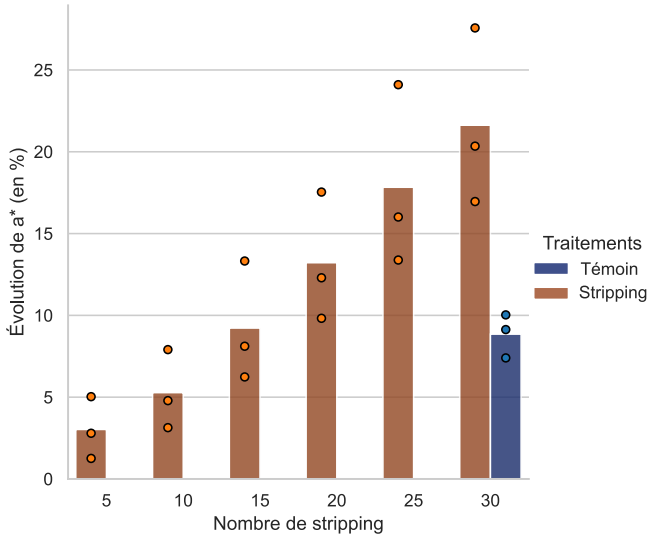
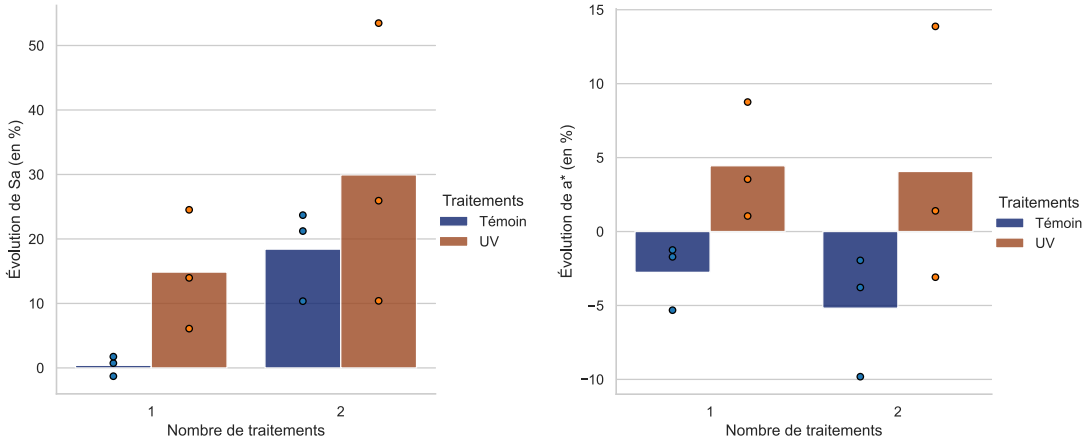


FIGURE 6.32 – Évolution du paramètre de couleur $a*$ dans l'espace *CIE 1976 L*a*b** après traitement par *stripping*. Les points représentent les valeurs du paramètre pour chaque réplicat et l'histogramme représente la moyenne de ces valeurs.

6.4.2.5 Irradiation UV

L'irradiation de la peau par des UVA et des UVB induit une augmentation du paramètre de rugosité S_a sur la surface de la peau *ex vivo* (Fig. 6.33 (a)). Ceci est dû à une rétractation de l'échantillon à cause de la chaleur et de la déshydratation comparé à la peau *ex vivo* témoin. De

plus, cette irradiation provoque également une augmentation du paramètre a^* au niveau de la surface, induisant une couleur plus rouge de la surface (Fig. 6.33 (b)).



(a) (b)

FIGURE 6.33 – Évolution des paramètres de rugosité S_a (a) et de couleur a^* (b) après irradiation UV sur des échantillons de peau *ex vivo*. Les points représentent les valeurs du paramètre pour chaque réplicat et l'histogramme représente la moyenne de ces valeurs.

6.4.3 Discussion

Ces expériences ont montré que la chaine de mesure et les paramètres développés pour l'évaluation du relief et de l'apparence sont directement reliés à des effets biologiques ou des effets prévus par les allégations faites par le fabricant du produit. Les résultats obtenus par les différentes expérimentations effectuées sont résumés dans le Tab. 6.3.

Traitements	Rugosité	Couleur	Brillance
Acide Glycolique	↘ puis ↗	b^* ↗ et a^* ↘	↘
Gel hydratant et matifiant	↘	Pas d'effet notable	↘
SDS	↘	a^* ↗	↘
Stripping	↘	b^* ↘ et a^* ↗	↘
Irradiation UVA+UVB	↗	b^* ↘ et a^* ↗	Pas d'effet notable

TABLEAU 6.3 – Distance de couleur dans l'espace *CIE 1976 L*a*b** entre la couleur mesurée par notre chaine de mesure et un spectroradiomètre.

Concernant la rugosité, la plupart des phénomènes rapportés ne se basent que sur les descripteurs simples S_a et S_q étant fortement corrélés entre eux. En effet, les autres paramètres comme la rugosité fonctionnelle volumique (V_{mp}, V_{mc}, V_{vc} et V_{vv}) communiquent des informations complémentaires, mais celles-ci peuvent être plus complexes à représenter et donc à expliquer. Au niveau de la couleur, seules les valeurs de l'espace *CIE 1976 L*a*b** ont été utilisées pour caractériser la couleur de la peau mais il aurait été intéressant de calculer les paramètres *ITA°*.

Le nettoyage réalisé avant acquisition retire une partie du film hydrolipidique à la surface de la peau et est responsable de la diminution de la brillance. En effet, l'irradiation avec les UVA et UVB est le seul cas pour lequel la brillance de la surface ne diminue pas et également le seul où aucun nettoyage n'a été réalisé. Dans les autres cas, cette étude n'a pas été discriminante

pour voir l'évolution de la brillance. D'autres protocoles expérimentaux pourraient permettre de prouver l'efficacité de cette chaine de mesure pour la caractérisation de la brillance sur la peau. De plus, il est à noter que, pour la plupart des tests réalisés, une grande variabilité (écart-type) est présente entre les réplicats. Ceci peut être dû à plusieurs facteurs : la taille des échantillons, l'application des produits, ou encore à la chaine de mesure en elle-même. Par conséquent, il serait utile de faire les mêmes expérimentations, mais en ajoutant plus de réplicats pour chaque traitement.

6.5 Conclusion

Dans ce chapitre, le système d'acquisition et notre chaine de traitement complète permettant l'analyse des propriétés optiques de la peau ont été présentés. Cette chaine est basée sur l'estimation de la géométrie de la surface en une carte de normale calculée par l'approche *PSGL* présentée dans le chapitre précédent. À partir de cette carte de normales, des caractéristiques liées aux propriétés géométriques sont calculées par intégration en utilisant la méthode de Xie *et al.* [114] mais aussi à la couleur et la brillance de la surface par inversion de l'équation de rendu à partir des images *HDR* de SP. À partir de ces caractéristiques, des descripteurs ont été calculés afin de représenter ces différentes propriétés et ainsi voir l'évolution des différentes caractéristiques après traitement d'une surface.

L'efficacité de cette chaine de mesure est démontrée à la fois sur des données simulées et sur des surfaces réelles non vivantes et non translucides comme le cuir en appliquant des produits visant à augmentant la brillance (huile de jojoba) ou alors matifiant la surface (fonds de teint). De plus, l'application de cette chaine de mesure sur des échantillons de peau *ex vivo* a révélé des effets notables sur la rugosité, la couleur et la brillance pour différents traitements. Ces effets sont expliqués par différents phénomènes biologiques induits par les caractéristiques des produits appliqués sur la peau. Toutefois, seule une partie des descripteurs de rugosité, couleur et brillance ont réellement été utilisés pour nos analyses et des analyses de données plus approfondies pourraient permettre de caractériser des effets plus fins au niveau des surfaces de peau *ex vivo*.

CHAPITRE 7

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Les domaines liés à l'étude de la peau humaine utilisent aujourd'hui largement les outils du traitement du signal et des images pour contribuer à l'évaluation de produits dermatologiques et cosmétiques. Pour cela, la métrologie optique permet son étude de manière non invasive en utilisant la lumière réfléchie par la surface. Bien que des dispositifs existent pour évaluer divers aspects de la peau, tels que sa composition interne ou ses chromophores, il n'existe pas de dispositif équivalent pour mesurer tous les paramètres physiques qui jouent un rôle dans l'apparence de la peau. De plus, à cause de la complexité des expériences en conditions réelles, celles-ci se font aujourd'hui sur des modèles biologiques et, plus particulièrement pour cette thèse, sur des échantillons de peau *ex vivo* afin de se rapprocher au maximum des conditions cliniques.

Comme montré dans ce manuscrit, la SP, qui consiste à acquérir plusieurs photographies du même point de vue en modifiant les conditions d'éclairage, se révèle particulièrement efficace pour l'analyse de surfaces comme la peau humaine. Celle-ci permet de réaliser des analyses du relief de la surface, mais également des propriétés optiques comme la couleur et la brillance à partir de l'équation de rendu. La polyvalence de la SP en fait l'approche privilégiée dans le cadre de cette thèse. Toutefois, une limite de cette approche est la connaissance de la *BRDF* afin d'inverser l'équation de rendu. En effet, la *BRDF* est une fonction complexe qui, pour la plupart des modèles, dépend de la normale à la surface, une information elle-même recherchée. Par conséquent, la plupart des techniques récentes recourent à l'apprentissage automatique. Ces méthodes impliquent souvent l'utilisation de systèmes complexes utilisant un grand nombre d'éclairages et n'utilisent que peu les modèles d'interaction lumière/matière connus dans la littérature afin de guider l'apprentissage.

7.1 Travaux réalisés

Ces travaux de thèse ont eu pour objectif de développer une chaîne de mesure complète à partir d'un système de SP avec peu de directions d'éclairage afin de caractériser la rugosité, la

brillance et la couleur d'échantillons de peau *ex vivo* pour l'évaluation de produits cosmétiques et dermatologiques. Afin de développer cette chaîne de mesure, deux nouvelles approches de SP par apprentissage automatique ont été développées. Ces approches permettent d'extraire la géométrie de surfaces complexes comme la peau humaine en utilisant le système d'acquisition de SP à XLIM utilisant peu de directions d'éclairage. La plus rapide des approches a été choisie dans la chaîne de mesure utilisant notre système de SP pour extraire également la couleur et la brillance de la surface ainsi que des descripteurs concernant chacune de ces caractéristiques.

Dans un premier temps, deux approches permettant d'estimer la carte de normales d'une surface par SP ont été développées en utilisant une meilleure représentation de l'information. En effet, la représentation la plus utilisée en SP par apprentissage automatique pixel à pixel est la carte d'observation, pour laquelle chaque pixel de l'image correspond à une valeur par direction d'éclairage. Comme montré dans ces travaux, cette représentation n'est pas adaptée pour des systèmes utilisant peu de directions d'éclairages. Alors, les cartes *CMR* présentées dans ces travaux de thèse permettent une meilleure représentation de la *BRDF* pour une architecture de réseau équivalente selon les études quantitatives sur données synthétiques et DiLiGenT et selon les études qualitatives réalisées sur données réelles avec le système d'acquisition à XLIM. Cependant, cette approche peut être lente à l'exécution à cause de la génération de la carte *CMR* pour chaque position dans une image. Pour cette raison, une deuxième approche appelée *PSGL* basée sur les réseaux de neurones à quaternions a été développée. Les résultats de cette méthode sont proches de ceux par carte *CMR* tout en réduisant le temps d'exécution. Pour ces deux approches, une nouvelle base de données d'entrainement a été générée en utilisant des données de *BRDF* analytiques et mesurées. De plus, celle-ci a été équilibrée afin que les cas complexes de SP comme les zones spéculaires ou les zones d'ombres soient mieux pris en compte.

Dans un second temps, une chaîne de mesure a été conçue, permettant de caractériser l'évolution de l'apparence d'échantillons de peau *ex vivo* après applications de produits dermatologiques et cosmétiques. À partir des cartes de normales estimées précédemment, une approche permettant d'extraire la couleur et la brillance d'échantillons de peau *ex vivo* à partir des équations de rendu réaliste a été développée. Afin d'optimiser le temps d'exécution de la chaîne de traitement, l'approche *PSGL* est utilisée pour l'estimation de la carte de normales. Cette carte est également utilisée pour réaliser un recalage entre les différents instants d'acquisition et ainsi caractériser l'évolution de l'apparence sur une même zone. Afin de visualiser l'évolution de l'apparence d'une surface, des descripteurs de rugosité, de couleur et de brillance ont été élaborés à partir de normes connues dans l'industrie. En effet, la norme ISO 25178-2 est utilisée pour caractériser la rugosité. Pour la couleur, une valeur moyenne est estimée dans l'espace de couleur *CIE 1976 L*a*b**. Pour la brillance, la moyenne et la variance de cartes de brillance sont utilisées pour caractériser son évolution et une optimisation des paramètres d'un modèle de Cook-Torrance [13] a été développée. Des campagnes de mesure ont été réalisées afin d'évaluer ces différents descripteurs sur des échantillons de cuir et de peau *ex vivo* afin d'observer une évolution de l'apparence avec la chaîne de mesure développée.

7.2 Perspectives

Ces travaux montrent des résultats quantitatifs et qualitatifs concernant l'utilisation de la SP pour estimer l'apparence d'une grande variété de surfaces et en particulier la peau humaine. Toutefois, il est possible d'approfondir les recherches dans ce domaine en présentant plusieurs perspectives.

Approche *PSGL* et vérité terrain : L'approche *PSGL* utilisée pour la chaîne de mesure de la peau *ex vivo* pourrait être modifiée par l'utilisation de ratios. En effet, la raison pour laquelle cette approche n'a pas pu être testée sur la base de données *DiLiGenT* [179] est qu'aucune acquisition de mire de calibration n'est disponible dans cette base de données. Afin de résoudre le problème, les ratios permettent de se passer de cette calibration. Cependant, selon Logothetis *et al.* [193], l'utilisation de ces ratios, en utilisant le maximum des intensités, peut corrompre les données en entrée surtout en présence de surfaces spéculaires. De la même façon que l'approche *PX-Net*, il serait possible d'utiliser la donnée normalisée et brute en entrée du réseau de neurones. Des études comparatives pourraient alors permettre d'améliorer cette approche afin qu'elle soit adaptée à n'importe quel type de système et de base de données.

De plus en SP, un verrou pour l'étude comparative des approches est la création d'une base de données vérité terrain permettant de tester de manière précise les différentes approches. Concernant nos objets, de la même façon que Wang *et al.* avec leur base de données *DiLiGenT-PI*, des vérités terrains pourraient être estimées en utilisant un système dont l'acquisition du relief est longue, mais précise, se rapprochant de la précision de la SP. Cependant, une limite de cette approche est le recalage entre les acquisitions de SP et le relief estimé par ce système, ce qui en fait encore aujourd'hui un problème ouvert.

Utilisation des filtres polarisants : Une propriété de la lumière peu étudiée dans ces travaux est la polarisation. En effet, cet aspect de la lumière peut permettre d'extraire des informations intéressantes pour caractériser des surfaces. En effet, les filtres polarisants ont montré leur utilité dans plusieurs domaines afin de supprimer le brillant des surfaces permettant d'analyser différents aspects de l'apparence de la peau humaine [5]. La limite liée à leur utilisation est que ceux-ci peuvent compliquer les modèles d'interaction lumière/matière utilisés pour l'estimation de l'apparence [77]. Cependant, des modèles de polarisation existent et il pourrait être intéressant de les utiliser pour caractériser d'autres aspects de la surface de la peau humaine.

Modèle de BRDF de peau : Pour l'entrainement des algorithmes d'apprentissage automatique, le modèle de *BRDF* utilisé est celui de Simonot [15] composé de microfacettes interfacées, proches d'un modèle non translucide de la peau humaine. Cependant, même si le phénomène de transluminescence est limité par l'utilisation du canal bleu, ce modèle ne prend pas en compte cet effet. Certains modèles utilisent la *BSSRDF* pour simuler la surface de la peau (dont un état de l'art est réalisé à la Sec. 3.2) et pourraient être utilisés dans le cadre de la SP appliquée à la peau afin réduire les erreurs dues à la transluminescence. En effet, Dong *et al.* [172] ont réalisés des travaux prometteurs en SP en utilisant une méthode de déconvolution sur des surfaces translucides mais non brillantes. La surface de la peau étant brillante, le principe de déconvolution ne peut être appliqué sur l'image brute même en connaissant la *PSF* de la surface. Une séparation pourrait être effectuée entre les pixels brillants et non-brillants afin d'appliquer la déconvolution uniquement sur ces derniers.

SP non supervisée et *a priori* physiques : Les approches de SP récentes utilisant les réseaux de neurones sont principalement des approches non supervisées (Sec. 4.3.3.4) ayant l'avantage de ne pas utiliser de base de données d'apprentissage et de se baser uniquement sur les images de la surface ainsi que des *a priori* physiques. Ce type d'approche est modulable pour n'importe quel type de capteur ou de traitements dans la mesure où l'image de sortie est peu bruitée. En effet, le principe de ces approches se base sur le ré-éclairage, c'est-à-dire que si la géométrie, la brillance et la couleur sont estimées correctement, alors il est possible d'utiliser des équations de rendu simplifiées pour reconstruire les images d'entrées. Dans le cas de la peau humaine, il peut être possible d'effectuer une optimisation sur un modèle de peau (à l'instar des méthodes d'optimisation comme Rivière *et al.* [72]) mais en bénéficiant de l'efficacité des réseaux de

neurones. En effet, l'idée est d'appliquer un maximum de contrainte au réseau de neurones en utilisant des principes utilisés en rendu de surface et de *BSSRDF*.

Dans tous les cas, l'utilisation des méthodes d'apprentissage automatique doit se mêler à des connaissances du problème à résoudre. Pour donner un exemple concret, les résultats prometteurs des approches type *NeRF* (Mildenhall *et al.* [212]) viennent de l'association des *MLP*, un modèle simple d'apprentissage automatique, avec les concepts de rendu volumique. Cette association permet alors de guider le réseau de neurones afin d'obtenir des estimations de plus en plus robustes et précises. D'un autre côté, l'architecture même des réseaux de neurones peut également être utilisée comme dans les *PINN* (*Physics-Informed Neural Network*) de Raissi *et al.* [244] permettant de résoudre des équations aux dérivées partielles complexes. Pour les approches de SP, un article récent de Li *et al.* [243] utilisant ce principe est prometteur et montre qu'une application de contraintes fortes sur une approche non supervisée sans connaissance de l'éclairage permet de se rapprocher des approches supervisées sans besoin d'un entrainement à partir d'une base de données et surtout permet de s'adapter au système d'acquisition utilisé.

Approfondissement des effets biologiques : À partir des résultats obtenus sur la peau *ex vivo*, des effets biologiques pourraient être retrouvés. Par exemple, les effets supposés de "rougeur" de la peau *ex vivo* étant surprenants par l'absence de vascularisation dans ces échantillons, il serait intéressant de chercher une cause à ces résultats. De plus, s'il est possible de quantifier leur évolution dans la peau, ceux-ci pourraient être corrélés avec l'estimation des propriétés optiques de la surface de la peau estimées avec notre chaîne de mesure.

PUBLICATIONS PERSONNELLES

Revues internationales

N. Prouteau, C. Joubert, B. Bringier, M. Khoudeir. *Continuous material reflectance map for deep photometric stereo*, Journal of the Optical Society of America A (JOSA A), 40(4), pp. 792–802, 2023.

Conférences avec comité de lecture

C. Joubert, N. Prouteau, B. Bringier, M. Khoudeir. *Apprentissage par cartes de réflectance pour la stéréo-photométrie non lambertienne pixel par pixel*. Groupe de Recherche et d'Etudes de Traitement du Signal et des Images (GRETSI), 2022.

C. Joubert, B. Bringier, J. Garnier, M. Khoudeir, N. Amalric. *Gloss assessment with deep photometric stereo : application to human skin*, 16th International Conference on Quality Control by Artificial Vision, Vol. 12749, pp. 179–186, SPIE, 2023. **Prix de la meilleure présentation**.

BIBLIOGRAPHIE

[1] C. Battie, M. Verschoore. *Dermatologie, cosmétique et bien-être*. Annales de Dermatologie et de Vénéréologie, 138(4), Elsevier Masson, pp. 294–301.

[2] J. Monnier, L. Tognetti, M. Miyamoto, M. Suppa, E. Cinotti, M. Fontaine, . . .J. L. Perrot. *In vivo characterization of healthy human skin with a novel, non-invasive imaging technique : line-field confocal optical coherence tomography*. Journal of the European Academy of Dermatology and Venereology, 34(12), 2020, pp. 2914–2921.

[3] F.E. Nicodemus, J.C. Richmond, J.J Hsia, I.W. Ginsberg and T. Limperis. *Geometrical Considerations and Nomenclature for Reflectance*. National Bureau of Standards, 1977.

[4] A. Bony. *Modélisation de l'interaction lumière/matière pour l'analyse de surfaces rugueuses texturées par stéréo photométrie*. Université de Poitiers, 2013.

[5] L. Gevaux. *Gevaux, Lou. 3D-hyperspectral imaging and optical analysis of skin for the human face*. Diss. Lyon, 2019, pp. .

[6] J. H. Lambert. *Photometria sive de mensura et gradibus luminis, colorum et umbrae.*. Klett, 1760.

[7] R. J. Woodham. *Photometric method for determining surface orientation from multiple images*. Optical engineering, 1980, pp. 139–144.

[8] B. Burley, W. D. A. Studios. *Physically-based shading at disney*. In ACM SIGGRAPH, 2012, pp. 1–7.

[9] M. Oren, S. K. Nayar. *Generalization of Lambert's reflectance model*. Proceedings of the 21st annual conference on Computer graphics and interactive techniques, 1994, pp. 239–246.

[10] K. E. Torrance, E. M. Sparrow. *Theory for off-specular reflection from roughened surfaces*. J. Opt. Soc. Am., 1967, pp. 1105-1114.

[11] T. S. Trowbridge, K. P. Reitz. *Average irregularity representation of a rough surface for ray reflection*. JOSA, 65(5), 1975, pp. 531–536.

[12] J. T. Kajiya. *The rendering equation*. In ACM SIGGRAPH, 1986, pp. 143–150.

[13] R. L. Cook, K. E. Torrance. *A reflectance model for computer graphics*. ACM Transactions on Graphics, 1982, pp. 7–24.

[14] M. Ashikmin, S. Premože, P. Shirley. *A microfacet-based BRDF generator*. In Proceedings of the 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, 2000, pp. 65-74.

[15] L. Simonot. *Photometric model of diffuse surfaces described as a distribution of interfaced Lambertian facets*. Applied optics, 2009, pp. 5793–5801.

[16] M. Ribardière, B. Bringier, L. Simonot, D. Meneveaux. *Microfacet BSDFs generated from NDFs and explicit microgeometry*. ACM Transactions on Graphics (TOG), 38, 2019, pp. 1–15.

[17] P. Beckmann, A. Spizzichino. *The Scattering of Electromagnetic Waves from Rough Surfaces.*. MacMillan, New York, 1963, pp. 1–33, 70–98.

[18] B. Walter, S. R. Marschner, H. Li, K. E. Torrance. *Microfacet models for refraction through rough surfaces*. In Proceedings of the 18th Eurographics conference on Rendering Techniques, 2007, pp. 195–206.

[19] H. W. Jensen, S. R. Marschner, M. Levoy, P. Hanrahan. *A practical model for subsurface light transport*. SIGGRAPH, 2001, pp. 511–518.

[20] L. B. Wolff. *Diffuse-reflectance model for smooth dielectric surfaces*. JOSA A, 11, 1994, pp. 2956–2968.

[21] L. B. Wolff, S. K. Nayar, M. Oren. *Improved diffuse reflection models for computer vision*. International Journal of Computer Vision, 30, 1998, pp. 55–71.

[22] M. M. Bagher, C. Soler, N. Holzschuch. *Accurate fitting of measured reflectances using a shifted gamma micro-facet distribution*. In Computer Graphics Forum, 31(4), 2012, pp. 1509–1518.

[23] J. Dupuy, W. Jakob. *An adaptive parameterization for efficient material acquisition and rendering*. ACM Transactions on graphics (TOG), 37(6), 2018, pp. 1–14.

[24] A. Sztrajman, G. Rainer, T. Ritschel, T. Weyrich. *Neural BRDF representation and importance sampling*. In Computer Graphics Forum, 40(6), 2021, pp. 332–346.

[25] D. B. Goldman. *Vignette and exposure calibration and compensation*. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 32(12), 2010, pp. 2276–2288.

[26] D. Meneveaux, B. Bringier, E. Tauzia, M. Ribardière, L. Simonot. *Rendering rough opaque materials with interfaced Lambertian microfacets*. IEEE transactions on visualization and computer graphics, 24, 2017, pp. 1368–1380.

[27] B. Smith. *Geometrical shadowing of a random rough surface*. IEEE transactions on antennas and propagation, 15(5), 1967, pp. 668–671.

[28] C. Kelemen, L. Szirmay-Kalos. *A Microfacet Based Coupled Specular-Matte BRDF Model with Importance Sampling*. In Eurographics (short presentations), 2001, pp.

.

[29] C. Schlick. *An inexpensive BRDF model for physically-based rendering*. In Computer graphics forum, 13(3), 1994, pp. 233–246.

[30] D. Guarnera, G. C. Guarnera, A. Ghosh, C. Denk, M. Glencross. *BRDF representation and acquisition*. In Computer Graphics Forum, 35(2), 2016, pp. 625–650.

[31] X. Li, B. Gunturk, Lei Zhang. *Image demosaicing : A systematic survey*. Visual Communications and Image Processing, 2008, pp. 489–503.

[32] K. Ma, M. Gharbi, A. Adams, S. Kamil, T. M. Li, C. Barnes, J. Ragan-Kelley. *Searching for fast demosaicking algorithms*. ACM Transactions on Graphics (TOG), 41(5), 2022, pp. 1–18.

[33] S. W. Hasinoff, F. Durand, W. T. Freeman. *Noise-optimal capture for high dynamic range photography*. In 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010, pp. 553–560.

[34] P. E. Debevec, M. Jitendra. *Recovering high dynamic range radiance maps from photographs*. SIGGRAPH '97, 1997, pp. 369-–378.

[35] A. Mélissopoulos, C. Levacher. *"La peau." Structure et physiologie*. Editions Médicales Internationales, Allée de la Croix Bossée, F-94234 Cachan cedex, Tec et doc, Paris 11, 1998.

[36] T. Igarashi, K. Nishino, S. K. Nayar. *The appearance of human skin : A survey.*. Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision 3.1, 2007, pp. 1–95.

[37] P. F. Millington, R. Wilkinson. *Skin*. Campbridge University Press, 1983.

[38] W. M. Woo. *Skin structure and biology*. Imaging Technologies and Transdermal Delivery in Skin Disorders, 2019, pp. 1–14.

[39] M. J. C. Van Gemert, S. L. Jacques, H. J. C. M. Sterenborg, W. M. Star. *Skin optics*. IEEE Transactions on biomedical engineering, 1989, pp. 1146–1154.

[40] R. R. Anderson, J. A. Parrish. *The optics of human skin*. Journal of investigative dermatology, 1981, pp. 13–19.

[41] L. Li, C. Ng.. *Rendering human skin using a multi-layer reflection model*. International journal of mathematics and computers in simulation, 2009, pp. 44–53.

[42] A. Ezerskaia, A. Ras, P. Bloemen, S. F. Pereira, H. P. Urbach, B. Varghese. *High sensitivity optical measurement of skin gloss*. Biomedical optics express, 2017, pp. 3981–3992..

[43] T. Lister, P. A. Wright, P. H. Chappell. *Optical properties of human skin*. Journal of Biomedical Optics, 2012, pp. 090901–090901.

[44] T. B. Fitzpatrick. *The validity and practicality of sun-reactive skin types I through VI*. Archives of dermatology, 1988, pp. 869–871.

[45] C. Trojahn, G. Dobos, M. Schario, L. Ludriksone, U. Blume-Peytavi, J. Kottner. *Relation between skin micro-topography, roughness, and skin age*. Skin Research and Technology, 2015, pp. 69–75.

[46] A. N. Bashkatov, E. A. Genina, V. I. Kochubey, V. V. Tuchin. *Optical properties of human skin, subcutaneous and mucous tissues in the wavelength range from 400 to 2000 nm*. Journal of Physics D : Applied Physics 38, 2005, pp. 2543.

[47] P. Kubelka, F. Munk. *An article on optics of paint layers*. Z. Tech. Phys, 12, 1931, pp. 259–274.

[48] R. R. Anderson, J. A. Parrish. *Optical properties of human skin*. The science of photomedicine, 1982, pp. 147–194.

[49] M. Hébert, R. D. Hersch, P. Emmel. *Fundamentals of optics and radiometry for color reproduction*. Handbook of Digital Imaging, 2015, pp. 1–57.

[50] T. J. Farrell, M. S. Patterson, B. Wilson. *A diffusion theory model of spatially resolved, steady-state diffuse reflectance for the noninvasive determination of tissue optical properties in vivo*. Medical physics, 19, 1992, pp. 879–888.

[51] T. Weyrich, W. Matusik, H. Pfister, B. Bickel, C. Donner, C. Tu, ..., M. Gross. *Analysis of human faces using a measurement-based skin reflectance model*. ACM Transactions on Graphics (ToG), 25, 2006, pp. 1013–1024.

[52] S. R. Marschner, S. H. Westin, E. P. Lafortune, K. E. Torrance, D. P. Greenberg. *Image-based BRDF measurement including human skin*. Rendering Techniques' 99, 10, 1999, pp. 131–144.

[53] P. Hanrahan, W. Krueger. *Reflection from layered surfaces due to subsurface scattering*. 20th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, 1993, pp. 165–174.

[54] A. Matsumoto, H. Saito, S. Ozawa. *3D reconstruction of skin surface from photometric stereo images with specular reflection and interreflection*. Electrical Engineering in Japan, 129, 1999, pp. 51–58.

[55] G. Eason, A. R. Veitch, R. M. Nisbet, F. W. Turnbull. *The theory of the back-scattering of light by blood*. Journal of Physics D : Applied Physics, 11, 1978, pp. 1463.

[56] C. Donner, H. W. Jensen. *Light diffusion in multi-layered translucent materials*. ACM Transactions on Graphics (ToG), 24, 2005, pp. 1032-1039.

[57] C. Donner, H. W. Jensen. *Rendering translucent materials using photon diffusion*. ACM SIGGRAPH, 2008, pp. 1-9.

[58] R. Habel, P. H. Christensen, W. Jarosz. *Photon beam diffusion : A hybrid monte carlo method for subsurface scattering*. Computer Graphics Forum, 32, 2013, pp. 27–37.

[59] E. d'Eon, D. Luebke, E. Enderton. *Efficient rendering of human skin*. 18th Eurographics conference on Rendering Techniques, 2007, pp. 147–157.

[60] A. Cader, J. Jankowski. *Reflection of ultraviolet radiation from different skin types*. Health Physics, 74, 1998, pp. 169–172.

[61] T. W. Fischer, W. Wigger-Alberti, P. Elsner. *Direct and non-direct measurement techniques for analysis of skin surface topography*. Skin pharmacology and applied skin physiology, 12, 1999, pp. 1–11.

[62] Y. Masuda, M. Oguri, T. Morinaga, T. Hirao. *Three-dimensional morphological characterization of the skin surface micro-topography using a skin replica and changes with age*. Skin Research and Technology, 20, 2014, pp. 299–306.

[63] J. L. Leveque. *EEMCO guidance for the assessment of skin topography 1*. Journal of the European Academy of Dermatology and Venereology, 12, 1999, pp. 103–114.

[64] V. Korn, C. Surber, G. Imanidis. *Skin surface topography and texture analysis of sun-exposed body sites in view of sunscreen application*. Skin pharmacology and physiology, 29, 2017, pp. 291–299.

[65] U. Jacobi, M. Chen, G. Frankowski, R. Sinkgraven, M. Hund, B. Rzany, ..., J. Lademann. *In vivo determination of skin surface topography using an optical 3D device*. Skin Research and Technology, 10, 2004, pp. 207–214.

[66] S. Jaspers, H. Hopermann, G. Sauermann, U. Hoppe, R. Lunderstädt, J. Ennen. *Rapid in vivo measurement of the topography of human skin by active image triangulation using a digital micromirror device*. Skin Research and Technology, 5, 1999, pp. 195–207..

[67] F. Remondino, S. El-Hakim. *Image-based 3D modelling : a review*. The photogrammetric record, 21, 2006, pp. 269–291.

[68] J. M. Lagarde, C. Rouvrais, D. Black, S. Diridollou, Y. Gall. *Skin topography measurement by interference fringe projection : a technical validation*. Skin Research and Technology, 7, 2001, pp. 112–121.

[69] P. Treleaven, J. Wells. *3D body scanning and healthcare applications*. Computer, 40, 2007, pp. 28–34.

[70] J. R. Frisvad, S. A. Jensen, J. S. Madsen, A. Correia, L. Yang, S. K. S. Gregersen, ..., P. E. Hansen. *Survey of models for acquiring the optical properties of translucent materials*. In Computer graphics forum, 39, 2020, pp. 729–755.

[71] J. Xu, S. Zhang. *Status, challenges, and future perspectives of fringe projection profilometry*. Optics and Lasers in Engineering, 135, 2020, pp. 106193.

[72] J. Riviere, P. Gotardo, D. Bradley, A. Ghosh, T. Beeler. *Single-shot high-quality facial geometry and skin appearance capture*. ACM Transactions on Graphics, 39, 2020, pp. 81.

[73] L. Tchvialeva, H. Zeng, I. Markhvida, D. I. McLean, H. Lui, T. K. Lee. *Skin roughness assessment*. New developments in biomedical engineering, 2010, pp. 341-358.

[74] H. Tronnier, M. Wiebusch, U. Heinrich, R. Stute. *Surface evaluation of living skin*. Rheumaderm : Current Issues in Rheumatology and Dermatology, 1999, pp. 507–516.

[75] J. Kottner, M. Schario, N. G. Bartels, E. Pantchechnikova, K. Hillmann, U. Blume-Peytavi. *Comparison of two in vivo measurements for skin surface topography*. Skin research and technology, 19, 2013, pp. 84–90.

[76] R. R. Anderson. *Polarized light examination and photography of the skin*. Archives of dermatology, 127, 1991, pp. 1000–1005.

[77] Y. Xu, J. Riviere, G. Zoss, P. Chandran, D. Bradley, P. Gotardo. *Improved Lighting Models for Facial Appearance Capture*. Eurographics 2022 - Short Papers, 2022.

[78] A. Chardon, I. Cretois, C. Hourseau. *Skin colour typology and suntanning pathways*. International journal of cosmetic science, 13, 1991, pp. 191–208.

[79] S. Del Bino, F. Bernerd. *Variations in skin colour and the biological consequences of ultraviolet radiation exposure*. British Journal of Dermatology, 169, 2013, pp. 33–40.

[80] S. Del Bino, S. Ito, J. Sok, Y. Nakanishi, P. Bastien, K. Wakamatsu, F. Bernerd. *Chemical analysis of constitutive pigmentation of human epidermis reveals constant eumelanin to pheomelanin ratio*. Pigment cell and melanoma research, 28, 2015, pp. 707–717.

[81] B. C. K. Ly, E. B. Dyer, J. L. Feig, A. L. Chien, S. Del Bino. *Research techniques made simple : cutaneous colorimetry : a reliable technique for objective skin color measurement*. Journal of Investigative Dermatology, 140, 2020, pp. 3–12.

[82] A. Nkengne, J. Robic, P. Seroul, S. Gueheunneux, M. Jomier, K. Vie. *SpectraCam® : A new polarized hyperspectral imaging system for repeatable and reproducible in vivo skin quantification of melanin, total hemoglobin, and oxygen saturation*. Skin Research and Technology, 24, 2018, pp. 99–107.

[83] M. Langeveld, L. S. van de Lande, E. O'Sullivan, B. van der Lei, J. A. van Dongen. *Skin measurement devices to assess skin quality : A systematic review on reliability and validity*. Skin Research and Technology, 28, 2022, pp. 212–224.

[84] P. Clarys, K. Alewaeters, R. Lambrecht, A. O. Barel. *Skin color measurements : comparison between three instruments : the Chromameter®, the DermaSpectrometer® and the Mexameter®*. Skin research and technology, 6, 2000, pp. 230–238.

[85] H. Takiwaki, L. Overgaard, J. Serup. *Comparison of narrow-band reflectance spectrophotometric and tristimulus colorimetric measurements of skin color : Twenty-three anatomical sites evaluated by the dermaspectrometer® and the chroma meter CR-200®*. Skin Pharmacology and Physiology, 7, 1994, pp. 217–225.

[86] R. Abdlaty, J. Hayward, T. Farrell, Q. Fang. *Skin erythema and pigmentation : a review of optical assessment techniques*. Photodiagnosis and Photodynamic Therapy, 33, 2021, pp. 102127.

[87] F. B. Leloup, G. Obein, M. R. Pointer, P. Hanselaer. *Toward the soft metrology of surface gloss : A review*. Color Research and Application, 39, 2014, pp. 559–570.

[88] A. Ezerskaia, S. F. Pereira, H. P. Urbach, R. Verhagen, B. Varghese. *Quantitative and simultaneous non-invasive measurement of skin hydration and sebum levels*. Biomedical optics express, 7, 2016, pp. 2311–2320.

[89] I. Kohli, S. Kastner, M. Thomas, A. F. Nahhas, T. L. Braunberger, T. F. Mohammad, S. V. Patwardhan. *Quantitative measurement of skin surface oiliness and shine using differential polarized images*. Archives of dermatological research, 313, 2021, pp. 71–77.

[90] S. Gougeon, E. Hernandez, N. Chevrot, T. Vergne, M. Cherel, E. Prestat-Marquis, ... E. Burty-Valin. *Evaluation of a new connected portable camera for the analysis of skin microrelief and the assessment of the effect of skin moisturisers*. Skin Research and Technology, 29, 2023, pp. e13190.

[91] F. Linming, H. Wei, L. Anqi, C. Yuanyu, X. Heng, P. Sushmita, ... L. Li. *Comparison of two skin imaging analysis instruments : The VISIA® from Canfield vs the ANTERA 3D® CS from Miravex*. Skin Research and Technology, 24, 2018, pp. 3–8.

[92] A. Sohaib, A. R. Farooq, G. A. Atkinson, L. N. Smith, M. L. Smith, R. Warr. *In vivo measurement of skin microrelief using photometric stereo in the presence of interreflections*. JOSA A, 30, 2013, pp. 278–286.

[93] U. K. Okoji, S. C. Taylor, J. B. Lipoff. *Equity in skin typing : why it is time to replace the Fitzpatrick scale*. British Journal of Dermatology, 185, 2021, pp. 198–199.

[94] N. Tsumura, N. Ojima, K. Sato, M. Shiraishi, H. Shimizu, H. Nabeshima, ... Y. Miyake. *Image-based skin color and texture analysis/synthesis by extracting hemoglobin and melanin information in the skin*. SIGGRAPH, 2003, pp. 770–779.

[95] C. Messaraa, A. Metois, M. Walsh, S. Hurley, L. Doyle, A. Mansfield, ... A. Mavon. *Wrinkle and roughness measurement by the Antera 3D and its application for evaluation of cosmetic products*. Skin Research and Technology, 24, 2018, pp. 359–366.

[96] Z. Wu, W. Guo, Q. Zhang. *Two-frequency phase-shifting method vs. Gray-coded-based method in dynamic fringe projection profilometry : A comparative review*. Optics and Lasers in Engineering, 153, 2022, pp. 106995.

[97] S. Herbort, C. Wöhler. *An introduction to image-based 3D surface reconstruction and a survey of photometric stereo methods*. 3D Research, 2, 2011, pp. 1–17.

[98] Y. Quéau. *Reconstruction tridimensionnelle par stéréophotométrie*. Doctoral dissertation, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2015.

[99] B.K.P. Horn. *Shape from Shading : A Method for Obtaining the Shape of a Smooth Opaque Object from One View*. PhD thesis, Massachusetts Inst. of Technology, 1970.

[100] A. P. Pentland. *Local shading analysis*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, pp. 170–187.

[101] J.-D. Durou. *Shape from shading - Éclairages, réflexions et perspectives*. Habilitation à diriger des recherches, Université Paul Sabatier, Toulouse, France, 2007.

[102] B. K. Horn, R. W. Sjoberg. *Calculating the reflectance map*. Applied optics, 18, 1979, pp. 1770–1779.

[103] B. K. Horn. *Understanding image intensities*. Artificial intelligence, 8(2), 1977, pp. 201–231.

[104] Y. Quéau, J. D. Durou, J. F. Aujol. *Normal integration : a survey*. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 60, 2018, pp. 576–593.

[105] R. T. Frankot, R. Chellappa. *A method for enforcing integrability in shape from shading algorithms*. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 10, 1988, pp. 439–451.

[106] B. K. Horn, M. J. Brooks. *The variational approach to shape from shading*. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 33, 1986, pp. 174–208.

[107] J. W. Cooley, J. W. Tukey. *An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series*. Mathematics of computation, 19, 1965, pp. 297–301.

[108] K. Ikeuchi. *Constructing a depth map from images*. Massachusetts Institute of Technology, Artificial Intelligence Laboratory, 1983, pp. 0020.

[109] A. S. Georghiades, P. N. Belhumeur, D. J. Kriegman. *From few to many : Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 23, 2001, pp. 643–660.

[110] B. Karaçali, W. Snyder. *Reconstructing discontinuous surfaces from a given gradient field using partial integrability*. Computer Vision and Image Understanding, 92, 2003, pp. 78–111.

[111] P. Kovesi. *Shapelets correlated with surface normals produce surfaces*. ICCV'05, 2005, pp. 994–1001.

[112] H. S. Ng, T. P. Wu, C. K. Tang. *Surface-from-gradients without discrete integrability enforcement : A gaussian kernel approach*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 32, 2009, pp. 2085–2099.

[113] Y. Quéau, J. D. Durou, J. F. Aujol. *Variational methods for normal integration*. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 60, 2018, pp. 609–632.

[114] W. Xie, Y. Zhang, C. C. Wang, R. C. K. Chung. *Surface-from-gradients : An approach based on discrete geometry processing*. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014, pp. 2195–2202.

[115] W. Xie, M. Wang, M. Wei, J. Jiang, J. Qin. *Surface reconstruction from normals : A robust dgp-based discontinuity preservation approach*. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019, pp. 5328–5336.

[116] M. Wang, W. Xie, M. Cui. *Surface reconstruction with unconnected normal maps : An efficient mesh-based approach*. In Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia, 2020, pp. 2617–2625.

[117] X. Cao, B. Shi, F. Okura, Y. Matsushita. *Normal integration via inverse plane fitting with minimum point-to-plane distance*. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021, pp. 2382–2391.

[118] X. Cao, H. Santo, B. Shi, F. Okura, Y. Matsushita. *Bilateral normal integration*. In European Conference on Computer Vision, 2022, pp. 552–567.

[119] A. Agrawal, R. Raskar, R. Chellappa. *What is the range of surface reconstructions from a gradient field ?*. In Computer Vision–ECCV 2006 : 9th European Conference on Computer Vision, 2006, pp. 578–591.

[120] T. Simchony, R. Chellappa, M. Shao. *Direct analytical methods for solving Poisson equations in computer vision problems*. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 12, 1990, pp. 435–446.

[121] Y. Quéau, J. D. Durou. *Edge-preserving integration of a normal field : Weighted least-squares, TV and L1 approaches*. In Proc. of International Conference on Scale Space and Variational Methods in Computer Vision, 2015, pp. 576–588.

[122] D. Antensteiner, S. Štolc, T. Pock. *A review of depth and normal fusion algorithms*. Sensors, 18, 2018, pp. 431.

[123] J. Ackermann, M. Goesele. *A survey of photometric stereo techniques*. Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision, 9, 2015, pp. 149–254.

[124] S. Ikehata, K. Aizawa. *Photometric stereo using constrained bivariate regression for general isotropic surfaces*. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014, pp. 2179–2186.

[125] T. E. Zickler, P. N. Belhumeur, D. J. Kriegman. *Helmholtz stereopsis : Exploiting reciprocity for surface reconstruction*. International Journal of Computer Vision, 49, 2002, pp. 215–227.

[126] A. Delaunoy, E. Prados, P. N. Belhumeur. *Towards full 3D Helmholtz stereovision algorithms*. In Asian conference on computer vision, 2010, pp. 39–52.

[127] M. Holroyd, J. Lawrence, G. Humphreys, T. Zickler. *A photometric approach for estimating normals and tangents*. ACM Transactions on Graphics (TOG), 27, 2008, pp. 1–9.

[128] F. Solomon, K. Ikeuchi. *Extracting the shape and roughness of specular lobe objects using four light photometric stereo*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 18, 1996, pp. 449–454.

[129] S. K. Nayar. *Shape and reflectance from image intensities*. In Proceedings of the Third Annual Conference on Intelligent Robotic Systems for Space Exploration, 1991, pp. 81–98.

[130] E. N. Coleman Jr, R. Jain. *Obtaining 3-dimensional shape of textured and specular surfaces using four-source photometry*. Computer graphics and image processing, 18, 1982, pp. 309–328.

[131] S. Barsky, M. Petrou. *The 4-source photometric stereo technique for three-dimensional surfaces in the presence of highlights and shadows*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 25, 2003, pp. 1239–1252.

[132] S. Barsky, M. Petrou. *Design issues for a colour photometric stereo system*. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 24, 2006, pp. 143–162.

[133] K. Ikeuchi. *Determining surface orientations of specular surfaces by using the photometric stereo method*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 6, 1981, pp. 661–669.

[134] A. Hertzmann, S. M. Seitz. *Example-based photometric stereo : Shape reconstruction with general, varying brdfs*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 27, 2005, pp. 1254–1264.

[135] J. Sun, M. Smith, L. Smith, S. Midha, J. Bamber. *Object surface recovery using a multi-light photometric stereo technique for non-Lambertian surfaces subject to shadows and specularities*. Image and Vision Computing, 25, 2007, pp. 1050–1057.

[136] M. Chandraker, S. Agarwal, D. Kriegman. *Shadowcuts : Photometric stereo with shadows*. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007, pp. 1–8.

[137] V. Argyriou, M. Petrou, S. Barsky. *Photometric stereo with an arbitrary number of illuminants*. Computer Vision and Image Understanding, 114, 2010, pp. 887–900.

[138] B. Bringier, A. Bony, M. Khoudeir. *Specularity and shadow detection for the multisource photometric reconstruction of a textured surface*. JOSA A, 29, 2012, pp. 11–21.

[139] S. Ikehata, D. Wipf, Y. Matsushita, K. Aizawa. *Robust photometric stereo using sparse regression*. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012, pp. 318-325.

[140] S. Ikehata, D. Wipf, Y. Matsushita, K. Aizawa. *Photometric stereo using sparse bayesian regression for general diffuse surfaces*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 36, 2014, pp. 1816–1831.

[141] D. Miyazaki, K. Hara, K. Ikeuchi. *Median photometric stereo as applied to the segonko tumulus and museum objects*. International Journal of Computer Vision, 86, 2010, pp. 229–242.

[142] H. D. Tagare, R. J. Defigueiredo. *A theory of photometric stereo for a class of diffuse non-lambertian surfaces*. Physics-Based Vision : Principles and Practice : Shape Recovery, Volume 3, 1993, pp. 213.

[143] C. Yu, Y. Seo, S. W. Lee. *Photometric stereo from maximum feasible Lambertian reflections*. 11th European Conference on Computer Vision, 2010, pp. 115–126.

[144] L. Wu, A. Ganesh, B. Shi, Y. Matsushita, Y. Wang, Y. Ma. *Robust photometric stereo via low-rank matrix completion and recovery*. 10th Asian Conference on Computer Vision, 2011, pp. 703–717.

[145] Y. Mukaigawa, Y. Ishii, T. Shakunaga. *Analysis of photometric factors based on photometric linearization*. JOSA A, 24, 2007, pp. 3326–3334.

[146] K. L. Tang, C. K. Tang, T. T. Wong. *Dense photometric stereo using tensorial belief propagation*. CVPR'05, 2005, pp. 132–139.

[147] Z. Hui, A. C. Sankaranarayanan. *Shape and spatially-varying reflectance estimation from virtual exemplars*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 39, 2016, pp. 2060–2073.

[148] K. Enomoto, M. Waechter, K. N. Kutulakos, Y. Matsushita. *Photometric stereo via discrete hypothesis-and-test search*. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020, pp. 2311–2319.

[149] S. Tozza, R. Mecca, M. Duocastella, A. Del Bue. *Direct differential photometric stereo shape recovery of diffuse and specular surfaces*. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 56, 2016, pp. 57–76.

[150] L. Chen, Y. Zheng, B. Shi, A. Subpa-Asa, I. Sato. *A microfacet-based reflectance model for photometric stereo with highly specular surfaces*. IEEE International Conference on Computer Vision, 2017, pp. 3162–3170.

[151] W. Matusik, H. Pfister, M. Brand, L. McMillan. *A Data-Driven Reflectance Model*. ACM Transactions on Graphics 22, 2003, pp. 759–769.

[152] T. Higo, Y. Matsushita, K. Ikeuchi. *Consensus photometric stereo*. IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition, 2010, pp. 1157–1164.

[153] F. Lu, I. Sato, Y. Sato. *Uncalibrated photometric stereo based on elevation angle recovery from BRDF symmetry of isotropic materials*. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015, pp. 168–176.

[154] N. G. Alldrin, D. J. Kriegman. *Toward reconstructing surfaces with arbitrary isotropic reflectance : A stratified photometric stereo approach*. IEEE 11th International Conference on Computer Vision, 2007, pp. 1–8.

[155] B. Shi, P. Tan, Y. Matsushita, K. Ikeuchi. *Bi-polynomial modeling of low-frequency reflectances*. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 36, 2013, pp. 1078–1091.

[156] B. Shi, P. Tan, Y. Matsushita, K. Ikeuchi. *Elevation angle from reflectance monotonicity : Photometric stereo for general isotropic reflectances*. 12th European Conference on Computer Vision, 2012, pp. 455–468.

[157] Georghiades. *Incorporating the torrance and sparrow model of reflectance in uncalibrated photometric stereo*. IEEE International Conference on Computer Vision, 2003, pp. 816–823.

[158] D. B. Goldman, B. Curless, A. Hertzmann, S. M. Seitz. *Shape and spatially-varying brdfs from photometric stereo*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 32, 2009, pp. 1060–1071.

[159] G. Kay, T. Caelli. *Estimating the parameters of an illumination model using photometric stereo*. Graphical models and image processing, 57, 1995, pp. 365–388.

[160] K. Enomoto, M. Waechter, F. Okura, K. N. Kutulakos, Y. Matsushita. *Discrete Search Photometric Stereo for Fast and Accurate Shape Estimation*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 45, 2022, pp. 4355–4367.

[161] P. Tan, S. Lin, L. Quan. *Subpixel photometric stereo*. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 30, 2008, pp. 1460–1471.

[162] J. F. Blinn. *Models of light reflection for computer synthesized pictures*. In Proceedings of the 4th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, 1977, pp. 192–198.

[163] R. Mecca, M. Falcone. *Uniqueness and approximation of a photometric shape-from-shading model*. SIAM Journal on Imaging Sciences, 6, 2013, pp. 616–659.

[164] R. Mecca, A. Wetzler, R. Kimmel, A. M. Bruckstein. *Direct shape recovery from photometric stereo with shadows*. International Conference on 3D Vision-3DV, 2013, pp. 382–389.

[165] Y. Quéau, R. Mecca, J. D. Durou. *Unbiased photometric stereo for colored surfaces : A variational approach*. IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016, pp. 4359–4368.

[166] L. B. Wolff, E. Angelopoulou. *3-d stereo using photometric ratios*. Third European Conference on Computer Vision, 1994, pp. 247–258.

[167] H. S. Chung, J. Jia. *Efficient photometric stereo on glossy surfaces with wide specular lobes*. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008, pp. 1–8.

[168] M. Chandraker, J. Bai, R. Ramamoorthi. *On differential photometric reconstruction for unknown, isotropic BRDFs*. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 35, 2012, pp. 2941–2955.

[169] R. Mecca, Y. Quéau. *Unifying diffuse and specular reflections for the photometric stereo problem*. IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, 2016, pp. 1–9.

[170] R. Mecca, Y. Quéau, F. Logothetis, R. Cipolla. *A single-lobe photometric stereo approach for heterogeneous material*. SIAM Journal on Imaging Sciences, 9, 2016, pp. 1858–1888.

[171] G. J. Ward. *Measuring and modeling anisotropic reflection*. 19th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, 1992, pp. 265–272.

[172] B. Dong, K. D. Moore, W. Zhang, P. Peers. *Scattering parameters and surface normals from homogeneous translucent materials using photometric stereo*. IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2014, pp. 2291–2298.

[173] A. Hertzmann, S. M. Seitz. *Shape and materials by example : A photometric stereo approach*. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003, pp. I-I.

[174] F. Lu, Y. Matsushita, I. Sato, T. Okabe, Y. Sato. *Uncalibrated photometric stereo for unknown isotropic reflectances*. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013, pp. 1490–1497.

[175] Deep Learning. *I. Goodfellow, Y. Bengio A. Courville*. MIT Press, 2016.

[176] Machine Learning. *T. M. Mitchell*. McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 1997.

[177] W. S. McCulloch, W. Pitts. *A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*. The bulletin of mathematical biophysics, 5, 1943, pp. 115–133.

[178] F. Rosenblatt. *The perceptron : a probabilistic model for information storage and organization in the brain*. Psychological review, 65(6), 1958, pp. 386.

[179] B. Shi, Z. Wu, Z. Mo, D. Duan, S. K. Yeung, P. Tan. *A benchmark dataset and evaluation for non-lambertian and uncalibrated photometric stereo*. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016, pp. 3707-3716.

[180] J. Ren, F. Wang, J. Zhang, Q. Zheng, M. Ren, B. Shi. *Diligent102 : A photometric stereo benchmark dataset with controlled shape and material variation*. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022, pp. 12581–12590.

[181] F. Wang, J. Ren, H. Guo, M. Ren, B. Shi. *DiLiGenT-Pi : Photometric Stereo for Planar Surfaces with Rich Details-Benchmark Dataset and Beyond*. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2023, pp. 9477–9487.

[182] R. Mecca, F. Logothetis, I. Budvytis, R. Cipolla. *Luces : A dataset for near-field point light source photometric stereo*. In Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC), 2021.

[183] Y. Xiong, A. Chakrabarti, R. Basri, S. J. Gortler, D. W. Jacobs, T. Zickler. *From shading to local shape*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 37(1), 2015.67-79

[184] B. Kaya, S. Kumar, C. Oliveira, V. Ferrari, L. Van Gool. *Uncalibrated neural inverse rendering for photometric stereo of general surfaces*. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021, pp. 3804–3814.

[185] N. Alldrin, T. Zickler, D. Kriegman. *Photometric stereo with non-parametric and spatially-varying reflectance*. In 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008, pp. 1–8.

[186] H. Santo, M. Samejima, Y. Sugano, B. Shi, Y. Matsushita. *Deep photometric stereo network*. In Proceedings of the IEEE international conference on computer vision workshops, 2017, pp. 501–509.

[187] S. Ikehata. *CNN-PS : CNN-based photometric stereo for general non-convex surfaces*. In Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV), 2018, pp. 3–18.

[188] M. Nimier-David, D. Vicini, T. Zeltner, W. Jakob. *Mitsuba 2 : A retargetable forward and inverse renderer*. ACM Transactions on Graphics (TOG), 38(6), 2019, pp. 1–17.

[189] W. Jakob. *Mitsuba renderer*. 2010, .

[190] S. McAuley, S. Hill, N. Hoffman, Y. Gotanda, B. Smits, B. Burley, A. Martinez. *Practical physically-based shading in film and game production*. In ACM SIGGRAPH 2012 Courses, 2012, pp. 1–7.

[191] B. Iraci. *Blender cycles : lighting and rendering cookbook*. Packt Publishing Ltd, 2013.

[192] Y. Ju, K. M. Lam, W. Xie, H. Zhou, J. Dong, B. Shi. *Deep learning methods for calibrated photometric stereo and beyond : A survey*. arXiv preprint arXiv :2212.08414, 2022.

[193] F. Logothetis, I. Budvytis, R. Mecca, R. Cipolla. *Px-net : Simple and efficient pixel-wise training of photometric stereo networks*. In Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021, pp. 12757–12766.

[194] M. Pharr, W. Jakob, G. Humphreys. *Physically based rendering : From theory to implementation (3rd ed.)*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, 2016.

[195] G. Chen, K. Han, K. Y. K. Wong. *PS-FCN : A flexible learning framework for photometric stereo*. In Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV), 2018, pp. 3–18.

[196] M. K. Johnson, E. H. Adelson. *Shape estimation in natural illumination*. CVPR 2011, 2011, pp. 2553–2560.

[197] O. Wiles, A. Zisserman. *SilNet : Single- and Multi-View Reconstruction by Learning from Silhouettes*. in Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC), 2017, pp. 99.1–99.13.

[198] G. Chen, K. Han, B. Shi, Y. Matsushita, K. Y. K. Wong. *Deep photometric stereo for non-lambertian surfaces*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 44(1), 2020, pp. 129–142.

[199] S. Ikehata. *Universal photometric stereo network using global lighting contexts*. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022, pp. 12591–12600.

[200] S. Ikehata. *Scalable, Detailed and Mask-Free Universal Photometric Stereo*. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023, pp. 13198–13207.

[201] Y. Ju, B. Shi, M. Jian, L. Qi, J. Dong, K. M. Lam. *Normattention-psn : A high-frequency region enhanced photometric stereo network with normalized attention*. International Journal of Computer Vision, 130(12), 2022, pp. 3014–3034.

[202] Y. Ju, K. M. Lam, Y. Chen, L. Qi, J. Dong. *Pay attention to devils : A photometric stereo network for better details*. In Proceedings of the Twenty-Ninth International Conference on International Joint Conferences on Artificial Intelligence, 2021, pp. 694–700.

[203] Y. Ju, Y. Peng, M. Jian, F. Gao, J. Dong. *Learning conditional photometric stereo with high-resolution features*. Computational Visual Media, 8, 2022, pp. 105–118.

[204] Y. Ju, M. Jian, J. Dong, K. M. Lam. *Learning photometric stereo via manifold-based mapping*. In 2020 IEEE International Conference on Visual Communications and Image Processing (VCIP), 2020, pp. 411–414.

[205] Y. Liu, Y. Ju, M. Jian, F. Gao, Y. Rao, Y. Hu, J. Dong. *A deep-shallow and global–local multi-feature fusion network for photometric stereo*. Image and Vision Computing, 118, 2022, pp. 104368.

[206] Y. Ju, M. Jian, S. Guo, Y. Wang, H. Zhou, J. Dong. *Incorporating lambertian priors into surface normals measurement*. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 70, 2021, pp. 1–13.

[207] Y. Ju, J. Dong, S. Chen. *Recovering surface normal and arbitrary images : A dual regression network for photometric stereo*. IEEE Transactions on Image Processing, 30, 2021, pp. 3676–3690.

[208] Q. Zheng, Y. Jia, B. Shi, X. Jiang, L. Y. Duan, A. C. Kot. *SPLINE-Net : Sparse photometric stereo through lighting interpolation and normal estimation networks*. In Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019, pp. 8549–8558.

[209] J. Li, A. Robles-Kelly, S. You, Y. Matsushita. *Learning to minify photometric stereo*. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019, pp. 7568–7576.

[210] T. Taniai, T. Maehara. *Neural inverse rendering for general reflectance photometric stereo*. In International Conference on Machine Learning, 2018, pp. 4857–4866.

[211] J. Li, H. Li. *Neural reflectance for shape recovery with shadow handling*. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022, pp. 16221–16230.

[212] B. Mildenhall, P. P. Srinivasan, M. Tancik, J. T. Barron, R. Ramamoorthi, R. Ng. *Nerf : Representing scenes as neural radiance fields for view synthesis*. Communications of the ACM, 65(1), 2021, pp. 99–106.

[213] H. Guo, B. Shi, Y. Matsushita. *Neural BRDF plugin for unsupervised photometric stereo*. Proceedings of IC-NIDC, 2023.

[214] Z. Yao, K. Li, Y. Fu, H. Hu, B. Shi. *Gps-net : Graph-based photometric stereo network*. Advances in Neural Information Processing Systems, 33, 2020, pp. 10306–10316.

[215] Y. Cao, B. Ding, Z. He, J. Yang, J. Chen, Y. Cao, X. Li. *Learning inter-and intraframe representations for non-Lambertian photometric stereo*. Optics and Lasers in Engineering, 150, 2022, pp. 106838.

[216] D. Honzátko, E. Türetken, P. Fua, L. A. Dunbar. *Leveraging spatial and photometric context for calibrated non-lambertian photometric stereo*. In 2021 International Conference on 3D Vision (3DV), 2021, pp. 394–402.

[217] X. Wang, Z. Jian, M. Ren. *Non-lambertian photometric stereo network based on inverse reflectance model with collocated light*. IEEE Transactions on Image Processing, 29, 2020, pp. 6032–6042.

[218] S. Ikehata. *PS-Transformer : Learning Sparse Photometric Stereo Network using Self-Attention Mechanism*. in Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC), 2, 2021, pp. 11.

[219] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, Ł. Kaiser, I. Polosukhin. *Attention is all you need*. in Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems, 30, 2017.

[220] H. Liu, Y. Yan, K. Song, H. Yu. *Sps-net : Self-attention photometric stereo network*. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 70, 2020, pp. 1–13.

[221] C. Hardy, Y. Quéau, D. Tschumperlé. *MS-PS : A Multi-Scale Network for Photometric Stereo With a New Comprehensive Training Dataset*. International Conference on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision, 2023, pp. 194–203.

[222] G. Huang, Z. Liu, L. Van Der Maaten, K. Q. Weinberger. *Densely connected convolutional networks*. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017, pp. 4700–4708.

[223] J. Bromley, I. Guyon, Y. LeCun, E. Säckinger, R. Shah. *Signature verification using a" siamese" time delay neural network*. Advances in neural information processing systems, 6, 1993.

[224] W. C. Cheng. *Neural-network-based photometric stereo for 3D surface reconstruction*. In The 2006 IEEE International joint conference on neural network proceedings, 2006, pp. 404–410.

[225] Y. Iwahori, R. J. Woodham, H. Tanaka, N. Ishii. *Neural network to reconstruct specular surface shape from its three shading images*. In Proceedings of 1993 International Conference on Neural Networks (IJCNN-93-Nagoya, Japan), 2, 1993, pp. 1181–1184.

[226] J. B. Tenenbaum, V. D. Silva, J. C. Langford. *A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction*. science, 290(5500), 2000, pp. 2319–2323.

[227] Q. Zheng, B. Shi, G. Pan. *Summary study of data-driven photometric stereo methods*. Virtual Reality and Intelligent Hardware, 2(3), 2020, pp. 213–221.

[228] H. Santo, M. Samejima, Y. Sugano, B. Shi, Y. Matsushita. *Deep photometric stereo networks for determining surface normal and reflectances*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 44(1), 2020, pp. 114–128.

[229] W. R. Hamilton. *On quaternions ; or on a new system of imaginaries in algebra*. The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science, 29(192), 1846, pp. 113-122.

[230] S. J. Sangwine. *Fourier transforms of colour images using quaternion or hypercomplex, numbers*. Electronics letters, 32(21), 1996, pp. 1979–1980.

[231] T. Isokawa, T. Kusakabe, N. Matsui, F. Peper. *Quaternion neural network and its application*. In Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems : 7th International Conference, KES 2003, Oxford, UK, 2003, pp. 318–324.

[232] T. Parcollet, M. Morchid, G. Linarès. *A survey of quaternion neural networks*. Artificial Intelligence Review, 53, 2020, pp. 2957–2982.

[233] Quaternion Recurrent Neural Networks. *T. Parcollet, M. Ravanelli, M. Morchid, G. Linarès, C. Trabelsi, R. De Mori, Y. Bengio*. International Conference on Learning Representations, 2019.

[234] Automatic differentiation in PyTorch. *A. Paszke, S. Gross, S. Chintala, G. Chanan, E. Yang, Z. DeVito, Z. Lin, A. Desmaison, L. Antiga, A. Lerer*. NIPS 2017 Workshop, 2017.

[235] S. Marschner, S. Westin, E. Lafortune, K. Torrance. *Image-based measurement of the Bidirectional Reflection Distribution Function*. Applied Optics 39, 16, 2000, pp. 2592–2600.

[236] E. Heitz, E. d'Eon. *Importance sampling microfacet-based BSDFs using the distribution of visible normals*. In Computer Graphics Forum 33, 4, 2014, pp. 103–112.

[237] M. D. Tocci, C. Kiser, N. Tocci, P. Sen,. *A versatile HDR video production system*. ACM Transactions on Graphics (TOG), 30(4), 2011, pp. 1–10.

[238] J. A. Paterson, D. Claus, A. W. Fitzgibbon. *BRDF and geometry capture from extended inhomogeneous samples using flash photography*. In Computer Graphics Forum, 24(3), 2005, pp. 383–391.

[239] B. S. Reddy, B. N. Chatterji. *An FFT-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration*. IEEE transactions on image processing, 5(8), 1996, pp. 1266–1271.

[240] I. M. Smith, P. M. Harris, L. D. Todhunter, C. Giusca, X. Jiang, P. Scott, R. K. Leach. *Algorithms and software for areal surface texture function parameters*. Measurement Science and Technology, 28(10), 2017, pp. 105008.

[241] E. J. Abbott. *Specifying surface quality a method based on accurate measurement and comparison*. Mechanical Engineering, 55, 1933, pp. 569–572.

[242] B. Beckers, P. Beckers. *A general rule for disk and hemisphere partition into equal-area cells*. Computational Geometry, 45(7), 2012, pp. 275–283.

[243] Z. Li, Q. Zheng, B. Shi, G. Pan, X. Jiang. *DANI-Net : Uncalibrated Photometric Stereo by Differentiable Shadow Handling, Anisotropic Reflectance Modeling, and Neural Inverse Rendering*. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023, pp. 8381–8391.

[244] M. Raissi, P. Perdikaris, G. E. Karniadakis. *Physics-informed neural networks : A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations*. Journal of Computational physics, 378, 2019, pp. 686–707.

Métrologie optique de la peau pour l'évaluation de produits dermatologiques : géométrie, colorimétrie et aspect

Résumé : Dans les domaines de la dermatologie et de la cosmétique, les approches non invasives permettant l'évaluation des propriétés biologiques de la peau offrent un moyen d'établir un bilan cutané à un moment précis. Ces approches permettent de caractériser les effets de produits dermatologiques et cosmétiques sans altérer la structure de la peau. En métrologie optique, l'objectif est d'étudier l'apparence d'une surface par mesure de caractéristiques telles que la géométrie, la couleur et la brillance, et d'en déduire des propriétés biologiques. Toutefois, des défis subsistent dans le développement d'approches permettant une analyse complète de ces caractéristiques au moyen de systèmes optiques simples et peu coûteux. Cette thèse propose une nouvelle chaîne de mesure de l'apparence de la peau basée sur une série d'images prises sous différentes conditions d'éclairages. À partir de cette série d'images, deux approches basées sur l'apprentissage automatique ont été développées afin d'estimer la géométrie d'une surface. Ces approches intègrent de nouvelles représentations de l'information et une meilleure répartition dans la base de données d'apprentissage afin de guider l'algorithme. Cette géométrie est utilisée afin d'estimer des représentations de la couleur et de la brillance de la surface à partir d'équations physiques. Des descripteurs de rugosité, de couleur et de brillance sont calculés afin d'analyser l'évolution de ces caractéristiques d'apparence au cours du temps. Enfin, cette chaîne de mesure a été testée sur des simulations et des échantillons de cuir et de peau *ex vivo* en conditions réelles. Par ces expérimentations utilisant des systèmes optiques simples et peu coûteux, nous prouvons que nos travaux permettent une analyse fine et non invasive de l'apparence de la peau permettant de caractériser les effets de produits cosmétiques et dermatologiques. Ces dispositifs particulièrement innovants et performants peuvent être appliqués à différents domaines comme le médical ou l'industriel pour l'analyse de surfaces et de matériaux variés.

Optical skin metrology for the evaluation of dermatological products : geometry, colour and aspect

Abstract : In the fields of dermatology and cosmetics, non-invasive approaches for assessing the biological properties of the skin offer a means of establishing a skin assessment at a specific moment in time. These approaches make it possible to characterise the effects of dermatological and cosmetic products without altering the structure of the skin. In optical metrology, the aim is to study the appearance of a surface by measuring characteristics such as geometry, colour, and gloss, to deduce biological properties. However, challenges remain in the development of approaches that allow a complete analysis of these characteristics using simple, low-cost optical systems. This thesis proposes a new skin appearance measurement chain based on a series of images taken under different lighting conditions. From this series of images, two approaches based on machine learning have been developed to estimate the geometry of a surface. These approaches incorporate new representations of the information and a better distribution in the training database to guide the algorithm. This geometry is used to estimate representations of surface colour and gloss from physical equations. Roughness, colour, and gloss descriptors are calculated to analyse changes in these appearance characteristics over time. Finally, this measurement chain was tested on simulations and samples of leather and skin in real-life conditions. Through these experiments, using simple, inexpensive optical systems, we have demonstrated that our work enables a detailed, non-invasive analysis of skin appearance, making it possible to characterise the effects of cosmetic and dermatological products. These particularly innovative, high-performance devices can be applied to a variety of fields, including the medical and industrial sectors, for the analysis of various surfaces and materials.

Discipline : Traitement du Signal et des Images

Mots-clés : Métrologie optique, Reconstruction 3D, Stéréophotométrie, Peau humaine, *BRDF*

Clément Joubert - Laboratoire XLIM - QIMA Bioalternatives