N° d'ordre NNT : 2024ENTP0017

Thèse de Doctorat de l'ENTPE

Membre de l'Université de Lyon

École Doctorale n°162
Mécanique, Énergétique, Génie Civil, Acoustique

Spécialité de doctorat : Thermique Énergétique

Caractérisation *in situ* des propriétés optiques des matériaux du bâtiment dans le domaine spectral du visible et du proche infrarouge

Soutenue publiquement le 20 décembre 2024, par :

EMILE BOUILLOT

Président et rapporteur :

Mr Mathieu HEBERT	Professeur HDR, Institut d'Optique Graduate School / Laboratoire Hubert Curien

Rapporteur :

Mr Georges ZISSIS	Professeur HDR, Université Toulouse III Paul Sabatier / LAPLACE

Examinatrices :

Mme Valérie MUZET	Ingénieure-chercheure, Cerema Est - Agence de Strasbourg / ENDSUM
Mme Céline VILLA	Chercheure, Université Gustave Eiffel / COSYS - PICS-L

Directeur de thèse :

Mr Labayrade Raphaël	Professeur assimilé HDR, ENTPE, LTDS

Remerciements

Je tiens à exprimer ma gratitude envers toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à l'élaboration de cette thèse.

Un grand merci tout d'abord à mon directeur de thèse, Raphaël Labayrade, pour son encadrement, ses conseils précieux et sa disponibilité tout au long de ce travail. Son expertise a été déterminante pour l'aboutissement de ce projet.

Je souhaite également remercier les membres de mon jury, Mathieu Hébert et Georges Zissis, pour avoir accepté de rapporter cette thèse, ainsi que pour leurs analyses et remarques constructives. Merci également à Valérie Muzet et Céline Villa pour leur participation en tant qu'examinatrices et pour leurs retours pertinents.

J'exprime également ma reconnaissance aux membres du Laboratoire de Tribologie et Dynamique des Systèmes à l'ENTPE, pour le cadre de travail offert durant ces trois années. Un remerciement particulier à Benjamin Legrand pour son aide, ainsi qu'à François Eymond pour le soutien apporté dans les premières étapes de ce travail.

Un grand merci à ma famille pour leur soutien constant tout au long de ce parcours.

Je tiens aussi à remercier Arina pour son aide dans la relecture et la correction de cette thèse, ainsi que pour son soutien durant ces trois années.

Enfin, une mention spéciale pour Léopold, dont la présence a apporté une touche de légèreté durant cette période de travail.

Table des matières

Table des figures **8**

Liste des tableaux **15**

Introduction **17**

1 Grandeurs radiométriques, photométriques et colorimétriques pour la caractérisation des propriétés optiques des matériaux **23**

1.1 Définition des grandeurs radiométriques et photométriques 24

1.1.1 Grandeurs géométriques 24

1.1.2 Grandeurs radiométriques 26

1.1.3 Grandeurs photométriques 28

1.2 Espaces colorimétriques 31

1.2.1 Espace colorimétrique CIE-RGB 32

1.2.2 Espace colorimétrique CIE-XYZ 2° 33

1.2.3 Espace colorimétrique CIE-L*a*b* 34

1.2.4 Différence de couleur ΔE^*_{ab} 35

1.2.5 Différence de couleur ΔE^*_{00} 36

1.3 Caractéristiques des matériaux du bâtiment 37

1.3.1 Caractéristiques optiques, visuelles et énergétiques des matériaux du bâtiment 38

1.3.2 Notion de BSDF 49

1.4 Conclusion du chapitre 51

2 Modèles de BRDF **52**

2.1 État de l'art 54

2.1.1 Modèles physiques de BRDF 54
2.1.2 Modèles phénoménologiques de BRDF 60
2.1.3 Modèles data-driven de BRDF 62
2.2 Présentation des données utilisées pour le modèle de BRDF data-driven . . 63
2.2.1 Acquisition des données pour le modèle data-driven 64
2.2.2 Traitement des données pour le modèle data-driven 66
2.3 Première version du modèle de BRDF 68
2.3.1 Hypothèse de modèle isotrope 68
2.3.2 Tranches de BRDF spectrales 68
2.3.3 Composante spectrale des BRDF spectrales 71
2.3.4 Zones de modélisation du premier modèle de BRDF 72
2.3.5 Modélisation de la zone diffuse 74
2.3.6 Modélisation de la zone brillante 75
2.3.7 Modélisation de la zone intermédiaire 77
2.3.8 Application de la composante spectrale 78
2.3.9 Résultats de la modélisation des matériaux 78
2.4 Deuxième version du modèle de BRDF 81
2.4.1 Composante spectrale des BRDF spectrales 81
2.4.2 Zones de modélisation du deuxième modèle de BRDF 83
2.4.3 Modélisation de la zone diffuse 85
2.4.4 Modélisation de la zone brillante 85
2.4.5 Application de la composante spectrale 86
2.4.6 Résultats de la modélisation des matériaux 87
2.5 Comparaison entre les modèles présentés et les modèles de la littérature . . 91
2.6 Conclusion du chapitre 93

3 Étalonnage colorimétrique par méthode des tétraèdres 94
3.1 État de l'art de l'étalonnage colorimétrique 95
3.2 Présentation des données d'étalonnage 97
3.2.1 Dynamique de luminance d'une scène réelle comportant un matériau éclairé avec un flash 98
3.2.2 Acquisition des données avec une grande dynamique de luminance . 99
3.2.3 Acquisition des données avec un large gamut 103
3.3 Présentation du modèle d'étalonnage colorimétrique par tétraèdres 105

3.4 Résultats et comparaison avec l'état de l'art 108
3.5 Discussion 116
3.5.1 Discussion sur les résultats et limitation du modèle 116
3.5.2 Amélioration du modèle 117
3.6 Conclusion du chapitre 118

4 Création et extension de bases de données de propriétés optiques dans le visible et dans le proche infrarouge de matériaux du bâtiment 120

4.1 Développement et utilisation d'un système de mesure de composantes spectrales de matériaux opaques 122
4.1.1 Développement d'un appareil de mesure de composantes spectrales de matériaux 122
4.1.2 Utilisation d'un appareil de mesure de composantes spectrales de matériaux 130
4.2 Extension de la base de données des composantes spectrales des matériaux réels 136
4.3 Extension de la base de données de matériaux s'appuyant sur le modèle de BRDF 140
4.4 Simulation des images XYZ utilisées pour l'entraînement des réseaux de neurones 142
4.5 Utilisation de la méthode d'étalonnage colorimétrique par tétraèdre pour étalonner des images lignes XYZ 147
4.6 Création et extension d'une base de données de propriétés optiques de vitrage du bâtiment 149
4.6.1 Mesure de facteurs de transmission spectraux directionnel de vitrage 150
4.6.2 Pixel RGB des vitrages 154
4.6.3 Extension de la base de données des propriétés optiques dans le visible et le proche infrarouge des vitrages 156
4.7 Conclusion du chapitre 157

5 Estimation des paramètres des BRDF spectrales des matériaux du bâtiment par réseau de neurones 159

5.1 État de l'art 160
5.1.1 Un rapide historique de l'intelligence artificielle 160
5.1.2 Réseaux de neurones 161
5.1.3 Caractérisation de propriétés optiques de matériaux sur site dans la littérature 166

5.2 Estimation de BRDF spectrales de matériaux opaques du bâtiment 171
5.2.1 Base de données 172
5.2.2 Architecture des réseaux de neurones pour l'estimation des composantes spectrales 173
5.2.3 Performances des réseaux pour l'estimation des composantes spectrales 177
5.2.4 Architecture des réseaux de neurones pour l'estimation des paramètres de BRDF 181
5.2.5 Performances des réseaux de neurones pour l'estimation des paramètres de BRDF 184
5.2.6 Rendus graphiques de BRDF spectrales estimées par un réseau de neurones 189
5.3 Estimation des facteurs de transmission spectraux des vitrages du bâtiment 191
5.3.1 Base de données vitrages 191
5.3.2 Architecture des réseaux de neurones pour l'estimation des facteurs de transmission spectraux des vitrages 191
5.3.3 Performances des réseaux de neurones pour l'estimation de facteurs de transmission spectraux de vitrages 193
5.4 Évaluation expérimentale des facteurs de transmission spectraux de vitrages du bâtiment à partir d'images RGB 195
5.4.1 Acquisition de pixels RGB pour l'étalonnage colorimétrique par méthode des tétraèdres 196
5.4.2 Étalonnage colorimétrique par méthode des tétraèdres 197
5.4.3 Estimation des facteurs de transmission spectraux de vitrages à partir de photographies LDR 198
5.5 Discussion 199
5.6 Conclusion du chapitre 202

Conclusion et Perspectives **204**

Contributions Scientifiques **209**

Production Scientifique **212**

Bibliographie **214**

Table des figures

1 Rayonnement solaire mesuré sur la plage de longueurs d'onde [0.05 nm - 2400 nm]. 20

1.1 Angle solide élémentaire $d\Omega$. 24
1.2 Étendue géométrique. 26
1.3 Plage de longueurs d'onde du visible (image issue de [Andréani, 2020]). . . 28
1.4 Courbe de l'efficacité lumineuse relative spectrale photopique. 29
1.5 Fonctions trichromatiques spectrales de l'espace colorimétrique CIE-RGB. . 33
1.6 Composantes principales trichromatiques spectrales de l'espace colorimétrique CIE-XYZ. 34
1.7 Façade de bâtiment à réflexion spéculaire. 39
1.8 Schéma de la réflexion spéculaire. 39
1.9 Table noir mat à réflexion diffuse. 40
1.10 Schéma de la réflexion diffuse. 40
1.11 Marquage routier à rétro-réflexion. 40
1.12 Schéma de la rétro-réflexion. 40
1.13 Salle de bain à réflexion diffuse et spéculaire. 41
1.14 Schéma de la réflexion diffuse spéculaire. 41
1.15 Vitrage transparent. 42
1.16 Schéma de la transmission. 42
1.17 Mur coloré. 43
1.18 Schéma de la réflexion colorée. 43
1.19 Couloir à réflexion diffuse et spéculaire. 44
1.20 Schéma de la réflexion brillante et colorée. 44
1.21 Mur en acier anisotrope. 45
1.22 Schéma de la réflexion anisotrope selon différentes directions d'observation. 45

1.23 Mur peint de différentes couleurs. 46
1.24 Schéma de la réflexion d'un matériau de couleur non homogène. 46
1.25 Mur et porte usés. 47
1.26 Mur peint texturé. 48
1.27 Schéma de la réflexion matériau texturé. 48
1.28 Taule rouillée. 48
1.29 Configuration géométrique et notations pour la définition de la BSDF (schéma issu de [Andréani, 2020]). 49

2.1 Schémas représentatifs des micro-facettes. 55
2.2 Rendu graphique d'une peinture de voiture obtenu avec le modèle de BRDF développé par Rump (image issue de [Rump et Klein, 2008]). 56
2.3 Rendu graphique réalisé avec le modèle développé par Burley (image issue de [Burley et Animation, 2012], issue du film Les Mondes de Ralph). . . . 57
2.4 Schémas représentatifs des micro-facettes avec inter-réflexions. 58
2.5 Schéma des deux couches représentées par le modèle de Granier et al. La couche 0 représente l'air, la couche 1 représente la surface extérieure et la couche 2 représente le matériau (image issue de [Granier et Heidrich, 2003]) 59
2.6 Rendu graphique du modèle de BRDF développé par Eon, sous la forme d'une répartition de petites particules sphériques avec une intensité croissante de gauche à droite (image issue de [d'Eon, 2021]). 60
2.7 Représentation des lobes de cosinus "classiques" (schéma issu de [E. P. Lafortune, 1997]). 61
2.8 Représentation des lobes de cosinus avec un terme diffus généralisé et un terme spéculaire (schéma issu de [E. P. Lafortune, 1997]). 61
2.9 Échantillons de matériaux de peintures jaune, rouge et bleu. 65
2.10 Rendus graphiques 3D de BRDF spectrale d'échantillon de peintures jaune bleu et rouge. Rendus graphiques réalisés avec le logiciel Océan. 67
2.11 Tranches de BRDF pour les angles $\theta_{in} = 20°$ et $\theta_{in} = 85°$, pour une peinture blanche, une peinture bleue et une peinture rouge - échelle logarithmique en ordonnée, pour $\lambda = 555$ nm. 70
2.12 Composante spectrale Cs pour une peinture bleue, pour $\theta_{in} = 20°, \theta_{out} = 70°, \lambda_{ref} = 555nm$. 72
2.13 Rendu graphique d'une peinture bleue avec le logiciel Océan. Un filtre vert transparent est appliqué sur la zone brillante, et un filtre rouge transparent sur la zone intermédiaire. Aucun filtre n'a été appliqué sur la zone diffuse. . 73

2.14 Tranches de BRDF pour les angles $\theta_{in} = 30°$ et $80°$ pour une peinture bleue. La zone brillante est surlignée en vert, la zone intermédiaire en rouge. La zone non surlignée correspond à la réflexion diffuse. θ_d et θ_s sont les angles délimitant les différentes zones. 73

2.15 Comparaison entre des tranches de BRDF mesurées ()dites aussi tabulées) et des tranches de BRDF modélisées, pour $\theta_{in} = -20°$ et $\theta_{in} = -85°$, pour un matériau blanc, un matériau bleu et un matériau rouge, en échelle logarithmique. 79

2.16 Rendu graphique 3D de BRDF spectrale d'échantillon de peinture bleu. Rendu graphique réalisé avec le logiciel Océan. 80

2.17 Composante spectrale Cs pour une peinture bleue, pour $\theta_{in} = 20°, \theta_{out} = 70°, \lambda_{opti} = 470$nm. 83

2.18 Rendu graphique d'une peinture bleue avec le logiciel Océan. Un filtre vert transparent est appliqué sur la zone brillante. Aucun filtre n'a été appliqué sur la zone diffuse. 84

2.19 Tranches de BRDF pour les angles $\theta_{in} = 30°$ et $80°$ pour une peinture bleue. La zone spéculaire est surlignée en vert. La zone non surlignée correspond à la réflexion diffuse. θ_{d1} et θ_{d2} sont les angles délimitant les différentes zones. 84

2.20 Comparaison entre des tranches de BRDF mesurées (dites aussi tabulées) et des tranches de BRDF modélisées, pour $\theta_{in} = -20°$ et $\theta_{in} = -85°$, pour un matériau blanc, un matériau bleu et un matériau rouge, en échelle logarithmique. 89

2.21 Rendus graphiques 3D de BRDF spectrales d'échantillons de peinture bleue et rouge. Rendus graphiques réalisés avec le logiciel Océan. 90

3.1 Image d'un bois éclairé par un flash d'appareil photographique avec trois zones de luminance représentées sur l'image. 99

3.2 Schéma de mesure pour la case X. 101

3.3 Schéma de mesure pour la case X+1. 101

3.4 Montage utilisé pour l'acquisition des données LDSet. 101

3.5 ColorChecker 256 cases utilisé pour l'acquisition des données LGSet. 101

3.6 Luminance spectrique de la source utilisée pour l'acquisition des données, mesurée sur la case blanche de la mire ColorChecker. 102

3.7 Radiances spectrales mesurées sur la case blanche du ColorChecker de toutes les sources lumineuses utilisées pour la construction de la base de données LGSet. 104

3.8 Le point RGB_q à étalonner est identifié dans T_{RGBq}. 107

3.9 T_{XYZq} est identifié dans l'espace colorimétrique XYZ. 107

3.10 Les coordonnées barycentriques de RGB_q sont calculées dans T_{RGBq}. 107

3.11 Les mêmes coordonnées barycentriques sont appliquées dans T_{XYZ_q}, donnant le point étalonné XYZ_q. 107
3.12 Espace RGB de la caméra partitionné avec la triangulation de Delaunay . . 108
3.13 Espace XYZ partitionné avec la triangulation de Delaunay 108
3.14 ΔE moyens pour chaque niveau de puissance, en échelle logarithmique. Les lignes verticales correspondent aux moyennes avec l'écart type pour un modèle donné. 110
3.15 ΔE obtenues quand les données correspondantes à N niveaux de puissance sont regroupées. Les lignes verticales correspondent aux moyennes avec l'écart type pour un modèle donné. 111
3.16 ΔE obtenues en utilisant 1 niveau de puissance. Les zones grises correspondent aux écart-types du modèle d'étalonnage par tétraèdres. 113
3.17 Temps de calcul des 5 méthodes d'étalonnage colorimétrique. Base de données LGSet. 115
3.18 Illustration d'un espace RGB d'une caméra décomposé avec des tétraèdres, avec la structure en coquille non coloriée et une illustration de la coordonnée barycentrique utilisée dans la fonction hybride. 117

4.1 Luminance spectrique de la source halogène mesurée en réflexion sur un échantillon de Spectralon. 123
4.2 Étude de stabilité temporelle du rayonnement de la source halogène. 124
4.3 Luminance spectrique normalisée de la source halogène mesurée en réflexion sur un échantillon de Spectralon pour les trois plages de longueurs d'onde. Échelle logarithmique. 125
4.4 Mesure de la luminance spectrique de la source halogène en réflexion sur un échantillon de Spectralon en extérieur. 126
4.5 Luminance spectrique de la source halogène mesurée en réflexion sur un échantillon de Spectralon, dans le cas du dispositif situé dans une salle sombre, et à l'extérieur sous un ciel dégagé. 127
4.6 Rapport entre les deux mesures spectrales d'un même matériau réalisées à l'aide du dispositif, situé à l'intérieur dans une pièce sombre pour la première mesure et en extérieur sous un ciel dégagé pour la deuxième mesure. 128
4.7 Dispositif de mesure de composantes spectrales de matériaux pendant une mesure du matériau d'un mur, puis ouvert avec la source n°3 allumée. . . . 129
4.8 Luminance spectrique de la source halogène mesurée sur l'échantillon de Spectralon, puis lissée. 132
4.9 De gauche à droite, haut puis bas : échantillon de peinture rouge, échantillon de carrelage gris, poutre en béton, échantillon de toile bleue. 133

4.10 Comparaison entre les composantes spectrales mesurées pour les sources 1, 8, 9 et 10, pour l'échantillon de peinture rouge, pour l'échantillon de carrelage gris, pour la poutre en béton et pour l'échantillon de toile bleue. 134
4.11 Échantillons de matériaux, de gauche à droite : peinture rouge, carrelage blanc, brique terre cuite, brique en ciment blanc. 136
4.12 Matériaux dans leur environnement, de gauche à droite : meuble en bois vernis, porte peinte couleur bordeaux vernis, mur en béton, sol en lino. . . 136
4.13 Erreur relative entre les 185 composantes spectrales réelles et les 185 composantes spectrales estimées par l'ACP, en fonction du nombre de vecteurs principaux choisis pour créer la base. 138
4.14 Vecteurs principaux de la base pour l'ACP. 139
4.15 Rendu graphique d'un premier matériau défini par des paramètres de BRDF de la base de données étendue, sous deux formes différentes. 140
4.16 Rendu graphique d'un deuxième matériau défini par des paramètres de BRDF de la base de données étendue, sous deux formes différentes. 141
4.17 Lancer de rayons depuis une source sur un matériau simulé dans un plan XY. 143
4.18 Luminance spectrique réfléchie par un pixel de l'image ligne du matériau simulé. 144
4.19 Ligne image RGB de 128 pixels. 145
4.20 Luminance spectrique émise par la source et composante spectrale tirée aléatoirement pour la création de la ligne RGB. 146
4.21 ColorChecker 24 cases. 148
4.22 ColorChecker 96 cases. 148
4.23 ColorChecker PMC. 148
4.24 ColorCheckers personnels. 148
4.25 Luminance spectrique émise par la source utilisée pour l'acquisition des données d'étalonnage colorimétrique. 149
4.26 Spectre de la source halogène mesuré sur la feuille blanche et sur le matériau de type Spectralon. 151
4.27 Montage pour la mesure des facteurs de transmission spectraux des vitrages. 152
4.28 Facteur de transmission spectral des quatre verres correspondants. 153
4.29 Présentation des quatre verres, n°95 en haut à gauche, n°74 en haut à droite, n°89 en bas à gauche, n°94 en bas à droite. 154
4.30 Courbes de transmission spectrale RGB de l'appareil photo Nikon D850. . 155
4.31 Vecteurs principaux de la base pour l'ACP 157

5.1 Fonctionnement du neurone *j*. 163

5.2 Architecture d'un réseau de neurones [3 - 4 - 3 - 2]. 165
5.3 Dispositif COLUROUTE développé par Muzet et al. (image issue de [V. Muzet, 2008]). 167
5.4 Dispositif de type goniophotomètre en extérieur développé par R. Sandmeier et al. (image issue de [Sandmeier et Itten, 1999]). 168
5.5 Dispositif MA-T12 développé par la société X-Rite Inc. (image issue de [Xri, 2023]). 168
5.6 Estimation de carte de propriétés optiques de matériaux à partir d'image (image issue de [Deschaintre, 2019]). 169
5.7 Estimation de la réflectance spectrale et de la luminance spectrique normalisée d'une source de lumière à partir d'une image d'un matériau en forme de V (image issue de ; [R. Deeb, 2019]). 170
5.8 Évolution de l'erreur des quatre réseaux de neurones testés en fonction du nombre d'epochs. 176
5.9 Évolution de l'erreur pendant l'entraînement du réseau de neurones pour l'estimation des composantes spectrales à partir d'une ligne XYZ, entre 1 et 1000 epochs. 178
5.10 Estimations de composante spectrale par le réseau de neurones. Palier 1 : erreur relative = 0,86% et RMSE = 0,0827, palier 2 : erreur relative = 31,68% et RMSE = 0,124, palier 3 : erreur relative = 64,55% et RMSE = 0,206, palier 4 : erreur relative = 127,93% et RMSE = 0,273. 179
5.11 Tirage aléatoire de 10 composantes spectrales réelles estimées avec moins de 25% d'erreur relative, et tirage aléatoire de 10 composantes spectrales réelles estimées avec plus 100% d'erreur relative 180
5.12 Evolution de l'erreur pendant l'entraînement du réseau de neurones pour l'estimation des composantes spectrales à partir d'une ligne XYZ et une ligne RGB, pour 500 epochs. 181
5.13 Évolution de l'erreur des quatre réseaux de neurones testés en fonction du nombre d'epochs 183
5.14 Évolution de l'erreur au cours de l'entraînement du réseau de neurones pour l'estimation des paramètres de BRDF. 185
5.15 Comparaison entre différentes tranches de BRDF construites à partir de différents jeux de paramètres : 1 et 2 présentent des tranches de BRDF de matériaux pour lesquelles l'estimation des paramètres de BRDF par le réseau de neurones est correcte ; 3 et 4 présentent des tranches de BRDF de matériaux pour lesquelles l'estimation des paramètres de BRDF par le réseau de neurones est incorrecte. 187
5.16 Évolution de l'erreur au cours de l'entraînement du réseau de neurones pour l'estimation des paramètres de BRDF entre 1 et 2000 epochs. 188

5.17 Rendus graphiques de BRDF spectrales de matériaux de la base de données (boules de droite) et de BRDF spectrales de matériaux estimées par le réseau de neurones entraîné (boules de gauche). 190

5.18 Evolution de l'erreur des trois réseaux de neurones testés en fonction du nombre d'epochs. 192

5.19 Évolution de l'erreur au cours de l'entraînement du réseau de neurones pour l'estimation des facteurs de transmission spectraux. 193

5.20 Estimation des facteurs de transmission spectraux par le réseau de neurones. Palier 1 : erreur relative = 1,73% et RMSE = 0,010, palier 2 : erreur relative = 13,98% et RMSE = 0,051, palier 3 : erreur relative = 29,94% et RMSE = 0,074, palier 4 : erreur relative = 56,44% et RMSE = 0,1998. 195

5.21 Deux images de vitrages capturées par l'iPad avec son flash. Les points rouges sont les cinq points utilisés pour obtenir les valeurs RGB du vitrage qui seront étalonnées vers l'espace RGB du Nikon D850. L'image de gauche a été capturée avec un temps d'exposition de 1/170 seconde ; l'image de droite a été capturée avec un temps d'exposition de 1/138 seconde. 197

5.22 Somme des valeurs X, Y, Z pour chaque pixel d'une ligne tirée aléatoirement. 200

5.23 Ligne RGB d'un matériau réel, représentée en blanc (le début de la ligne commence au centre de la tâche spéculaire). 201

Liste des tableaux

2.1 RMSE entre les tranches de BRDF mesurées et modélisées pour $\theta_{in} = -20°$, $\theta_{in} = -85°$ et pour la moyenne de tous les angles d'incidences θ_{in}. 80

2.2 Erreur relative entre les tranches de BRDF mesurées et modélisées pour $\theta_{in} = -20°$, $\theta_{in} = -85°$ et pour la moyenne de tous les angles d'incidences θ_{in}. 80

2.3 RMSE entre les tranches de BRDF mesurées (dites aussi tabulées) et modélisées par le deuxième modèle pour $\theta_{in} = -20°$, $\theta_{in} = -85°$ et en moyenne pour tous les angles d'incidence θ_{in}. 90

2.4 Erreur relative entre les tranches de BRDF mesurées (dites aussi tabulées) et modélisées par le deuxième modèle pour $\theta_{in} = -20°$, $\theta_{in} = -85°$ et en moyenne pour tous les angles d'incidence θ_{in}. 90

2.5 Erreur relative et RMSE entre les tranches de BDRF mesurées et modélisées par différents modèles de la littérature. 92

3.1 Niveau de luminance pour chaque zone de l'image. 99

3.2 Niveau de luminance pour chaque niveau de puissance de la source. 100

3.3 Moyenne des CIE-DE1976 et CIE-DE2000 pour les premières configurations de données et toutes les méthodes d'étalonnage colorimétrique. Les valeurs en gras sont les valeurs minimales. 114

3.4 Moyenne des CIE-DE1976 et CIE-DE2000 pour la dernière configuration de données et toutes les méthodes d'étalonnage colorimétrique, et la moyenne de toutes les configurations données. Les valeurs en gras sont les valeurs minimales. 114

3.5 Moyenne relative des erreurs entre la méthode des tétraèdres et la méthode hybride, et entre la méthode SVD3 et la méthode hybride, pour les données LGSet. 118

4.1 Proportion d'énergie incidente émise par la source halogène sur l'échantillon de Spectralon. 125

4.2 Angle d'incidence de chaque source halogène. 128

4.3 Différences relatives maximales des composantes spectrales pour les différentes sources de lumière éclairant un même matériau. 134

5.1 Durée d'entraînement des différents réseaux de neurones pour les mêmes données d'entraînement, pour 150 epochs 176

5.2 Répartition en quatre paliers du niveau d'erreur de l'estimation de 60 000 données testées sur le réseau de neurones entraîné. 179

5.3 Durée d'entraînement des différents réseaux de neurones, pour 150 epochs . 183

5.4 Erreur relative moyenne des 60 000×13 paramètres de BRDF estimés par le réseau de neurones entraînés à partir des lignes XYZ. 185

5.5 Répartition en quatre paliers du niveau d'erreur de l'estimation de 60 000 données testées avec le réseau de neurones entraîné. 188

5.6 Erreur relative moyenne des 60 000×13 paramètres de BRDF estimés par le réseau de neurones entraîné à partir des lignes XYZ et RGB. 189

5.7 Durée d'entraînement des différents réseaux de neurones pour 150 epochs . 193

5.8 Répartition en quatre paliers du niveau d'erreur de l'estimation de 60 000 données testées sur le réseau de neurones entraîné. 194

5.9 Erreur relative moyenne en % entre les points étalonnés $P'_RGB_{Nikon}(i)$ et les pixels $P_RGB_{Nikon}(i)$ de référence pour différentes méthodes d'étalonnage colorimétrique. 198

5.10 RMSE moyenne et erreur relative moyenne en % entre les facteurs de transmission spectraux estimés $F_i(\lambda)$, $F'_i(\lambda)$ et les facteurs de transmission spectraux réels $Fr_i(\lambda)$. 199

Introduction

Le réchauffement climatique, l'épuisement des ressources naturelles et la dégradation des écosystèmes sont directement liés aux émissions de gaz à effet de serre, issues principalement des activités humaines (bâtiment, production énergétique, transports, agriculture intensive, industrie, etc.). En 2023, la communauté scientifique (par le programme des Nations Unies pour l'environnement) a souligné que sans des actions globales et ambitieuses, les objectifs de réduction des émissions fixés par les Accords de Paris en 2015 seront insuffisants pour limiter l'augmentation de la température globale à 1,5°C [A. Olhoff, 2023], un seuil crucial pour éviter les impacts climatiques les plus marqués.

En effet, les dernières projections du Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat (GIEC) montrent que si les émissions continuent au rythme actuel, le monde pourrait atteindre un réchauffement de 2,7°C d'ici 2100, provoquant des événements extrêmes plus intenses et plus fréquemment (sécheresses, vagues de chaleur, inondations, etc.) [Contribution of Working Groups I et III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, 2023]. L'année 2023 a également marqué un tournant avec des records historiques de températures dans plusieurs régions de la planète, ainsi que la fonte accélérée des glaciers polaires et le déclin de la biodiversité.

Les objectifs fixés par la Conférence des Parties à la convention-cadre des Nations Unies sur les changements climatiques (COP28), qui s'est tenue en 2023, visent désormais à renforcer les engagements mondiaux en matière de réduction des émissions de CO_2 et à accélérer le développement des technologies vertes [U.N, 2023]. La neutralité carbone avant 2050 est devenue une priorité pour de nombreux pays, avec des investissements massifs dans les énergies renouvelables (solaire, éolien, hydrogène) et des projets innovants de capture et de stockage du carbone. Ces efforts doivent également s'accompagner d'une transformation profonde des modèles économiques et d'une justice climatique, afin de garantir que les pays en développement puissent également bénéficier de cette transition tout en réduisant leur dépendance aux énergies fossiles.

En France, le bâtiment est le premier secteur de consommation d'énergie avec une part de 47% de la consommation totale d'énergie, en 2022 [MTES, 2024], et représente 23% des émissions de gaz à effet de serre françaises. La raréfaction des énergies contraint d'œuvrer pour la diminution des consommations énergétiques du bâtiment. Dans le bâtiment, la Règlementation Thermique RT 2012 avait déjà imposé le choix fort que tous les nouveaux bâtiments devaient avoir une consommation énergétique inférieure ou égale à 50 kWh/m^2/an. La nouvelle règlementation environnementale (Règlementation Énergétique RE 2020) impose désormais que tous les nouveaux bâtiments neufs deviennent des bâtiments à énergie positive. Cette réglementation est en vigueur depuis le 1er janvier 2022 pour les logements collectifs et les maisons individuels, depuis le 1er juillet 2022 pour les bâtiments de bureaux, d'enseignement primaire ou secondaire, et depuis le 1er janvier 2023 pour les autres bâtiments [MTE, 2021]. Actuellement, les connaissances concernant la réduction des consommations énergétiques du bâtiment dans le domaine thermique ont beaucoup évolué et les solutions qui en découlent sont en cours de déploiement. Cependant, afin de tenir les engagements de limitation de la consommation énergétique des bâtiments, il est également nécessaire de se pencher sur un autre secteur de consommation, devenu par corollaire l'un des principaux postes de consommation du bâtiment : l'éclairage.

En France, la consommation annuelle d'énergie liée à l'éclairage est d'environ 56 TWh, soit 13% de la consommation totale française. Dans le monde, l'éclairage représente entre 13% et 14% de la consommation électrique et environ 6% des émissions de gaz à effet de serre de la planète.

L'éclairage en intérieur, c'est-à-dire l'éclairage des bâtiments privés et publics (résidentiels, non résidentiels, bâtiments tertiaires, industriels, etc.), représente 10% des consommations annuelles d'électricité en France. 90% de l'énergie pour l'éclairage est consommée en journée. Ces chiffres pourraient être réduits de presque moitié selon l'AFE [AFE, 2019] si des scénarios simples étaient appliqués, par exemple l'utilisation de luminaires performants, et si les meilleures technologies disponibles étaient utilisées (80% des installations dans le tertiaire sont énergivores et obsolètes). Le cas de la ville d'Albi confirme ces chiffres : suite à l'installation de nouveaux éclairages routiers, des économies de 40% à 45% d'énergie utilisée pour les infrastructures routières ont été réalisées [Zissis et Kitsinelis, 2009]. Les mêmes résultats d'économies d'énergie ont été observés pour la métropole de Brest en 2014 pour des travaux de rénovation similaires.

En plus des nouvelles technologies, des réductions de consommation d'énergie pour l'éclairage sont possibles en adoptant des stratégies d'éclairage plus intelligentes. L'éclairage intelligent, axé sur les besoins humains, consiste à fournir la lumière adéquate, avec le meilleur niveau de qualité et d'efficacité, au bon endroit et au bon moment. Ce concept inclut non seulement la technologie LED, mais aussi des systèmes de gestion qui adaptent l'intensité et la durée d'éclairage en fonction des conditions environnementales ou des besoins spécifiques [G. Zissis, 2021]. L'éclairage intelligent permet ainsi d'optimiser la consommation d'énergie en tenant compte des variables comme l'heure de la journée, la présence humaine ou les conditions météorologiques. Cela aide à éviter le gaspillage énergétique dû à des zones inutilement éclairées ou à un éclairage trop intense. Ces systèmes peuvent, par exemple, ajuster l'intensité lumineuse en fonction du flux de circulation ou s'éteindre automatiquement en l'absence d'activité. De plus, ils permettent de réduire la pollution lumineuse, favorisant ainsi une meilleure qualité de vie urbaine tout en répondant aux besoins des habitants

En plus de l'utilisation de nouvelles technologies, une meilleure utilisation des ressources naturelles permettrait une baisse des consommations énergétiques pour l'éclairage, et potentiellement une baisse des consommations énergétiques liées à la thermique du bâtiment. En été, l'apport énergétique du rayonnement de la lumière naturelle peut atteindre dans certaines zones géographiques 500 W/m² sur la façade d'un bâtiment. En prenant en compte les réflexions multiples de ce rayonnement dans chaque pièce du bâtiment, le flux incident infrarouge intérieur induit par 2 m² de fenêtres peut approcher 1000 W soit l'équivalent d'un radiateur électrique d'intérieur, d'où des besoins élevés en climatisation l'été. A l'inverse, un apport solaire peut être utile pendant l'hiver pour faire diminuer les besoins de production de chaleur. Ces considérations sont bien sûr dépendantes de la présence de protections solaires, éventuellement motorisées, dans le bâtiment, mais qui ne sont pas toujours installées pour des raisons techniques, architecturales, de coût, ou de conception des bâtiments anciens à réhabiliter - le secteur de la réhabilitation portant l'essentiel du potentiel d'économie d'énergie du parc immobilier.

Des matériaux aux propriétés de surface optimisées avec, pour les vitrages, une faible

transmission et une réflexion élevée dans l'infrarouge, combinés à des matériaux internes présentant une faible réflexion infrarouge, pourraient permettre de diminuer l'apport énergétique induit par la lumière naturelle, et d'éviter ainsi les surplus de chaleur l'été. Symétriquement, des vitrages aux facteurs de transmission élevés, associés à des matériaux internes très réfléchissants dans l'infrarouge, pourraient être utilisés pour exploiter l'énergie de la lumière naturelle afin d'apporter de la chaleur aux bâtiments en hiver. La Figure 1 présente le rayonnement solaire pour la plage de longueurs d'onde [0.05 nm - 2400 nm] (données issues de [T. N. Woods, 2009]), et met en évidence que plus de 50% du rayonnement est émis dans la plage des longueurs d'onde infrarouges [780 nm - 2400 nm]. Les caractéristiques optiques des matériaux dans le proche infrarouge sont donc au cœur de potentielles stratégies passives d'optimisation énergétique des bâtiments.

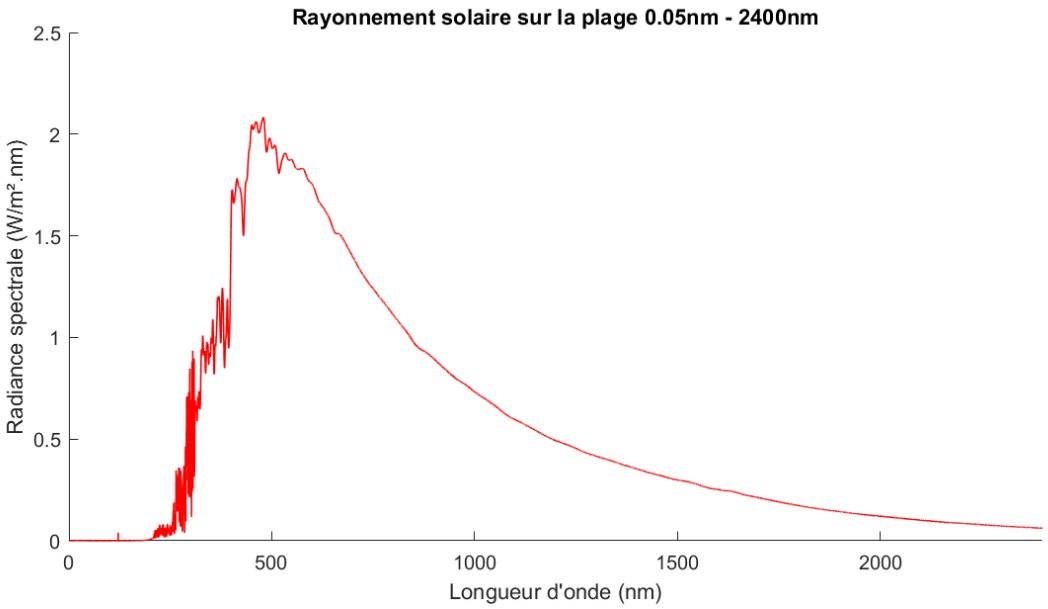


FIGURE 1 – Rayonnement solaire mesuré sur la plage de longueurs d'onde [0.05 nm - 2400 nm].

La gestion des apports thermiques par le rayonnement naturel est complexe et dépend de nombreux paramètres, notamment la zone géographique et la période de l'année considérée. De nombreuses économies d'énergie sont réalisables si ces apports sont bien gérés. Ainsi savoir caractériser *in situ* les propriétés optiques des matériaux de surface d'un bâtiment à réhabiliter pourrait permettre d'identifier les gisements potentiels d'amélioration de sa performance énergétique, et de choisir des matériaux de réhabilitation destinés à réaliser le meilleur compromis entre conforts d'été et d'hiver. Cette caractérisation permettrait aussi d'améliorer le confort visuel étant donné que certains matériaux réfléchissants peuvent provoquer des inconforts dus à des luminances trop élevées dans le champ visuel [J. Young Shin, 2012].

En pleine journée, le rayonnement solaire peut se réfléchir sur les vitrages à l'intérieur d'un bâtiment, ou encore sur le mobilier présent dans les pièces. Ces réflexions peuvent entraîner une gêne visuelle pour les occupants, en particulier lorsque ceux-ci se trouvent

immobiles à leur poste de travail, comme dans le cas d'un bureau [Villa et Labayrade, 2016]. Ce phénomène, accentué par l'exposition prolongée à une lumière non maîtrisée, peut nuire au confort visuel des utilisateurs. Il est donc crucial d'optimiser les conditions lumineuses dans les espaces de travail partagés pour réduire cette gêne, tout en minimisant la consommation énergétique liée à l'éclairage.

Couplés à des outils de simulation numérique de la lumière, la caractérisation *in situ* des propriétés optiques des matériaux permettrait l'usage de systèmes d'aide à la décision et d'optimisation des bâtiments sur les plans énergétiques et de confort pour leurs usagers.

La caractérisation optique dans le visible et le proche infrarouge des matériaux peut être décrite par le formalisme de la BSDF (Bidirectionnal Scattering Distribution Function ou Fonction de Distribution Bidirectionnelle de la Diffusion) qui représente la proportion d'énergie réfléchie ou transmise par rapport à l'énergie incidente sur le matériau pour tous les couples de directions du rayonnement incident d'une part, et réfléchi ou transmis d'autre part. Pour les propriétés de réflexion, on considèrera la BRDF (Bidirectionnal Reflectance Distribution Function) ; pour les propriétés de transmission, la BTDF (Bidirectionnal Transmittance Distribution Function). Pour couvrir les phénomènes de propagation des rayonnements thermiques et lumineux, il convient de considérer des BSDF spectrales sur la plage de longueurs d'onde visible et infrarouge [400 nm - 2500 nm] ou de façon plus restreinte [400 nm - 1000 nm].

Ces BSDF peuvent être mesurées grâce à des appareils appelés spectro-goniophotomètres, qui sont des équipements de laboratoire volumineux et difficiles à transporter. Ces appareils peuvent mesurer la BSDF sur un échantillon de matériau mais sont non adaptés à la caractérisation *in situ* des matériaux d'origine. La thèse de A. Andréani [Andréani, 2020] au laboratoire LGCB de l'ENTPE a permis la mise au point d'un appareil fixe de mesure spectral rapide à partir d'un échantillon. Une méthode aisée de mesure *in situ* serait intéressante à plusieurs titres. Outre l'avantage de ne pas à avoir à approvisionner des échantillons de matériaux et la facilitation logistique qui en découle, l'intérêt de pouvoir mesurer *in situ* provient de la possibilité de prendre en compte des phénomènes d'usure, de détérioration ou de salissure des matériaux usagés.

La problématique scientifique de ce travail est la suivante :

" Quelles méthodes et quels dispositifs de caractérisation rapide peuvent être développés pour estimer *in situ* les propriétés optiques des matériaux du bâtiment dans le domaine spectral du visible et du proche infrarouge ? "

Pour estimer les BSDF spectrales *in situ*, une nécessité serait de limiter les éléments matériels nécessaires afin de disposer d'un appareil facilement transportable et utilisable, via un protocole adapté. Une approche initiale pourrait consister à mesurer le matériau *in situ* à l'aide d'un dispositif comportant un nombre limité de sources de lumière éclairant le matériau selon différents angles d'incidence, et un plusieurs radiophotomètre(s) l'observant sous un ou différents angle(s). Néanmoins, une telle approche induirait une durée de mesure et une logistique potentiellement encore trop contraignantes pour permettre son déploiement opérationnel auprès des acteurs du bâtiment. Cette voie est néanmoins explorée initialement dans cette thèse, essentiellement à des fins de construction d'une base de données de certaines propriétés optiques de matériaux du bâtiment. L'approche privilégiée consiste à estimer la

BSDF spectrale à partir d'une seule photographie du matériau sous un unique éclairage ; notamment, des réseaux de neurones profonds, entraînés préalablement, traitent cette image pour estimer les propriétés optiques du matériau dans le visible et le proche infrarouge.

Ainsi, ce travail de recherche aura pour objectif de développer une méthode de traitement d'une photographie numérique pour caractériser les propriétés optiques visible et proche infrarouge des matériaux du bâtiment. Cette méthode devra pouvoir être mise eu œuvre directement sur site et fournir des résultats rapidement.

Le manuscrit comporte cinq chapitres. Le chapitre 1 introduit les grandeurs et notions utilisées dans ce travail. Après un état de l'art sur la modélisation des propriétés optiques des matériaux, le chapitre 2 propose et évalue un nouveau modèle de BRDF par rapport à des mesures de matériaux réels. Le chapitre 3 présente une nouvelle méthode d'étalonnage colorimétrique pour estimer la transformation entre espaces colorimétriques, évaluée par rapport aux méthodes de la littérature ; cette méthode sera utilisée à plusieurs reprises dans l'approche d'estimation des propriétés optiques visibles et proche infrarouges. Le chapitre 4 présente le développement et l'utilisation d'un dispositif de mesure de réflectances spectrales pour construire une base de données sur les matériaux du bâtiment. Le chapitre 5 examine d'abord les dispositifs existants pour caractériser les matériaux *in situ*, puis détaille l'approche développée, fondée sur l'entraînement de réseaux de neurones profonds traitant une unique photographie pour estimer les propriétés optiques dans le domaine spectral visible et proche infrarouge. Les cas des matériaux opaques et des vitrages sont traités, et des évaluations expérimentales présentées.

Enfin, une conclusion synthétise les principaux résultats obtenus et présente des perspectives pour de futurs travaux de recherche.

Chapitre 1

Grandeurs radiométriques, photométriques et colorimétriques pour la caractérisation des propriétés optiques des matériaux

Cette thèse s'intéresse à la caractérisation *in situ* des BRDF spectrales de matériaux du bâtiment. Dans ce chapitre, différentes grandeurs physiques et visuelles (radiométriques et photométriques) utilisées pour la caractérisation des matériaux du bâtiment sont présentées dans la section 1.1. Des espaces colorimétriques ainsi que des métriques de différences de couleurs sont présentés dans la section 1.2. Les différentes caractéristiques optiques, visuelles et thermiques des matériaux du bâtiment et le formalisme de la BSDF sont ensuite introduits dans la section 1.3.

1.1 Définition des grandeurs radiométriques et photométriques

Pour pouvoir caractériser les matériaux du bâtiment *in situ*, différentes grandeurs sont nécessaires. Les grandeurs radiométriques permettent une caractérisation énergétique des rayonnements (sous-section 1.1.2). Les grandeurs photométriques permettent de caractériser le rayonnement lumineux perçu par un observateur humain moyen (sous-section 1.1.3). Des grandeurs géométriques, nécessaires pour définir les grandeurs radiométriques et photométriques, sont tout d'abord présentées (sous-section 1.1.1).

1.1.1 Grandeurs géométriques

1.1.1.1 Angle solide élémentaire

La Figure 1.1 illustre un angle solide élémentaire $d\Omega$.

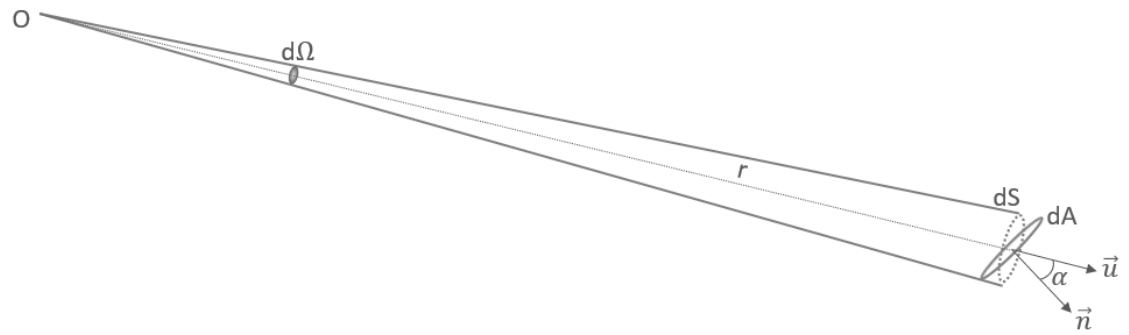


FIGURE 1.1 – Angle solide élémentaire $d\Omega$.

Si l'on considère une sphère $S(O, r)$ de rayon r centrée en O, une surface élémentaire dA de normale $\overrightarrow{n}$ dans une région spatiale observable depuis O, l'angle solide élémentaire $d\Omega$ est défini comme la projection de la surface élémentaire dA sur la sphère $S(O, r)$, nommé dS, de normale $\overrightarrow{u}$, divisée par le carré du rayon de la sphère. α est l'angle formé par les vecteurs

normaux $\overrightarrow{u}$ et $\overrightarrow{n}$.

L'angle solide élémentaire $d\Omega$ s'exprime en stéradian $[sr]$, comme :

$$d\Omega = \frac{dS.cos(\alpha)}{r^2} \tag{1.1}$$

1.1.1.2 Étendue géométrique élémentaire

On considère une source lumineuse étendue, notée Σ. Cette source éclaire un récepteur, notée S. Pour caractériser la part du faisceau lumineux atteignant le récepteur, on définit l'étendue géométrique entre dΣ (surface élémentaire de la source) et dS (surface élémentaire du récepteur). La surface élémentaire dS est observée depuis la surface élémentaire dΣ et projetée sur la sphère de rayon r. L'angle α_r est l'angle formé entre la normale à la surface élémentaire dΣ $\overrightarrow{u}$, et le vecteur unitaire reliant le point d'observation au point observé. L'angle α_s est l'angle formé entre la normale à la surface élémentaire dS $\overrightarrow{v}$, et le vecteur unitaire reliant le point d'observation au point observé. L'angle solide dΩ_s s'exprime de la manière suivante, en $[sr^{-1}]$:

$$d\Omega_s = \frac{d\Sigma.cos(\alpha_r)}{r^2} \tag{1.2}$$

De même, $d\Omega_r$ l'angle solide formé entre la surface élémentaire dS et le point d'observation compris sur la surface élémentaire dΣ s'exprime de la manière suivante, en $[sr^{-1}]$:

$$d\Omega_r = \frac{dS.cos(\alpha_s)}{r^2} \tag{1.3}$$

La Figure 1.2 illustre une étendue géométrique d^2G, qui s'exprime de la manière suivante, en $[m^2.sr]$:

$$\begin{aligned} d^2G &= dS.\cos(\alpha_r).d\Omega_r \\ &= d\Sigma.\cos(\alpha_s).d\Omega_s \\ &= \frac{d\Sigma.dS.\cos(\alpha_s).\cos(\alpha_r)}{r^2} \end{aligned} \tag{1.4}$$

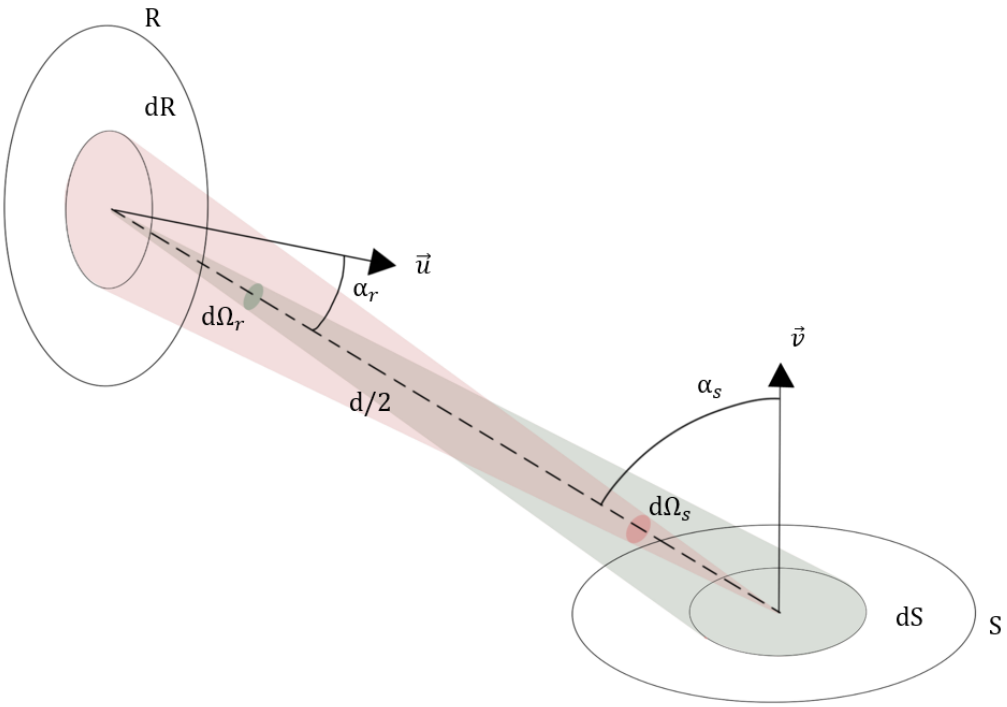


FIGURE 1.2 – Étendue géométrique.

1.1.2 Grandeurs radiométriques

1.1.2.1 Flux énergétique spectrique

Le flux énergétique spectrique $\Phi_e(\lambda)$ mesure la quantité d'énergie émise par une source lumineuse pour une longueur d'onde λ et par unité de temps.

Il s'exprime en $[W.nm^{-1}]$, où en $[J.sr^{-1}.m^{-1}]$ dans les unités du Système International.

1.1.2.2 Intensité énergétique spectrique

L'intensité énergétique spectrique $I_e(\lambda)$ décrit le flux énergétique spectrique élémentaire $d\Phi_e(\lambda)$, émit par une source lumineuse S, pour une longueur λ, par unité d'angle solide élémentaire $d\Omega_s$ et dans une direction donnée.

L'intensité énergétique spectrique s'exprime de la manière suivante, en $[W.m^{-1}.sr^{-1}]$:

$$I_e(\lambda) = \frac{d\Phi_e(\lambda)}{d\Omega_s} \tag{1.5}$$

1.1.2.3 Éclairement énergétique spectrique

L'éclairement énergétique spectrique $E_e(\lambda)$ d'une surface élémentaire dS est la densité du flux énergétique reçu $d\Phi_e(\lambda)$ par une unité de surface élémentaire, par unité de longueur d'onde.

L'éclairement énergétique spectrique s'exprime de la manière suivante, en $[W.m^{-2}.nm^{-1}]$:

$$E_e(\lambda) = \frac{d\Phi_e(\lambda)}{dS} \tag{1.6}$$

1.1.2.4 Luminance spectrique

La luminance spectrique $L_e(\lambda)$ d'une surface élémentaire dS est le flux énergétique $d^2\Phi_e(\lambda)$ spectral émis par la surface dS dans l'angle solide $d\Omega_s$.

La luminance spectrique s'exprime de la manière suivante, en $[W.m^{-2}.sr^{-1}.nm^{-1}]$:

$$\begin{aligned} L_e(\lambda) &= \frac{d^2\Phi_e(\lambda)}{dS \times \cos(\alpha) \times d\Omega_s} \\ &= \frac{d^2\Phi_e(\lambda)}{d^2G} \end{aligned} \tag{1.7}$$

1.1.2.5 Réflectance spectrale directionnelle

La réflectance spectrale $R_s(\lambda)$ d'une surface élémentaire dS est le rapport entre le flux énergétique spectral réfléchi sur cette surface élémentaire $\Phi_{e,r}(\lambda)$ dans l'angle solide élémentaire $d\Omega_r$ et le flux énergétique spectral incident sur cette surface élémentaire $\Phi_{e,i}(\lambda)$ dans l'angle solide élémentaire $d\Omega_i$.

La réflectance spectrale s'exprime de la manière suivante, et est adimensionnelle :

$$R_s(\lambda) = \frac{\Phi_{e,r}(\lambda, d\Omega_r)}{\Phi_{e,i}(\lambda, d\Omega_i)} \tag{1.8}$$

1.1.2.6 Transmittance spectrale directionnelle

La transmittance spectrale $T_s(\lambda)$ d'une surface élémentaire dS est le rapport entre le flux énergétique spectral transmit sur cette surface élémentaire $\Phi_{e,t}(\lambda)$ dans l'angle solide

élémentaire $d\Omega_t$ et le flux énergétique spectral incident sur cette surface élémentaire $\Phi_{e,i}(\lambda)$ dans l'angle solide élémentaire $d\Omega_i$.

La transmittance spectrale s'exprime de la manière suivante, et est adimensionnelle :

$$T_s(\lambda) = \frac{\Phi_{e,t}(\lambda, d\Omega_t)}{\Phi_{e,i}(\lambda, d\Omega_i)} \tag{1.9}$$

1.1.3 Grandeurs photométriques

Les grandeurs radiométriques sont des grandeurs physiques qui permettent de quantifier le rayonnement énergétique de la lumière et sont indépendantes de l'observateur. Cependant les radiations électromagnétiques sont visibles par un observateur humain pour des longueurs d'onde comprises dans la plage de longueurs d'onde [380 nm - 780 nm] comme représenté sur la Figure 1.3 :

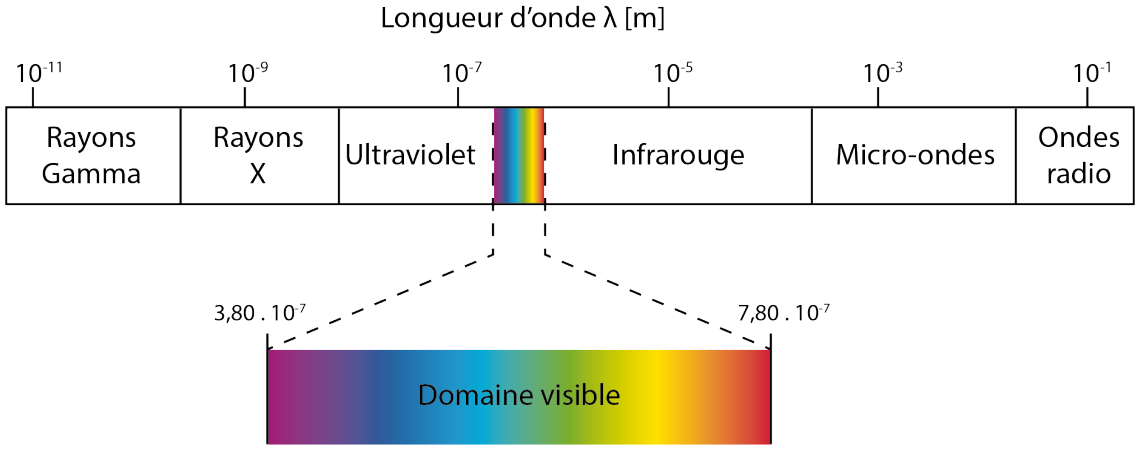


FIGURE 1.3 – Plage de longueurs d'onde du visible (image issue de [Andréani, 2020]).

Ces grandeurs dites photométriques sont utilisées pour définir des images dans des espaces colorimétriques qui modélisent les couleurs visibles par un observateur humain.

Les grandeurs photométriques sont relatives à la perception visuelle d'un observateur humain induite par un stimulus énergétique. Le lien entre les grandeurs radiométriques et photométriques repose sur la prise en compte de la vision humaine d'un observateur standard, modélisée par la fonction d'efficacité lumineuse spectrale de l'œil humain. Pour chaque grandeur radiométrique spectrale, notée X_λ, on peut définir une grandeur photométrique lumineuse, notée X_v. Cette grandeur photométrique est l'intégrale sur les longueurs d'onde de la grandeur radiométrique, pondérée par la fonction d'efficacité lumineuse spectrale (sous-section 1.1.3.1).

1.1.3.1 Efficacité lumineuse spectrale

L'efficacité lumineuse spectrale est, pour une longueur d'onde donnée, le rapport entre le flux énergétique et la perception visuelle que ce flux induit chez l'observateur standard. Elle permet ainsi de caractériser la sensibilité de la vision humaine aux différentes longueurs d'onde.

La vision nocturne, appelée vision scotopique, est différente de la vision diurne, dite vision photopique. Aussi, on différencie l'efficacité lumineuse spectrale en vision photopique notée $K(\lambda)$ de l'efficacité lumineuse en vision scotopique notée $K^{'}(\lambda)$. L'efficacité lumineuse spectrale en vision scotopique ne sera pas traitée dans cette étude.

Suite aux travaux de J. Guild et W. D. Wright entre 1920 et 1930 [Guild, 1932], la CIE (Commission Internationale de l'Éclairage) a défini une fonction tabulée normalisée, appelée efficacité lumineuse spectrale relative [CIE, 1924]. Elle définit un observateur de référence pour l'environnement lumineux diurne $V(\lambda)$. La vision photopique est maximale pour des longueurs d'onde proches du jaune-vert, soit $\lambda = 555$ nm. L'efficacité lumineuse relative spectrale est normalisée. Aussi, en vision photopique, elle est maximale et égale à 1 pour $\lambda = 555$ nm. La courbe de l'efficacité lumineuse relative spectrale photopique est présentée sur la Figure 1.4 :

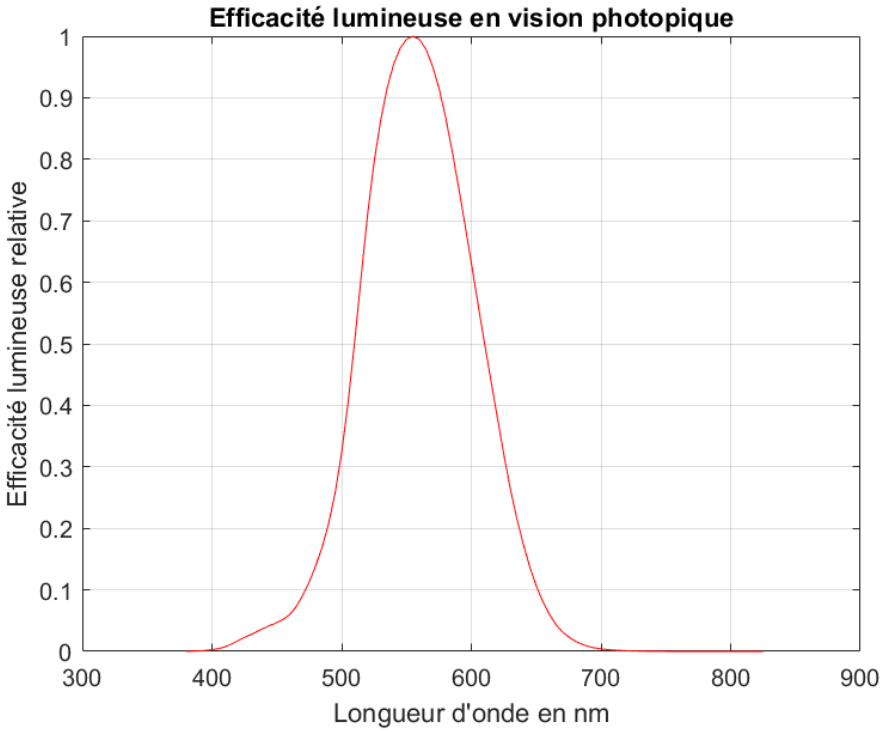


FIGURE 1.4 – Courbe de l'efficacité lumineuse relative spectrale photopique.

En vision photopique, l'efficacité lumineuse spectrale est maximale pour $\lambda = 555$ nm. Elle est notée K_m, est exprimée en $[lm.W^{-1}]$ et vaut :

$$K_m = 683.002 \ \ [lm.W^{-1}] \tag{1.10}$$

Pour un flux énergétique émis de 1 W pour $\lambda = 555$ nm, le flux lumineux perçu en vision photopique est de 683 lm.

Afin de définir l'efficacité lumineuse spectrale, il est nécessaire de multiplier $V(\lambda)$ par l'efficacité lumineuse spectrale maximale K_m. On a :

$$K(\lambda) = K_m.V(\lambda) \tag{1.11}$$

On peut alors définir les grandeurs photométriques à partir de cette efficacité lumineuse spectrale et des grandeurs radiométriques.

La fonction $V(\lambda)$ à d'ailleurs fêté ces 100 ans lors d'un atelier co-organisé par le Comité Consultatif de Photométrie et Radiométrie (CCPR) et la Commission Internationale de l'Éclairage (CIE) en juin 2024 à Paris.

1.1.3.2 Flux lumineux

Le flux lumineux, exprimé en $[lm]$, est défini par :

$$\phi_v = \int_{380nm}^{780nm} \phi_e(\lambda).K(\lambda)d\lambda \tag{1.12}$$

$$= K_m \times \int_{380nm}^{780nm} \phi_e(\lambda).V(\lambda)d\lambda \tag{1.13}$$

1.1.3.3 Intensité lumineuse

L'intensité lumineuse, exprimée en $[cd]$ équivalent au $[lm.sr^{-1}]$ est définie par :

$$I_v = \int_{380nm}^{780nm} I_e(\lambda).K(\lambda)d\lambda \tag{1.14}$$

$$= K_m \times \int_{380nm}^{780nm} I_e(\lambda).V(\lambda)d\lambda \tag{1.15}$$

1.1.3.4 Éclairement lumineux

L'éclairement lumineux, exprimé en $[lux]$ équivalent au $[lm.m^{-2}]$, est défini par :

$$E_v = \int_{380nm}^{780nm} E_e(\lambda).K(\lambda)d\lambda \tag{1.16}$$

$$= K_m \times \int_{380nm}^{780nm} E_e(\lambda).V(\lambda)d\lambda \tag{1.17}$$

1.1.3.5 Luminance lumineuse

La luminance lumineuse, exprimée en $[cd.m^{-2}]$, est définie par :

$$L_v = \int_{380nm}^{780nm} L_e(\lambda).K(\lambda)d\lambda \tag{1.18}$$

$$= K_m \times \int_{380nm}^{780nm} L_e(\lambda).V(\lambda)d\lambda \tag{1.19}$$

1.2 Espaces colorimétriques

Un espace colorimétrique, ou espace de couleur, est un modèle mathématique qui permet de représenter et de quantifier les couleurs. L'espace colorimétrique est défini comme un espace, généralement un volume, où chaque couleur spécifique peut être représentée par des coordonnées à l'intérieur de ce volume. L'objectif d'un espace colorimétrique est de standardiser la manière dont les couleurs sont décrites, mesurées et reproduites. Il existe différents espaces colorimétriques [Gilchrist et Nobbs, 2000]. Trois espaces colorimétriques vont être présentés dans cette section : l'espace CIE-RGB (sous-section 1.2.1), l'espace CIE-XYZ 2° (1.2.2) et l'espace CIE-L*a*b* (sous-section 1.2.3). Deux métriques pour quantifier les différences de couleurs seront également présentées (sous-section 1.2.4 et 1.2.5).

Le système de vision humaine repose sur trois types de cônes photosensibles de l'œil. On peut définir un espace à trois dimensions muni d'une base où la lumière perçue par chacun des trois types de cônes est représentée par un vecteur $[C]$ qui est combinaison linéaire de vecteurs directeurs $[S_1], [S_2]$ et $[S_3]$ des axes d'un repère de l'espace. Le vecteur $[C]$ a pour coordonnées C_1, C_2 et C_3 dans ce repère :

$$[C] \equiv C_1.[S_1] + C_2.[S_2] + C_3.[S_3] \tag{1.20}$$

où le symbole $\equiv$ représente une relation d'équivalence entre la somme des vecteurs principaux $[S_1], [S_2]$, $[S_3]$ pondérés par les coordonnées C_1, C_2 et C_3, et la perception visuelle

colorée produisant le vecteur $[C]$, que l'on nommera vecteur couleur dans la suite. Cette relation n'assure pas une bijection entre l'espace spectral de définition de la luminance spectrique rayonnements et l'espace colorimétrique, car différentes radiances spectrales peuvent correspondre au même vecteur $[C]$. On parle alors dans ce cas de métamérisme [Nimeroff et Yurow, 1965].

De plus, une luminance spectrique peut être décomposée en une somme de radiances spectrales définies chacune sur un intervalle de longueurs d'onde et pondérés par une fonction chromatique $f(\lambda)$ [Schanda, 2007]. Le vecteur couleur $[C]$ peut donc être décrit de la manière suivante :

$$[C] = \int_0^{\inf} f(\lambda).[C(\lambda)]d\lambda \tag{1.21}$$

avec $[C(\lambda)]$ le vecteur couleur pur produit par le rayonnement spectral monochromatique pour la longueur d'onde λ. D'après 1.20, chaque couleur pure peut être décomposée de la manière suivante :

$$[C(\lambda)] = c_1(\lambda).[S_1] + c_2(\lambda).[S_2] + c_3(\lambda).[S_3] \tag{1.22}$$

où $c_1(\lambda), c_2(\lambda)$ et $c_3(\lambda)$ représentent les composantes principales trichromatiques spectrales (ou fonctions colorimétriques), qui diffèrent en fonction de l'espace colorimétrique utilisé.

A partir de 1.22 et de 1.21 on peut alors écrire chaque couleur $[C]$ comme :

$$\begin{aligned} [C] &= \int_0^{\inf} f(\lambda).[c_1(\lambda).[S_1] + c_2(\lambda).[S_2] + c_3(\lambda).[S_3]]d\lambda \\ &= \int_0^{\inf} f(\lambda).c_1(\lambda).[S_1]d\lambda + \int_0^{\inf} f(\lambda).c_2(\lambda).[S_2]d\lambda + \int_0^{\inf} f(\lambda).c_3(\lambda).[S_3]d\lambda \end{aligned} \tag{1.23}$$

Par identification à 1.20, on obtient alors :

$$\begin{cases} C_1 = \int_0^{\inf} f(\lambda).c_1(\lambda)d\lambda \\ C_2 = \int_0^{\inf} f(\lambda).c_2(\lambda)d\lambda \\ C_3 = \int_0^{\inf} f(\lambda).c_3(\lambda)d\lambda \end{cases} \tag{1.24}$$

1.2.1 Espace colorimétrique CIE-RGB

L'espace colorimétrique CIE-RGB est un espace de couleur fondé sur trois couleurs primaires additives rouge (Red), verte (Green) et bleue (Blue). Son introduction a éré réalisée

en 1931 par la Commission Internationale de l'Éclairage (CIE) [Smith et Guild, 1931]. Il a été conçu dans le cadre des travaux sur l'espace colorimétrique CIE 1931, afin de créer un modèle normalisé permettant de quantifier les couleurs perçues par l'œil humain. L'espace de couleur CIE-RGB combine des intensités de lumière rouge, verte et bleue pour créer une gamme de couleurs. Plus l'intensité de chaque couleur primaire est élevée, plus la couleur finale sera lumineuse. En identifiant la relation 1.24 dans cet espace colorimétrique, $C_1 = R$, $C_2 = G$, $C_3 = B$.

Les composantes principales trichromatiques spectrales de l'espace colorimétrique CIE-RGB sont les fonctions $\overline{r}(\lambda), \overline{g}(\lambda)$ et $\overline{b}(\lambda)$. Ces trois fonctions ont été définies selon les standards de la CIE 1931 ; leurs définitions s'appuient sur les travaux de W.D. Wright [Wright, 1929] [Wright, 1930] et J. Guild [Guild, 1932], qui ont étudié la vision humaine. Les trois fonctions sont représentées sur la Figure 1.5.

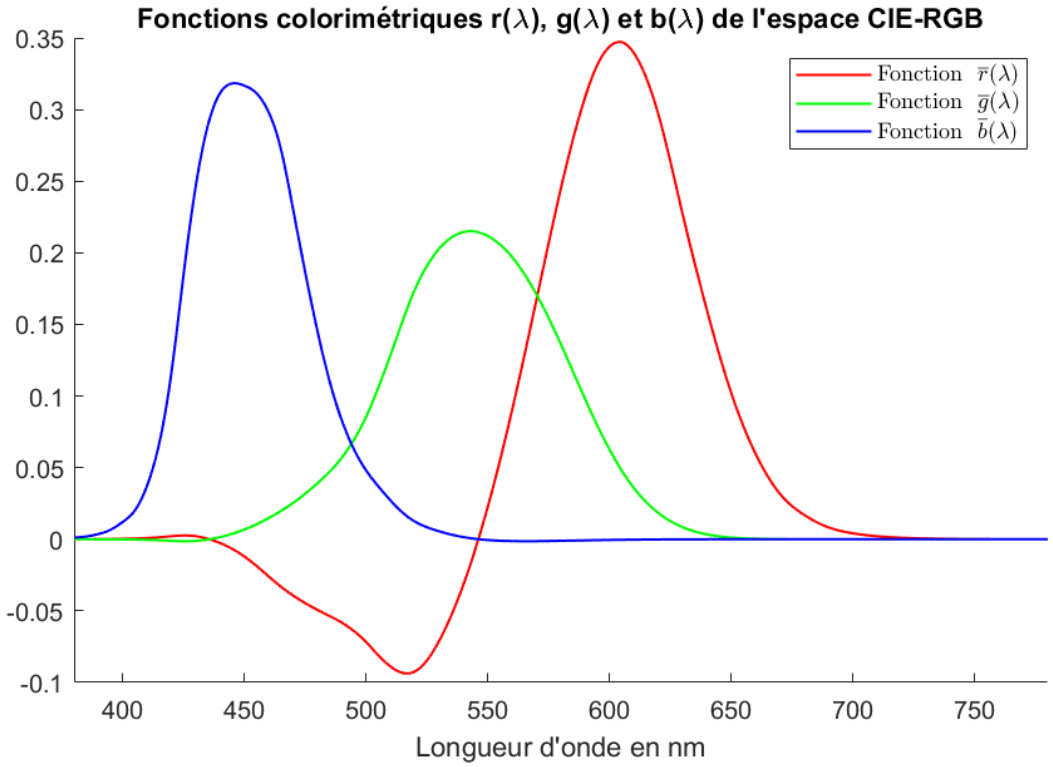


FIGURE 1.5 – Fonctions trichromatiques spectrales de l'espace colorimétrique CIE-RGB.

1.2.2 Espace colorimétrique CIE-XYZ 2°

L'espace colorimétrique CIE-XYZ 2° est un espace de couleur fondé sur trois couleurs primaires imaginées par la CIE : X, Y et Z [11664-3, 2019]. La composante Y correspond à la luminance d'une couleur. Cet espace a été créé car les valeurs négatives des fonctions trichromatiques spectrales $\overline{r}(\lambda), \overline{g}(\lambda)$ et $\overline{b}(\lambda)$ rendaient certaines couleurs non représentables par un mélange de couleurs primaires. De plus, l'espace CIE-XYZ 2° est davantage uniforme au niveau perceptif. Cet espace constitue une base pour la création d'autres espaces de couleur

et il permet également de définir des métriques pour caractériser des différences de couleurs, présentées dans les sous-sections 1.2.4 et 1.2.5. En identifiant la relation 1.24 dans cet espace colorimétrique, $C_1 = X$, $C_2 = Y$, $C_3 = Z$.

Les composantes principales trichromatiques spectrales de l'espace colorimétrique CIE-XYZ 2° sont les fonctions $\overline{x}(\lambda), \overline{y}(\lambda)$ et $\overline{z}(\lambda)$. Ces trois fonctions ont été définies selon une méthode apparentée à celle utilisée pour définir les composantes principales trichromatiques spectrales de l'espace colorimétrique CIE-RGB. Les trois fonctions $\overline{x}(\lambda), \overline{y}(\lambda)$ et $\overline{z}(\lambda)$ sont représentées sur la Figure 1.6 [11664-1, 2019] :

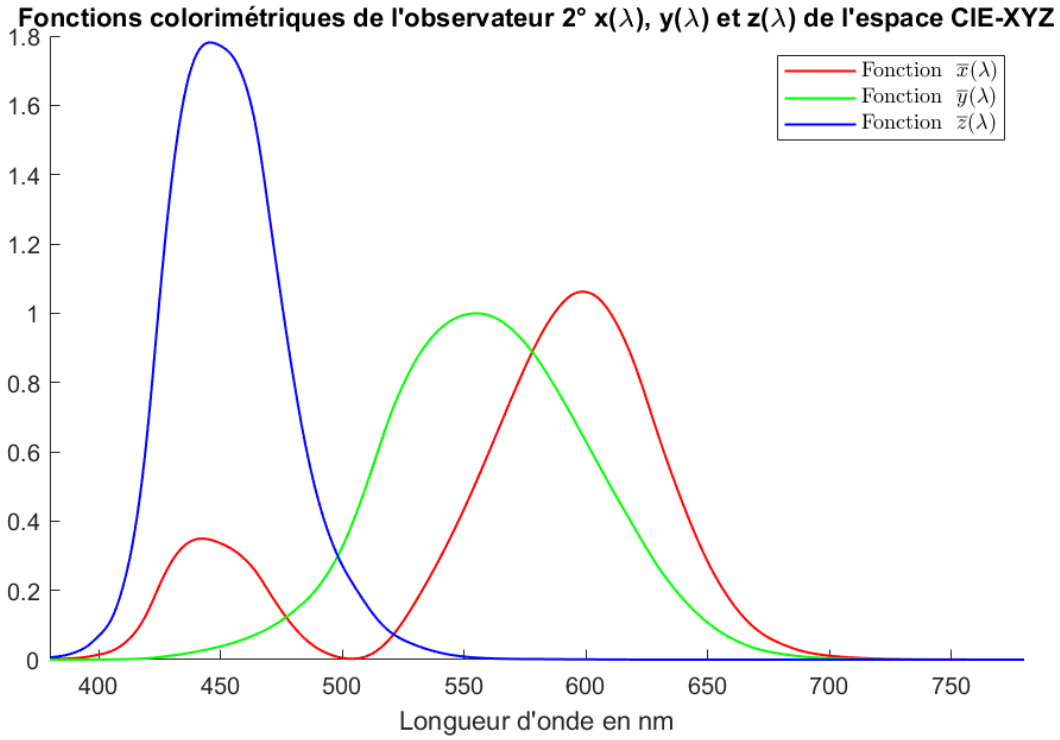


FIGURE 1.6 – Composantes principales trichromatiques spectrales de l'espace colorimétrique CIE-XYZ.

1.2.3 Espace colorimétrique CIE-L*a*b*

L'espace colorimétrique CIE-L*a*b* a été créé pour pallier le problème d'uniformité perceptuelle des couleurs dans l'espace CIE-XYZ 2°, accru dans l'espace CIE-RGB [11664-4, 2019]. Une différence donnée entre deux couleurs observées via leurs valeurs XYZ ne représente pas toujours la même différence entre les couleurs perçues par l'œil humain. Pour une couleur donnée, la valeur $L*$ représente la luminance, la valeur $a*$ sa composante selon l'axe vert-rouge (les valeurs négatives représentent les tons verts, les valeurs positives les tons rouges), et la valeur $b*$ sa composante selon l'axe bleu-jaune (les valeurs négatives représentent les tons bleus, les valeurs positives les tons jaunes).

Cet espace n'est pas caractérisé par des composantes principales trichromatiques spec-

trales, mais les valeurs $L*$, $a*$ et $b*$ sont calculées à partir des valeurs X, Y et Z :

$$\begin{cases} L^* = 116.f(\frac{Y}{Y_{B\ ref}}) - 16 \\ a^* = 500.\Big[f(\frac{X}{X_{B\ ref}}) - f(\frac{Y}{Y_{B\ ref}})\Big] \\ b^* = 200.\Big[f(\frac{X}{X_{B\ ref}}) - f(\frac{Z}{Z_{B\ ref}})\Big] \end{cases} \tag{1.25}$$

où $X_{B\ ref}, Y_{B\ ref}$ et $Z_{B\ ref}$ sont les valeurs X, Y et Z d'un blanc de référence, et la fonction f est définie selon :

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3} & \text{si } t > (\frac{6}{29})^3 \\ \frac{1}{3}.\left(\frac{29}{6}\right)^2 t + \frac{4}{29} & \text{sinon} \end{cases} \tag{1.26}$$

1.2.4 Différence de couleur ΔE^*_{ab}

Un avantage de l'espace colorimétrique CIE-L*a*b* est de pouvoir évaluer un écart entre deux couleurs C_1 et C_2 à partir de leurs valeurs $[L^*_1\ a^*_1\ b^*_1]$ et $[L^*_2\ a^*_2\ b^*_2]$. Cette différence de couleur est évaluée comme la distance euclidienne entre les deux points C_1 et C_2 dans l'espace colorimétrique L*a*b*, d'après la norme ISO [11664-4, 2019]. Cette métrique de différence de couleur est nommée ΔE^*_{ab} et est calculée de la manière suivante :

$$\begin{cases} \Delta L^* = L^*_1 - L^*_2 \\ \Delta a^* = a^*_1 - a^*_2 \\ \Delta b^* = b^*_1 - b^*_2 \end{cases} \tag{1.27}$$

$$\Delta E^*_{ab} = \Big[(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2\Big]^{\frac{1}{2}} \tag{1.28}$$

D'après Mokrzycki et Tatol [Mokrzycki et Tatol, 2011] les valeurs de ΔE^*_{ab} peuvent être interprétées de la façon suivante :

— Si $0 < \Delta E^*_{ab} < 1$, aucune différence n'est perceptible entre les deux couleurs C_1 et C_2 ;

— Si $1 < \Delta E^*_{ab} < 2$, la différence de couleur est perceptible seulement par des observateurs expérimentés ;

— Si $2 < \Delta E^*_{ab} < 3.5$, la différence de couleur est perceptible ;

— Si $3.5 < \Delta E^*_{ab} < 5$, la différence de couleur est clairement perceptible.

1.2.5 Différence de couleur ΔE^*_{00}

De nombreux travaux ont été menés pour améliorer la métrique de différence de couleur. Plusieurs autres métriques ont été proposées : $\Delta E_{(MC)^2}$, ΔE^*_{JCP97}, $\Delta E^*_{CMC(l:c)}$, ΔE^*_{94}. En 2000, Luo et al. [M. R. Luo, 2000] ont proposé une nouvelle métrique de différence de couleur qui sera par la suite recommandée par la CIE en 2001, norme ISO [11664-6, 2022]. Cette nouvelle formulation est plus complexe que celles proposées auparavant mais est plus performante pour la comparaison de couleurs dans les zones critiques de l'espace colorimétrique CIE-L*a*b*.

Cette métrique est nommée ΔE^*_{00} et est calculée de la manière suivante :

$$\Delta E^*_{00} = \sqrt{\left(\frac{\Delta L'}{k_L S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C'}{k_C S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H'}{k_H S_H}\right)^2 + R_T \frac{\Delta C'}{k_C S_C}\frac{\Delta H'}{k_H S_H}} \tag{1.29}$$

où les termes de 1.2.5 sont définis par :

$$\begin{aligned}
\Delta L' &= L^*_2 - L^*_1 \\
\bar{L} &= \frac{L^*_1 + L^*_2}{2}, \quad \bar{C} = \frac{C^*_1 + C^*_2}{2} \\
a'_1 &= a^*_1 + \frac{a^*_1}{2}\left(1 - \sqrt{\frac{\bar{C}}{\bar{C}^7 + 25^7}}\right), \quad a'_2 = a^*_2 + \frac{a^*_2}{2}\left(1 - \sqrt{\frac{\bar{C}}{\bar{C}^7 + 25^7}}\right) \\
C' &= \frac{C'_1 + C'_2}{2}, \quad \Delta C' = C'_2 - C'_1, \quad C'_1 = \sqrt{a'^2_1 + b'^2_1}, \quad C'_2 = \sqrt{a'^2_2 + b'^2_2} \\
h'_1 &= \operatorname{atan2}(b'_1, a'_1) \bmod 360^\circ, \quad h'_2 = \operatorname{atan2}(b'_2, a'_2) \bmod 360^\circ \\
\Delta H' &= 2\sqrt{C'_1 C'_2}\sin\left(\frac{\Delta h'}{2}\right), \quad \bar{H}' = \begin{cases} \frac{(h'_1 + h'_2 + 360^\circ)}{2}, & |h'_1 - h'_2| > 180^\circ \\ \frac{(h'_1 + h'_2)}{2}, & |h'_1 - h'_2| \le 180^\circ \end{cases} \\
T &= 1 - 0.17\cos(\bar{H}' - 30^\circ) + 0.24\cos(2\bar{H}') + 0.32\cos(3\bar{H}' + 6^\circ) - 0.20\cos(4\bar{H}' - 63^\circ) \\
S_L &= 1 + \frac{0.015(L-50)^2}{\sqrt{20 + (L-50)^2}}, \quad S_C = 1 + 0.045\bar{C}', \quad S_H = 1 + 0.015\bar{C}'T \\
R_T &= -2\sqrt{\frac{\bar{C}'}{\bar{C}'^7 + 25^7}}\sin\left(60^\circ \cdot \exp\left[-\left(\frac{\bar{H}' - 275^\circ}{25^\circ}\right)^2\right]\right)
\end{aligned} \tag{1.30}$$

Les termes $\Delta C'$ et $\Delta H'$ expriment la différence de saturation (Chroma) et de teinte (Hue). Les termes de pondération S_L, S_C, S_H compensent des non-linéarités de la perception humaine ; les termes k_L, k_C, k_H sont des facteurs d'échelle permettant d'ajuster la sensibilité relative aux différences de couleur ; le terme R_T, enfin, est un facteur de rotation

de l'espace permettant de compenser certaines erreurs perceptuelles dans les différences de teinte [G. Sharma, 2005].

Différentes études ont été menées sur l'interprétation des valeurs de ΔE^*_{00}, notamment des tests sur la valeur du ΔE^*_{00} avec différents jeux de données, notamment Sharma et al. [G. Sharma, 2005] qui calculent des valeurs de ΔE^*_{00} en modifiant seulement un paramètre à la fois : d'abord la différence de saturation, puis la différence de teinte, etc.

Ainsi les valeurs de ΔE^*_{00} peuvent être interprétées de la façon suivante :

— Si $0 < \Delta E^*_{00} < 1$, aucune différence n'est perceptible entre les deux couleurs C_1 et C_2 ;

— Si $1 < \Delta E^*_{00} < 2$, la différence de couleur est perceptible seulement par des observateurs expérimentés dans des conditions spécifiques ;

— Si $2 < \Delta E^*_{00} < 5$, la différence de couleur est perceptible et souvent acceptable selon les normes industrielles ;

— Si $5 < \Delta E^*_{00}$, la différence de couleur est clairement perceptible.

1.3 Caractéristiques des matériaux du bâtiment

Dans le but de caractériser sur site les caractéristiques optiques de matériaux du bâtiment dans le visible et le proche infrarouge, il est nécessaire d'étudier l'interaction de la lumière – matériaux, sur la plage de longueurs d'onde du visible [380 nm - 780 nm] ainsi que sur l'intervalle [780 nm - 2500 nm]. En effet, plus de 50% de l'énergie du rayonnement soleil correspond à des émissions dans le proche infrarouge (voir Figure 1).

La caractérisation sur site des matériaux opaques du bâtiment rassemble :

— les caractéristiques optiques ou visuelles ; les enjeux associés concernent la réduction des contrastes et de l'éblouissement, l'amélioration du rendu des couleurs et du confort visuel des usagers ;

— les caractéristiques dans le proche infrarouge, dont les enjeux sont relatifs au contrôle de l'apport énergétique dans un bâtiment et au confort thermique des usagers.

L'aspect d'un matériau dépend de la manière avec laquelle il interagit avec la lumière et les rayonnements électromagnétiques, à savoir sa manière de refléter, transmettre ou absorber les rayonnements incidents. Différentes caractéristiques responsables de l'aspect des matériaux du bâtiment sont présentées dans la sous-section (1.3.1). La notion de BSDF, qui décrit l'interaction entre la lumière et un matériau, et d'autres notions qui en découlent sont présentées dans la sous-section (1.3.2).

1.3.1 Caractéristiques optiques, visuelles et énergétiques des matériaux du bâtiment

L'accès à différents critères d'évaluation est rendu possible par la caractérisation optique dans le visible et le proche infrarouge des matériaux constitutifs du bâtiment :

— matériaux de la construction : béton, bois, terre crue, pierre, métaux ;

— matériaux de surface : peinture, enduit, papier peint, carrelage, lino, vernis ;

— matériaux d'ameublement : bois, store, rideau, toile, plastique, métaux ;

— vitrages du bâtiment.

Les différents attributs optiques, visuels et énergétiques des matériaux du bâtiment sont passés en revue ci-après : brillance (sous-section 1.3.1.1), transparence (sous-section 1.3.1.2), composante spectrale (sous-section 1.3.1.3), anisotropie (sous-section 1.3.1.4), état de surface (sous-section 1.3.1.5). D'autres caractéristiques ne seront pas traitées dans cette étude, comme la translucidité, la fluorescence ou la phosphorescence.

1.3.1.1 Brillance

Lorsque le rayonnement incident interagit avec un matériau opaque, deux phénomènes sont observés : l'absorption et la réflexion. Différents types de réflexion peuvent être observés : la réflexion spéculaire, la réflexion diffuse, la rétro-réflexion et la réflexion diffuse/spéculaire. Les matériaux de type vitrage peuvent également présenter une composante de spécularité.

Réflexion spéculaire

La réflexion spéculaire est une réflexion du rayonnement incident dans une unique direction. Le rayonnement suit la loi de Snell-Descartes : l'intégralité du rayonnement non-absorbé est réfléchi dans une seule direction qui forme un angle θ_{out} par rapport à la normale du matériau, égal à l'angle θ_{in} entre la direction incidente et la normale au matériau. Les matériaux présentant ce type de réflexion sont des matériaux de type miroir. La Figure 1.7 présente une façade de bâtiment composée de matériaux spéculaires, la Figure 1.8 illustre le phénomène présenté.



FIGURE 1.7 – Façade de bâtiment à réflexion spéculaire.

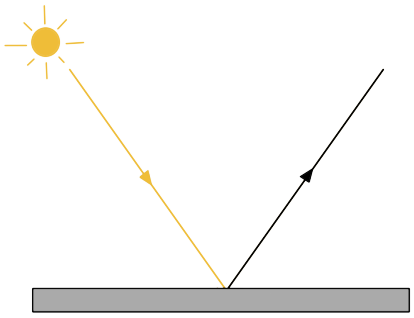


FIGURE 1.8 – Schéma de la réflexion spéculaire.

Les images utilisées dans ce chapitre sont issues de la base d'images libre d'accès Unsplash [Unsplash,], renseignée par le Ministère du Travail et de l'Emploi.

Réflexion diffuse

La réflexion diffuse est, à l'inverse de la réflexion spéculaire, une réflexion du rayonnement incident dans toutes les directions de l'espace correspondant à l'hémisphère situé au-dessus du matériau. Les matériaux présentant ce type de réflexion sont des matériaux lambertiens. La Figure 1.9 présente une table peinte en noir mat en réflexion diffuse, la Figure 1.10 illustre le phénomène présenté.



FIGURE 1.9 – Table noir mat à réflexion diffuse.

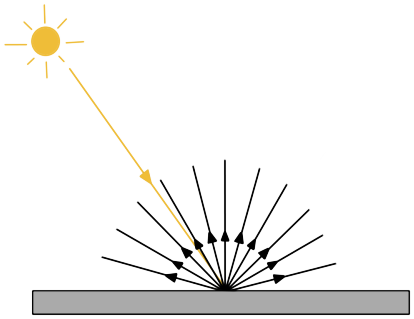


FIGURE 1.10 – Schéma de la réflexion diffuse.

Rétro-réflexion

La rétro-réflexion est une réflexion du rayonnement incident sur le matériau réfléchi vers la source de lumière. Les matériaux rétro réfléchissants sont beaucoup utilisés dans le domaine routier afin d'améliorer la visibilité sur la route et ainsi limiter les accidents (bandes réfléchissantes, gilets jaunes, panneaux de signalisation, etc.). En effet, lorsqu'un tel matériau est éclairé par les phares d'une voiture, il renvoie une part élevée du rayonnement dans la direction de rétro-réflexion, en l'occurrence en direction du conducteur. La Figure 1.11 présente un marquage routier composé de bande réfléchissante, la Figure 1.12 illustre le phénomène présenté.

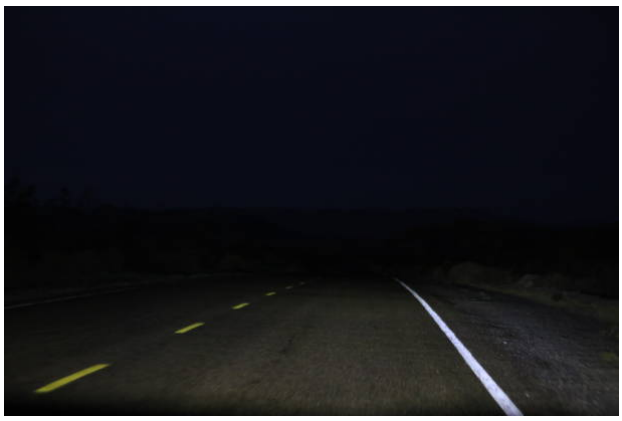


FIGURE 1.11 – Marquage routier à rétro-réflexion.

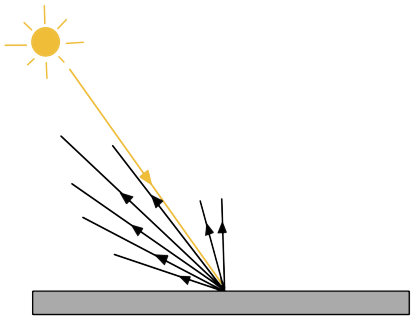


FIGURE 1.12 – Schéma de la rétro-réflexion.

Réflexion diffuse/spéculaire

La réflexion diffuse/spéculaire est une réflexion intermédiaire. Pour ce type de réflexion, le rayonnement est réfléchi dans toutes les directions de l'espace au-dessus du matériau mais préférentiellement autour du pic spéculaire. Un matériau réfléchissant de la sorte est dit "brillant". La Figure 1.13 présente un intérieur de salle de bain composé d'un mur en carrelage brillant, la Figure 1.14 illustre le phénomène présenté.

FIGURE 1.13 – Salle de bain à réflexion diffuse et spéculaire.



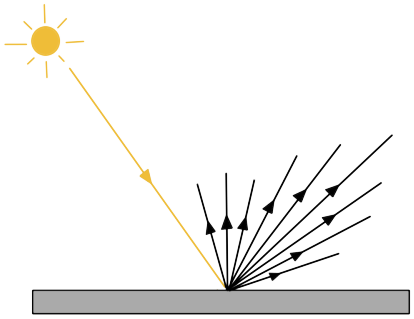


FIGURE 1.14 – Schéma de la réflexion diffuse spéculaire.

Réflexion vitrage

De la même manière que pour les matériaux opaques, lorsque le rayonnement incident est en interaction avec un vitrage, il subit une réflexion, une absorption et une transmission. La réflexion d'une partie du rayonnement peut être spéculaire si le vitrage est poli ; elle peut être diffuse si le vitrage est dépoli ; elle peut être diffuse et spéculaire pour certains types de polissage ou si le verre présente des motifs. Contrairement aux matériaux opaques, une partie de la lumière est transmise par le vitrage.

1.3.1.2 Transparence

Il a été vu précédemment que dans le cas de matériaux opaques, le rayonnement incident peut être absorbé et/ou réfléchi. Cependant, pour les vitrages transparents, il peut être trans-

mis, réfléchi et absorbé. Dans le cas de vitrages clairs spéculaires, le rayonnement traverse le matériau et est transmis selon une direction parallèle à celle de la lumière incidente. Ce type de transmission est communément observé pour les vitrages du bâtiment, comme présenté sur la Figure 1.15 et illustré sur la Figure 1.16.



FIGURE 1.15 – Vitrage transparent.

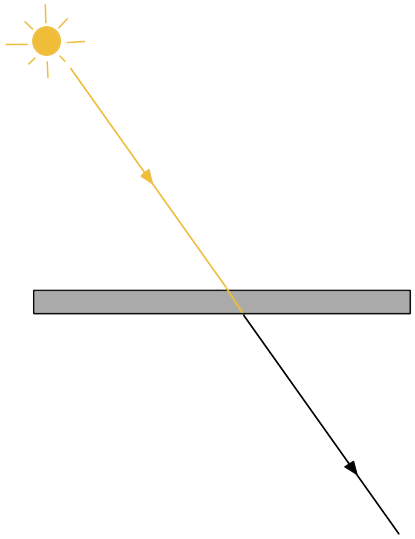


FIGURE 1.16 – Schéma de la transmission.

1.3.1.3 Composante spectrale

Matériaux opaques

La couleur d'un matériau dépend de la répartition spectrale de la lumière réfléchie par ce matériau dans la plage de longueurs d'onde du visible, soit [380 nm - 780 nm]. Cette couleur dépend de l'interaction de la lumière reçue par le matériau avec les pigments constitutifs de ce matériau, ou d'autres phénomènes induits par la structure du matériau aux échelles nanométriques et micrométriques (interférences lumineuses qui induisent, pour chaque longueur d'onde, une quantité d'énergie réfléchie différente de celle incidente). Les pigments constitutifs du matériau absorbent une part de la lumière incidente en fonction de leur longueur d'onde. Les longueurs d'onde de la lumière reçue par le matériau non absorbées par les pigments constitutifs du matériau sont alors réfléchies, ce qui détermine la couleur perçue du matériau. La Figure 1.17 présente un mur coloré mat tandis que la Figure 1.18 illustre ce phénomène.



FIGURE 1.17 – Mur coloré.

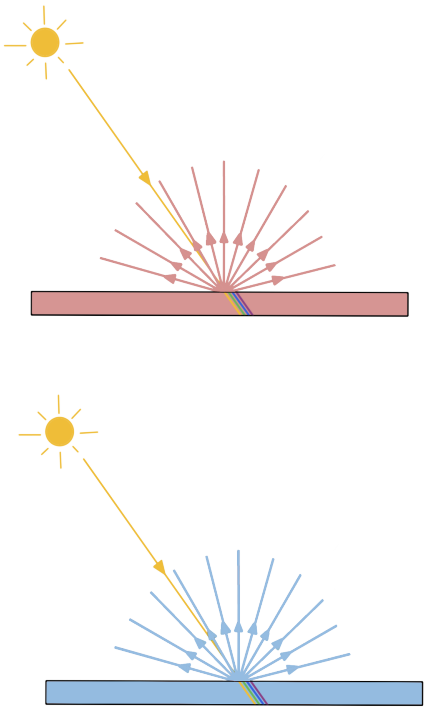
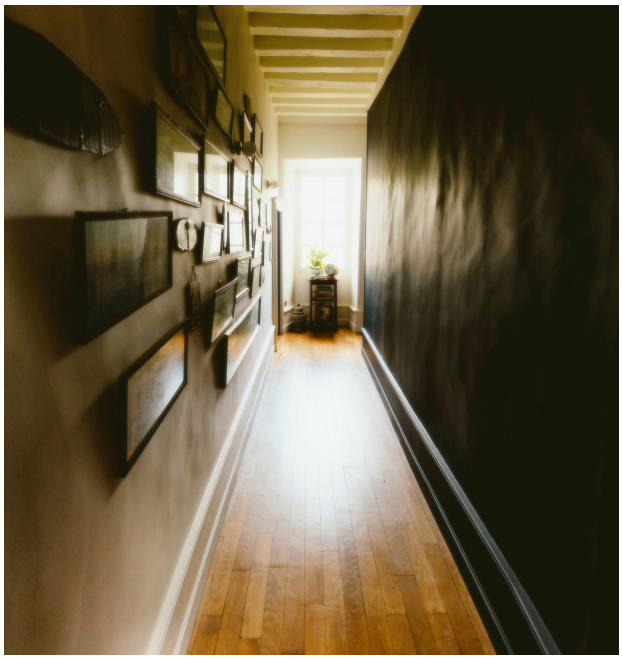


FIGURE 1.18 – Schéma de la réflexion colorée.

Dans le cas d'un matériau brillant coloré, il est possible d'observer deux couleurs distinctes sur la surface du matériau. La première correspond directement à la composante brillante du matériau et est généralement d'une couleur similaire à celle de la source lumineuse qui éclaire le matériau (phénomène de tache spéculaire). La seconde couleur correspond à la composante diffuse de la réflexion et dépend donc de l'interaction de la lumière avec les pigments constitutifs du matériau. La Figure 1.19 présente un couloir de différentes couleurs brillantes tandis que la Figure 1.20 illustre ce phénomène.

FIGURE 1.19 – Couloir à réflexion diffuse et spéculaire.



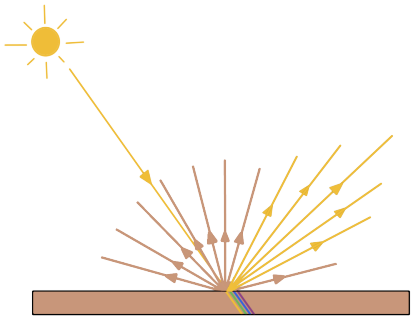


FIGURE 1.20 – Schéma de la réflexion brillante et colorée.

L'étude spectrale de la lumière réfléchie par le matériau s'étend également au rayonnement infrarouge, soit [780 nm - 0,1 mm]. Le proche infrarouge se situe dans la plage spectrale [780 nm - 2500 nm]. En effet, la réflexion du matériau dans l'infrarouge est un paramètre important pour la caractérisation de matériaux opaques du bâtiment car le rayonnement solaire émet la plupart de son énergie dans le proche infrarouge.

Vitrages

De la même manière que pour un matériau opaque, la couleur d'un vitrage dépend de la répartition spectrale de la lumière réfléchie et transmise par ce vitrage dans la plage de longueurs d'onde du visible, soit [380 nm - 780 nm]. Les pigments constitutifs du vitrage absorbent une part de la lumière incidente en fonction de leur longueur d'onde. Les longueurs d'onde de la lumière reçue par le vitrage non absorbées par les pigments constitutifs du matériau sont alors réfléchies ou transmises, ce qui détermine la couleur perçue du vitrage.

L'étude spectrale de la lumière réfléchie, et surtout transmise, par le vitrage s'étend également au rayonnement infrarouge, soit [780 nm - 0,1 mm]. En effet, la transmission dans l'infrarouge est un paramètre important pour la caractérisation d'un vitrage et caractérise sa capacité à transmettre ou non l'énergie solaire. Si l'énergie solaire infrarouge est transmise, le bâtiment sera réchauffé, ce qui peut être recherché en hiver. A l'inverse, s'il ne transmet que peu cette énergie, le surplus de chaleur à l'intérieur du bâtiment sera amoindri en été.

1.3.1.4 Anisotropie

Dans le cas des réflexions présentées précédemment, la dispersion du rayonnement réfléchi par le matériau n'était pas modifiée dans le cas d'une rotation du matériau autour de sa normale. Ce phénomène caractérise l'isotropie des matériaux. L'aspect d'un matériau isotrope n'est ainsi pas modifié dans le cas d'une rotation autour de sa normale, à la différence d'un matériau anisotrope. Les matériaux anisotropes et brillants présentent des reflets étirés dans une ou plusieurs directions privilégiées. Ce type de réflexion est rencontré sur des matériaux présentant une micro-géométrie, comme des éléments fibreux (fourrure, chevelure brillante, moquette) ou sur des matériaux subissant un procédé d'usinage qui produit des micro-rayures sur le matériau (métaux). La Figure 1.21 présente une structure métallique anisotrope tandis que la Figure 1.22 illustre ce phénomène.

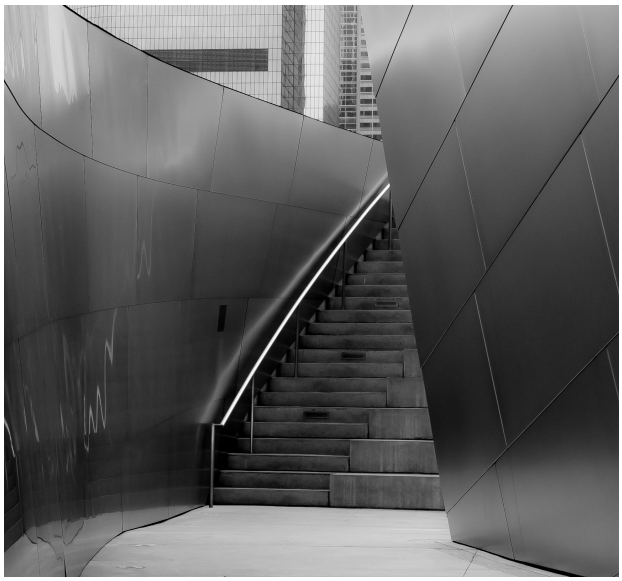


FIGURE 1.21 – Mur en acier anisotrope.

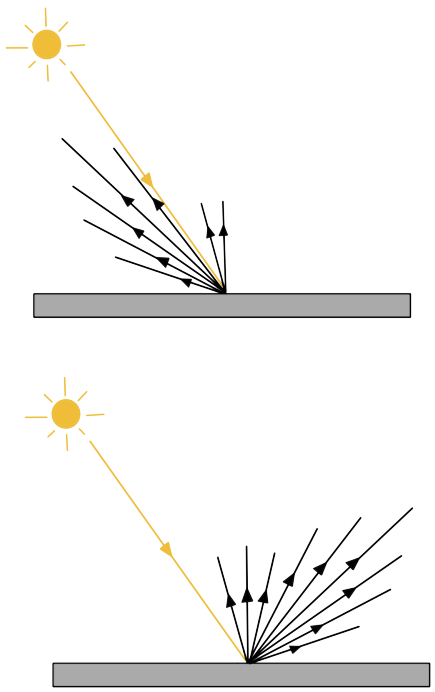


FIGURE 1.22 – Schéma de la réflexion anisotrope selon différentes directions d'observation.

1.3.1.5 État de surface du matériau

Les matériaux opaques du bâtiment peuvent présenter une surface non homogène. Deux types de matériaux peuvent être cités : ceux présentant différentes couleurs et ceux présentant une micro-géométrie.

Couleur non homogène / Texture

Certains matériaux sont composés de différentes couleurs, par exemple les matériaux présentant un motif réparti spatialement sur le matériau. Ainsi, au sein du matériau, différentes caractéristiques optiques peuvent être observées. Cela peut être le cas pour des matériaux de type papier peint où l'apparence du revêtement utilisé varie d'un point à l'autre de la surface, ou pour un mur peint de différentes couleurs. Aussi, dans ce cas, l'interaction des rayonnements incidents avec le matériau diffère d'un point à l'autre de celui-ci. Ce type de matériau est illustré sur la Figure 1.23 qui présente un mur coloré de différentes couleurs, la Figure 1.24 illustre ce phénomène.

FIGURE 1.23 – Mur peint de différentes couleurs.



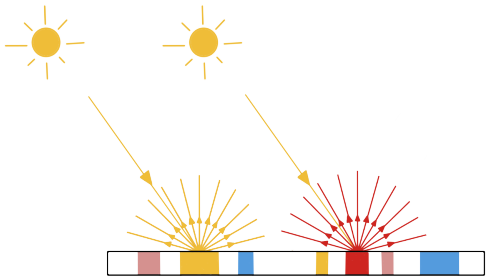


FIGURE 1.24 – Schéma de la réflexion d'un matériau de couleur non homogène.

Cette caractéristique peut également se retrouver sur des matériaux vieillissant sur site dans un bâtiment. Des traces d'usures peuvent modifier l'état de surface d'un matériau et ainsi modifier l'interaction rayonnement/surface initial, comme sur la Figure 1.25 qui présente une porte et un mur usés. La caractérisation sur site permettrait de caractériser des matériaux de ce type.



FIGURE 1.25 – Mur et porte usés.

Rugosité / Texture

Toutes les surfaces ne sont pas parfaitement lisses, et peuvent présenter une rugosité plus ou moins marquée. Les rayons du rayonnement éclairant un matériau présentent une incidence lumineuse différente sur l'échantillon en fonction des coordonnées de l'extrémité du rayon dans le repère relatif à l'échantillon, dont l'un des axes est la normale locale, qui peut varier d'un point à l'autre du matériau en raison de la rugosité de surface. Ce phénomène est présenté sur la Figure 1.26 qui présente un mur peint en rouge texturé. La Figure 1.27 illustre ce phénomène.

FIGURE 1.26 – Mur peint texturé.



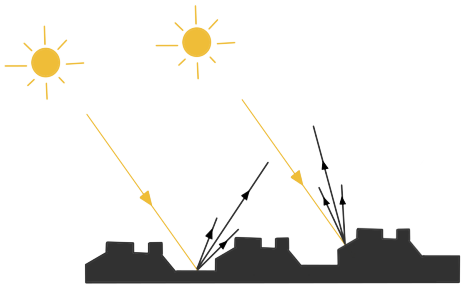


FIGURE 1.27 – Schéma de la réflexion matériau texturé.

Cette caractéristique peut également être observée sur des matériaux sur site qui auraient accumulé des salissures ou de l'usure qui pouvant créer une micro-géométrie en surface, et ainsi modifier l'interaction rayonnement/surface initial, comme sur la Figure 1.28 qui présente un mur en taule rouillé. La caractérisation sur site permettrait de prendre en compte l'usure ou les salissures d'un matériau.



FIGURE 1.28 – Taule rouillée.

1.3.2 Notion de BSDF

La fonction de distribution bidirectionnelle de la diffusion, notée BSDF (Bidirectionnal Scaterring Distribution Function), est une notion utilisée pour la caractérisation des propriétés optiques bidirectionnelles des matériaux. Elle a été introduite par Nicodemus et al. [F. Nicodemus, 1977]. Elle est définie comme une fonction mathématique qui détermine la probabilité qu'un rayon lumineux (ou rayon infrarouge) soit réfléchi dans une direction donnée de l'espace et décrit les propriétés optiques de la réflexion et de la transmission d'un matériau éclairé.

La BSDF prend également en compte la composante spectrale réfléchie ou transmise sur un matériau ; on parlera alors de BSDF spectrale.

Soit une surface dS éclairée par une source selon la direction d'illumination $(\theta_{in},\ \phi_{in})$ et observée selon la direction d'observation $(\theta_{out},\ \phi_{out})$. L'angle solide induit par la source par rapport à dS est $d\Omega_{in}$; l'angle solide induit par l'observateur par rapport à dS est $d\Omega_{out}$. La Figure 1.29 illustre ces notations.

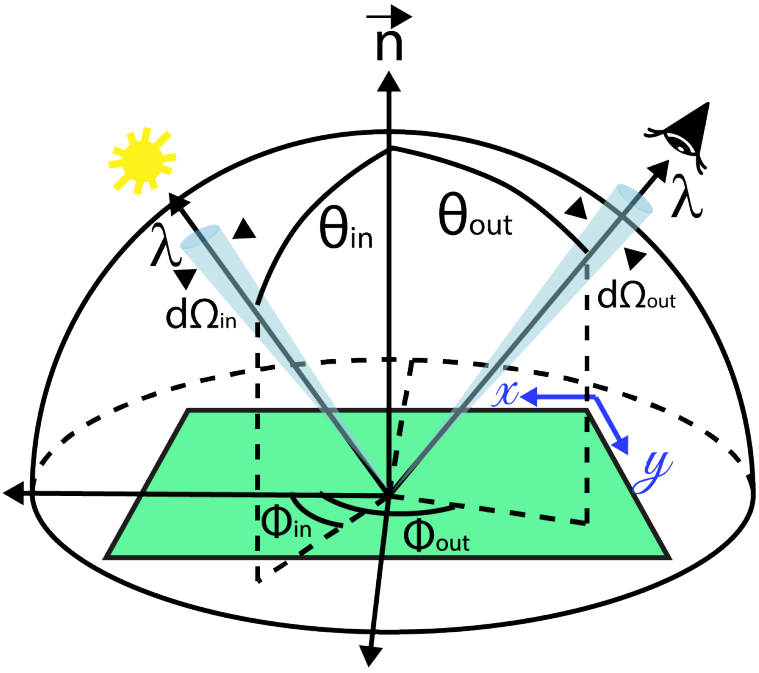


FIGURE 1.29 – Configuration géométrique et notations pour la définition de la BSDF (schéma issu de [Andréani, 2020]).

La CIE propose la définition suivante de la BSDF, exprimée en $[sr^{-1}]$:

$$BSDF_{spectrale}(\theta_{out}, \phi_{out}, \theta_{in}, \phi_{in}, \lambda) = \frac{dL_e(\theta_{out}, \phi_{out}, \lambda)}{dE_e(\theta_{in}, \phi_{in}, \lambda)} \tag{1.31}$$

où :

— $L_e(\theta_{out}, \phi_{out}, \lambda)$ est la luminance spectrique de l'échantillon dans la direction d'observation(θ_{out}, ϕ_{out}), en $[W.m^{-2}.sr^{-1}.nm^{-1}]$;

— $E_e(\theta_{in}, \phi_{in}, \lambda)$ est l'éclairement énergétique spectral de la surface de l'échantillon dans la direction d'illumination (θ_{in}, ϕ_{in}), en $[W.m^{-2}.nm^{-1}]$;

— $BSDF_{spectrale}(\theta_{out}, \phi_{out}, \theta_{in}, \phi_{in}, \lambda)$ le rapport de ces deux quantités, en $[sr^{-1}]$.

La BSDF spectrale étudie la part de lumière ou rayonnement réfléchie vers l'hémisphère supérieur de l'échantillon et transmise vers l'hémisphère inférieur de l'échantillon. Elle peut se décomposer en deux parties :

— la BRDF spectrale (Bidirectional Reflectance Distribution Function) qui caractérise la part de lumière ou rayonnement réfléchi vers l'hémisphère supérieur de l'échantillon ;

— la BTDF spectrale (Bidirectional Transmittance Distribution Function) qui caractérise la part de lumière ou rayonnement transmis vers l'hémisphère inférieur de l'échantillon.

Les matériaux opaques sont décrits par leur BRDF spectrale. Dans la suite, on considérera un échantillon horizontal, ce qui permet de définir un hémisphère situé au-dessus de l'échantillon, et un hémisphère situé en dessous. Dans le cas de la BRDF spectrale, l'hémisphère d'observation considéré est l'hémisphère supérieur à l'échantillon. La BRDF spectrale caractérise ainsi la part de lumière ou rayonnement réfléchi par l'échantillon. Dans le cas de la BTDF spectrale, l'hémisphère d'observation considéré est l'hémisphère inférieur de l'échantillon. Les paramètres restent les mêmes que pour la BRDF spectrale, seul l'hémisphère d'étude varie. La BTDF spectrale caractérise ainsi la part de lumière ou rayonnement transmis par l'échantillon.

D'autres fonctions de diffusion ont été définies dans la littérature :

— la BSSRDF spectrale (Bidirectionnal Subsurface Reflectance Scattering Distribution Function), qui permet d'étendre la BSDF spectrale à l'étude de matériaux translucides et non homogènes, qui considère que les coordonnées du point illuminé et celles du point d'émission de la lumière sur le matériau sont différentes ;

— la SVBRDF spectrale (Spatially Varying BRDF), qui permet d'étendre la BRDF spectrale à l'étude de matériaux texturés sans prendre en compte les inter-réflexions causés par le relief de la surface ;

— la BTF spectrale (Bidirectional Texture Field), qui permet également d'étendre la BRDF spectrale à l'étude de matériaux texturés en prenant en compte les phénomènes d'inter-réflexions induits par le relief de la surface.

Cette étude portera particulièrement sur l'étude de la BRDF spectrale des matériaux du bâtiment opaques, et sur la partie spectrale de la BTDF des vitrages, que l'on peut également définir comme un facteur de transmission spectrale dans le cas de vitrages clairs parfaitement

spéculaires.

La BSDF (donc la BRDF et la BTDF) spectrale respecte les propriétés suivantes :

— elle est invariante lorsque la source de lumière prend la position de l'observateur et qu'en même temps l'observateur prend la position de la source de lumière (principe de réciprocité d'Helmholtz). C'est une fonction symétrique ;

— dans le cas des matériaux non fluorescents, un rayon lumineux ou infrarouge de longueur d'onde λ qui interagit avec une surface peut être absorbé, réfléchi ou réfracté, mais sa longueur d'onde ne subit aucune modification ;

— les termes de la BSDF spectrale ne peuvent pas être négatifs ;

— les matériaux non conducteurs suivent le principe de Fresnel. La part de lumière ou rayonnement réfléchi ou transmis par le matériau dans la direction spéculaire augmente à mesure que l'angle d'incidence de la source de lumière s'éloigne de la normale à l'échantillon.

1.4 Conclusion du chapitre

Dans le but de caractériser les propriétés optiques dans le visible et dans le proche infrarouge de matériaux du bâtiment, il est nécessaire de définir les grandeurs physiques, radiométriques et photométriques, utilisées dans la suite de ce travail. De plus, les espaces colorimétriques, espaces mathématiques indispensables pour caractériser la couleur des matériaux, ont été présentés.

Il est également utile de définir les différentes caractéristiques optiques dans le visible et dans le proche infrarouge des matériaux du bâtiment, à savoir brillance, transparence, composante spectrale, anisotropie et état de surface du matériau. Enfin, les notions de BSDF, BRDF, BTDF, permettant de caractériser optiquement les matériaux du bâtiment, ont été présentées.

Le prochain chapitre est relatif à un nouveau modèle de BRDF fondé sur des mesures de BRDF de matériaux réels, modèle qui nous sera utile pour l'estimation des propriétés optiques des matériaux dans la suite du travail.

Chapitre 2

Modèles de BRDF

Dans le chapitre précédent, des grandeurs physiques ont été introduites. Ces grandeurs physiques ont permis de présenter la notion de BRDF. Ce chapitre traite de la création d'un modèle de BRDF à partie diffuse non constante.

Un modèle de BRDF (Bidirectional Réflexion Distribution Function) est une représentation mathématique décrivant la réflexion de la lumière par un matériau, en fonction des directions d'incidence et d'observation. Il dépend de paramètres dont le nombre est généralement restreint et permet d'estimer les valeurs de la BRDF d'un matériau pour toute combinaison des variables angulaires définissant ces directions. L'espace mémoire nécessaire pour stocker les paramètres du modèle est généralement plusieurs ordres de grandeurs moins volumineux que celui requis pour l'ensemble des valeurs tabulées de BRDF correspondant à un échantillonnage de ces variables angulaires dans toutes leurs plages de variation. En effet, un fichier de BRDF spectrale isotrope défini avec un pas d'échantillonnage spectral de 10 nm sur la plage de longueurs d'onde [380 – 1000 nm], et un pas d'échantillonnage angulaire de 1 degré pour les angles θ_{in} de 0° à 90°, θ_{out} de 0° à 90° et ϕ_{out} de 0° à 180 ° occupe 360 Mo en simple précision, en plus de demander une durée de mesure élevée étant donné qu'une mesure peut durer plusieurs heures ou jours, et que toute la plage angulaire n'est pas forcément mesurable par un dispositif de mesure [Andréani, 2020].

Un modèle de BRDF physique ou phénoménologique peut être défini par un nombre peu élevé de paramètres (typiquement compris entre un et une dizaine, comme cela sera précisé dans la suite de ce chapitre). En revanche, l'un des inconvénients d'un tel modèle est l'approximation qu'il induit par rapport à des valeurs mesurées de BRDF. Ainsi, des modèles data-driven ont été proposés pour réduire l'erreur par rapport à des BRDF mesurées, et peuvent comporter de quelques centaines à plusieurs milliers de paramètres.

Un des objectifs de cette thèse étant de construire une base de données de BRDF spectrales pour entraîner un réseau de neurones, la question de leur représentation est déterminante. Une représentation expérimentale détaillée nécessiterait des moyens expérimentaux considérables, génèrerait une quantité de données élevée, et aurait des conséquences sur l'architecture du réseau de neurones – notamment, au niveau de sa couche de sortie qui doit comporter un nombre de neurones en lien avec la représentation adoptée ; par ailleurs, l'entraînement du réseau nécessiterait un grand nombre d'exemples dans la base de données d'apprentissage, ainsi que des ressources informatiques accrues et un temps de calcul allongé. Ainsi, dans la suite, un modèle de BRDF sera proposé, avec l'objectif de l'appuyer sur un nombre de paramètres peu élevé tout en réduisant les erreurs induites par rapport à une BRDF mesurée expérimentalement. Ce chapitre traite ainsi de l'élaboration d'un nouveau modèle de BRDF, caractérisé par une composante diffuse non constante.

Dans ce chapitre, un état de l'art de différents modèles de BRDF est présenté dans la section 2.1. Les données utilisées pour la création du modèle de BRDF sont présentées dans la section 2.2. Une première version du modèle est présentée dans la section 2.3. Une deuxième version du modèle est étudiée dans la section 2.4. Une comparaison entre les performances des deux modèles présentés et des modèles de l'état de l'art est présentée dans la section 2.5. Une conclusion du chapitre est ensuite donnée dans la section 2.6.

2.1 État de l'art

De nombreux modèles de BRDF ont été proposés dans la littérature afin de représenter les différents attributs optiques des matériaux. Trois types de modèles ont été présentés : des modèles physiques (2.1.1), des modèles phénoménologiques (2.1.2) et des modèles data-driven (2.1.3) [Montes et Ureña, 2012] [Noe, 1999].

2.1.1 Modèles physiques de BRDF

Ces modèles s'appuient sur des descriptions physiques de l'interaction entre la lumière et le matériau. Cette approche tend à relier les paramètres des modèles à des phénomènes physiques impliqués dans l'interaction lumière / matière. Différents types de modèles physiques vont être présentés : des modèles idéaux de réflexion (sous-section 2.1.1.1), des modèles à modèles à micro-facettes (sous-section 2.1.1.2) , des modèles d'optique géométrique (sous-section 2.1.1.3), des modèles à superposition de couches (2.1.1.4) et d'autres modèles supplémentaires (2.1.1.5).

2.1.1.1 Modèles idéaux de réflexion

Deux modèles considèrent une réflexion idéale. Le premier est le modèle Lambert, qui est également le premier modèle de réflexion de la lumière à avoir été proposé en 1760 [Kovalenko, 2001]. Il considère le matériau comme parfaitement diffusant (diffusion lambertienne), ainsi la luminance réfléchie est la même dans toutes les directions d'observation. Il ne comporte qu'un seul paramètre : ρ_d, la composante diffuse. Ce modèle est isotrope et est considéré comme une base en informatique graphique. De nombreux autres modèles utilisent le modèle de Lambert en tant que composante diffuse.

Le deuxième modèle considère une réflexion spéculaire idéale, la lumière provenant d'une direction donnée est réfléchie en intégralité dans une seule direction selon la loi de réflexion de la lumière de Descartes. Dans ce cas, la BRDF est décrite comme une fonction de Dirac [Bracewell, 1999] pour une direction d'incidence donnée : la BRDF est nulle en tout point de l'espace angulaire sauf lorsque la direction d'observation est dans le plan contenant la direction d'incidence et la normale au matériau, et que l'angle formé entre la direction d'observation et la normale est identique à celui formé entre la direction d'incidence et la normale, comme représentée sur la Figure 1.8. Ce modèle ne dépend que d'un seul paramètre, à savoir la valeur de réflexion dans la direction d'observation lorsque l'angle formé entre la direction d'observation et la normale est identique à celui formé entre la direction d'incidence et la normale.

2.1.1.2 Modèles à micro-facettes

La plupart des modèles physiques de la littérature décrivent le matériau à l'aide de micro-facettes qui se comportent comme des miroirs parfaits (autrement dit, elles sont parfaitement spéculaires). Ces micro-facettes ont toutes la même aire, et sont généralement définies en

forme de V. Elles peuvent être orientées de manière aléatoire, selon une loi de probabilités qui décrit leur répartition statistique. La distribution de ces micro-facettes (noté D) suit, pour la plupart des modèles, une loi gaussienne ou une loi lorentzienne, qui modélise la distribution de la réflexion de la lumière autour du pic spéculaire, et est impliquée dans l'aspect brillant des matériaux. Les micro-facettes respectent également toutes le principe de Fresnel (noté F).

Les modèles à micro-facettes sont, dans les modèles de BRDF qui les utilisent, impliqués dans la composante spéculaire de la réflexion et dans la composante diffuse. Pour chaque micro-facette, seule la première réflexion d'un rayon incident est ajoutée au flux réfléchi spéculairement. Les réflexions multiples sont supposées comme parfaitement diffuses. Ainsi seules les micro-facettes dont la normale est confondue avec la bissectrice de l'angle formé par la direction incidente et celle d'observation sont prises en compte pour la composante spéculaire. La composante diffuse est, quant à elle, indépendante de la géométrie. De plus, un facteur d'atténuation est ajouté à la distribution pour modéliser les phénomènes d'ombrage et d'inter-réflexion entre micro-facettes (noté G). Pour la composante diffuse, la plupart des modèles utilisent une description lambertienne.

La Figure 2.1 présente le comportement de la lumière incidente sur les micro-facettes. Pour les modèles classiques de micro-facettes, seule la première réflexion est considérée (les rayons lumineux incidents sont représentés par les flèches en jaune, les rayons lumineux réfléchis sont représentés par les flèches en bleu). Certaines micro-facettes sont courbées et ne reçoivent pas de rayon lumineux incident : elles sont représentées par un terme d'ombrage (les flèches en noir sur la Figure 2.1). De même, certaines micro-facettes courbées empêchent la réflexion des rayons lumineux : dans les modèles classiques, ces réflexions ne sont pas prises en compte (les flèches en rouge sur la Figure 2.1).

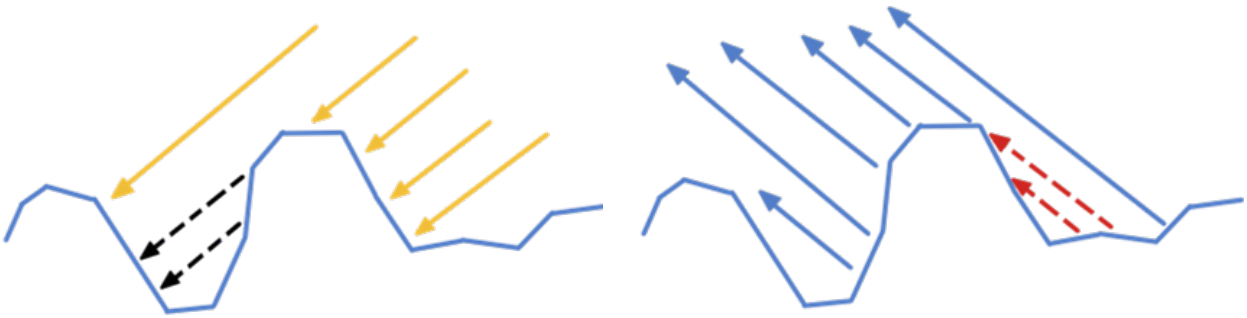


FIGURE 2.1 – Schémas représentatifs des micro-facettes.

C'est Torrance et Sparrow [Torrance et Sparrow, 1966] qui ont introduit cette description de BRDF à l'aide de micro-facettes. La loi utilisée pour la distribution des micro-facettes dans ce modèle est une loi normale. De plus, toutes les micro-facettes possèdent des côtés de même longueur. Ce modèle dépend d'un paramètre de réflexion spéculaire, un paramètre de réflexion diffuse et un paramètre de distribution des normales des micro-facettes.

Beard, Maxwell et al. [J. R. Maxwell, 1973] ont réalisé un modèle s'appuyant également

sur la description des micro-facettes pour modéliser des surfaces peintes. La réflexion de la lumière sur le matériau est décomposée en une réflexion spéculaire d'une première couche surfacique et d'une deuxième réflexion intérieure simulant la diffusion sous la surface peinte. La première couche de surface est définie par un modèle de micro-facettes et la réflexion sous la surface est définie par une formule simple. Ce modèle est ainsi considéré comme un modèle à superposition de couches.

Cook et Torrance [Cook et Torrance, 1982] se sont appuyés sur le modèle de Torrance-Sparrow [Torrance et Sparrow, 1966] pour décrire un nouveau modèle prenant en compte trois composantes : la composante spéculaire (toujours définie avec les paramètres F, D et G), la composante diffuse (toujours définie comme une réflexion lambertienne) et une composante dite ambiante. Cette composante ambiante provient d'une distribution uniforme des rayons lumineux incidents. Ce terme est calculé à partir des composantes spéculaires et diffuses afin d'être cohérent d'un point de vue énergétique.

Rump et Klein [Rump et Klein, 2008] ont utilisé le modèle de BRDF de Cook-Torrance pour réaliser des rendus graphiques de peintures de voiture. Ils ont combiné les résultats du modèle de Cook-Torrance avec des mesures de BTF afin d'obtenir une modélisation réaliste des effets de rugosité et des aspérités de surface sur la réflexion de la lumière, et ainsi avoir des rendus graphiques de bonne qualité, appliqué à des peintures de voiture.



FIGURE 2.2 – Rendu graphique d'une peinture de voiture obtenu avec le modèle de BRDF développé par Rump (image issue de [Rump et Klein, 2008]).

L'un des modèles les plus complexes utilisant des micro-facettes est le modèle de Burley [Burley et Animation, 2012]. Ce modèle a été développé pour des artistes afin de pouvoir réaliser des rendus graphiques de grande qualité pour une utilisation en cinéma (voir Figure 2.3). Ainsi ce modèle dépend de 10 paramètres intuitifs mais pas nécessairement corrects physiquement. Ce modèle à micro-facettes est l'un des seuls à proposer une partie diffuse non lambertienne afin d'obtenir des résultats diffus plus proches de la volonté de l'artiste. Les

différents paramètres sur lesquels peuvent jouer les artistes pour définir des matériaux sont : la couleur, la forme du diffus, l'aspect métallique, la hauteur du pic spéculaire, la couleur du pic spéculaire, la rugosité, le degré d'anisotropie, le degré du pâturage, l'aspect brillant, la largeur du lobe spéculaire.



FIGURE 2.3 – Rendu graphique réalisé avec le modèle développé par Burley (image issue de [Burley et Animation, 2012], issue du film Les Mondes de Ralph).

2.1.1.3 Modèles optiques géométriques

He et al. [D. H. Xiao, 1991] ont développé un modèle complexe utilisant des micro-facettes. Ce modèle prend en compte les phénomènes ondulatoires comme la polarisation, la diffraction ou encore les interférences. Il prend également en compte la longueur d'onde du rayon incident, l'indice de réfraction ou encore des paramètres de rugosité (2.1.1.2).

Oren et Nayar [Oren et Nayar, 1994] est une amélioration des modèles micro-facettes précédents proposant une composante diffuse améliorée. Pour ce modèle, les inter-réflexions entre les micro-facettes ont été prises en compte. Les micro-facettes avec des normales proches de la direction de réflexion ou d'observation sont prises en compte dans la composante spéculaire, ce qui permet une meilleure modélisation de certains matériaux comme le sable.

La Figure 2.4 présente le comportement de la lumière incidente sur les micro-facettes, en prenant en compte les inter-réflexions comme dans le modèle de BRDF de Oren et Nayar [Oren et Nayar, 1994]. Dans ce modèle, les réflexions des rayons lumineux incidents sont prises en compte (les flèches en bleu sur la Figure 2.4).

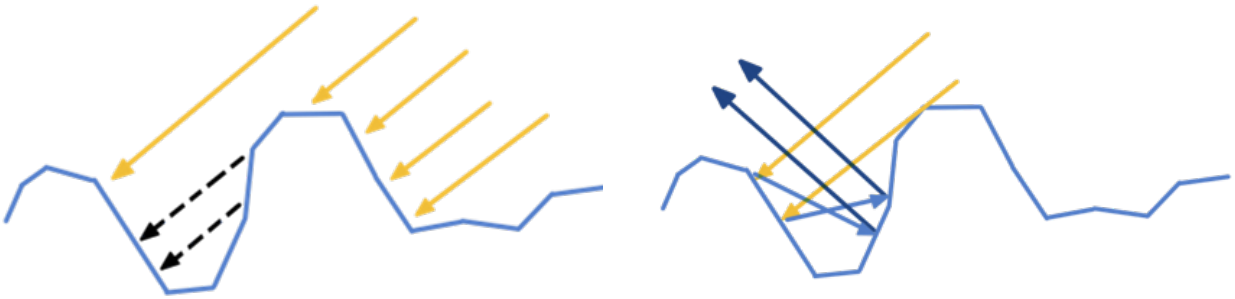


FIGURE 2.4 – Schémas représentatifs des micro-facettes avec inter-réflexions.

2.1.1.4 Modèles à superposition de couches

Ces modèles sont développés pour modéliser des matériaux comprenant différentes couches comme des vernis, des peintures, ou autres matériaux composés de couches en surface.

Strauss [Strauss, 1990] a proposé un modèle empirique relatif à des matériaux comme les métaux et autres surfaces brillantes. Son modèle s'appuie sur des paramètres très intuitifs qui représentent différents types de propriétés matérielles comme la couleur chromatique (paramètre C variant de 0 à 1), la couleur spéculaire (couleur du pic spéculaire), le lissage ($s = 1$ étant un matériau parfaitement spéculaire et $s = 0$ étant un matériau parfaitement diffus), la métallicité (paramètre $m = 1$ étant un matériau entièrement métallique, $m = 0$ considérant cette propriété absente), la transparence ($t = 0$ surface opaque et $t = 1$ surface transparente pour laquelle toute la lumière est transmise) et indice de réfraction. Ce modèle est anisotrope. Il peut également être considéré comme un modèle de BSDF (prenant en compte la transmission).

Granier et Heindrich [Granier et Heidrich, 2003] ont développé un modèle de BRDF utilisé pour représenter des vieux métaux ou des surfaces sales recouvertes d'une surface extérieure telle que de l'huile (voir Figure 2.5). Ce modèle comprend deux couches et utilise la longueur d'onde de la lumière incidente pour simuler un changement de phase entre le rayon réfléchi et le rayon incident transmis à travers la première couche. L'indice de réfraction dépend également de la longueur d'onde et produit la dispersion de la lumière en différentes couleurs.

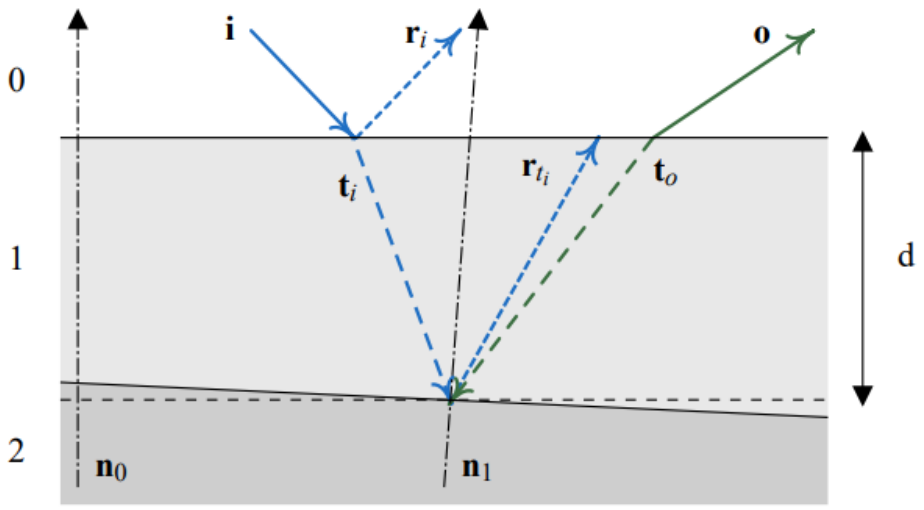


FIGURE 2.5 – Schéma des deux couches représentées par le modèle de Granier et al. La couche 0 représente l'air, la couche 1 représente la surface extérieure et la couche 2 représente le matériau (image issue de [Granier et Heidrich, 2003])

.

Fan et al. [J. Fan, 2022] proposent une stratification d'un matériau à caractériser dans un espace neuronal pour modéliser la réflexion de la lumière sur des surfaces multi-couches. Dans leur modèle, les BRDF des matériaux multi-couches sont compressés en vecteurs latents par le biais d'un réseau de neurones. Chaque couche représente une propriété spécifique ou représente une couche du matériau à modéliser. Le réseau est ensuite entraîné avec une base de données de couples "Vecteurs latents" en entrée et "Valeurs de BRDF" en sortie. Les données de BRDF de matériaux multi-couches utilisés pour l'entraînement et le test du réseau sont générées par ordinateur. Leur méthode est également applicable pour des données de modèle de BRDF à micro-facettes.

2.1.1.5 Autres modèles physiques de BRDF

Eon [d'Eon, 2021] a proposé un modèle de BRDF qui améliore la précision et l'efficacité de la modélisation de la réflexion de matériaux diffusants comme les plastiques, les peintures ou autres surfaces composées de petites particules sphériques qui diffusent la lumière comme le sable (voir Figure 2.6). Le modèle s'appuie sur le modèle de Lambert, et dépend d'un seul paramètre de réflexion k_d. Cependant le modèle est fondé sur le fait que le matériau est composé d'une multitude de petites sphères, et il intègre la diffusion multiple de la lumière entre chacune de ces sphères. Cela permet d'obtenir une meilleure précision du comportement du matériau avec des effets lumineux complexes, dépendant d'un unique paramètre. Ainsi la complexité est réduite mais la précision reste élevée.

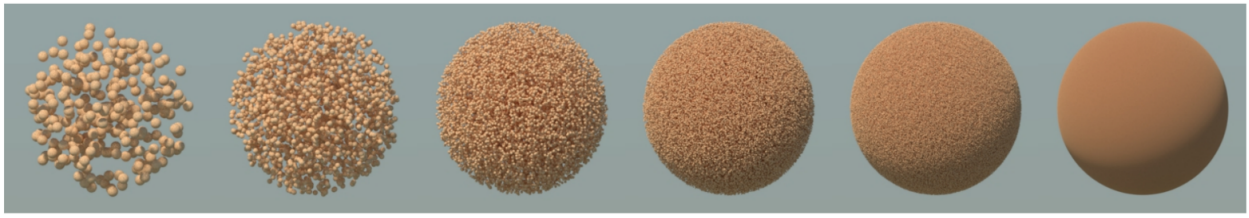


FIGURE 2.6 – Rendu graphique du modèle de BRDF développé par Eon, sous la forme d'une répartition de petites particules sphériques avec une intensité croissante de gauche à droite (image issue de [d'Eon, 2021]).

2.1.2 Modèles phénoménologiques de BRDF

Les modèles phénoménologiques sont conçus de manière intuitive, en s'appuyant sur des observations visuelles, non fondées sur des phénomènes physiques. Ils permettent d'obtenir des représentations visuelles des matériaux réels.

Minnaert [Minnaert, 1941] a proposé l'un des premiers modèles de BRDF pour modéliser la réflexion de la surface lunaire, modèle pouvant également décrire l'ombrage d'un objet car il décrit un assombrissement près des bords. Le modèle est composé de deux paramètres : ρ_d et k, paramètre lié à l'assombrissement.

Phong [Phong, 1975] a proposé un modèle de réflexion comportant une partie diffuse (issue du modèle de Lambert), une partie spéculaire et une partie dite ambiante. La partie spéculaire permet d'obtenir une réflexion plus élevée pour les angles proches de l'angle spéculaire (quand θ_{in}=θ_{out}). Un terme m est également introduit en puissance afin de pouvoir modéliser la rugosité du matériau. Ainsi ce modèle est composé de trois paramètres : ρ_d (composante diffuse), ρ_s (composante spéculaire) et m (composante de rugosité). Ce modèle, isotrope, a été repris par Blinn [Blinn, 1977], qui a introduit un nouveau vecteur représentant la bissectrice entre la direction d'illumination et la direction d'observation. Ce modèle est plus précis que celui de Phong d'un point de vue physique, et il dépend du même nombre de paramètres.

Lewis [Lewis, 1994] a quant à lui reprit les modèles de Phong [Phong, 1975] et Cook-Torrance [Cook et Torrance, 1982] qui ne présentaient ni conservation d'énergie ni principe de réciprocité, et il a élaboré une version physiquement plausible de ces modèles.

Ward [Ward, 1992] a proposé un modèle de réflexion anisotrope. Le modèle s'appuie sur le même standard que la partie spéculaire définie par Cook-Torrance [Cook et Torrance, 1982] avec un terme G représentant l'ombrage, un terme F représentant la réflectance angulaire de Fresnel (accroissement des valeurs de la BRDF lorsque les angles d'incidence et d'observation deviennent plus rasants), et un terme D représentant une distribution de micro-facettes anisotrope. Ce modèle dépend de cinq paramètres : ρ_d (composante diffuse), ρ_s (composante spéculaire), m_x et m_y (écart-type des pentes de facettes dans deux directions orthogonales) et F_0 (composante de Fresnel).

Le modèle de Lafortune et al. [E. P. Lafortune, 1997] est également un modèle anisotrope. C'est un modèle de BRDF à lobes généralisés, présenté sur la Figure 2.8. Il s'appuie

sur un modèle de lobe de cosinus présenté sur la Figure 2.7, qui est lui-même inspiré du modèle de Phong [Phong, 1975]. Ce modèle présente des erreurs réduites par rapport à des BRDF mesurées, comparativement aux autres modèles présentés ; il permet de représenter le comportement de la lumière sur des matériaux de type papier et sur des surfaces rugueuses comme de l'aluminium ou du plastique. Ce modèle dépend de six paramètres : ρ_d (composante diffuse), ρ_s (composante spéculaire) et m, C_x, C_y, C_z (termes de micro-facettes).

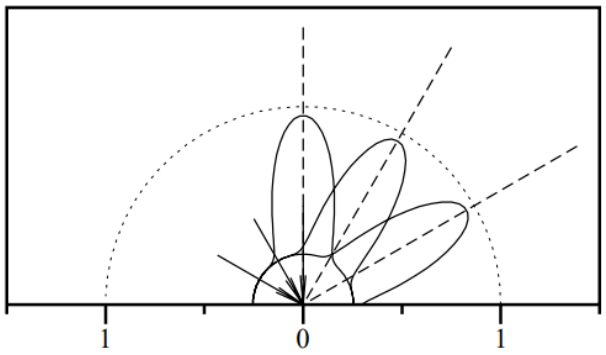


FIGURE 2.7 – Représentation des lobes de cosinus "classiques" (schéma issu de [E. P. Lafortune, 1997]).

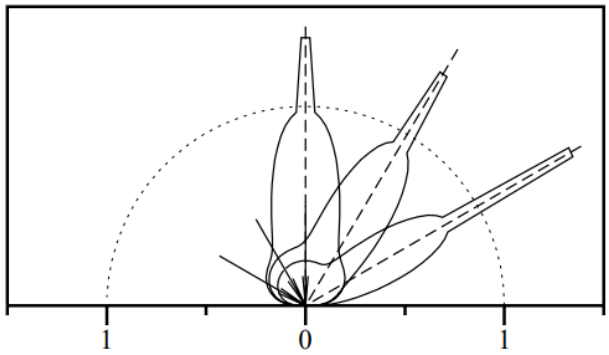


FIGURE 2.8 – Représentation des lobes de cosinus avec un terme diffus généralisé et un terme spéculaire (schéma issu de [E. P. Lafortune, 1997]).

Ashikhmin et Shirley [Ashikhmin et Shirley, 2000] ont développé un modèle anisotrope à micro-facettes qui utilise des paramètres simples et intuitifs. Deux paramètres e_x et e_y sont relatifs aux axes d'une ellipse permettant d'orienter le lobe de réflexion. Ce modèle a été amélioré par Ashikhmin et Premoze [Ashikhmin et Premoze, 2007] en 2007 en utilisant des BRDF mesurées de matériaux. Cette amélioration porte sur la possibilité d'adapter la forme de la réflexion spéculaire afin de pouvoir représenter des pics spéculaires plus proches de la réalité. Ce modèle dépend de cinq paramètres : ρ_d (composante diffuse), ρ_s (composante spéculaire), m_x et m_y (termes de micro-facettes) et F_0 (composante de Fresnel). Ce deuxième modèle peut également être considéré comme un modèle data-driven.

Nishino et Lombardi [Lombardi et Nishino, 2015] ont proposé un modèle s'appuyant sur l'idée de modéliser la BRDF comme un ensemble de distributions statistiques directionnelles. Le nombre de paramètres pour le terme de distribution de micro-facettes a été augmenté permettant d'obtenir des résultats présentant moins d'erreurs. Ce modèle dépend de six paramètres : ρ_d (composante diffuse), ρ_s (composante spéculaire), m, k, C (termes de micro-facettes) et F_0 (réflectance angulaire de Fresnel).

Brady et al. [A. Brady, 2014] ont proposé une nouvelle méthode pour obtenir un modèle de BRDF. Ils ont utilisé un algorithme génétique afin d'évoluer vers une formule analytique optimale de BRDF. Cet algorithme s'appuyait sur de nombreux choix d'évolution et s'inspirait de plusieurs modèles de la littérature. Le modèle final est un modèle anisotrope à cinq paramètres, présentant quelques similitudes avec le modèle de Phong. Les cinq paramètres sont : ρ_d (composante diffuse), ρ_s (composante spéculaire), F_0 (composante de Fresnel) et

α, β (largeur de la réflexion spéculaire).

2.1.3 Modèles data-driven de BRDF

Les modèles data-driven s'appuient sur des mesures de BRDF de matériaux. Les mesures de BRDF sont pour la plupart réalisées à l'aide d'u, gonio-photomètre. Les mesures sont ensuite analysées puis utilisées pour adapter des modèles qui sont souvent représentatifs d'un certain type de matériau. Les paramètres de ces modèles data-driven sont difficiles à comprendre car ils n'ont pas forcément de sens physique comme peuvent en avoir les paramètres pour les modèles physiques de BRDF.

Différents types de données peuvent être utilisés pour réaliser des modèles data-driven, qui sont généralement acquises avec un gonio photomètre. Ces mesures peuvent avoir des caractéristiques différentes au niveau de l'échantillonnage de l'espace angulaire de mesure. Certains modèles s'appuient sur des mesures de BRDF les plus denses possibles, comme Bilgili et al. [A. Bilgili, 2011], Ward [G. Ward, 2014], Guo et al. [F. Guo, 2023]. D'autres modèles s'appuient sur des mesures éparses, comme Matusik [Matusik, 2003], Romeiro et al. [F. Romeiro, 2008], Pacanoswski et al. [R. Pacanowski, 2012]. L'ordre de grandeur du nombre de points de mesure est de quelques dizaines à quelques milliers. Les mesures de réflexion des matériaux (BRDF) sont en général réduites à une moitié d'hémisphère, ce qui n'est pas le cas BSDF, pour laquelle il est requis d'effectuer des mesures dans l'hémisphère opposé à la direction de la direction incidente, afin de pouvoir caractériser la transmission de la lumière par le matériau.

Pour réduire la taille des fichiers de BRDF modélisée selon l'approche data-driven, les mesures peuvent être moins denses au niveau de la réflexion diffuse et plus denses pour le pic de spécularité, comme le propose la base de Rusinkiewicz [Rusinkiewicz, 1998]. Cette méthode permet également un gain de temps sur les mesures au gonio-photomètre qui peuvent être longues, certains gonio-photomètres pouvant demander plusieurs heures pour mesurer la BRDF d'un matériau dans un hémisphère, avec un pas de mesure de 5° [L. Simonot, 2019].

Le modèle de Romeiro et al. [F. Romeiro, 2008] considère qu'une grande partie des matériaux possèdent une symétrie bilatérale de réflexion et réduit alors les mesures de réflexion d'un matériau à un quart d'hémisphère.

Le modèle de Pacanowski et al. [R. Pacanowski, 2012] pousse la réduction des mesures encore plus loin en considérant que la BRDF est invariante selon ϕ pour θ_{in},θ_{out} fixés, ce qui revient à considérer les matériaux comme isotropes. Cependant ce modèle caractérise tout de même les variations du comportement des matériaux selon ϕ_{out} grâce à un produit de deux fonctions rationnelles, comme l'a présenté Ward [Ward, 1992].

Pour les modèles qui s'appuient sur des mesures de BRDF, une interpolation est nécessaire pour obtenir des fichiers de BRDF tabulée avec des pas d'échantillonnages donnés. Romeiro et al. [F. Romeiro, 2008] et Matusik [Matusik, 2003] utilisent des analyses d'ondelettes 3D dont la surface varie en fonction de la densité de mesure de réflexion considérée par chaque facette, une densité élevée de mesure entrainant une réduction de la taille des facettes, et inversement. Pacanowski et al. [R. Pacanowski, 2012] utilisent une méthode d'interpolation fondée sur

une fonction rationnelle définie comme le rapport entre n coefficients au numérateur et m coefficients au dénominateur, un algorithme étant chargé d'identifier les coefficients n et m permettant de réaliser la meilleure approximation des données de BRDF.

D'autres modèles de BRDF tentent de réaliser des approximations des BRDF à partir de la décomposition de plusieurs fonctions. Bilgili et al. [A. Bilgili, 2011] s'appuient sur une approximation tensorielles et utilisent une décomposition des données de BRDF comme la somme de différents termes, chacun étant défini comme le produit de quatre fonctions. Cette approximation tensorielle est également utilisée par Sun [X. Sun, 2007].

Liu et al. [L. Yuying, 2020] ont proposé un modèle s'appuyant sur un algorithme génétique, un réseau de neurones et un modèle à cinq paramètres. Dans un premier temps, l'algorithme génétique est en charge d'identifier les paramètres optimaux du modèle de BRDF afin d'obtenir la meilleure approximation possible des données de BRDF mesurées. Dans un second temps, les paramètres de ce modèle sont utilisés en entrée d'un réseau de neurones qui va à son tour chercher à réduire l'erreur entre la modélisation de la BRDF avec les paramètres sélectionnés par l'algorithme génétique et les valeurs de BRDF réelles.

Guo et al. [F. Guo, 2023] ont proposé un nouveau modèle de BRDF data-driven s'appuyant sur la distribution de Cauchy-Lorentz, qui améliore la capacité à proposer une approximation des BRDF de matériaux comme les métaux ou les matériaux de revêtement avec une erreur réduite.

Les modèles de la littérature présentent des complexités différentes et sont utilisés pour représenter certains types de matériaux. Ils s'appuient presque tous sur une partie diffuse lambertienne constante, ce qui réduit la représentativité de la modélisation pour les zones de réflexion diffuse, comme cela va être illustré dans la suite de ce chapitre. La réflexion diffuse est impliquée dans la majorité du flux lumineux réfléchi par un matériau, et participe ainsi de façon prépondérante à l'équilibre énergétique d'une scène, notamment dans un bâtiment où les réflexions multiples peuvent représenter une part représentative de la lumière perçue. Ainsi ce chapitre traite dans la suite de la création de deux modèles de BRDF à partie diffuse non constante.

2.2 Présentation des données utilisées pour le modèle de BRDF data-driven

Dans la littérature, différents types de modèles de BRDF ont été proposés : phénoménologiques, physiques, et data-driven. L'objectif des modèles phénoménologiques est de fournir une formulation simple conçue pour une réflexion d'un certain type, sans forcément tenir compte de la physique et du sens des paramètres du modèle. L'objectif des modèles physiques est de simuler la réflexion de la lumière en s'appuyant sur les lois de la physique, ce qui conduit généralement à des formulations complexes. L'objectif des modèles data-driven est d'utiliser des données de BRDF réelles issues de gonio-photomètre pour obtenir des modèles présentant une meilleure approximation de la réalité, au prix d'un nombre de paramètres plus élevé.

Le LTDS (Laboratoire de Tribologie Dynamique des Systèmes) de l'ENTPE dispose d'un gonio-photomètre permettant de réaliser des mesures de BRDF spectrales avec des pas d'échantillonnages des directions d'incidence et de réflexion variables [Andréani, 2020]. Ainsi le modèle développé dans cette partie est un modèle phénoménologique conçu à l'aide de mesures de BRDF de plusieurs matériaux.

Dans un premier temps, les données acquises pour réaliser le modèle de BRDF data-driven (sous-section 2.2.1) et le traitement de ces données (sous-section 2.2.2) seront présentés.

2.2.1 Acquisition des données pour le modèle data-driven

Le modèle développé dans ce travail va être conçu en s'appuyant sur des mesures de BRDF de plusieurs matériaux. La première étape dans l'élaboration de ce modèle consiste à mesurer des BRDF de matériaux à l'aide d'un gonio-photomètre. Les mesures de BRDF sont obtenues à partir d'échantillons de matériaux, dont la taille peut être variable. Des exemples d'échantillons de peinture sont présentés sur la Figure 2.9.

Ce gonio-photomètre faisant l'objet d'une action de valorisation par la startup MATEREAL, seule une description succincte en sera faite, ne comportant que les informations disponibles publiquement dans le cadre du brevet n°1859832 [Labayrade et Andreani, 2018]. En conséquence, des détails de fonctionnement ne seront pas donnés dans cette partie. De même, les données seront traitées selon un processus qui n'est pas détaillé ici, mais qui est décrit dans la thèse d'Anna Andreani [Andréani, 2020] - ce document présente également une évaluation des mesures que permet d'obtenir ce dispositif, montrant des résultats cohérents par rapport à des mesures de référence.

Le gonio-photomètre se présente sous la forme d'une cellule robotisée. Deux bras robotisés sont présents à l'intérieur de cette cellule. Le bras 1 est équipé d'un dispositif permettant de manipuler l'échantillon. Il dispose de six degrés de liberté, c'est-à-dire que l'échantillon de matériau peut être incliné selon tous les axes de rotation et déplacé selon tous les axes de translation. Le bras 2 est lui équipé d'une source de lumière dont les caractéristiques ne seront pas détaillées dans cette partie. Ce bras dispose également six degrés de liberté, permettant à la source d'éclairer l'échantillon de matériau selon des angles θ variant de 0° à 180°, et selon des angles ϕ variant de 0° à 360°.



FIGURE 2.9 – Échantillons de matériaux de peintures jaune, rouge et bleu.

Par ailleurs, un appareil de mesure est dirigé vers l'échantillon du matériau. Pour chaque configuration géométrique induite par la position des deux bras robotisés, une mesure est réalisée. Pour caractériser les rayons incidents et réfléchis, on définit les angles (θ_{in}, ϕ_{in}), et $(\theta_{out}, \phi_{out})$, dans un repère lié à l'échantillon, dont l'axe Z est la normale à l'échantillon. L'étalonnage géométrique du dispositif ne sera pas explicité dans cette partie. La mesure de la BRDF d'un échantillon comporte différentes étapes :

— 1) le bras robotisé 1 s'oriente pour obtenir un angle de réflexion de la source sur le matériau $(\theta_{out}, \phi_{out})$,

— 2) le bras robotisé 2 s'oriente pour obtenir un angle d'incidence de la source sur le matériau (θ_{in}, ϕ_{in}),

— 3) une mesure est réalisée,

— 4) les étapes 2 et 3 sont répétées avec tous les angles (θ_{in}, ϕ_{in}),

— 5) l'étape 1 est répétée avec un nouvel angle $(\theta_{out}, \phi_{out})$, puis les étapes 2), 3) et 4) sont répétées. On répète cette étape jusqu'à ce que les mesures aient été réalisées pour toutes les configurations $(\theta_{out}, \phi_{out})$.

Une fois ces étapes réalisées, on obtient un fichier de mesures issu de l'échantillon de matériau après réflexion de la lumière issue de la source sur celui-ci. Cependant ces données sont dépendantes du spectre de la source lumineuse utilisée. Ainsi pour s'affranchir du spectre de la source lumineuse, il est nécessaire de réaliser un étalonnage qui ne sera pas détaillé dans cette partie.

Le processus de mesure est réalisé pour plusieurs échantillons de matériau, et permet d'obtenir des fichiers de données de BRDF spectrale tabulée. Ces données sont exploitées par un modèle data-driven, qui permet d'obtenir un échantillonnage de la BRDF avec un pas d'échantillonnage de 1° sur les angles θ_{in}, θ_{out} et ϕ_{out}.

2.2.2 Traitement des données pour le modèle data-driven

Une fois que les mêmes mesures ont été réalisées pour l'échantillon de matériau et pour le matériau de type Spectralon [Labsphere, 2019] (mesure de luminance spectrique pour les mêmes angles d'incidence, mêmes angles de réflexion et mêmes distances du spectroradiomètre), deux fichiers de données de luminance spectrique issues de la réflexion de la source de lumière sur le matériau à caractériser et sur le matériau de type Spectralon sont obtenus. Les relations 2.1, 2.2 présentent la description des BRDF du matériau à caractériser et du matériau de type Spectralon :

$$BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}, \lambda) = \frac{L_{e\ matériau}(\theta_{out}, \phi_{out}, \lambda)}{E_{e,i\ matériau}(\theta_{in}, \phi_{in}, \lambda)} \tag{2.1}$$

où :

— $L_{e\ matériau}(\theta_{out}, \phi_{out}, \lambda)$ est la luminance spectrique mesurée sur le matériau, mesurée en $W.m^{-2}.nm^{-1}$ avec un spectroradiomètre,

— $E_{e,i\ matériau}(\theta_{in}, \phi_{in}, \lambda)$ est l'éclairement spectrale incident sur le matériau, mesuré en $cd.sr.m^{-2}$.

$$BRDF_{spectralon}(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}, \lambda) = \frac{L_{e\ spectralon}(\theta_{out}, \phi_{out}, \lambda)}{E_{e,i\ spectralon}(\theta_{in}, \phi_{in}, \lambda)} \tag{2.2}$$

où :

— $L_{e\ spectralon}(\theta_{out}, \phi_{out}, \lambda)$ est la luminance spectrique réfléchit sur le spectralon, mesurée en $W.m^{-2}.nm^{-1}$ avec un spectroradiomètre,

— $E_{e,i\ spectralon}(\theta_{in}, \phi_{in}, \lambda)$ est l'éclairement incident sur le spectralon, mesuré en $cd.sr.m^{-2}$.

Cependant, dans notre configuration de mesure, l'éclairement sur le matériau et sur le spectralon sont les mêmes ($E_{e,i\ spectralon}(\theta_{in}, \phi_{in}, \lambda) = E_{e,i\ matériau}(\theta_{in}, \phi_{in}, \lambda)$). En effet la géométrie reste inchangée pour les deux mesures, et la source reste la même pour les deux mesures. Ainsi on peut décrire $BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}, \lambda)$ avec la relation 2.3 :

$$\begin{aligned} &BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}, \lambda) = \\ &\qquad \frac{L_{e\ matériau}(\theta_{out}, \phi_{out}, \lambda)}{L_{e\ spectralon}(\theta_{out}, \phi_{out}, \lambda)}.BRDF_{spectralon}(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}, \lambda) \end{aligned} \tag{2.3}$$

Connaissant les propriétés de réflexion du matériau de type Spectralon $BRDF_{spectralon}(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}, \lambda)$ (propriétés renseignées par le concepteur du matériau [Labsphere, 2019]), on peut alors obtenir les valeurs de BRDF de notre échantillon de matériau.

Cette manipulation est réalisée pour chaque échantillon de matériau à caractériser, et permet d'obtenir des fichiers de données de BRDF de divers échantillons de matériaux. Des exemples de rendus graphiques de BRDF spectrales de matériaux ainsi que leurs échantillons associés sont disponibles sur la Figure 2.10. Ces rendus graphiques ont été réalisés avec le logiciel de rendu graphique 3D Océan, logiciel développé par Éclat Digital [Digital, 2019].

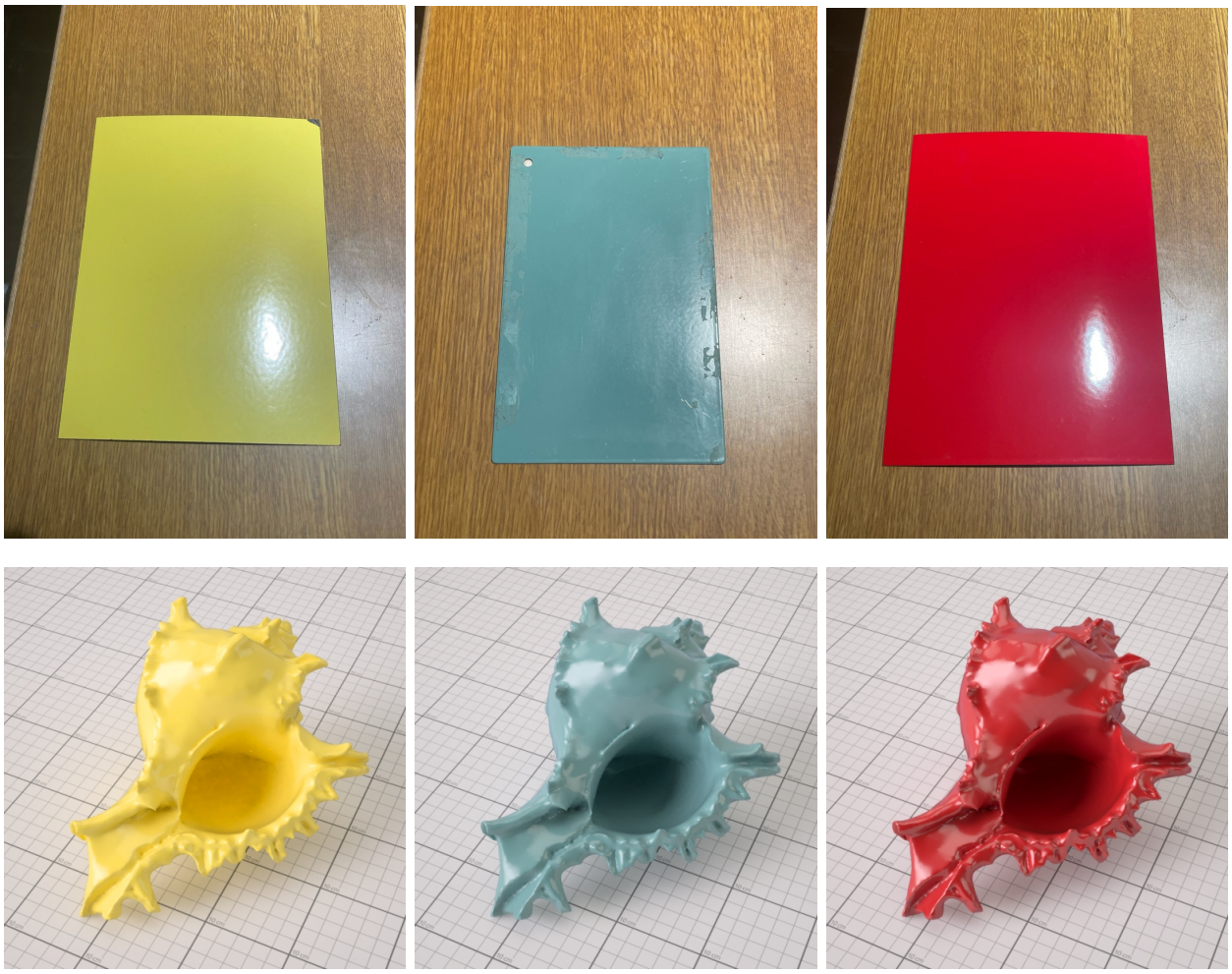


FIGURE 2.10 – Rendus graphiques 3D de BRDF spectrale d'échantillon de peintures jaune bleu et rouge. Rendus graphiques réalisés avec le logiciel Océan.

2.3 Première version du modèle de BRDF

Deux modèles de BRDF data-driven vont être présentés.

Pour ce premier modèle, une hypothèse du modèle sera présentée (sous-section 2.3.1). Ensuite, les données sous forme de tranches de BRDF spectrales seront introduites (sous-section 2.3.2). La notion de composante spectrale de BRDF spectrale sera ensuite présentée (sous-section 2.3.3).

La modélisation commencera ensuite par la présentation des différentes zones de modélisation (sous-section 2.3.4) : une zone diffuse (sous-section 2.3.5), une zone brillante (sous-section 2.3.6) et une zone dite intermédiaire (sous-section 2.3.7).

Après l'application de la composante spectrale à la BRDF modélisée (sous-section 2.3.8), des résultats de modélisation de BRDF spectrale avec ce premier modèle seront présentés (sous-section 2.3.9).

2.3.1 Hypothèse de modèle isotrope

Le modèle élaboré est un modèle phénoménologique, dont la conception s'appuie sur des mesures de BRDF. Le modèle est conçu pour représenter des BRDF de matériaux du bâtiment, avec une composante diffuse et une composante brillante (par exemple, des peintures du bâtiment). La majorité des matériaux du bâtiment pouvant être considérés comme isotropes, le modèle de BRDF développé sera un modèle de BRDF isotrope. Ainsi nous émettons l'hypothèse que les matériaux mesurés en laboratoire sont isotropes, donc que les propriétés de réflexion de ces matériaux ne dépendent pas de ϕ_{in} . On pourra donc fixer ϕ_{in} à une valeur arbitraire (typiquement $\phi_{in} = 0°$) ; on peut alors récrire la définition de la BRDF spectrale du matériau comme :

$$BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}, \lambda) = \frac{L_{e\ matériau}(\theta_{out}, \phi_{out}, \lambda)}{E_e i_{matériau}(\theta_{in}, \lambda)} \tag{2.4}$$

2.3.2 Tranches de BRDF spectrales

Les BRDF spectrales utilisées pour l'élaboration du modèle sont sous la forme de tranches de BRDF spectrales. Une tranche de BRDF spectrale correspond à une mesure au goniophotomètre pour un θ_{in} fixé, un ϕ_{in} fixé arbitrairement à 0°, un ϕ_{out} égal à ϕ_{in}, et des valeurs de θ_{out} variant de -85° à 85°, avec un pas variant en fonction de la zone de mesure. Dans la suite, une tranche de BRDF spectrale sera désignée par $BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}, \lambda)$, sans référence explicite aux angles ϕ_{in} et ϕ_{out}. Sur une telle tranche, deux zones sont identifiées :

— la zone brillante, pour $\theta_{out} = \theta_{in} \pm 10°$;

— la zone diffuse, pour le reste des valeurs de θ_{out}.

Pour la zone brillante, la luminance spectrique considérée est obtenue avec un pas pour θ_{out} de 1°. Pour la zone diffuse, la luminance spectrique considérée est obtenue avec un pas pour θ_{out} de 10°.

Pour chaque matériau, les mesures considérées correspondent à 19 valeurs de θ_{in}, de $\theta_{in} = -80°$ à $\theta_{in} = 80°$, avec un pas de 10°, et deux mesures complémentaires $\theta_{in} = -85°$ et $\theta_{in} = 85°$. L'intervalle de mesure pour θ_{in} est donc $I_{\theta_{in}}$ = [-85 ; -80 ; -70 ; -60 ; -50 ; -40 ; -30 ; -20 ; -10 ; 0 ; 10 ; 20 ; 30 ; 40 ; 50 ; 60 ; 70 ; 80 ; 85].

Voici trois exemples des mesures considérées pour $\theta_{in} = 30°$, $\theta_{in} = 80°$ et $\theta_{in} = 85°$:

— si on fixe $\theta_{in} = 30°$, alors les mesures considérées pour la luminance spectrique sont celles correspondant à θ_{out} = [-85° ; -80° ; -70° ; -60° ; -50° ; -40° ; -30° ; -20° ; -10° ; 0° ; 10° ; 20° ; 21° ; 22° ; 23° ; 24° ; 25° ; 26° ; 27° ; 28° ; 29° ; 30° ; 31° ; 32° ; 33° ; 34° ; 35° ; 36° ; 37° ; 38° ; 39° ; 40° ; 50° ; 60° ; 70° ; 80° ; 85°],

— si on fixe $\theta_{in} = 80°$, alors les mesures considérées pour la luminance spectrique sont celles correspondant à θ_{out} = [-85° ; -80° ; -70° ; -60° ; -50° ; -40° ; -30° ; -20° ; -10° ; 0° ; 10° ; 20° ; 30° ; 40° ; 50° ; 60° ; 70° ; 71° ; 72° ; 73° ; 74° ; 75° ; 76° ; 77° ; 78° ; 79° ; 80° ; 81° ; 82° ; 83° ; 84° ; 85°],

— si on fixe $\theta_{in} = 85°$, alors les mesures considérées pour la luminance spectrique sont celles correspondant à θ_{out} = [-85° ; -80° ; -70° ; -60° ; -50° ; -40° ; -30° ; -20° ; -10° ; 0° ; 10° ; 20° ; 30° ; 40° ; 50° ; 60° ; 70° ; 75° ; 76° ; 77° ; 78° ; 79° ; 80° ; 81° ; 82° ; 83° ; 84° ; 85°].

Ainsi au total, pour chaque matériau le nombre de couples $[\theta_{in}, \theta_{out}]$ considérés différents est de 675, ce qui correspond à 675 mesures de luminance spectrique. De plus, le fichier de BRDF spectrale obtenu est composé de $675 \times 751 = 506925$ valeurs qui représentent la BRDF spectrale sur la plage comprise entre 250 nm et 1000 nm avec un pas de 1 nm.

Les Figures 2.11 présentent les tranches de BRDF pour certains angles d'incidence pour les différents matériaux présentés précédemment. L'axe des ordonnées est en échelle logarithmique. Les formes courbes entre certains points de mesure sont dues à une interpolation linéaire, qui apparaît courbée lorsque l'échelle logarithmique est utilisée en ordonnée.

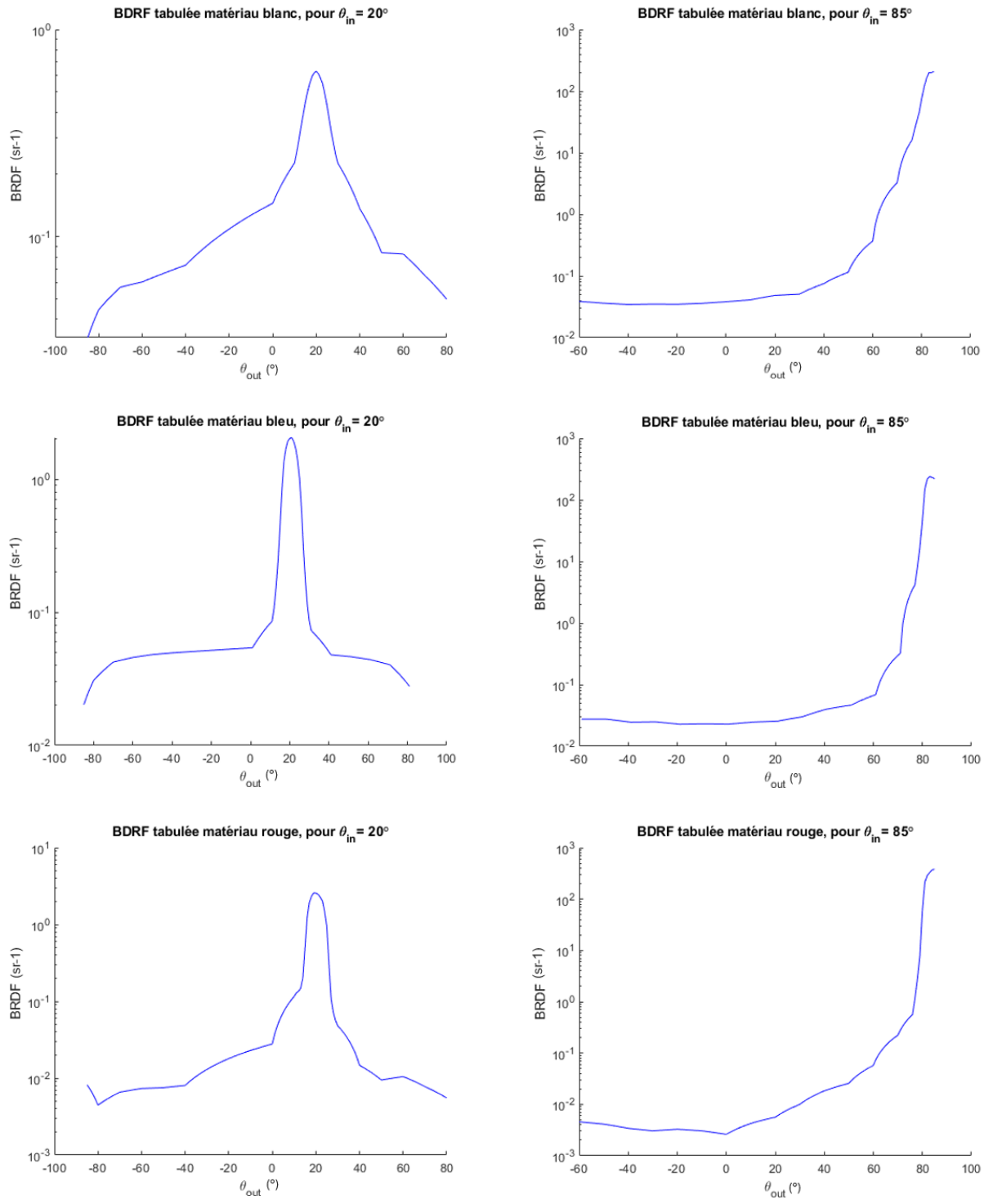


FIGURE 2.11 – Tranches de BRDF pour les angles $\theta_{in} = 20°$ et $\theta_{in} = 85°$, pour une peinture blanche, une peinture bleue et une peinture rouge - échelle logarithmique en ordonnée, pour $\lambda = 555$ nm.

2.3.3 Composante spectrale des BRDF spectrales

Afin de limiter le nombre de paramètres du modèle, la composante spectrale des BRDF sera séparée de la forme de BRDF pour une longueur d'onde donnée. Pour ce faire, les étapes suivantes sont appliquées à chaque mesure de BRDF spectrale de matériau :

— un angle θ_{in} et un angle θ_{out} sont choisis de telle manière que la mesure pour le couple $[\theta_{in}, \theta_{out}]$ soit située dans la zone diffuse (les valeurs retenues sont $\theta_{in} = 20°$ et $\theta_{out} = 70°$) ;

— une valeur de BRDF spectrale de référence est fixée pour λ_{ref}=555 nm, qui correspond à une longueur d'onde correspondant à la perception du vert ;

— le rapport entre $BRDF_{matériau}(\theta_{in} = 20°, \theta_{out} = 70°, \lambda)$ et $BRDF_{matériau}(\theta_{in} = 20°, \theta_{out} = 70°, \lambda_{ref} = 555nm)$ est calculé, avec λ variant de 380 nm à 780 nm avec un pas de 5 nm, correspondant à une composante spectrale de la BRDF du matériau dans la partie diffuse, caractérisée par $Cs_{matériau}(\lambda)$;

— les valeurs $BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}, \lambda \neq 555\ nm)$ pour tous les couples [θ_{in},θ_{out}] ne sont pas exploitées.

A la suite de ces étapes, la BRDF pour la longueur d'onde 555 nm, ainsi que la composante spectrale $Cs_{matériau}(\lambda)$ du matériau sont obtenues. La BRDF du matériau, pour la longueur d'onde 555 nm, peut être récrite comme 2.5 :

$$BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}) = BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}, \lambda_{ref} = 555\ nm) \tag{2.5}$$

Ainsi, nous obtenons une représentation intermédiaire de BRDF spectrale 2.6 :

$$BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}, \lambda) = BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}, \lambda_{ref} = 555\ nm).Cs_{matériau}(\lambda) \tag{2.6}$$

Il convient de noter que cette représentation diffère de la BRDF spectrale mesurée car la composante spectrale considérée est constante pour tous les angles θ_{in} et θ_{out}.

Dans un premier temps, le modèle développé dans cette partie représentera la BRDF du matériau $BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out})$ sans sa composante spectrale $Cs_{matériau}(\lambda)$.

Dans un second temps, ce modèle sera rendu spectral en le combinant avec la composante spectrale $Cs_{matériau}(\lambda)$. Le modèle spectral pourra alors être comparé aux mesures de BRDF.

La Figure 2.12 présente la composante spectrale pour une peinture bleue sur l'intervalle [380 nm - 780 nm], pour $\theta_{in} = 20°, \theta_{out} = 70°, \lambda_{ref} = 555\ nm$:

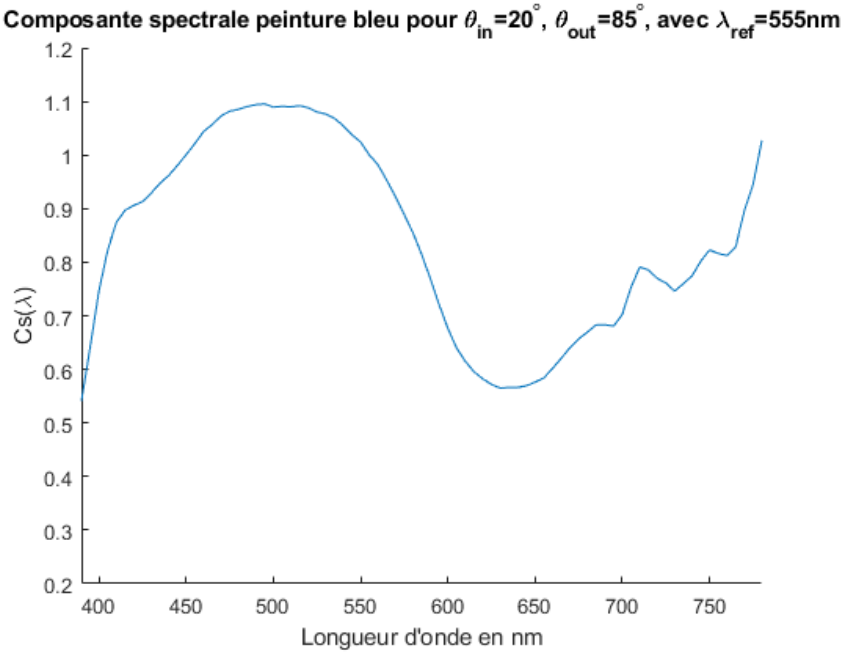


FIGURE 2.12 – Composante spectrale Cs pour une peinture bleue, pour $\theta_{in} = 20°, \theta_{out} = 70°, \lambda_{ref} = 555nm$.

2.3.4 Zones de modélisation du premier modèle de BRDF

Dans ce premier modèle, nous avons décidé de séparer les tranches de BRDF à représenter en trois zones différentes : une zone de réflexion diffuse, une zone de réflexion brillante et une zone de réflexion intermédiaire. D'autres modèles ont déjà considéré trois parties à modéliser, notamment Phong [Phong, 1975]. Ces trois zones sont représentées sur la Figure 2.13. La Figure 2.14 présente les trois zones pour deux tranches de BRDF. La plupart des modèles de la littérature utilisent déjà un découpage de modèles de BRDF en une zone diffuse et une zone brillante, comme Ward [Ward, 1992] ou Brady et al. [A. Brady, 2014]. L'ajout d'une zone intermédiaire réalisant la transition entre la zone diffuse et la zone brillante a vocation à permettre une flexibilité de représentation grâce à des paramètres dédiés.

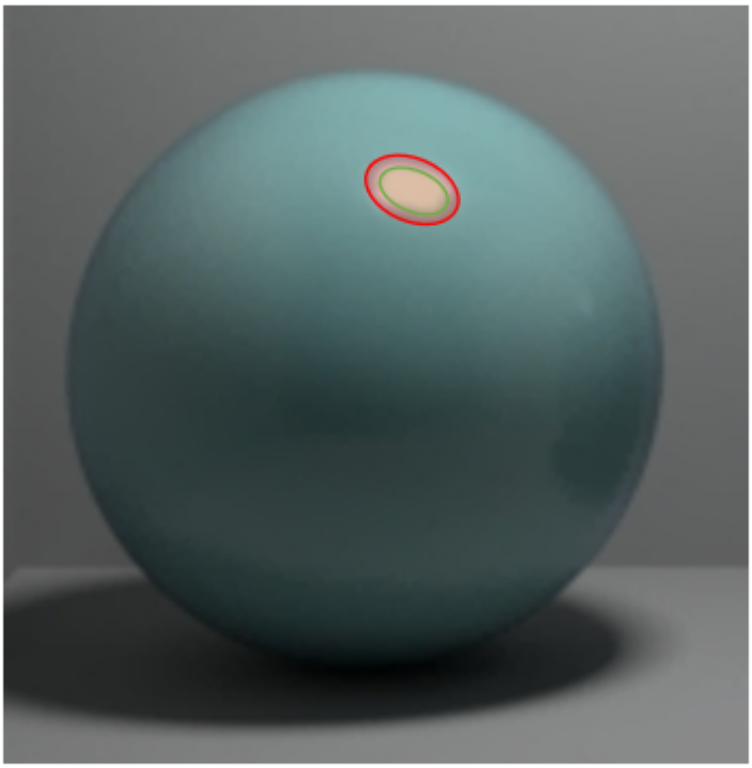


FIGURE 2.13 – Rendu graphique d'une peinture bleue avec le logiciel Océan. Un filtre vert transparent est appliqué sur la zone brillante, et un filtre rouge transparent sur la zone intermédiaire. Aucun filtre n'a été appliqué sur la zone diffuse.

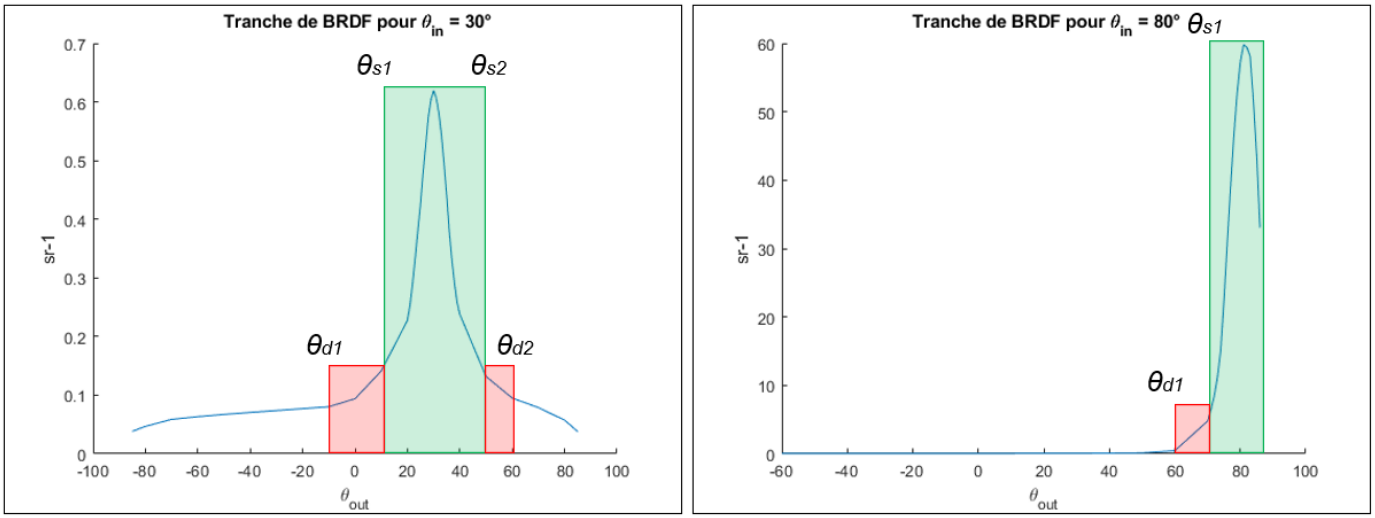


FIGURE 2.14 – Tranches de BRDF pour les angles $\theta_{in} = 30°$ et $80°$ pour une peinture bleue. La zone brillante est surlignée en vert, la zone intermédiaire en rouge. La zone non surlignée correspond à la réflexion diffuse. θ_d et θ_s sont les angles délimitant les différentes zones.

Considérant ainsi les trois zones brillante, intermédiaire et diffuse, la BRDF d'un matériau

peut être écrite de la façon suivante :

$$\begin{aligned} &BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}) = \\ &\quad BRDF_{diffus}(\theta_{in}, \theta_{out}) + BRDF_{intermédiaire}(\theta_{in}, \theta_{out}) + BRDF_{brillant}(\theta_{in}, \theta_{out}) \end{aligned} \tag{2.7}$$

Cette écriture suppose que chaque terme est nul en dehors de son intervalle de définition, à savoir :

— Pour la BRDF diffuse : [-90° - θ_{d1}] et [θ_{d2} - 90°] ;

— Pour la BRDF intermédiaire : [θ_{d1} - θ_{i1}] et [θ_{i2} - θ_{d2}] ;

— Pour la BRDF brillante : [θ_{i1} - θ_{i2}].

2.3.5 Modélisation de la zone diffuse

La zone diffuse de la BRDF est représentée sur les Figures 2.13 et 2.14. Cette zone est liée à la couleur diffuse du matériau comme illustré sur la Figure 2.13. Sur les tranches de BRDF à modéliser, cette zone peut être représentée par une courbe légèrement décroissante puis chutant pour les angles rasants comme le montre la Figure 2.14. Cette zone en deux parties s'étend sur les intervalles [-90° ; θ_{d1}] et [θ_{d2} ; 90°].

Cependant, pour certains angles θ_{in}, l'un de ces intervalles est réduit à l'ensemble vide. Par exemple, pour $\theta_{in} = -80°$, $\theta_{d1} = \theta_{in} - 10 = -90°$. Ainsi le premier intervalle est vide. Ce cas se produit pour $\theta_{in} = [-85°, -80°, 80°, 85°]$.

On considérera que pour un angle θ_{in} fixé induisant une zone diffuse définie sur deux intervalles non nuls, une tranche de BRDF est symétrique par rapport à l'axe vertical passant par $\theta_{out} = \theta_{in}$. Ainsi pour chaque θ_{in} considéré pour la BRDF mesurée, la moyenne de la première zone diffuse avec le symétrique de la seconde sera calculée, ce qui aboutit à 19 zones diffuses (i.e. le nombre de valeurs de θ_{in}).

L'hypothèse d'isotropie va également permettre de réduire la dimensionnalité du problème selon θ_{out}. La réflexion peut être considérée comme symétrique selon θ_{out} et les valeurs de réflexion diffuse sont les mêmes pour tout θ_{out} et son opposé, donc que pour tout θ_{out} fixé, $BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}) = BRDF_{matériau}(\theta_{in}, -\theta_{out})$, excluant ainsi les surfaces retro-diffusantes. La moyenne de ces deux zones diffuses est réalisée, obtenant au total dix parties diffuses à modéliser pour un matériau pour θ_{in} = [-85°/85° ; -80°/80° ; -70°/70° ; -60°/60° ; -50°/50° ; -40°/40° ; -30°/30° ; -20°/20° ; -10°/10° ; 0°]. Chaque partie diffuse est ensuite normalisée et les facteurs de normalisation sont stockés.

La modélisation de la zone diffuse va être effectuée en deux étapes :

— la modélisation des tranches diffuses normalisées ;

— la modélisation des facteurs de normalisation.

2.3.5.1 Modélisation des tranches de BRDF diffuses normalisées

La moyenne des tranches de BRDF diffuses normalisées, correspondant aux différents θ_{in} est tout d'abord calculée. Cette tranche moyenne, ne dépendant que de θ_{out}, est modélisée par un polynôme de degrés 3 :

$$BRDF\ normalisée_{diffus}(\theta_{out}) = p(1).\theta_{out}^3 + p(2).\theta_{out}^2 + p(3).\theta_{out} + p(4) \tag{2.8}$$

où $p(i)$, $i = [1; 2; 3; 4]$ sont les paramètres du modèle.

2.3.5.2 Modélisation des facteurs de normalisation

Les facteurs de normalisation, dépendant de θ_{in}, sont les maximums de chaque tranche de BRDF diffuses. Elles sont modélisées par la fonction puissance :

$$f_{norm\ \ diffus}(\theta_{in}) = p(5).(\theta_{in})^{p(6)} + p(7) \tag{2.9}$$

où $p(i), i = [5; 6; 7]$ sont les paramètres du modèle et $f_{norm\ \ diffus}(\theta_{in})$ les facteurs de normalisation.

2.3.5.3 Modélisation de la BRDF dans la zone diffuse

Finalement, le modèle de la BRDF dans la zone diffuse s'exprime par :

$$BRDF_{diffus}(\theta_{in}, \theta_{out}) = [p(1).\theta_{out}^3 + p(2).\theta_{out}^2 + p(3).\theta_{out} + p(4)] * (p(5).(\theta_{in})^{p(6)} + p(7)) \tag{2.10}$$

Cette modélisation polynomiale permet d'obtenir une forme de la BRDF diffuse proche des tranches de BRDF diffuses mesurées à l'aide du goniomètre (résultat présenté dans la sous-section 2.3.9). Augmenter le degré du polynôme dans l'équation 2.10 permet d'obtenir de meilleurs résultat, mais un compromis a été fait entre la précision de l'approximation et le nombre de paramètres, le but du modèle étant d'avoir un nombre de paramètres le plus petit possible.

La modélisation des facteurs de normalisation permet d'obtenir les bons paliers pour les tranches diffuses.

2.3.6 Modélisation de la zone brillante

La zone brillante de la BRDF est représentée sur les Figures 2.13 et 2.14. Cette zone est liée au reflet brillant sur le matériau comme illustré sur la Figure 2.13. Sur les tranches de BRDF à modéliser, cette zone peut être représentée par une courbe présentant une forte pente

puis un maximum, comme illustré sur la Figure 2.14. Cette zone est définie sur l'intervalle $[\theta_{s1}\,;\,\theta_{s2}]$, comme le montre la Figure 2.14.

La zone brillante est présente sur toutes les tranches de la BRDF, et donc quel que soit l'angle θ_{in}. Pour les angles $\theta_{in} = [-85°, -80°, 80°, 85°]$ la zone brillante est réduite (pour $\theta_{in} = -85°$ la zone brillante est définie pour les valeurs suivantes de θ_{out} : [-85° ; -84° ; -83° ; -82° ; -81° ; -80° ; -79° ; -78° ; -77° ; -76° ; -75°], et pour θ_{in} = -80° elle est définie pour les valeurs suivantes de θ_{out} = [-85° ; -84° ; -83° ; -82° ; -81° ; -80° ; -79° ; -78° ; -77° ; -76° ; -75° ; -74° ; -73° ; -72° ; -71° ; -70].

Des simplifications similaires à celles exploitées pour la zone diffuse seront mises en œuvre :

— symétrie de la zone brillante par rapport à l'axe vertical passant par $\theta_{out} = \theta_{in}$, ainsi la moyenne des valeurs de BRDF sur les deux intervalles ($[\theta_{s1} : \theta_{out}]$ et $[\theta_{out} : \theta_{s2}]$)) est exploitée pour l'identification des paramètres du modèle. Cette simplification implique que le maximum du pic spéculaire est situé dans la direction spéculaire, ce qui n'est physiquement pas le cas. Ce maximum du pic spéculaire est en réalité à un angle plus élevé, notamment visible sur les travaux de [Torrance et Sparrow, 1966] ;

— symétrie selon θ_{out} (les zones spéculaires pour θ_{in} = -θ_{in} sont symétriques).

Les parties spéculaires sont ensuite normalisées, en divisant les valeurs de chaque tranche de BRDF par la valeur maximale de la tranche. La modélisation de la partie brillante se déroule en 2 étapes :

— la modélisation des parties de tranches spéculaires normalisées ;

— la modélisation des facteurs de normalisation des tranches spéculaires.

2.3.6.1 Modélisation des tranches de BRDF brillantes

La moyenne des tranches de BRDF brillantes normalisées, correspondant aux différents θ_{in} est tout d'abord calculée.

Cette tranche moyenne, ne dépendant que de θ_{out}, est modélisée par un polynôme de degrés 2 :

$$BRDF\ normalisée_{spéculaire}(\theta_{out}) = p(8).\theta_{out}^2 + p(9).\theta_{out} + p(10) \tag{2.11}$$

où $p(i), i = [8; 9; 10]$ sont les paramètres du modèle.

2.3.6.2 Modélisation des facteurs de normalisation

Les facteurs de normalisation, dépendant de θ_{in}, sont modélisés par la fonction exponentielle :

$$f_{norm\ spéculaire}(\theta_{in}) = p(11).\exp[-(\frac{\theta_{in}}{p(12)})^2] \tag{2.12}$$

où $p(i), i = [11; 12]$ les paramètres du modèle.

2.3.6.3 Modélisation parties spéculaires

Finalement, le modèle de la BRDF dans la zone brillante s'exprime par :

$$BRDF_{spéculaire}(\theta_{in}, \theta_{out}) = (p(8).\theta_{out}^2 + p(9).\theta_{out} + p(10)).(p(11).\exp[-(\frac{\theta_{in}}{p(12)})^2]) \tag{2.13}$$

2.3.7 Modélisation de la zone intermédiaire

La zone intermédiaire est représentée sur les Figures 2.13 et 2.14. Elle est située entre la zone brillante et la zone diffuse. Cette zone est de taille variable et dépend du matériau à modéliser. Des matériaux comme les peintures brillantes ont tendances à avoir des zones intermédiaires plus larges que des matériaux diffus comme du béton.

Cette zone est définie sur l'intervalle angulaire $[\theta_s\,;\,\theta_d]$. θ_s et θ_d sont des paramètres du modèle qui seront notés $p(13)$ et $p(14)$. Ces paramètres sont fixés arbitrairement. Chaque tranche de BRDF présente deux zones brillantes, sauf lorsqu'il s'agit d'une tranche à un angle θ_{in} rasant (comme c'est le cas sur la Figure 2.13). Ainsi la première zone brillante est définie sur l'intervalle $[\theta_{d1}\,;\,\theta_{s1}]$, et la seconde sur l'intervalle $[\theta_{s2}\,;\,\theta_{d2}]$ (si elle existe). Les valeurs de ces angles sont définies de la façon suivante :

$$\begin{cases} \theta_{d1} = \theta_{in} - p(13), \theta_{d2} = \theta_{in} + p(13) \\ \theta_{s1} = \theta_{in} - p(14), \theta_{s2} = \theta_{in} + p(14) \end{cases} \tag{2.14}$$

Une fois ces angles définis, l'identification des paramètres des parties diffuses et brillantes peut être réalisée. Pour cela, une méthode d'optimisation non linéaire est exploitée afin d'identifier les valeurs des paramètres permettant de minimiser l'erreur quadratique entre le modèle et les valeurs mesurées de BRDF. Pour modéliser la partie intermédiaire, une interpolation est réalisée entre les parties diffuse et brillante. Différentes méthodes d'interpolation ont été testées : linéaire, plus proche voisin, bicubique [Keys, 1981], Spline [Charles et Weston, 1976] et Akima [Akima, 1970]. La méthode ayant présenté les meilleurs résultats sur le plus grand nombre de matériaux est la méthode d'interpolation Akima. Cette méthode s'appuie sur l'algorithme Akima [Akima, 1970] qui réalise une interpolation polynomiale présentant des dérivés continues du premier ordre ($C1$).

2.3.8 Application de la composante spectrale

Les paramètres p(1) à p(14) permettent de modéliser les tranches de BRDF à la longueur d'onde lambda $\lambda = 555\ nm$. Il est nécessaire de combiner ce modèle monochromatique avec une composante spectrale dépendant de $Cs_{matériau}(\lambda)$ définie dans la partie 2.3.3. On applique alors la relation suivante dans les zones diffuse et intermédiaire :

$$BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}, \lambda) = BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}).Cs_{matériau}(\lambda) \tag{2.15}$$

2.3.9 Résultats de la modélisation des matériaux

Les résultats obtenus après la modélisation d'un matériau sont des tranches de BRDF, dans le plan θ_{in},θ_{out}, et pour chaque longueur d'onde lambda. Pour obtenir une BRDF complète, il convient de définir les valeurs de BRDF pour toutes les valeurs de ϕ_{in},ϕ_{out}.

Pour cela, un processus d'extrapolation est utilisé en s'appuyant sur la base de Rusinkiewicz . Il existe en effet une bijection entre l'espace angulaire (θ_{in}, θ_{out}, ϕ_{in}, ϕ_{out}) et l'espace de Rusinkiewicz [Rusinkiewicz, 1998] (θ_d, ϕ_d, θ_h, ϕ_h).

Pour chaque longueur d'onde, un échantillonnage Ec_{Rus} de l'espace de Rusinkiewicz est défini, ainsi que deux histogrammes de dimension 4 : $Hist_{BRDF\ \times\ poids}$, et $Hist_{poids}$, initialisés à 0. Pour chaque point P de chaque tranche de BRDF, les coordonnées de son correspondant $Rus(P)$ dans l'espace de Rusinkiewicz sont calculées.

Rus(P) va être utilisé pour mettre à jour les deux histogrammes $Hist_{BRDF\ \times\ poids}$, et $Hist_{poids}$. Un poids w (par exemple inversement proportionnel à une distance d, typiquement une distance euclidienne) entre chaque point de Ec_{Rus} et $Rus(P)$ est calculé ; sa valeur *w(P)* est ajoutée dans la case correspondante de $Hist_{poids}$; la valeur $w(P) \times BRDF(P)$ est ajoutée dans la case correspondante de $Hist_{BRDF\ \times\ poids}$. Une fois tous les points de toutes les tranches de BRDF traités de cette façon, les cases de $Hist_{BRDF\ \times\ poids}$ sont divisées par les cases correspondantes de $Hist_{poids}$. Les valeurs obtenues sont des estimations des valeurs de la BRDF dans l'espace de Rusinkiewicz en bijection avec l'espace angulaire (θ_{in}, θ_{out}, ϕ_{in}, ϕ_{out}).

L'estimation obtenue peut être exploitée à des fins de simulation de l'interaction matière-lumière.

Les résultats présentés dans cette partie sont des comparaisons entre les BRDF mesurées de trois matériaux et leur modélisation avec le modèle proposé. Les tranches de BRDF mesurées de chaque matériau seront comparées avec les tranches de BRDF obtenues avec le modèle de BRDF. Les erreurs entre ces tranches seront calculées, erreur relative en % et RMSE. Par ailleurs, des simulations de ces matériaux (via le logiciel de simulation spectrale de la lumière Ocean), obtenus d'une part en utilisant la BRDF mesurée, d'autre part la BRDF modélisée, seront comparées.

Les Figures 2.15 présentent les tranches de BRDF de trois matériaux, mesurées (dites aussi tabulées) et modélisées, pour des angles $\theta_{in} = -20°$ et $\theta_{in} = -85°$:

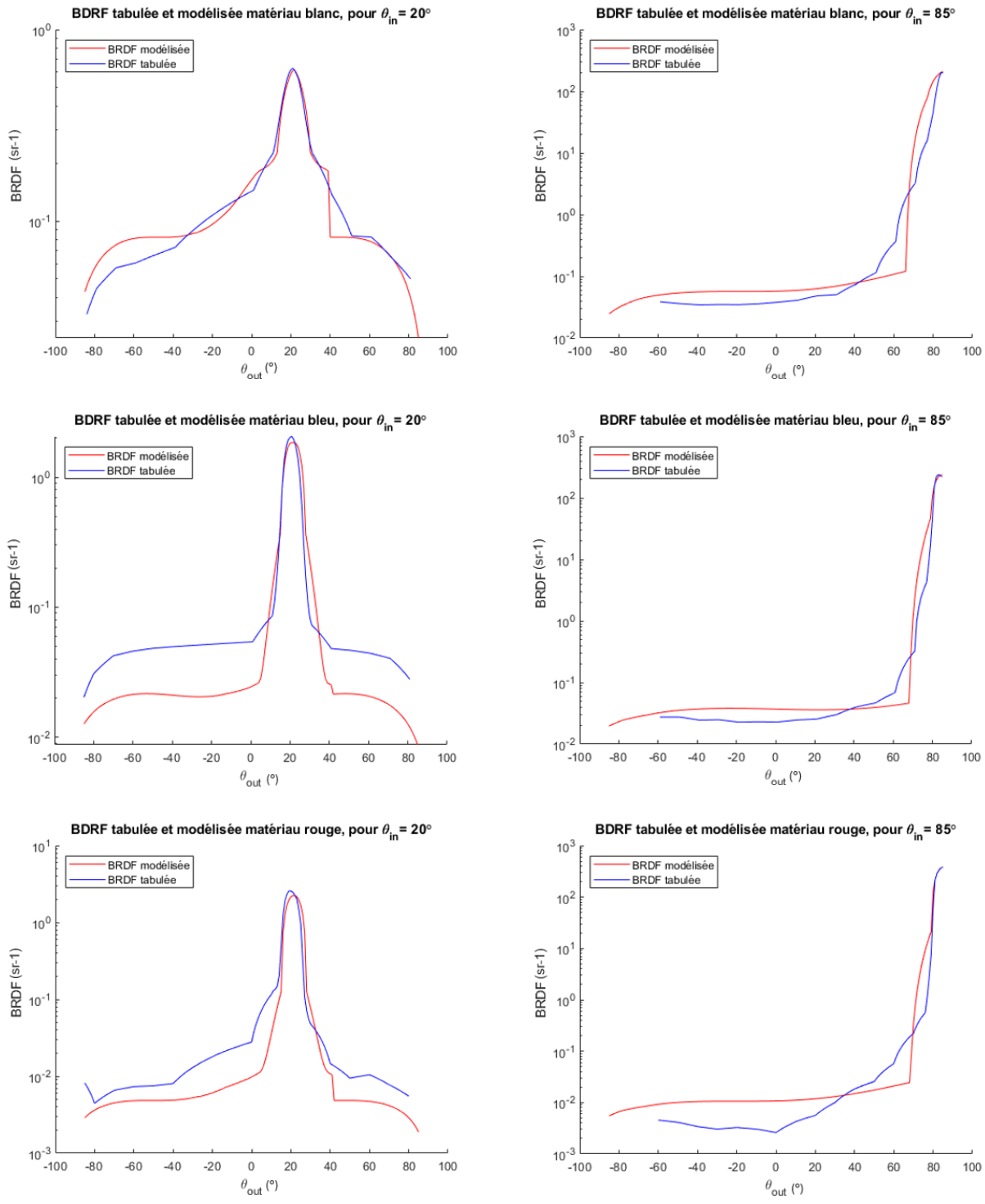


FIGURE 2.15 – Comparaison entre des tranches de BRDF mesurées ()dites aussi tabulées) et des tranches de BRDF modélisées, pour $\theta_{in} = -20°$ et $\theta_{in} = -85°$, pour un matériau blanc, un matériau bleu et un matériau rouge, en échelle logarithmique.

Les Tables 2.1 et 2.2 présentent les erreurs relatives et la RMSE entre les tranches de

BRDF mesurées et les tranches de BRDF modélisées pour $\theta_{in} = -20°$, $\theta_{in} = -85°$ et en moyenne, pour tous les angles d'incidences θ_{in} :

	RMSE $\theta_{in} = -20°$	RMSE $\theta_{in} = -85°$	RMSE moyenne pour tout θ_{in}
Matériau blanc	0,0764	0,0832	0,0699
Matériau bleu	0,0554	0,0315	0,0564
Matériau rouge	0,0684	0,0161	0,0600

TABLE 2.1 – RMSE entre les tranches de BRDF mesurées et modélisées pour $\theta_{in} = -20°$, $\theta_{in} = -85°$ et pour la moyenne de tous les angles d'incidences θ_{in}.

	Erreur relative $\theta_{in} = -20°$	Erreur relative $\theta_{in} = -85°$	Erreur relative moyenne pour tout θ_{in}
Matériau blanc	18,34%	59,81%	28,69%
Matériau bleu	54,26%	56,32%	54,87%
Matériau rouge	35,29%	110,76%	52,64%

TABLE 2.2 – Erreur relative entre les tranches de BRDF mesurées et modélisées pour $\theta_{in} = -20°$, $\theta_{in} = -85°$ et pour la moyenne de tous les angles d'incidences θ_{in}.

La Figure 2.16 suivante présente une BRDF spectrale d'un matériau, issue de mesure pour la boules située à droite du rendu graphique, et issue de la modélisation du modèle de BRDF pour la boule située à gauche du rendu graphique.

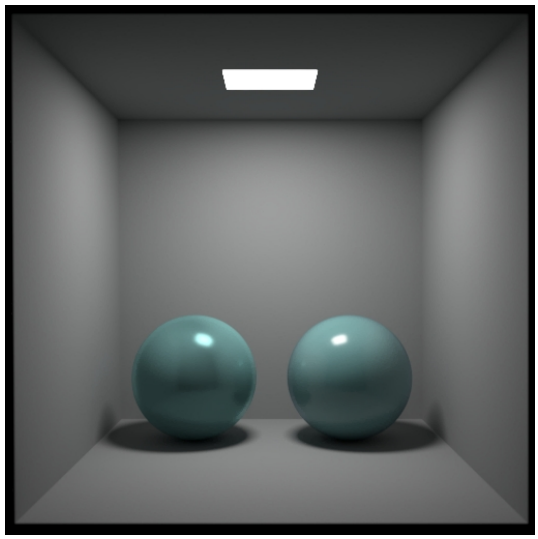


FIGURE 2.16 – Rendu graphique 3D de BRDF spectrale d'échantillon de peinture bleu. Rendu graphique réalisé avec le logiciel Océan.

Sur le rendu graphique, la modélisation du matériau apparaît plus brillante que la mesure

du matériau. On remarque également que la tâche brillante est légèrement teintée de la couleur du matériau.

Ce premier modèle décomposant la BRDF en zone diffuse, zone brillante et zone intermédiaire, nous permet de modéliser des BRDF spectrales de matériaux du bâtiment. En particulier, la partie diffuse non constante est davantage en accord avec les mesures expérimentales qu'un modèle diffus constant. Un second modèle va être développé avec l'objectif d'améliorer la partie brillante. La partie intermédiaire sera supprimée afin d'étudier sa pertinence. De plus, une approche de modélisation de la BRDF spectrale dépendant des angles θ_{in} et θ_{out} sera proposée, pour améliorer les résultats par rapport aux BRDF mesurées.

2.4 Deuxième version du modèle de BRDF

Pour ce deuxième modèle, la même hypothèse d'isotropie que le premier modèle présenté avant (voir 2.3.1) est réalisée. Les mêmes données sous forme de tranche de BRDF sont utilisées (voir 2.3.2).

La composante spectrale sera approchée d'une nouvelle manière (sous-section 2.4.1).

La modélisation commencera ensuite par la présentation des deux zones de modélisation (sous-section 2.4.2) : une zone diffuse (sous-section 2.4.3) et une zone brillante (sous-section 2.4.4).

Après l'application de la composante spectrale à la BRDF modélisée (sous-section 2.4.5), des résultats de modélisation de BRDF spectrale avec ce premier modèle seront présentés (sous-section 2.4.6).

2.4.1 Composante spectrale des BRDF spectrales

Afin de limiter le nombre de paramètres du modèle, la composante spectrale des BRDF sera séparée de la forme de BRDF pour une longueur d'onde donnée. Pour ce faire, les étapes suivantes sont appliquées à chaque mesure de BRDF spectrale de matériau :

— un angle θ_{in} et un angle θ_{out} sont choisis de telle manière que la mesure pour le couple $[\theta_{in}\,;\,\theta_{out}]$ soit située dans la zone diffuse (les valeurs retenues sont $\theta_{in} = 20°$ et $\theta_{out} = 70°$) ;

— une valeur de BRDF spectrale de référence est fixée pour λ_{opti} qui correspond à la longueur d'onde de telle manière que 2.16 soit respectée :

$$max(BRDF_{matériau}(\theta_{in} = 20°, \theta_{out} = 70°, \lambda)) = BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}, \lambda_{opti}) \quad (2.16)$$

— le rapport entre $BRDF_{matériau}(\theta_{in} = 20°, \theta_{out} = 70°, \lambda)$ et $BRDF_{matériau}(\theta_{in} = 20°, \theta_{out} = 70°, \lambda_{opti})$ est réalisé, avec λ variant de 380 nm à 780 nm avec un pas de 5 nm, correspondant à une composante spectrale de la BRDF du matériau dans la partie diffuse, caractérisée par $Cs_{matériau}(\lambda)$;

— les valeurs $BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}, \lambda_{opti})$ pour tous les couples [θ_{in},θ_{out}] ne sont pas exploitées.

A la suite de ces étapes,la BRDF pour la longueur d'onde 555 nm, ainsi que la composante spectrale $Cs_{matériau}(\lambda_{opti})$ du matériau sont obtenues. La BRDF du matériau, pour la longueur d'onde λ_{opti}, peut être récrite comme 2.17 :

$$BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}) = BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}, \lambda_{opti}) \tag{2.17}$$

Ainsi, nous obtenons une représentation intermédiaire de BRDF spectrale 2.18 :

$$BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}, \lambda) = Cs_{matériau}(\lambda_{opti}).BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}) \tag{2.18}$$

Il convient de noter que cette représentation diffère de la BRDF spectrale mesurée car la composante spectrale considérée est constante pour tous les angles θ_{in} et θ_{out}.

Dans un premier temps, le modèle développé dans cette partie représentera la BRDF du matériau $BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out})$ sans sa composante spectrale $Cs_{matériau}(\lambda_{opti})$.

Dans un second temps, ce modèle sera rendu spectral en le combinant avec une composante spectrale élaborée à partir d'une part de $Cs_{matériau}(\lambda_{opti})$ caractérisant la partie diffuse, et d'autre part à partir d'une composante $Cs_{speculairematériau}$ caractérisant le comportement spectral du matériau au niveau du pic spéculaire, indépendante de lambda, pour représenter la réflexion spéculaire non colorée de la lumière.

Le modèle spectral pourra alors être comparé aux mesures de BRDF.

La Figure 2.17 présente la composante spectrale pour une peinture bleue sur l'intervalle [380 nm - 780 nm], pour $\theta_{in} = 20°, \theta_{out} = 70°, \lambda_{opti}$.

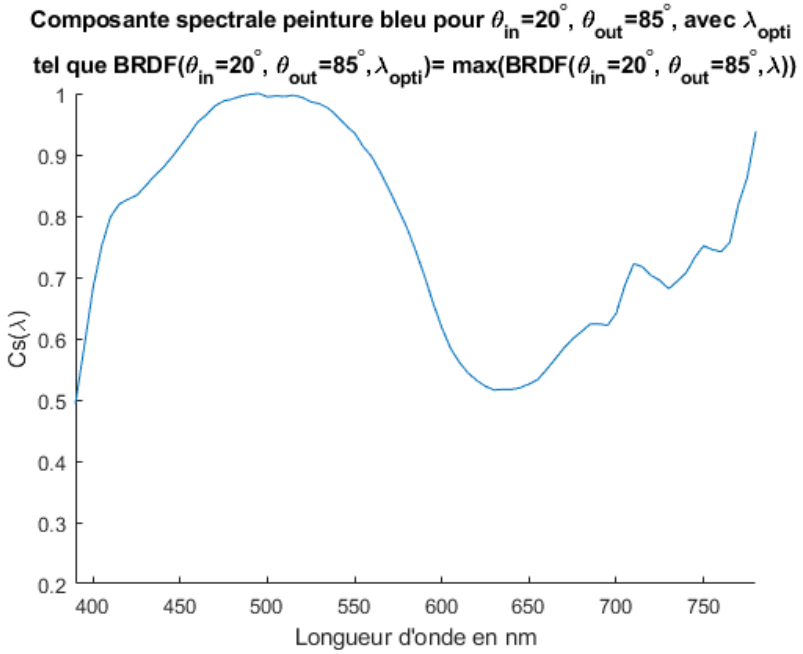


FIGURE 2.17 – Composante spectrale Cs pour une peinture bleue, pour $\theta_{in} = 20°, \theta_{out} = 70°, \lambda_{opti} = 470$nm.

2.4.2 Zones de modélisation du deuxième modèle de BRDF

Dans ce deuxième modèle, nous avons décidé de séparer les tranches de BRDF à représenter en deux zones différentes : une zone de réflexion diffuse et une zone de réflexion spéculaire. Ce choix a été fait car la partie intermédiaire (partie brillante dans le premier modèle) était définie pour certains matériaux mais pour d'autres cette partie était quasiment inexistante. La plage angulaire brillante sera comprise dans la plage angulaire diffuse pour ce deuxième modèle. La Figure 2.4.2 présente les zones de réflexion diffuse et spéculaire sur un rendu graphique 3D. La Figure 2.19 présente les zones de réflexion diffuse et spéculaire sur deux tranches de BRDF.

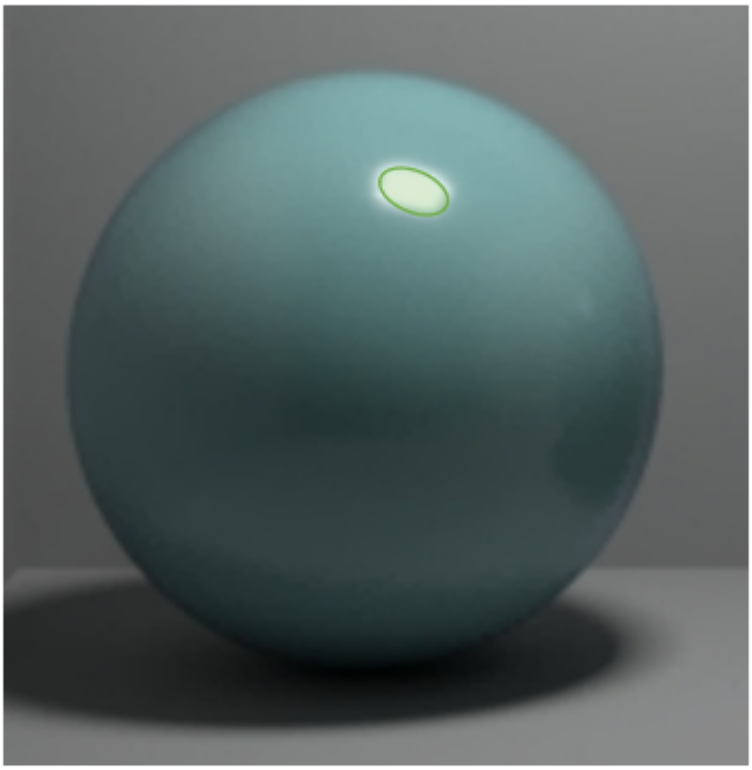


FIGURE 2.18 – Rendu graphique d'une peinture bleue avec le logiciel Océan. Un filtre vert transparent est appliqué sur la zone brillante. Aucun filtre n'a été appliqué sur la zone diffuse.

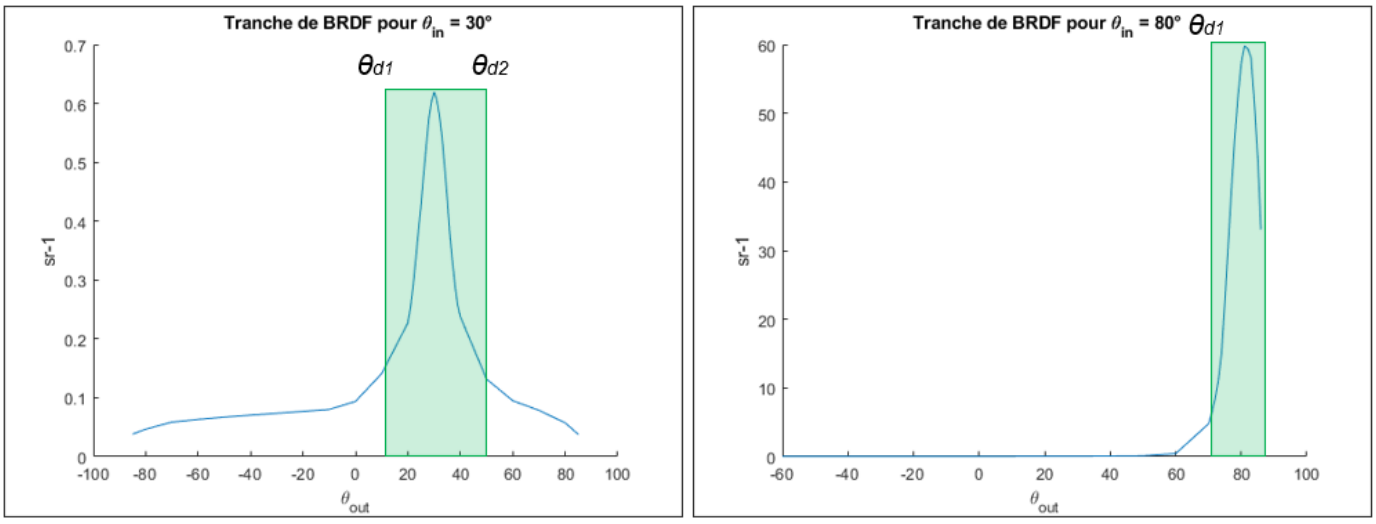


FIGURE 2.19 – Tranches de BRDF pour les angles $\theta_{in} = 30°$ et $80°$ pour une peinture bleue. La zone spéculaire est surlignée en vert. La zone non surlignée correspond à la réflexion diffuse. θ_{d1} et θ_{d2} sont les angles délimitant les différentes zones.

Considérant ainsi les trois zones brillante, intermédiaire et diffuse, la BRDF d'un matériau peut être écrite de la façon suivante :

$$BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}) = BRDF_{diffus}(\theta_{in}, \theta_{out}) + BRDF_{spéculaire}(\theta_{in}, \theta_{out}) \quad (2.19)$$

Cette écriture suppose que chaque terme est nul en dehors de son intervalle de définition, à savoir :

— Pour la BRDF diffuse : [-90° ; θ_{d1}] et [θ_{d2} ; 90°] ;

— Pour la BRDF spéculaire : [θ_{d1} ; θ_{d2}].

2.4.3 Modélisation de la zone diffuse

Pour la modélisation de la partie diffuse, la modélisation est similaire à celle proposée pour le premier modèle (voir 2.3.5).

2.4.4 Modélisation de la zone brillante

Pour ce deuxième modèle de BRDF, la partie brillante sera reprise de Ward [Ward, 1992]. Ce choix a été fait après avoir plusieurs tests de modèles brillants de la littérature. Le modèle développé par Ward, qui présentait les meilleures performances , est présenté par 2.20, 2.21, 2.22 :

$$BRDF\ _{Ward}(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}) = \rho\ _{diffus\ Ward} + \rho\ _{spéculaire\ Ward}(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}) \quad (2.20)$$

Avec :

$$\rho\ _{diffus\ Ward} = \frac{\rho_d}{\pi} \quad (2.21)$$

où ρ_d est le paramètre de réflectance diffus,

et :

$$\rho\ _{spéculaire\ Ward}(\theta_{in}, \theta_{out}, \phi_{in}, \phi_{out}) = \rho_s * \frac{DGF}{\pi * (N.L)(N.V)} \quad (2.22)$$

où ρ_s est le paramètre de réflectance spéculaire, G la fonction de géométrie de visibilité, F la fonction des termes de Fresnel, D la fonction de distribution des micro-facettes, N le vecteur normal au plan du matériau, L le vecteur directeur du rayon lumineux et V le vecteur

directeur du rayon lumineux réfléchi sur le matériau. Les expressions de D, G et F sont les suivantes :

$$G(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}) = \min\left(1, \frac{2\cos(\theta_h)\cos(\theta_d)}{\cos(\theta_{in})\cos(\theta_{out})}\right) \tag{2.23}$$

$$F(\theta_{in}) = F_0 + (1 - F_0)(1 - cos(\theta_{in}))^5 \tag{2.24}$$

où F_0 est défini par 2.25 :

$$F_0 = (\frac{n_1 - 1}{n_1 + 1})^2 \tag{2.25}$$

$$D(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}) = \frac{1}{4\pi a1 a2\sqrt{(\cos(\theta_{in})\cos(\theta_{out}))}} \exp[-\tan^2(\theta_h)(\cos^2(\frac{\phi}{a1^2}) + (\sin^2(\frac{\phi}{a2^2})] \tag{2.26}$$

où ϕ est l'angle entre la direction de la lumière incidente et la direction de réflexion (on peut aussi écrire ϕ sous la forme $V.H$ où H est le vecteur orthogonal à L et V), θ_h l'angle entre la moitié du vecteur d'observation et le vecteur normal à la surface, θ_d l'angle entre la moitié du vecteur d'observation et le vecteur de demi-angle entre les directions d'incidence et de réflexion.

Ainsi la partie spéculaire dépend de quatre paramètres : n_1, ρ_s, a_1 et a_2. Dans le modèle développé par G. Ward, les paramètres a_1 et a_2 peuvent être réduit à un seul paramètre si on considère le matériau comme isotrope. Cependant lors de l'identification des paramètres du modèle à parti de nos données expérimentales, ces paramètres prenaient des valeurs différentes ce qui améliorait les résultats. Ainsi le choix a été fait de conserver les deux paramètres a_1 et a_2.

Nous utiliserons donc la partie brillante de ce modèle et la partie diffuse du modèle proposé dans la partie (2.3.5). L'expression du modèle de BRDF proposé est :

$$\begin{aligned} BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}) = \\ BRDF_{diffus}(\theta_{in}, \phi_{in}) + BRDF_{spéculaireWard}(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}) \end{aligned} \tag{2.27}$$

2.4.5 Application de la composante spectrale

Une fois le matériau modélisé, la BRDF du matériau est caractérisé avec 13 paramètres. Pour obtenir des rendus graphiques et pouvoir comparer la modélisation de la BRDF du

matériau avec le modèle et la BRDF spectrale réelle de ce même matériau mesurée et tabulée avec un goniomètre, il est nécessaire d'appliquer la composante spectrale $Cs_{matériau}(\lambda)$ obtenue dans la partie 2.3.3. On applique alors 2.28 :

$$BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}, \lambda) = BRDF_{matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}).Cs_{matériau}(\lambda) \tag{2.28}$$

Cependant en appliquant cette méthode, les rendus 3D des matériaux modélisés présentent un reflet brillant légèrement teintée de la couleur du matériau original. Cela est dû au fait que la composante spectrale prise en compte pour la modélisation est celle correspondant aux angles θ_{in}=20° et θ_{out}=70°, soit dans la zone diffuse, et cette composante spectrale est différente de celle de la zone brillante, par exemple pour θ_{in}=70° et θ_{out}=70°. Étant donné que le réseau de neurones devra déjà estimer une composante spectrale pour la partie diffuse, essayer d'estimer une seconde composante spectrale avec le réseau de neurones augmenterait la taille de la couche de sortie, et induirait une inflation du nombre total de neurones, de la taille de la base de données d'entraînement, et du temps de calcul. En conséquence, une composante spectrale unique, constante, a été considérée pour toutes les parties brillantes des matériaux modélisés, correspondant à un reflet spéculaire non coloré.

La BRDF spectrale modélisée d'un matériau s'appuie ainsi sur deux composantes spectrales : $Cs_{matériau}$ et Cs_{blanc}. La composante spectrale $Cs_{matériau}$ est exploitée pour la partie diffuse, et la composante spectrale Cs_{blanc} est utilisée pour la partie brillante en appliquant une interpolation linéaire :

$$Cs_{spéclaire}(\lambda, \theta_{in}, \theta_{out}) = Cs_{matériau}(\lambda).\gamma(\theta_{in}, \theta_{out}) + Cs_{blanc}(\lambda).(1 - \gamma(\theta_{in}, \theta_{out})) \tag{2.29}$$

où $\gamma(\theta_{in}, \theta_{out})$ est un facteur compris entre 0 et 1 qui correspond à la distance angulaire entre la partie diffuse et le pic spéculaire, dépendant de θ_{in} et de θ_{out}.

Cette méthode permet d'obtenir des simulations dans lesquelles les matériaux modélisés par la BRDF présentent des reflets spéculaires de la couleur de la source, de façon plus fidèle au phénomène physique observé.

2.4.6 Résultats de la modélisation des matériaux

De même que pour le premier modèle, les résultats obtenus après la modélisation d'un matériau par le modèle de BRDF sont des tranches de BRDF, dans le plan θ_{in},θ_{out}. Pour obtenir des rendus graphiques, ces tranches de BRDF vont être spatialisées dans l'espace. Ainsi ces tranches de BRDF sont extrapolées pour des angles ϕ_{in},ϕ_{out} en dehors du plan θ_{in},θ_{out} de base. Cette opération nous permet d'obtenir des fichiers de BRDF spectrale complets de matériau pour tout angle d'incidences/réflexions de l'espace, avec un pas angulaire pour θ_{in}, θ_{out}, ϕ_{in}, ϕ_{out} de un degré.

Les résultats présentés dans cette partie sont des comparaisons entre trois matériaux et leurs modélisations avec le modèle de BRDF spectrale. Les tranches de BRDF de chaque

matériau seront comparées avec les tranches modélisées par le modèle de BRDF. Les erreurs entre ces tranches de BRDF seront calculées. Les BRDF spectrales de chaque matériau seront comparées aux BRDF spectrales modélisées et spatialisées avec le modèle de BRDF spectrale via le logiciel de rendu graphique Océan.

Le montage de la Figure 2.20 présente les tranches de BRDF de trois matériaux, mesurées (dites aussi tabulées) et modélisées, pour des angles $\theta_{in} = -20°$ et $\theta_{in} = -85°$:

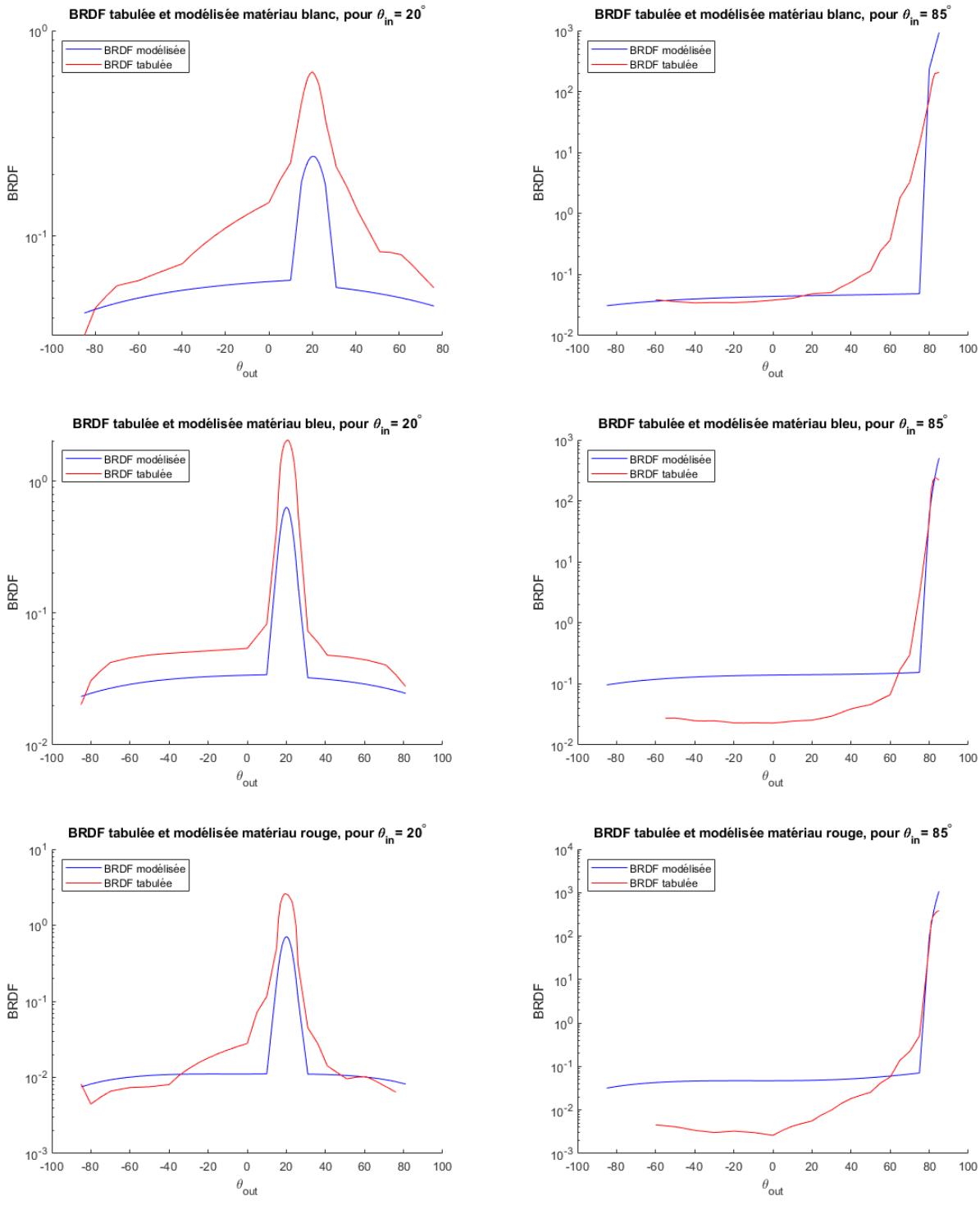


FIGURE 2.20 – Comparaison entre des tranches de BRDF mesurées (dites aussi tabulées) et des tranches de BRDF modélisées, pour $\theta_{in} = -20°$ et $\theta_{in} = -85°$, pour un matériau blanc, un matériau bleu et un matériau rouge, en échelle logarithmique.

Les Tables 2.1 et 2.2 présentent les erreurs relatives et la RMSE entre les tranches de

BRDF mesurées tabulées et les tranches de BRDF modélisées pour $\theta_{in} = -20°$, $\theta_{in} = -85°$ et en moyenne pour tous les angles d'incidence θ_{in} :

	RMSE $\theta_{in} = -20°$	RMSE $\theta_{in} = -85°$	RMSE moyenne pour tout θ_{in}
Matériau blanc	0,1691	0,0837	0,1346
Matériau bleu	0,0901	0,1566	0,0733
Matériau rouge	0,1060	0,0888	0,0775

TABLE 2.3 – RMSE entre les tranches de BRDF mesurées (dites aussi tabulées) et modélisées par le deuxième modèle pour $\theta_{in} = -20°$, $\theta_{in} = -85°$ et en moyenne pour tous les angles d'incidence θ_{in}.

	Erreur relative $\theta_{in} = -20°$	Erreur relative $\theta_{in} = -85°$	Erreur relative moyenne pour tout θ_{in}
Matériau blanc	35,83%	42,84%	35,69%
Matériau bleu	36,93%	27,16%	33,71%
Matériau rouge	33,84%	35,06%	29,84%

TABLE 2.4 – Erreur relative entre les tranches de BRDF mesurées (dites aussi tabulées) et modélisées par le deuxième modèle pour $\theta_{in} = -20°$, $\theta_{in} = -85°$ et en moyenne pour tous les angles d'incidence θ_{in}.

Les Figures suivantes présentent des BRDF spectrales de matériaux, issues des mesures pour les boules situées à droite des rendus graphiques, et issues de la modélisation du modèle de BRDF pour les boules situées à gauche des rendus graphiques :

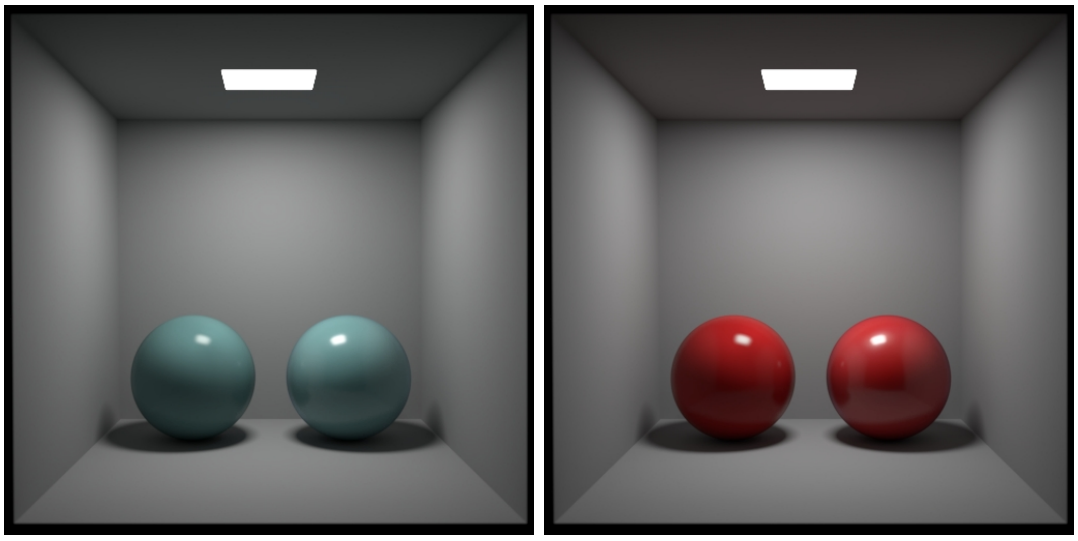


FIGURE 2.21 – Rendus graphiques 3D de BRDF spectrales d'échantillons de peinture bleue et rouge. Rendus graphiques réalisés avec le logiciel Océan.

Les rendus graphiques sont de meilleures qualités que ceux obtenus avec le premier modèle. Le phénomène de tâche spéculaire colorée est corrigé. Les matériaux sont moins brillants que ceux d'origine.

2.5 Comparaison entre les modèles présentés et les modèles de la littérature

Dans cette partie, les résultats des modélisations des BRDF de matériaux obtenus avec différents modèles de BRDF de la littérature, et les deux modèles proposés vont être comparés. Les comparaisons seront réalisées pour les trois mêmes matériaux que dans les parties 2.3.9 et 2.4.6 : une peinture rouge, une peinture bleue et une peinture blanche.

Les modèles de la littérature choisis pour la comparaison sont les suivants :

— le modèle de Brady et al. [A. Brady, 2014], isotrope, créé à partir de méthodes de machine learning, qui présente une partie diffuse et une partie brillante ;

— le modèle utilisé par Deschaintre [Deschaintre, 2019], isotrope, développé dans le cadre de sa thèse sur l'estimation de caractéristique optique de matériaux à partir d'une image, inspiré du modèle de Cook-Torrance [Cook et Torrance, 1982] ;

— le modèle de Ward [Ward, 1992], anisotrope, fondé sur un lobe gaussien présentant une partie diffuse et une partie brillante ;

— le modèle de Lambert, isotrope, premier modèle de BRDF proposé, présentant une unique partie diffuse.

Ces modèles ont été choisis pour la comparaison car ils sont ceux ayant présenté les erreurs les plus faibles avec les données expérimentales utilisées.

La Table 2.5 présente les valeurs de RMSE et les erreurs relatives entre les tranches de BRDF mesurées et les tranches de BRDF modélisées, en moyenne pour tous les angles d'incidence θ_{in}, pour les peintures blanche, bleue, et rouge :

Matériau blanc	RMSE moyenne pour tout θ_{in}	Erreur relative pour tout θ_{in}
Lambert	0,6738	9172%
Ward	0,1120	46,60%
Brady	0,1185	131,6%
Deschaintre	**0,0303**	**13,40%**
Modèle 1	0,0699	28,69%
Modèle 2	0,1346	35,69%
Matériau bleu	RMSE moyenne pour tout θ_{in}	Erreur relative pour tout θ_{in}
Lambert	0,8122	1889%
Ward	0,0787	71,12%
Brady	0,0962	397,5%
Deschaintre	0,1070	122,5%
Modèle 1	**0,0564**	54,87%
Modèle 2	0,0733	**33,71%**
Matériau rouge	RMSE moyenne pour tout θ_{in}	Erreur relative pour tout θ_{in}
Lambert	0,8307	1661%
Ward	0,0862	86,25%
Brady	0,2298	455,7%
Deschaintre	0,1043	124,1%
Modèle 1	**0,0600**	52,64%
Modèle 2	0,0775	**29,84%**
Résultats moyens	RMSE moyenne	Erreur relative moyenne
Lambert	0,7722	4240%
Ward	0,0.0923	67.99%
Brady	0,1482	328.3%
Deschaintre	0,0806	86.67%
Modèle 1	**0,0621**	45.40%
Modèle 2	0,0951	**33.08%**

TABLE 2.5 – Erreur relative et RMSE entre les tranches de BDRF mesurées et modélisées par différents modèles de la littérature.

Les résultats de la Table 2.5 indiquent qu'en moyenne et pour les données utilisées, les modèles de BRDF développés dans ce chapitre présentent de meilleurs résultats sur l'erreur relative. Ces meilleurs résultats s'expliquent notamment par l'amélioration de l'estimation de la partie diffuse des tranches de BRDF qui représente une grande partie des jeux de données mais qui est souvent mal estimée par les modèles de la littérature utilisant des parties diffuses constantes.

Les valeurs de RMSE ont été calculées avec les valeurs de BRDF normalisées. Globalement et sur les matériaux testés, les modèles développés dans ce chapitre présentent de meilleurs résultats que les modèles de la littérature.

Après comparaison de deux modèles présentés dans ce chapitre, l'utilisation de la modélisation de la partie spéculaire développée par Ward améliore les résultats. La suppression de

la partie intermédiaire dans le deuxième modèle n'engendre pas de dégradation sur l'erreur relative.

2.6 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, un nouveau modèle de BRDF à partie diffuse non-constante a été présenté. Dans un premier temps, un état de l'art de modèle de BRDF physiques, modèles phénoménologiques puis modèles data-driven a été réalisé.

Après avoir présenté les données utilisées pour la création du modèle, un premier modèle a été présenté sur trois zones : une zone diffuse, une zone brillante et une zone intermédiaire. Les rendus graphiques de ce premier modèle ont été présentés.

Ce modèle a ensuite été amélioré en un deuxième modèle fondé sur une partie brillante développé par Ward [Ward, 1992] et une partie diffuse non-constante, l'idée d'une partie brillante ayant été abandonnée. Une composante spectrale est également appliquée pour obtenir une BRDF spectrale.

Les performances des deux modèles de BRDF présentés et d'autres modèles de la littérature ont été comparées sur nos données de tranches de BRDF, le deuxième modèle présentée est celui proposant les meilleurs résultats avec une erreur relative moyenne d'estimation des BRDF des matériaux testés de **33,09%** et une RMSE moyenne de **0,0951** (contre une erreur relative moyenne de 45,40% et une RMSE moyenne de 0,0621 pour le premier modèle).

Ce modèle sera utilisé dans la suite pour créer des rendus graphiques de matériaux dans le chapitre 4. Les paramètres du modèle de BRDF seront estimés à partir d'images en utilisant des méthodes fondées sur des réseaux de neurones. Le chapitre suivant s'intéresse à l'étalonnage colorimétrique entre deux espaces de couleur, étalonnage qui sera nécessaire pour calibrer les images créées notamment via le modèle de BRDF de l'espace de couleur CIE-XYZ vers l'espace de couleur CIE-RGB afin de les utiliser en entrée de réseaux de neurones dans le chapitre 5.

Chapitre 3

Étalonnage colorimétrique par méthode des tétraèdres

Après avoir présenté dans le chapitre précédent un modèle de BRDF qui sera nécessaire à la création d'images de matériaux et qui sera aussi exploité pour définir la sortie des réseaux de neurones, une nouvelle méthode d'étalonnage colorimétrique va être présentée.

Un étalonnage colorimétrique permet d'étalonner des images d'un espace colorimétrique vers un autre espace colorimétrique. Dans notre cas, cet étalonnage nous permettra d'étalonner des images de l'espace colorimétrique RGB numérique vers l'espace colorimétrique CIE-XYZ 2°(dénommé par la suite espace XYZ, présenté dans la sous-section 1.2.2). Ce changement d'espace colorimétrique sera utile lors de développement des réseaux de neurones : d'une part, nous pourrons prévoir que ces réseaux prennent en entrée les valeurs XYZ d'un pixel, afin de les rendre indépendants de l'appareil photographique numérique RGB utilisé ; d'autre part, nous pourrons évaluer l'éventuel apport d'ajouter en entrée du réseau les valeurs XYZ, la relation entre les espaces RGB et XYZ pouvant potentiellement être porteuse d'informations.

Dans ce chapitre, un état de l'art de différentes méthodes d'étalonnage colorimétrique est effectué dans la section 3.1. Les données utilisées pour l'étalonnage colorimétrique sont présentées dans la section 3.2. La méthode d'étalonnage par tétraèdres est ensuite présentée dans la section 3.3. Les résultats de l'étalonnage et des comparaisons avec d'autres modèles d'étalonnage colorimétrique de la littérature sont présentées dans la section 3.4. Enfin, une discussion sur le modèle est proposée dans la section 3.5 et une conclusion du chapitre est présentée dans la section 3.6.

3.1 État de l'art de l'étalonnage colorimétrique

Dans cette partie, différentes méthodes d'étalonnage colorimétrique de la littérature sont présentées.

Dans le but d'étalonner un scanner, Gordon et Holub [Gordon et Holub, 1993] ont choisi d'utiliser une transformation globale linéaire qui fournit n'importe quel triplet [X, Y, Z] connaissant le triplet [R, G, B]. Usuellement, le problème est présenté sous la forme de matricielle comme suit :

$$[X, Y, Z] = M.[R, G, B] \tag{3.1}$$

avec M une matrice 3×3 de passage entre l'espace RGB et l'espace XYZ. Dans les faits, la matrice M ne peut pas être identifiée pour satisfaire exactement l'équation 3.1 cela due aux erreurs dépendants des erreurs de mesure et à la nature éventuellement non linéaire de la transformation entre les espaces colorimétriques RGB et XYZ, et l'équation 3.1 est transformée de la manière suivante :

$$\begin{cases} min_M(\sum_{k=1}^{N} E(XYZ_r(k), XYZ_c(k)) \\ \qquad XYZ_c = M.RGB_c \end{cases} \tag{3.2}$$

où : M est une matrice 3x3 de passage ; RGB_c est un vecteur 3x1 ; $XYZ_r(k)$ (resp. $XYZ_c(k)$) est un point de référence (resp. estimée) associé aux valeurs $RGB_c(k)$ de l'espace RGB ; E(.,.) est une mesure d'erreur, par exemple la RMSE (Residual Mean Square Error).

Quand la RMSE est utilisée pour résoudre le problème 3.2, le terme d'étalonnage colorimétrique par SVD (Singular Value Decomposition) est utilisé.

En s'appuyant sur l'hypothèse qu'une relation globale non linéaire existe entre l'espace RGB et l'espace XYZ, Haneishi et al. [H. Haneishi, 1995] ont proposé une méthode qui minimise le système 3.3. Ils ont choisi d'introduire des paramètres polynomiaux, à savoir 1, r et $r.g$. Par exemple, ils posent $\rho(R,G,B) = (R,G,B,R.G,R^2,G^2,1)^T$ et ils déterminent la matrice M qui satisfait le mieux le problème suivant :

$$\begin{cases} min_M(\sum_{k=1}^{N} E(XYZ_r(k), XYZ_c(k)) \\ \\ \qquad XYZ_c = M.\rho(R,G,B)_c \end{cases} \tag{3.3}$$

où : M est une matrice $3 \times n$; $\rho(R,G,B)_c$ est un vecteur $n \times 1$; $XYZ_r(k)$ (resp. $XYZ_c(k)$) est un point de référence (resp. estimé) associé aux valeurs $RGB_c(k)$ de l'espace RGB ; E(.,.) est une mesure d'erreur, e.g. RMSE.

Ils ont conclu qu'en utilisant des paramètres polynomiaux du second ordre($r2$, $r.g$), leur méthode donne un meilleur résultat ($\Delta E^*_{ab} = 2.0$) qu'en utilisant des paramètres($\Delta E^*_{ab} = 4.9$).

Hong et al. [G. Hong, 2000] ont proposé une nouvelle méthode d'étalonnage colorimétrique basée sur les travaux de Haneishi et al. [H. Haneishi, 1995]. Ils ont proposé d'introduire des paramètres polynomiaux de degrés trois $r.g.b$. Ils ont observé qu'en utilisant des paramètres polynomiaux du second ordre et du troisième ordre, les résultats étaient améliorés ($\Delta E^*_{ab} = 1.07$ contre $\Delta E^*_{ab} = 2.48$ avec seulement des paramètres polynomiaux du premier ordre).

Varghese et al. [D. Varghese,] ont optimisé le problème global 3.3 en utilisant une mesure d'erreur non conventionnelle :

$$E = \sum_{k=1}^{N} \Delta E^*_{00}(XYZ_r(k), XYZ_c(k)) + \lambda.(\frac{log(Y_r(k))}{log(Y_c(k)}))^2 \tag{3.4}$$

où : ΔE^*_{00} correspond à l'erreur ΔE^*_{00} (sous-section 1.2.5) ; N est le nombre de points de référence utilisés pour obtenir l'étalonnage colorimétrique du modèle ; (XYZ_r) (resp. (XYZ_c)) sont les points de référence (resp.les points obtenus par étalonnage colorimétrique) ; Y_r (resp. Y_c) est la composante Y du triplet XYZ_r (resp. XYZ_c) ; $\lambda = 0.01$.

Après avoir optimisé le problème 3.3 pour deux types de vecteurs ($\rho(R,G,B) = (R,G,B)^T$) et $\rho(R,G,B) = (R,G,B,1)^T$), ils ont trouvé qu'introduire un paramètre de niveau de noir (1) n'améliorait pas les résultats de l'étalonnage ($\Delta E^*_{ab} = 2.9$ sans niveau de noir, $\Delta E^*_{ab} = 3.2$ avec).

D'autres méthodes d'étalonnage colorimétrique en utilisant des méthodes non linéaires (globaux ou locaux) ont été proposées dans la littérature.

Schettini et al. [R. Schettini, 1995] ont utilisé des réseaux de neurones pour réaliser des étalonnages colorimétriques pour des scanners en 1995. L'architecture du réseau de neurones est relativement simple, les nombres de couches et de neurones sont limités, probablement en raison des durées d'entraînement à leur époque. Leur meilleur résultat est un ΔE^*_{ab} de 5.3.

Menesatti, et al. [P. Menesatti, 2012] ont utilisé des Spline 3D comme fonctions d'interpolation. Même si leur méthode utilise des opérations matricielles, elle est locale car s'appuyant sur des splines passant par des points de référence situés dans le voisinage du point à estimer. Avec leur méthode, ils obtiennent des meilleurs résultats pour la reproduction de couleurs que les autres méthodes linéaires comme la SVD (en erreur euclidienne pour l'espace RGB, ils obtiennent 11.08 contre 18.55 pour une méthode linéaire).

Une autre méthode d'étalonnage colorimétrique introduisant des outils numériques est proposée par Liu et al. [J. Liu, 2015]. Pour étalonner un écran HDR, ils ont utilisé une structure Octree Forest 3D. Leurs résultats sont meilleurs que les méthodes linéaires globales d'étalonnage colorimétrique comme la SVD (en erreur RMSE, ils obtiennent 0.0025 contre 0.0075 pour la SVD). Néanmoins, cette méthode peut être considérée comme une optimisation informatique plutôt que comme une méthode d'étalonnage à part entière. En effet, elle s'appuie sur des points de référence secondaires obtenus grâce à une méthode d'étalonnage colorimétrique de la littérature, en l'occurrence celle de Menesatti et al. [P. Menesatti, 2012].

Finalement, il est important de noter qu'une fois les valeurs XYZ estimées, il est possible de calculer les valeurs RGB correspondantes dans d'autres espaces de couleur RGB pour obtenir des images tone-mapées sur des écrans. Par exemple, une matrice de passage de l'espace XYZ à l'espace RGB est utilisée par Pascale [Pascale, 2006]. Il est aussi possible de partir de couleurs définies dans l'espace CIE-L*a*b* utilisée.

3.2 Présentation des données d'étalonnage

Les appareils photographiques numériques sont souvent utilisés pour capturer des scènes réelles, avec une grande variété d'applications et notamment des scènes de matériaux sur site dans les bâtiments. Ils permettent d'acquérir des images RGB HDR (High Dynamic Range) contenant plus d'informations que les images LDR (Low Dynamic Range), en particulier pour des scènes avec des grandes gammes de luminances. Cependant, en raison de l'espace colorimétrique natif de l'appareil photographique numérique, différent de l'espace XYZ, les images raw RGB HDR ne sont pas représentatives des images XYZ HDR. Dans le but d'estimer les valeurs XYZ à partir des pixels d'une image RGB, une méthode d'étalonnage colorimétrique doit être utilisée.

De plus, cet étalonnage est utile dans le cadre de ce travail car certains réseaux de neurones développés seront conçus pour prendre en entrée des valeurs XYZ, afin de pouvoir être indépendants de l'appareil photographique utilisé. En effet, l'appareil photographique numérique utilisé pour la capture de matériaux réels fournit des images RGB codées sur 14

bits. Ainsi, l'étalonnage colorimétrique nous permettra d'étalonner ces images vers l'espace XYZ afin de les rendre utilisable par les réseaux de neurones qui seront développés. Différentes méthodes d'étalonnage colorimétrique ont été présentées dans la partie État de l'art étalonnage colorimétrique (3.1).

Afin d'estimer les performances de cette méthode et des autres proposées dans la littérature, nous allons réaliser l'acquisition de points expérimentaux. Il importe que ces acquisitions soient représentatives des situations auxquelles nous seront confrontés lors de la prise de vue des matériaux réels.

Ainsi, nous allons tout d'abord étudier la dynamique des luminances d'un matériau éclairé avec un flash (sous-section 3.2.1). Des données avec une grande dynamique de luminance sont ensuite acquises (sous-section 3.2.2) ainsi que des données avec un large gamut (sous-section 3.2.3).

3.2.1 Dynamique de luminance d'une scène réelle comportant un matériau éclairé avec un flash

Les images que nous aurons à étalonner seront des images de matériaux capturées avec l'appareil photographique d'un téléphone ou avec un appareil photographique numérique ; ils seront éclairés par un flash. L'appareil photographique sera situé à une vingtaine de centimètres du matériau. Ainsi, sur les photographies capturées, plusieurs zones peuvent être identifiées : une zone de reflet spéculaire, du flash de l'appareil photographique, de luminances très élevées, une zone brillante de luminances élevées, une zone diffuse de luminances peu élevées. L'image 3.1 représente le cas d'un bois photographié avec un flash à une distance de 20 centimètres. Les trois zones définies auparavant sont représentées sur l'image et une mesure de luminance a été réalisée pour chacune. Les résultats sont indiqués dans la Table 3.1.

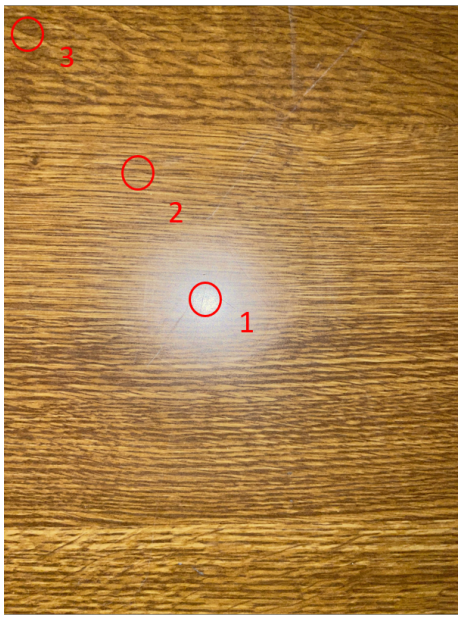


FIGURE 3.1 – Image d'un bois éclairé par un flash d'appareil photographique avec trois zones de luminance représentées sur l'image.

Zone	Luminance (cd/m^2)
1	110.4
2	40.52
3	8.65

TABLE 3.1 – Niveau de luminance pour chaque zone de l'image.

Les résultats des mesures de luminance sur l'image 3.1 indiquent qu'un rapport de presque 13 existe entre la zone la plus éclairée de la scène (zone 1 sur l'image) et la zone la moins éclairée de la scène (zone 3 sur l'image). Cette dynamique de luminances est à prendre en compte dans le cadre de l'étalonnage colorimétrique à utiliser. De plus, les matériaux à étalonner pourront être de couleurs diverses et variées. Ainsi, dans la suite de ce chapitre, deux jeux de données seront testés pour l'étalonnage colorimétrique : un jeu de données présentant une grande dynamique de luminance et un jeu de données présentant un large gamut. Ces deux jeux de données seront exploités dans le cadre d'expérimentations numériques dans l'objectif d'identifier la méthodologie d'étalonnage colorimétrique la plus opportune pour notre usage.

3.2.2 Acquisition des données avec une grande dynamique de luminance

Pour l'acquisition des données présentant une grande dynamique de luminances (appelée dans la suite "LDSet" (Large Dynamique Set, Large Dynamique)), nous avons utilisé un spectroradiomètre JETI Specbos 1501, un appareil photographique numérique Nikon D850

équipé d'un objectif Tamron 24-70 mm (F/2.8), une source lumineuse ETC SourceFourLed Lustr+ et une mire ColorChecker Calibrite avec 24 cases de couleur [C. S. McCamy, 1976].

Pour simplifier l'acquisition des données, toutes les mesures ont été acquises simultanément par le spectroradiomètre (données XYZ) et par l'appareil photographique (données RGB) en utilisant un montage symétrique. Nous supposons que le flux spectrique fourni par la réflexion de la source sur chaque case de couleur du ColorChecker est symétrique, c'est-à-dire que les cases de couleur sont isotropes. Les Figures 3.2, 3.3 et 3.4 présentent le montage expérimental utilisé pour l'acquisition des données. Seul le ColorChecker était déplacé pendant les mesures, assurant une géométrie inchangée de la source et des appareils de mesure pendant les acquisitions. La source lumineuse était positionnée à 100 cm au-dessus du ColorChecker, à 50 cm de la lentille de l'appareil photographique et à 50 cm de l'objectif du spectroradiomètre.

Pour la source lumineuse, un spot à intensité variable était utilisé. Sa distribution spectrale est présentée sur la Figure 3.6. Douze niveaux de puissance ont été utilisés. Toutes les luminances ont été mesurées pour tous les niveaux de puissance, pour la case la plus sombre et la case la plus claire. Les résultats sont présentés dans la Table 3.2 :

Niveau de puissance (nombre)	Luminance - case claire (cd/m^2)	Luminance - case sombre (cd/m^2)
1	15	0.31
2	96	2.0
3	190	3.9
4	370	7.8
5	570	12
6	750	16
7	930	20
8	1100	23
9	1300	27
10	1500	31
11	1700	34
12	1800	38

TABLE 3.2 – Niveau de luminance pour chaque niveau de puissance de la source.

Le rapport moyen entre la luminance des cases claires et des cases sombres est de 48 ce qui est supérieur au rapport des luminances extrêmes de l'image 3.1, ainsi les données acquises sont cohérentes avec la dynamique de luminance observée sur les matériaux réels.

FIGURE 3.2 – Schéma de mesure pour la case X.

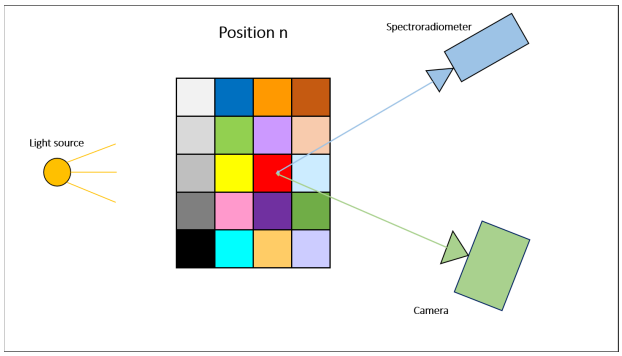


FIGURE 3.3 – Schéma de mesure pour la case X+1.

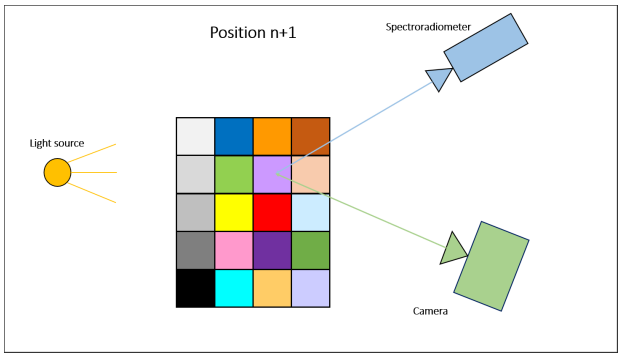


FIGURE 3.4 – Montage utilisé pour l'acquisition des données LDSet.

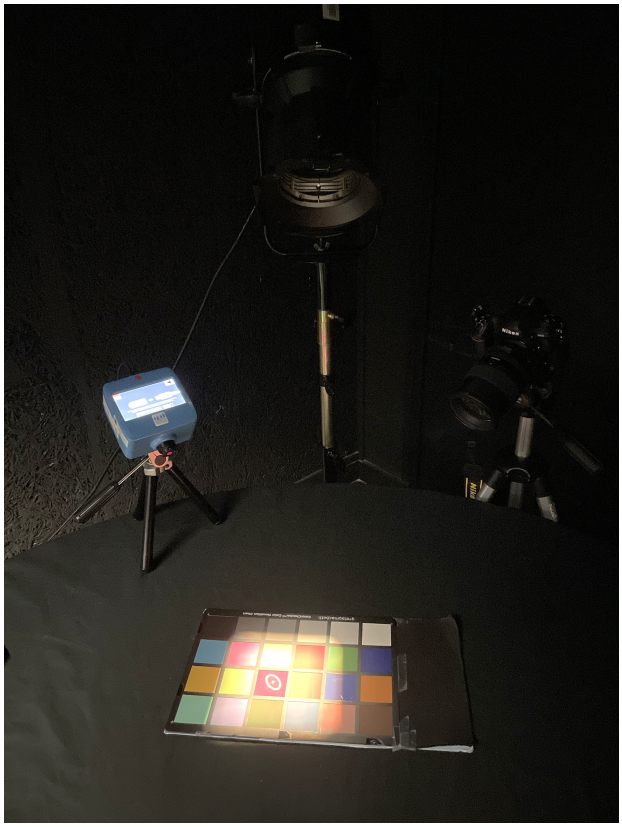
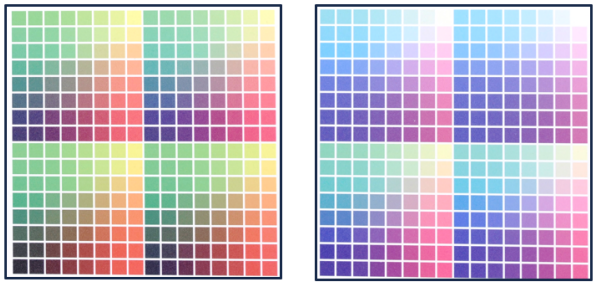


FIGURE 3.5 – ColorChecker 256 cases utilisé pour l'acquisition des données LGSet.



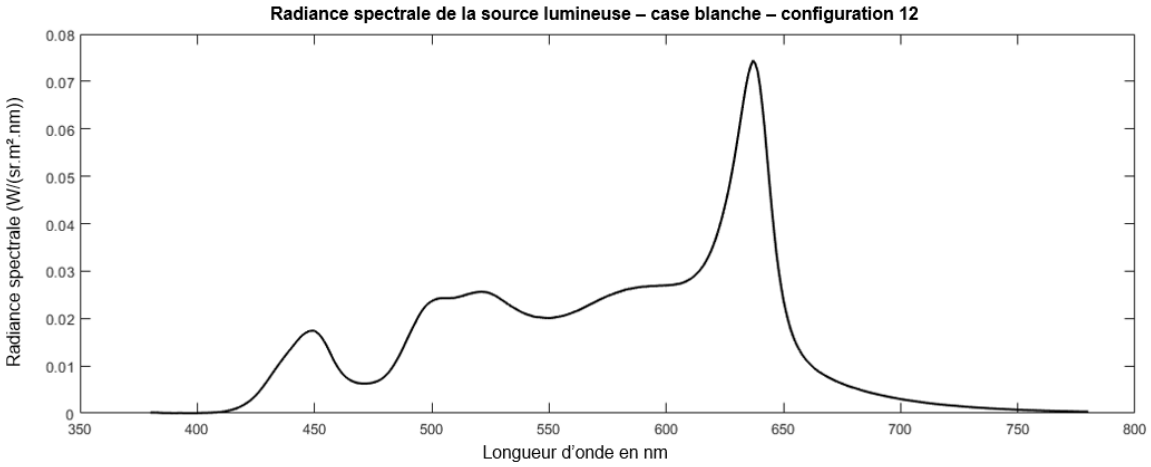


FIGURE 3.6 – Luminance spectrique de la source utilisée pour l'acquisition des données, mesurée sur la case blanche de la mire ColorChecker.

La procédure d'acquisition de données se déroule en quatre étapes :

— A) Tout d'abord, la source est allumée à la puissance maximale (numéro de puissance 12) pendant une heure, afin de faire chauffer les LEDs et d'atteindre un flux constant, procédure recommandée par Sakar et al. [S. Sakar, 2018]. Ensuite, le ColorChecker est installé afin de pouvoir procéder à la mesure d'une case de couleur,

— B) La luminance spectrique de la case de couleur visée est mesurée avec le spectroradiomètre, et une image HDR est capturée au même moment. Cette étape est répétée 24 fois, pour chaque case du ColorChecker,

— C) Le niveau de puissance de la source est modifiée (valeur inférieure à la précédente), un temps d'attente de 5 minutes est respecté,

— D) Les étapes B puis C sont répétées 12 fois pour acquérir les données correspondant aux différents niveaux de puissance, de 12 à 1.

Afin de créer des images HDR, 21 photographies LDR en fichier RAW (14-bits) sont réalisées pour chaque niveau de puissance et chaque case de couleur ; l'algorithme de E. Reinhard et al. [E. Reinhard, 2010] est utilisé pour fusionner les 21 images LDR :

$$L_{i,j} = \frac{1}{\sum_{k=1}^{nb_{LDR}} w(Z_{i,j})} . \sum_{k=1}^{nb_{LDR}} \frac{Z_{i,j}.w(Z_{i,j})}{\Delta t_k} \tag{3.5}$$

où : $L_{i,j}$ est la valeur HDR (rouge, verte ou bleu) du pixel (i, j) ; $Z_{i,j}$ est la valeur LDR (rouge, verte ou bleue) du pixel (i, j) fourni par la caméra pour le temps d'exposition Δt_k ; $w(Z_{i,j})$ est une fonction de poids correspondant à la CRF (Camera Response Function,

CRF) de l'appareil photographique ; nb_{LDR} correspond au nombre d'images LDR acquises (ici $nb_{LDR} = 21$).

En raison du profil linéaire de correspondance niveau de gris / luminance de l'appareil photographique, la fonction de réponse de la caméra est linéaire (voir (3.5) et (3.6)). Les temps d'exposition suivants ont été choisis : $\frac{1}{1250}$, $\frac{1}{800}$, $\frac{1}{500}$, $\frac{1}{320}$, $\frac{1}{200}$, $\frac{1}{125}$, $\frac{1}{80}$, $\frac{1}{50}$, $\frac{1}{30}$, $\frac{1}{20}$, $\frac{1}{13}$, $\frac{1}{8}$, $\frac{1}{5}$, $\frac{1}{3}$, $\frac{1}{2}$, $\frac{1}{1.3}$, 1.3, 2, 3, 5 et 8 secondes. Dans notre cas, la valeur de $W(Z_{i,j})$ est considérée constante (CRF linéaire) :

$$L_{i,j} = \sum_{k=1}^{nb_{LDR}} \frac{Z_{i,j}}{\Delta t_k} \tag{3.6}$$

Cette configuration nous permet d'obtenir les mêmes temps d'exposition pour tous les niveaux de puissance. Ainsi les images HDR correspondantes aux niveaux de puissance de la source peuvent être directement comparées.

Finalement, un total de 24x12 radiances spectrales et leurs valeurs RGB correspondantes sont obtenues. Connaissant les radiances spectrales de chaque case de couleur pour chaque niveau de puissance de la source, les valeurs XYZ peuvent être calculées. Ainsi les valeurs RGB de l'espace de l'appareil photographique et les valeurs XYZ sont obtenues.

3.2.3 Acquisition des données avec un large gamut

Afin d'étudier comment se comporte l'étalonnage colorimétrique avec un échantillonnage plus dense du gamut, une deuxième base de données a été créée (appelée dans la suite "LGSet" (Large Gamut Set, Grand Gamut)). Pour cette base de données, sept différentes sources lumineuses ont été utilisées (voir Figure 3.7) ; chaque jeu de données acquis avec une source lumineuse constitue une sous base de données. Dans cette section, seule la sous-base de données correspondant' à la source de lumière numéro 1 est utilisée.

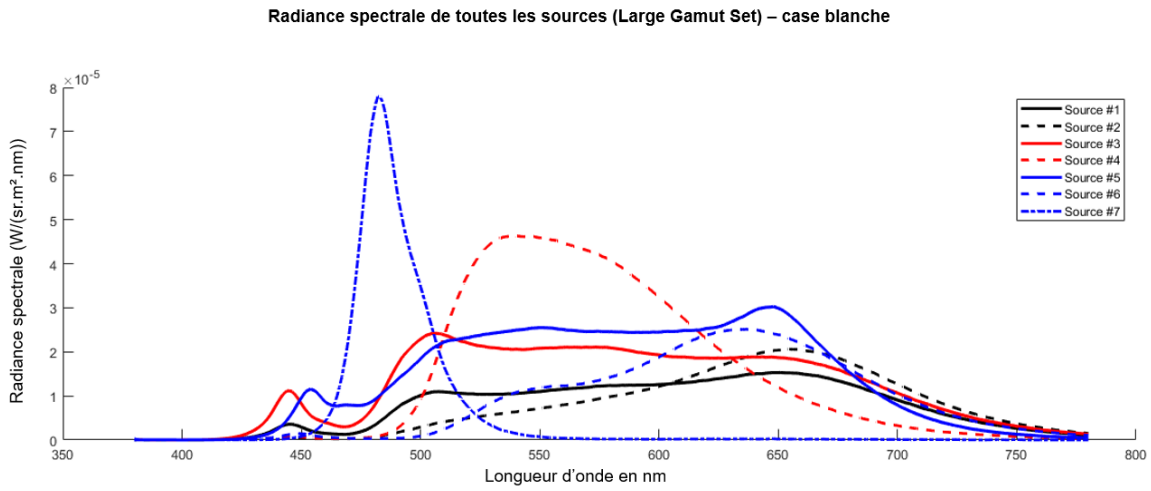


FIGURE 3.7 – Radiances spectrales mesurées sur la case blanche du ColorChecker de toutes les sources lumineuses utilisées pour la construction de la base de données LGSet.

Pour constituer cette base de données, nous avons utilisé 2 ColorCheckers, chacun comportant 256 cases de couleur (voir Figure 3.5), et un spectralon Labsphere [Labsphere, 2019]. Pour les deux ColorCheckers et pour le spectralon, les BRDFs spectrales ont été mesurés en utilisant un goniophotomètre dans la configuration géométrique ($\theta_{in} = 60°$, $\phi_{in} = 0°$, $\theta_{out} = 0°$, $\phi_{out} = 0°$).

Les cases des ColorCheckers étant plus petites que celles utilisées pour définir LDSet, la procédure d'acquisition des données est différente (la zone de mesure du spectroradiomètre étant plus large qu'une case).

La procédure d'acquisition de données se déroule en 3 temps :

— A) Tout d'abord la source est allumée une heure avant les acquisitions. Ensuite, le spectralon et le spectroradiomètre sont installés dans la scène selon la configuration géométrique : $\theta_{in} = 60°$, $\phi_{in} = 0°$, $\theta_{out} = 0°$ et $\phi_{out} = 0°$. Une mesure de luminance spectrique est réalisée avec le spectroradiomètre,

— B) Dans un second temps, le spectroradiomètre est remplacé par l'appareil photographique et le spectralon est remplacé par l'un des deux ColorChecker 256 cases. Une image HDR est alors capturée,

— C) Enfin, l'étape B est répétée deux fois pour acquérir les données relatives aux deux ColorCheckers.

A ce stade, nous disposons seulement de la luminance spectrique mesurée sur le Spectralon et deux images HDR des deux ColorCheckers 256 cases. Pour obtenir leurs valeurs RGB, une étape d'extraction à partir des deux images HDR des ColorCheckers 256 cases est réalisée. Pour obtenir les radiances spectrales $L_{e\ i}(\lambda)$ de chaque case i, la relation suivante est utilisée :

$$L_{e\ i}(\lambda) = \frac{BRDF_i(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out})}{BRDF_s(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out})} . L_{e\ r}(\lambda) \tag{3.7}$$

où : $L_{e\ i}(\lambda)$ correspond à la luminance spectrique incidente au Spectralon ; $BRDF_i(\lambda)$ (resp. $BRDF_s(\lambda)$) correspond à la BRDF spectrale de la i-ième case (resp. Spectralon) pour la configuration $\theta_{in} = 60°$, $\phi_{in} = 0°$, $\theta_{out} = 0°$ et $\phi_{out} = 0°$. $BRDF_s$ est obtenue à partir du modèle proposé par Levesque [Levesque, 2016], et $L_{e\ r}(\lambda)$ est la luminance spectrique réfléchie mesurée sur le Spectralon.

Connaissant les BRDF spectrales de chaque case de couleur des deux ColorCheckers 256 cases, le produit entre la luminance spectrique incidente $L_{e\ i}(\lambda)$ et la BRDF de chaque case est réalisé pour obtenir la luminance spectrique réfléchie par chaque case.

Finalement, un total de 256x2 radiances spectrales et leurs valeurs RGB dans l'espace de couleur de l'appareil photographique sont obtenues. Connaissant les radiances spectrales de chaque case, les valeurs XYZ peuvent être calculées (selon 3.8). Enfin, les valeurs RGB de l'espace de couleur de l'appareil photographique sont obtenues. Cette base de données sera appelée dans la suite "LGSet" (Large Gamut Set, Grand Gamut).

3.3 Présentation du modèle d'étalonnage colorimétrique par tétraèdres

Dans cette partie, nous proposons une méthode d'étalonnage colorimétrique locale basée sur l'utilisation d'une structure tétraédrique. Le principe de cette méthode consiste à partitionner les deux espaces de couleur RGB et XYZ en structures tétraédriques, à partir de points de référence mesurés en laboratoire selon une configuration connue, points de références présentés dans la section 3.2. Chaque point de l'espace RGB est ensuite identifié dans l'espace XYZ en utilisant une interpolation barycentrique dépendant du tétraèdre auquel le point appartient. Les structures de tétraèdres sont construites dans les espaces RGB et XYZ à partir des points de référence mesurés. Cette méthode sera appelée par la suite "méthode des tétraèdres".

L'étalonnage colorimétrique présenté dans ce chapitre s'appuie sur l'hypothèse que la transformation entre les deux espaces de couleur est locale. En d'autres termes, la fonction $f : (R, G, B) \mapsto (X, Y, Z)$ ne peut être décrite précisément par une matrice de passage.

Afin de partitionner l'espace RGB de la caméra en sous-espaces dans lesquels f pourra être considérée localement linéaire, nous utilisons l'algorithme de triangulation de Delaunay [Delaunay, 1934].

Un tétraèdre est décrit par quatre sommets dans l'espace RGB de la caméra. Les points de référence sont utilisés comme sommets, et la triangulation de Delaunay génère une partition connexe composée d'une collection de tétraèdres dans l'espace RGB de la caméra. La structure tétraédrique obtenue est conservée identique dans l'espace XYZ, seules les coordonnées des sommets sont modifiées : les valeurs RGB sont remplacées par leurs valeurs XYZ corres-

pondantes. Cela signifie qu'une bijection est définie entre l'ensemble de tétraèdres de l'espace RGB et celui de l'espace XYZ, donc que chaque tétraèdre de l'espace de départ correspond à un unique tétraèdre de l'espace d'arrivée.

Considérant un tétraèdre et ses quatre sommets associés (RGB_1, RGB_2, RGB_3, RGB_4) où chaque sommet RGB_i provient d'un pixel de l'appareil photographique illuminé par une intensité spectrale incidente S_i, ainsi que le tétraèdre associé dans l'espace XYZ et ses les quatre sommets (XYZ_1, XYZ_2, XYZ_3, XYZ_4) tels que :

$$\begin{cases} X_i = K_m . \int_{\lambda=380nm}^{780nm} (\bar{x}(\lambda) S_i(\lambda)) . d\lambda \\ Y_i = K_m . \int_{\lambda=380nm}^{780nm} (\bar{y}(\lambda) S_i(\lambda)) . d\lambda \\ Z_i = K_m . \int_{\lambda=380nm}^{780nm} (\bar{z}(\lambda) S_i(\lambda)) . d\lambda \\ \qquad XYZ_i = [X_i, Y_i, Z_i] \end{cases} \tag{3.8}$$

où : $\bar{x}(\lambda)$, $\bar{y}(\lambda)$ et $\bar{z}(\lambda)$ sont les composantes principales trichromatiques spectrales associées à l'espace de couleur XYZ (sous-section 1.2.2), et $K_m = 683.002$ [lm/W].

Pour le point RGB_q à transformer, contenu dans un des tétraèdres de l'espace $RGB_{reference}$, le tétraèdre contenant RGB_q, nommé T_{RGBq} (défini par les sommets RGB_1, RGB_2, RGB_3, RGB_4), est en correspondance avec un tétraèdre dans l'espace XYZ, nommé T_{XYZq} (défini par les sommets XYZ_1, XYZ_2, XYZ_3, XYZ_4). Dans le tétraèdre T_{RGBq}, les coordonnées barycentriques du point à étalonner RGB_q sont calculées :

$$\begin{cases} RGBq = \sum_{i=1}^{4} \gamma_i * RGB_i \\ \quad \sum_{i=1}^{4} \gamma_i = 1, \gamma_i \geq 0 \end{cases} \tag{3.9}$$

où $(\gamma_i)_{i\in[1;4]}$ sont les coordonnées barycentriques de RGB_q dans la structure de tétraèdre T_{RGB}.

Pour calculer les valeurs de XYZ_q, les mêmes coordonnées barycentriques sont appliquées dans le tétraèdre T_{XYZq} correspondant de l'espace XYZ. Ainsi les valeurs de XYZ_q sont calculées selon :

$$XYZq = \sum_{i=1}^{4} \gamma_i * XYZ_i \tag{3.10}$$

où $(\gamma_i)_{i\in[1;4]}$ sont les coordonnées barycentriques de RGB_q dans la structure de tétraèdre T_{RGB}.

Le processus d'étalonnage est illustré sur le montage de Figure (3.8, 3.9, 3.10 et 3.11) dans le cas 2D, où un seul triangle défini dans l'espace RGB de l'appareil photographique est associé à un triangle de l'espace XYZ.

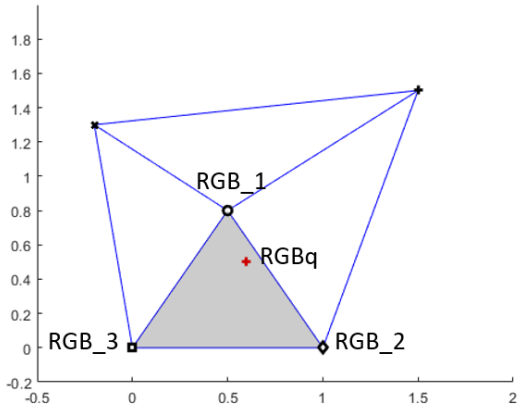


FIGURE 3.8 – Le point RGB_q à étalonner est identifié dans T_{RGBq}.

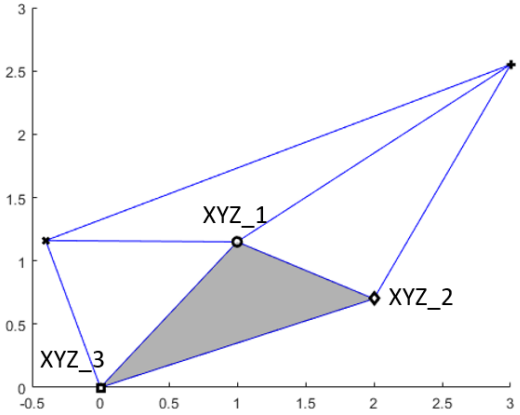


FIGURE 3.9 – T_{XYZq} est identifié dans l'espace colorimétrique XYZ.

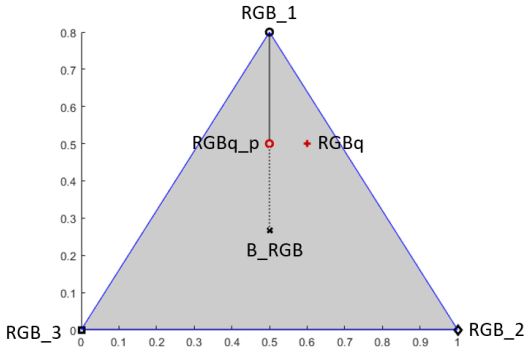


FIGURE 3.10 – Les coordonnées barycentriques de RGB_q sont calculées dans T_{RGBq}.

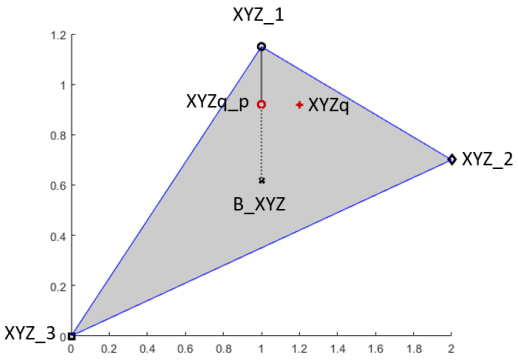


FIGURE 3.11 – Les mêmes coordonnées barycentriques sont appliquées dans T_{XYZq}, donnant le point étalonné XYZ_q.

Les Figures 3.12 et 3.13 illustrent une partition en tétraèdre des deux espaces RGB et XYZ.

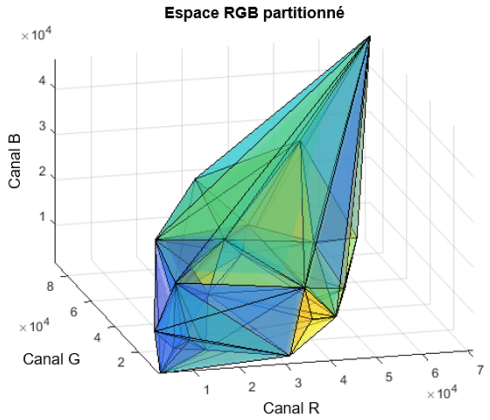


FIGURE 3.12 – Espace RGB de la caméra partitionné avec la triangulation de Delaunay

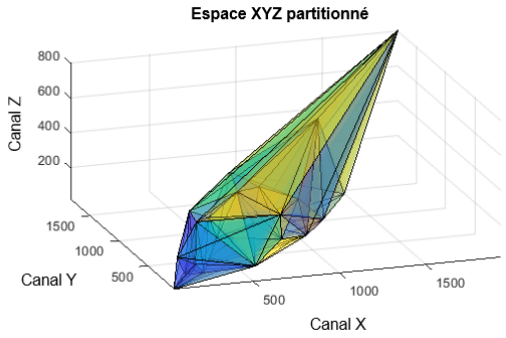


FIGURE 3.13 – Espace XYZ partitionné avec la triangulation de Delaunay

La méthode présentée ici n'est opérationnelle que si le point à étalonner est inclus dans la structure de tétraèdre construite grâce aux points de référence. Une méthode sera présentée par la suite dans la partie Discussion 3.5 afin de gérer les points situés à l'extérieur de la structure.

3.4 Résultats et comparaison avec l'état de l'art

Pour comparer l'étalonnage colorimétrique avec notre méthode s'appuyant sur une partition des espaces de couleur selon des tétraèdres avec les modèles de la littérature, nous avons calculé les résultats des différentes méthodes avec les jeux de données LDSet et LGSet. Tous les modèles s'appuyant sur des méthodes matricielles peuvent être décris selon le problème suivant (qui est résolu en minimisant la RMSE par SVD) :

$$\begin{cases} \rho(R,G,B)_{SVD} = [R,G,B]^T \\ \rho(R,G,B)_{SVD^2} = [R^2,G^2,B^2,RG,RB,GB,R,G,B,1]^T \\ \rho(R,G,B)_{SVD3} = [R^2,G^2,B^2,RG,RB,GB,R,G,B,1,RGB]^T \end{cases} \tag{3.11}$$

Le vecteur $\rho(R,G,B)_{SVD}$ fait référence aux travaux de Gordon et Holub [Gordon et Holub, 1993], $\rho(R,G,B)_{SVD^2}$ à Haneishi et al. [H. Haneishi, 1995], et $\rho(R,G,B)_{SVD3}$ à Hong et al. [G. Hong, 2000].

Quand les vecteurs $\rho(R,G,B)_{SVD}$ (resp. $\rho(R,G,B)_{SVD^2}$ et $\rho(R,G,B)_{SVD3}$) sont utilisés, on se réfère à l'étalonnage colorimétrique par "SVD" (resp. "SVD^2" et "SVD^3"). Nous avons

également utilisé le code fourni par Menesatti et al. [P. Menesatti, 2012], les résultats de cette méthode seront désignés par le terme "Méthode Spline".

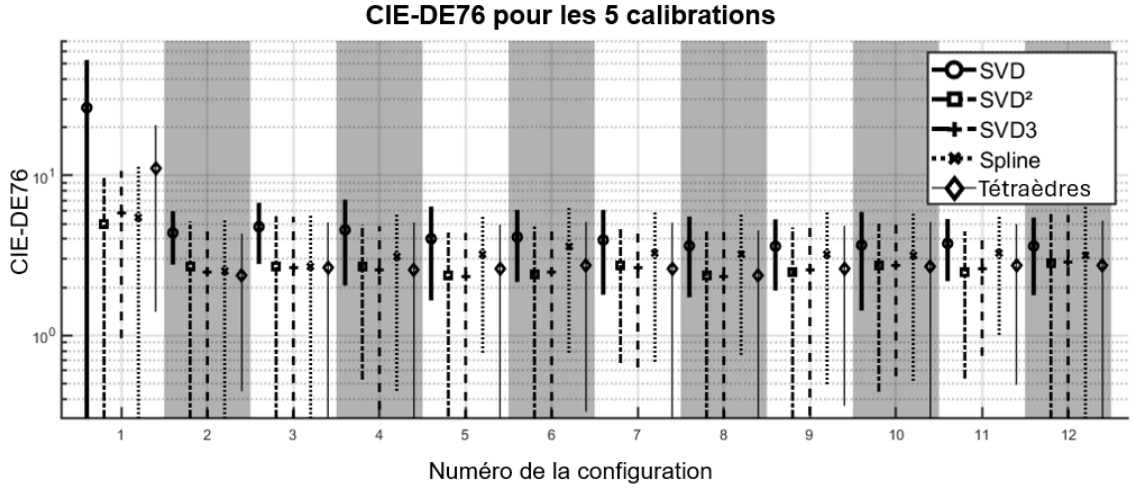
Afin d'évaluer la méthode d'étalonnage colorimétrique par tétraèdre, le processus suivant est utilisé :

Dans un jeu de données, constituer des points $(RGB)_i$ (et des points associés $(XYZ)_i$), un point RGB_q est retiré. Un étalonnage colorimétrique est ensuite réalisé en considérant les points $(RGB)_i$ (et $(XYZ)_i$) restants comme points de référence, ainsi l'espace RGB contenant les points de référence $(RGB)_i$ est partitionné avec des tétraèdres, de même que l'espace XYZ avec les points de référence $(XYZ)_i$. Le point (XYZ_q) correspondant au point à étalonner (RGB_q) est estimé en utilisant la structure tétraédrique obtenue. Les erreurs ΔE_{00} et ΔE_{ab} sont ensuite calculées entre le point estimé (XYZ_c) et le point de référence (XYZ_q) dans l'espace XYZ.

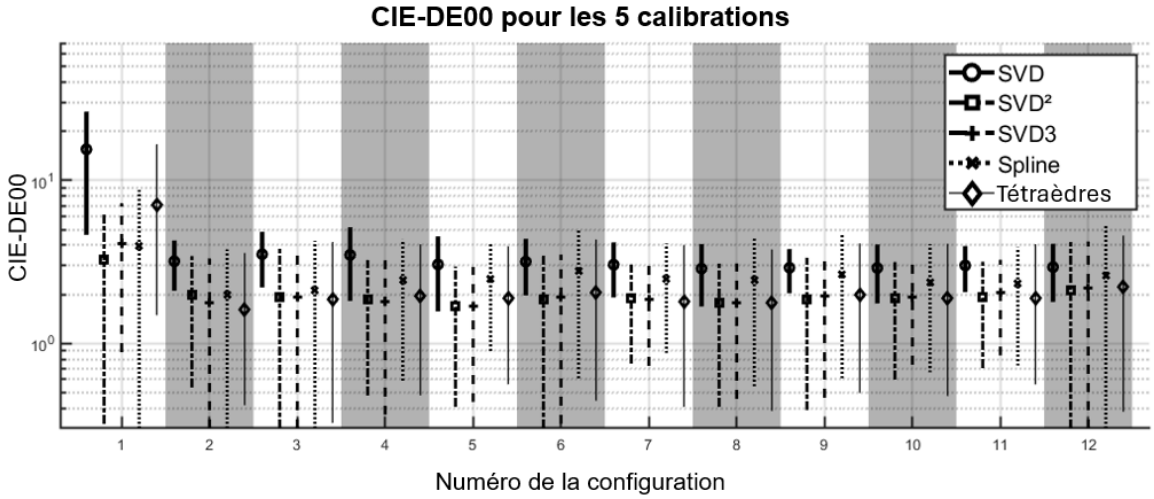
Ce processus est ensuite réalisé pour les autres points du jeu de données. Cependant, ce processus ne peut pas être appliqué si le point est situé sur la frontière extérieure de la structure tétraédrique (car dans ce cas le point ne se situerait pas dans un tétraèdre de la structure construite après l'avoir retiré).

Ainsi, après avoir réalisé le processus pour tous les points du jeu de données pouvant être étalonnés, la moyenne de chaque erreur est calculée, pour le ΔE_{00} et pour le ΔE_{ab}. Les jeux de données issus des données LDSet sont traitées différemment pour chaque niveau de puissance de la source, ce qui correspond à 12 jeux de données de 24 points chacun. Les résultats des différentes méthodes d'étalonnage colorimétrique sont présentés sur le montage de Figure 3.14.

Sur ces Figures, l'axe y est en échelle logarithmique car les valeurs de ΔE pour le faible niveau de puissance de la source étaient beaucoup plus élevés que pour les autres niveaux de puissance. Ainsi l'échelle logarithmique a été adoptée pour des raisons de lisibilité. Cela est dû au faible niveau de luminance qui induit des mesures bruitées. A l'exception du premier niveau de puissance, les conclusions de ces expérimentations numériques sont similaires aux différents niveaux de puissance ; la SVD^2, la $SVD3$ et la méthode par tétraèdres donnent les meilleurs résultats et sont proches les unes des autres ; en moyenne, la SVD^2 est légèrement meilleure que la méthode par tétraèdres.



(a) ΔE_{ab} moyen pour chaque niveau de puissance.

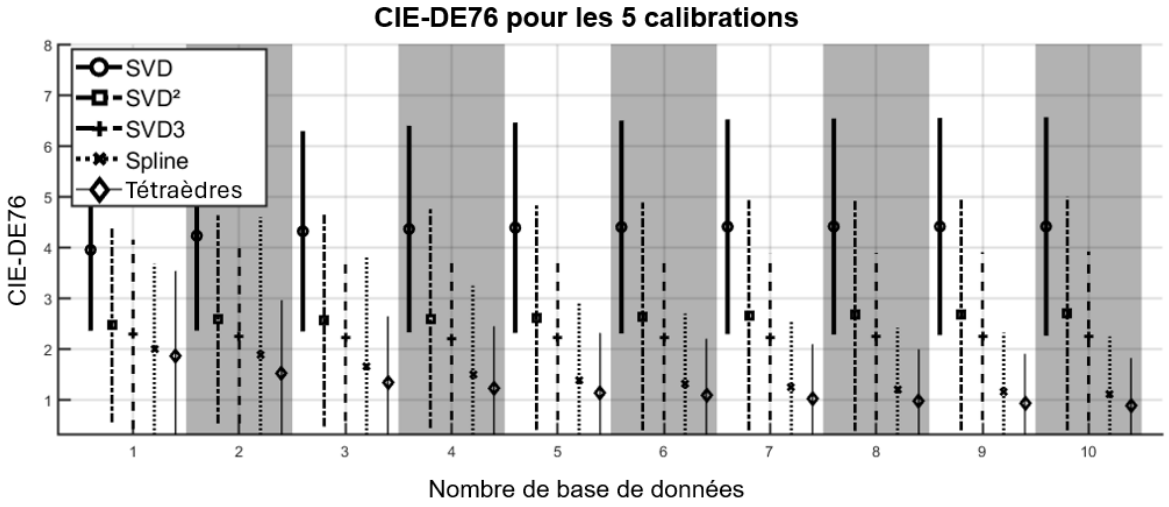


(b) ΔE_{00} moyen pour chaque niveau de puissance. Paramètres de ΔE_{00} : $K_H = K_L = K_S = 1$; $K_1 = 0.045$; $K_2 = 0.015$.

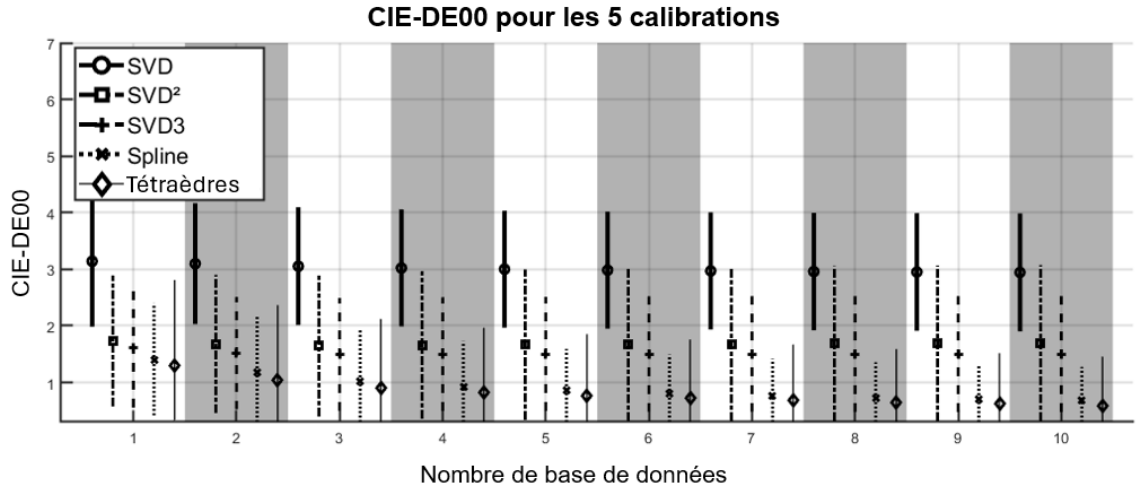
FIGURE 3.14 – ΔE moyens pour chaque niveau de puissance, en échelle logarithmique. Les lignes verticales correspondent aux moyennes avec l'écart type pour un modèle donné.

Afin d'évaluer la pertinence des différentes méthodes d'étalonnage pour des scènes présentant de grandes dynamiques de luminance, les erreurs ΔE_{00} et ΔE_{ab} ont été calculées après avoir regroupé les données d'entraînements pour plusieurs niveaux de puissance. On choisit un nombre N de niveaux de puissance à fusionner, avec N compris entre 1 et 11. Toutes les combinaisons sont testées (par exemple si N=3 alors on peut avoir les niveaux de puissance [1 2 6], [4 7 11], [1 2 3], etc.). On calcule ensuite, pour chaque N, la moyenne des erreurs des étalonnages colorimétriques avec chaque combinaison possible. Le montage de Figure 3.15 montre ainsi qu'augmenter la dynamique de luminance ne modifie pas la tendance des er-

reurs ΔE_{ab} et ΔE_{00} pour les méthodes globales (SVD, SVD^2 et $SVD3$) mais que les erreurs diminuent pour les méthodes Spline et par tétraèdres, avec des résultats légèrement meilleur pour la méthode par tétraèdres.



(a) ΔE_{ab} quand on utilise N niveaux de puissance.

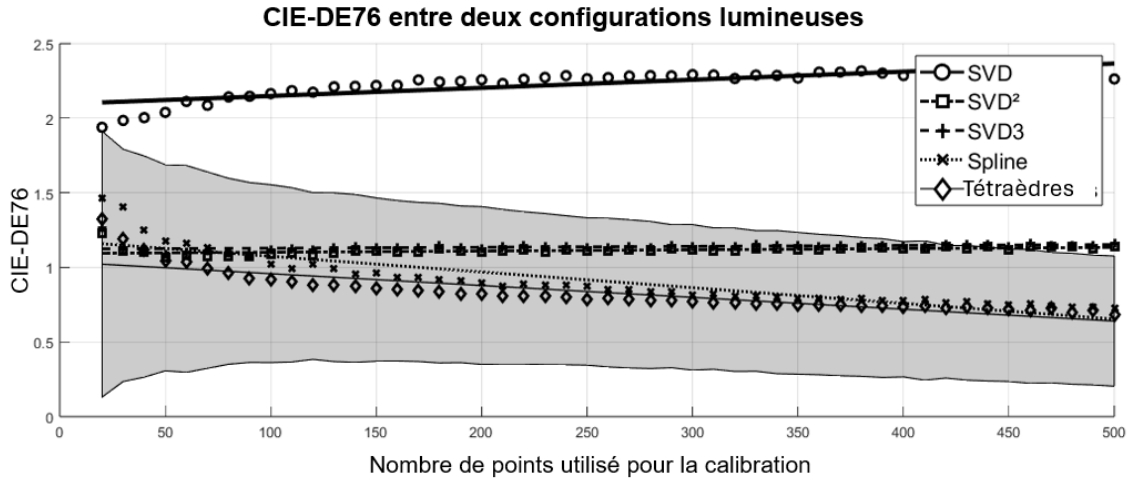


(b) ΔE_{00} quand on utilise N niveaux de puissance. Paramètres ΔE_{00} : $K_H = K_L = K_S = 1$; $K_1 = 0.045$; $K_2 = 0.015$.

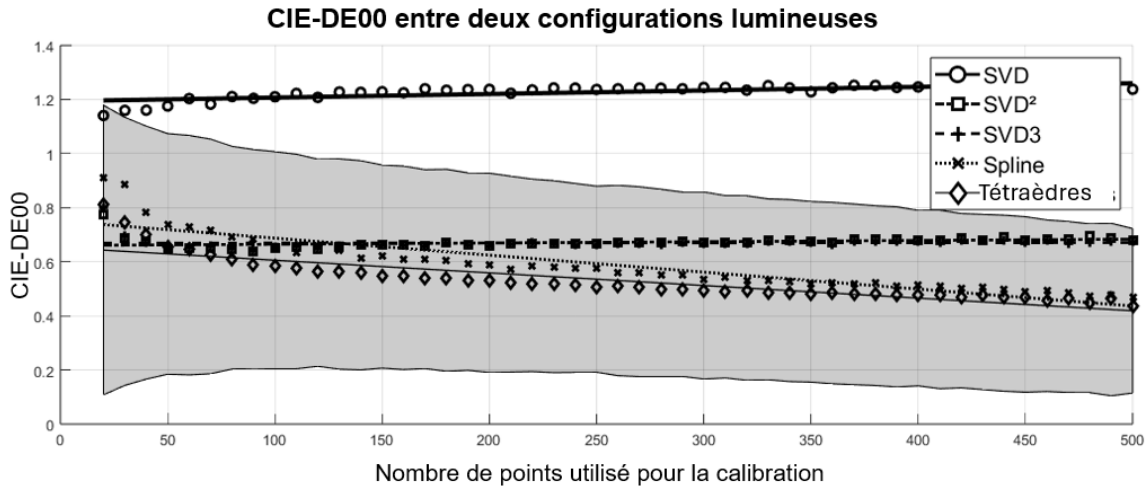
FIGURE 3.15 – ΔE obtenues quand les données correspondantes à N niveaux de puissance sont regroupées. Les lignes verticales correspondent aux moyennes avec l'écart type pour un modèle donné.

Finalement, pour évaluer la performance des méthodes lorsqu'une précision élevée est souhaitée dans un contexte de faible dynamique de luminance, nous avons évalué les méthodes

pour LGSet, contenant 512 triplets RGB et 512 valeurs XYZ associées. Un grand nombre de points de référence engendre un échantillonnage dense des espaces colorimétriques. Le montage de Figures 3.16 représente les erreurs ΔE en fonction du nombre de points de référence. Les résultats montrent que si le nombre de points de référence augmente, alors l'erreur diminue seulement pour les méthodes d'étalonnage Spline et par tétraèdre. La méthode par tétraèdre présente une erreur inférieure à celle de la méthode Spline, avec un ΔE de moins de 0.5 pour au moins 280 points de référence. Ces résultats nuancent ceux obtenus avec les données LDSet (24 points de référence), où lesquelles les méthodes globales (SVD2 et SVD3) surpassaient les méthodes locales (Spline et par tétraèdre).



(a) CIE-DE1976 avec 1 niveau de puissance.



(b) CIE-DE2000 pour 1 niveau de puissance. CIE Delta E paramètres : $K_H = K_L = K_S = 1$; $K_1 = 0.045$; $K_2 = 0.015$.

FIGURE 3.16 – ΔE obtenues en utilisant 1 niveau de puissance. Les zones grises correspondent aux écart-types du modèle d'étalonnage par tétraèdres.

Les Tables 3.3 et 3.4 classent les méthodes de la moins précise à la plus précise, pour tous les jeux de données utilisés. En moyenne, la méthode par tétraèdre présente les meilleurs résultats. En particulier pour les données présentant une grande dynamique de luminance, la méthode par tétraèdre possède une erreur inférieure de 19% (resp. 10%) par rapport à la deuxième meilleure méthode (Spline).

Méthode d'étalonnage colorimétrique	Faible nombre de points de référence (24)	Faible nombre de points de référence (24)	Nombre intermédiaire de points de référence (288)
Dynamique de luminance et gamut	Faible dynamique et faible gamut	Faible dynamique et large gamut	Large dynamique range et faible gamut
Base de donnée utilisée	LDSet	LGSet	LDSet
Tétraèdres - CIE DE1976	2.92 (12%)	2.02 (6%)	**1.55**
Tétraèdres - CIE DE2000	2.03 (10%)	**1.18**	**1.06**
Spline - CIE DE1976	3.34 (28%)	2.20 (15.8%)	1.84 (19%)
Spline - CIE DE2000	2.44 (32%)	1.32 (12.6%)	1.17 (10%)
$SVD3$ - CIE DE1976	**2.60**	1.93 (1.7%)	2.24 (45%)
$SVD3$ - CIE DE2000	1.85 (0.5%)	1.41 (19.7%)	1.53 (44%)
SVD^2 - CIE DE1976	**2.60**	**1.9**	2.55 (65%)
SVD^2 - CIE DE2000	**1.84**	1.4 (19.2%)	1.69 (59%)
SVD - CIE DE1976	4.09 (57%)	3.00 (58%)	4.18 (170%)
SVD - CIE DE2000	3.20 (23%)	2.30 (95%)	3.11 (190%)

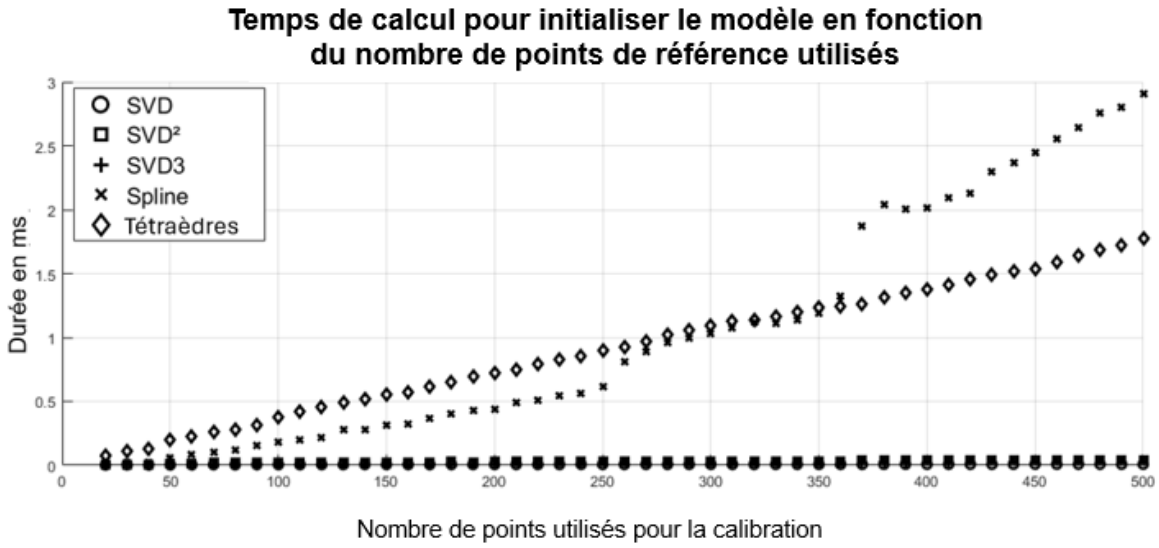
TABLE 3.3 – Moyenne des CIE-DE1976 et CIE-DE2000 pour les premières configurations de données et toutes les méthodes d'étalonnage colorimétrique. Les valeurs en gras sont les valeurs minimales.

Méthode d'étalonnage colorimétrique	Grand nombre de points de référence (500)	Moyenne de toutes les expérimentations
Dynamique de luminance et gamut	Faible dynamique et grand gamut	-
Base de donnée utilisée	LGSet	-
Tétraèdres - CIE DE1976	**1.28**	**1.94**
Tétraèdres - CIE DE2000	**0.76**	**1.26**
Spline - CIE DE1976	1.33 (3.4%)	2.18 (12.1%)
Spline - CIE DE2000	0.83 (9%)	1.44 (14.51%)
$SVD3$ - CIE DE1976	1.76 (37%)	2.13 (9.78%)
$SVD3$ - CIE DE2000	1.15 (52%)	1.49 (18.09%)
SVD^2 - CIE DE1976	1.76 (37%)	2.20 (13.38%)
SVD^2 - CIE DE2000	1.17 (55%)	1.53 (21.27%)
SVD - CIE DE1976	3.30 (157%)	3.64 (87.52%)
SVD - CIE DE2000	2.12 (180%)	2.68 (113%)

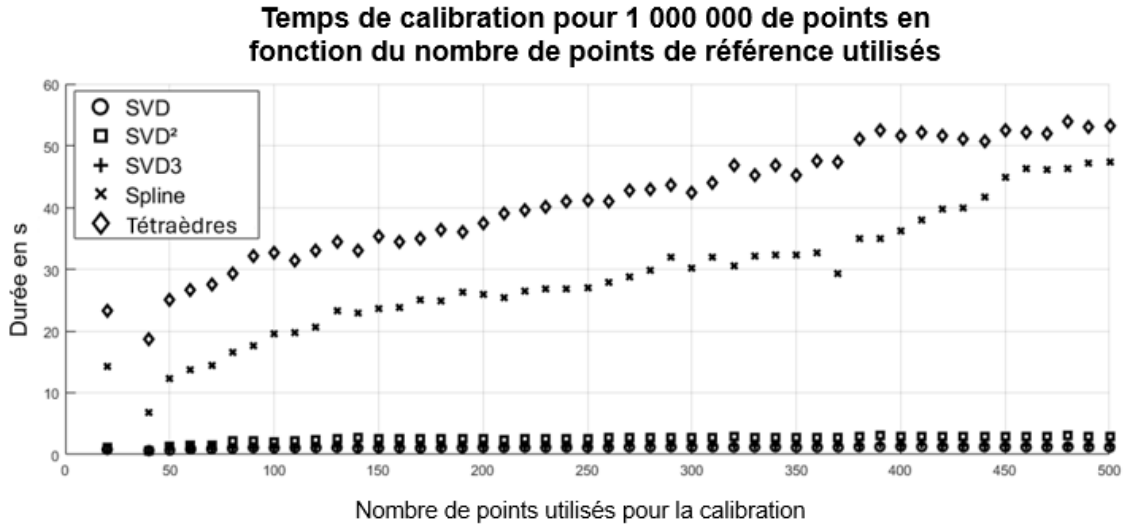
TABLE 3.4 – Moyenne des CIE-DE1976 et CIE-DE2000 pour la dernière configuration de données et toutes les méthodes d'étalonnage colorimétrique, et la moyenne de toutes les configurations données. Les valeurs en gras sont les valeurs minimales.

Le montage de Figures 3.17 présente des temps de calcul : la Figure 3.17(a) présente le temps de calcul pour initialiser un modèle en fonction du nombre de points de référence

utilisés, la Figure 3.17(b) présente le temps nécessaire pour étalonner 1 000 000 de points RGB vers l'espace XYZ, en fonction du nombre de points de référence utilisés (de 20 à 500). Ces résultats sont obtenus avec avec Matlab 2022a sur un ordinateur HP équipé d'un CPU I7-8700 et de 16GO de RAM. Les méthodes globales (SVD, SVD2 et SVD3) sont plus rapides à initialiser pour l'étalonnage.



(a) Temps nécessaire pour initialiser l'étalonnage colorimétrique du modèle en fonction du nombre de points de référence utilisés. Moyenne de 1000 itérations pour chaque modèle.



(b) Temps nécessaire pour étalonner 1,000,000 points en fonction du nombre de points de référence utilisés. Moyenne de 1000 itérations pour chaque modèle.

FIGURE 3.17 – Temps de calcul des 5 méthodes d'étalonnage colorimétrique. Base de données LGSet.

Pour l'initialisation, la méthode des tétraèdres et la méthode Spline sont plus lentes que les méthodes matricielles (de 430%). La méthode Spline est plus rapide que la méthode par tétraèdres (jusqu'à 390%) quand moins de 350 points de référence sont utilisés. Au-delà, la méthode par tétraèdres est plus rapide. Pour l'évaluation de 1,000,000 de points, les méthodes globales sont plus rapides que les autres (d'au moins 970%), et la méthode Spline est plus rapide que la méthode par tétraèdres (de 12% à 170%).

3.5 Discussion

Cette partie présente une discussion sur les résultats de l'étalonnage colorimétrique par méthode des tétraèdres (sous-section 3.5.1) et une piste d'amélioration du modèle (sous-section 3.5.2).

3.5.1 Discussion sur les résultats et limitation du modèle

La méthode d'étalonnage colorimétrique par tétraèdres est localement linéaire, c'est une méthode locale par morceaux. Ainsi ses résultats s'améliorent lorsque le nombre de points de référence augmente. Les points de référence sont étalonnés exactement ($\Delta E_{ab} = 0$). Cette propriété est utile pour les applications qui requièrent une grande précision car augmenter le nombre de points de référence réduit l'erreur.

Une autre application intéressante est l'étalonnage colorimétrique pour les grandes dynamiques de luminance. Les résultats expérimentaux suggèrent qu'au lieu d'utiliser une unique configuration de source lumineuse pour obtenir les points de référence, utiliser deux configurations est préférable, dont une en basses luminances (luminances sur le ColorChecker proches des valeurs minimales de luminances de la scène) et une en hautes luminances (luminances sur le ColorChecker proches des valeurs maximales de luminances de la scène). Dans ce cas, les erreurs ΔE seront réduites jusqu'à 18%, (1.51 contre 1.85 dans notre cas d'étude). Pour les applications nécessitant une grande précision, utiliser au moins 80 points de référence (par exemple en utilisant un ColorChecker comportant 96 cases) peut permettre des erreurs ΔE inférieures à 1.0, les différences de couleur seront alors imperceptibles [Mokrzycki et Tatol, 2011].

La méthode Spline partage les bonnes propriétés de la méthode par tétraèdres, mais présente une erreur légèrement supérieure.

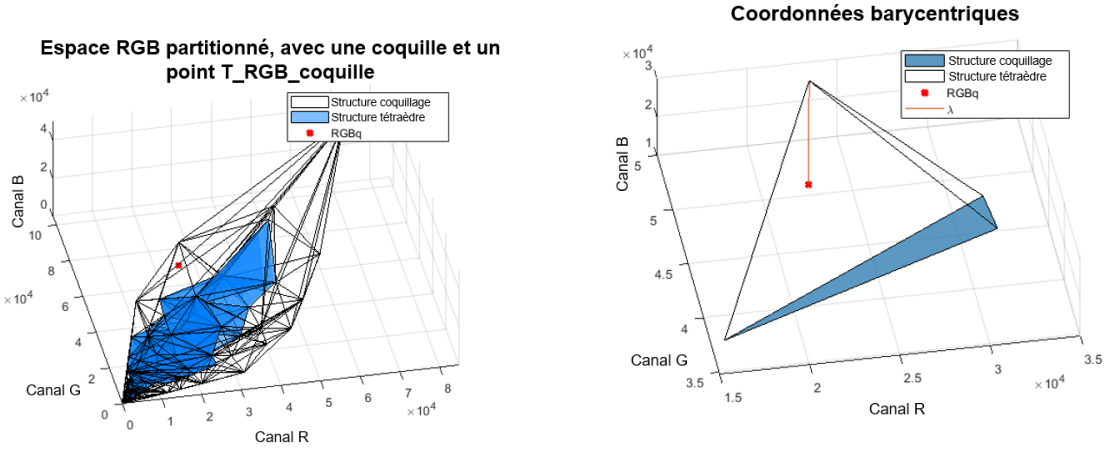
Il est important de noter que ces résultats sont obtenus pour certaines sources de lumière et qu'ils ne sont pas représentatifs de ceux que l'on pourrait obtenir avec une autre source de lumière, en raison du métamérisme [Nimeroff et Yurow, 1965]. Des études ont montré que les résultats des étalonnages colorimétriques peuvent varier de manière significative en fonction de la source lumineuse utilisée [R. Charrière, 2013]. En effet, une différence de presque 20% a été observée en utilisant les mêmes patchs de couleurs et la même caméra, mais avec des illuminants différents. Ces variations ont été quantifiées à l'aide de la métrique ΔE_{94}, une métrique différente de celle utilisée dans nos travaux. Cela souligne l'importance du choix de

l'illuminant lors de l'étalonnage pour obtenir des mesures fiables et reproductibles.

Par ailleurs, les résultats sont relatifs aux ColorCheckers utilisés et ses résultats pourraient être changés si on utilisait d'autres types de ColorCheckers. Des évaluations d'un des points d'un ColorChecker en utilisant des points de référence d'un autre ColorChecker seraient intéressantes, pour quantifier les erreurs induites dans ce cas de figure, qui correspond à des situations usuelles.

3.5.2 Amélioration du modèle

La méthode d'étalonnage par tétraèdres est une méthode d'interpolation. Pour étalonner les points en extrapolation (ceux situés en dehors de la structure de tétraèdres), il serait possible d'exploiter une méthode globale, et d'assurer la continuité entre les deux méthodes de la façon suivante. Une coquille est définie par les tétraèdres composant l'enveloppe convexe de la structure globale (voir Figure 3.18) et permet de définir trois zones ; l'intérieur de la structure (sans la coquille), nommée T_{RGBin} ; l'extérieur la structure, nommée T_{RGBout} ; dans la coquille elle-même, nommée $T_{RGBcoquille}$.



(a) Espace RGB avec la structure $T_{RGBcoquille}$ dessinée

(b) Illustration de la coordonnée barycentrique (λ) utilisée dans la fonction hybride, à l'intérieur du tétraèdre correspondant.

FIGURE 3.18 – Illustration d'un espace RGB d'une caméra décomposé avec des tétraèdres, avec la structure en coquille non coloriée et une illustration de la coordonnée barycentrique utilisée dans la fonction hybride.

Si le point à étalonner se trouve dans T_{RGBin}, alors la méthode d'étalonnage par tétraèdres est utilisée. Si le point à étalonner se trouve dans T_{RGBout}, alors on applique une méthode d'étalonnage globale SVD3. Si le point à étalonner se trouve dans $T_{RGBcoquille}$, alors on utilise la fonction suivante :

$$XYZ_{coquille} = \lambda * Tetrahedres(RGB_{coquille}) + (1 - \lambda) * SVD3(RGB_{coquille}) \quad (3.12)$$

où λ est la coordonnée barycentrique associée au sommet partagé avec T_{RGBin}.

Cette méthode hybride permet de conserver les propriétés mathématiques de la méthode par tétraèdre. De plus, l'utilisation de cette méthode hybride permet d'améliorer la précision de l'étalonnage, comme indiqué dans la Table 3.5.

	% Erreur entre la méthode des tétraèdres et la méthode hybride	% Erreur entre la méthode SVD3 et la méthode hybride
DE1976	32.4%	−4.1%
DE2000	35.2%	−5.2%

TABLE 3.5 – Moyenne relative des erreurs entre la méthode des tétraèdres et la méthode hybride, et entre la méthode SVD3 et la méthode hybride, pour les données LGSet.

3.6 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, une méthode d'étalonnage colorimétrique fondée sur une décomposition des espaces RGB et XYZ en structure tétraédriques a été proposée et évaluée.

Après avoir présenté un état de l'art sur différentes méthodes d'étalonnage colorimétrique, deux bases de données utilisées pour réaliser l'étalonnage colorimétrique par méthode des tétraèdres ont été présentées : une base de données avec une grande dynamique de luminance et une base de données avec un large gamut.

Ensuite, le fonctionnement de l'étalonnage colorimétrique par tétraèdres a été explicité. Différents résultats sur la performance et sur le temps d'exécution ont été présentés, et une comparaison de ces résultats avec d'autres méthodes de la littérature à été réalisée.

L'avantage principal de cette méthode est sa précision lorsque beaucoup de points de référence sont utilisés (Δ $\mathbf{E}_{ab}$**=1,94** et Δ $\mathbf{E}_{00}$**=1,26**), dans le cas de dynamiques de luminances variées (Δ $\mathbf{E}_{ab}$**=1,55** et Δ $\mathbf{E}_{00}$**=1,06**) et/ou avec un échantillonnage dense de l'espace colorimétrique à un niveau de luminance donné (Δ $\mathbf{E}_{ab}$**=2,02** et Δ $\mathbf{E}_{00}$**=1,18**), en rappelant que, d'après Mokrzycki et Tatol [Mokrzycki et Tatol, 2011], des différences de couleurs $\Delta E_{00} < 2$ et $\Delta E_{ab} < 2$ sont considérées comme perceptibles mais seulement par des observateurs expérimentés dans des conditions spécifiques.

Cette méthode d'étalonnage sera appliquée par la suite pour étalonner des images réelles de l'espace RGB vers l'espace XYZ afin de les utiliser en entrée des réseaux de neurones. En particulier, les photographies de matériaux présenteront de grandes dynamiques de luminances car les photographies seront prises avec un flash et montreront les zones brillantes et diffuses d'un matériau. Cette méthode d'étalonnage colorimétrique sera également utilisée

pour passer d'un espace colorimétrique RGB d'un appareil photographie de smartphone vers un espace colorimétrique RGB d'appareil photographique réflex.

Dans le prochain chapitre, un appareil de mesure de composantes spectrales sur site va être présenté. L'utilisation de cet appareil permettra de créer une base de données de composantes spectrales réelles de matériaux sur site, qui sera ensuite étendue de manière mathématique. Cette base de données sera complétée par des données de BRDF de matériaux, modélisées comme proposé dans le chapitre 2. Ces données permettront de créer des images lignes dans l'espace colorimétrique XYZ, images qui seront ensuite étalonnées vers l'espace colorimétrique RGB selon la méthode par tétraèdres développée dans ce chapitre, afin d'obtenir des informations supplémentaires à fournir en entrée des réseaux de neurones dans le chapitre 5.

Une procédure similaire sera suivie pour construire une base de données de facteurs de transmission spectraux de vitrage du bâtiment.

Chapitre 4

Création et extension de bases de données de propriétés optiques dans le visible et dans le proche infrarouge de matériaux du bâtiment

Dans le chapitre précédent, une méthode d'étalonnage colorimétrique a été présentée, permettant d'obtenir les valeurs XYZ d'un pixel afin de rendre les réseaux de neurones indépendants de l'appareil photographique numérique RGB ; de plus, l'étalonnage permettra d'évaluer l'apport d'ajouter en entrée les valeurs RGB aux valeurs XYZ des pixels de l'image. Les images utilisées en entrée des réseaux de neurones seront des images XYZ ; leur création est présentée dans ce chapitre.

L'entraînement et l'utilisation d'un réseau de neurones demande une grande quantité de données, qui constituent des exemples d'entrée et de sortie. A titre d'exemple, le réseau de neurones de Dechaintres [Deschaintre, 2019] destiné à estimer, à partir d'une photographie avec flash d'un matériau texturé, sa SVBRDF RGB - sous la forme d'une texture RGB diffuse, d'une carte de normales, et de trois cartes représentant pour chaque pixel les valeurs des paramètres d'un modèle analytique de BRDF - a été entraîné à partir d'une base de données de 200 000 exemples générés de façon procédurale.

Dans notre cas, l'obtention de la base de données qui sera exploitée pour l'entraînement des réseaux de neurones qui seront développés peut difficilement s'envisager en s'appuyant uniquement sur des mesures de BRDF spectrale et des photographies de matériaux réels, en raison du nombre d'exemples nécessaire (au moins plusieurs milliers) et donc de la durée des mesures et des prises de vue. De plus les fichiers informatiques obtenus (photographies HDR, BRDF spectrale échantillonnée avec un pas angulaire fin sur l'ensemble de l'espace angulaire) occuperaient un espace mémoire conséquent qui nécessiterait une architecture informatique dimensionnée avec soin, et d'un coût élevé. A titre d'illustration, une BRDF spectrale isotrope définie avec un pas d'échantillonnage spectral de 10 nm sur la plage de longueurs d'onde [380 – 1000 nm], et de 1 degré sur les angles θ_{in} (de 0° à 90°), θ_{out} (de 0° à 90°) et ϕ_{out} (de 0° à 180°) occupe 360 Mo en simple précision [Andréani, 2020].

Ainsi, l'approche proposée consiste à :

— 1) Effectuer des mesures de composante spectrale de matériaux sur le visible et le proche infrarouge pour quelques angles d'incidence et d'observation, pour quelques centaines de matériaux représentatifs du bâtiment, grâce à un dispositif développé dans ce but (section 4.1) ;

— 2) Procéder à une extension de la base de données de composantes spectrales en définissant des composantes spectrales de matériaux artificiels s'appuyant sur les mesures effectuées en 1) (section 4.2) ;

— 3) A partir de mesures complètes de BRDF de quelques matériaux représentatifs du bâtiment, utiliser le modèle de BRDF proposé dans le chapitre 2 pour identifier les plages de valeurs de paramètres leur correspondant (section 4.3) ;

— 4) Procéder à une extension de la base de données de paramètres de modèle de BRDF de matériaux artificiels en s'appuyant sur les valeurs identifiées dans 3) (section 4.3) ;

— 5) Obtenir des images simulées de matériaux en exploitant le modèle analytique de BRDF proposé dans le chapitre 2, pour le jeu de paramètres défini en 2) et 4) (section

4.4).

Les étapes 2) et 4) du processus permettront ainsi de définir de façon automatique un nombre arbitraire de couples (images simulées de matériaux ; composante spectrale et paramètre de BRDF analytique) correspondant à des matériaux artificiels s'appuyant sur des mesures de matériaux représentatifs du bâtiment. L'ensemble des couples obtenus sera utilisé en tant que base de données d'entraînement des réseaux de neurones que nous développerons.

Ainsi le modèle analytique de BRDF proposé dans le chapitre 2 va nous permettre de créer des données d'entraînement de matériaux artificiels à partir de mesures de matériaux réels, ce qui permettra un gain de temps et une diminution de l'espace mémoire occupé par les BRDF, qui seront définies par un petit nombre de paramètres et non pas par une quantité élevée de données tabulées pour un échantillonnage fin de l'espace angulaire.

Les images simulées de matériaux seront ensuite étalonnées colorimétriquement pour être utilisable par les réseaux de neurones (section 4.5).

Enfin, une seconde base de données de propriétés optiques de vitrages du bâtiment sera construite (section 4.6).

4.1 Développement et utilisation d'un système de mesure de composantes spectrales de matériaux opaques

Cette sous-section présente le développement (sous-section 4.1.1) et l'utilisation d'un appareil de mesure de composantes spectrales de matériaux réels (sous-section 4.1.2).

4.1.1 Développement d'un appareil de mesure de composantes spectrales de matériaux

L'objectif de cette thèse étant de caractériser des matériaux du bâtiment, l'appareil de mesure a été pensé pour pouvoir mesurer des composantes spectrales de matériaux représentatifs du bâtiment. L'appareil doit être mobile et facilement transportable afin de pouvoir caractériser des matériaux situés notamment au niveau des sols et des murs.

La géométrie du dispositif est présentée dans la sous-section 4.1.1.1, la source de lumière et le capteur utilisés sont présentés dans la sous section 4.1.1.2, une étude des fuites de lumière est proposée dans la sous-section 4.1.1.3.

4.1.1.1 Géométrie et structure

Ainsi cet appareil présente une géométrie parallélépipédique de 60 cm x 60 cm x 50 cm, avec une ouverture de 10 cm de diamètre centrée sur une face pour accueillir l'appareil de mesure, et une seconde ouverture de 12 cm de diamètre centrée sur la face opposée pour y positionner le matériau à caractériser. Cette géométrie est fixée sur un socle à roulettes

permettant de la déplacer facilement et rapidement. La structure de l'appareil est composée de panneaux de bois de 2 cm d'épaisseur : son intérieur est tapissé avec un matériau noir diffusant. L'appareil est présenté sur la Figure 4.7.

4.1.1.2 Source halogène et capteur

Les mesures spectrales doivent couvrir le visible et une partie de l'infrarouge, afin de pouvoir caractériser le comportement des matériaux vis-à-vis du rayonnement infrarouge. Il nous est ainsi nécessaire de disposer d'une source de lumière stable et émettant sur une plage de longueurs d'ondes comportant le visible [380 nm – 780 nm] et le proche infrarouge [780 nm – 1000 nm] : en raison des caractéristiques des appareils de mesure dont nous disposons (spectroradiomètre Jeti Specbos 1211-UV-2) permettant la mesure de radiances spectrales réfléchie sur un matériau sur la plage de longueurs d'onde [250 nm – 1000 nm], nous avons décidé de limiter à 1000 nm la borne supérieure de la longueur d'onde infrarouge. Ainsi nous nous sommes tournés vers une source halogène émettant un rayonnement dans le domaine du visible et également dans l'infrarouge (Capsule halogène Osram 5W G4, 12V 2000h, 10 mm). La luminance spectrique de la source halogène mesurée en réflexion sur un échantillon de Spectralon est présentée sur la Figure 4.1. La Figure 4.2 présente l'évolution temporelle de la luminance spectrique de la source halogène mesurée en réflexion sur le même échantillon et renseigne ainsi sur la stabilité de la source halogène dans le temps.

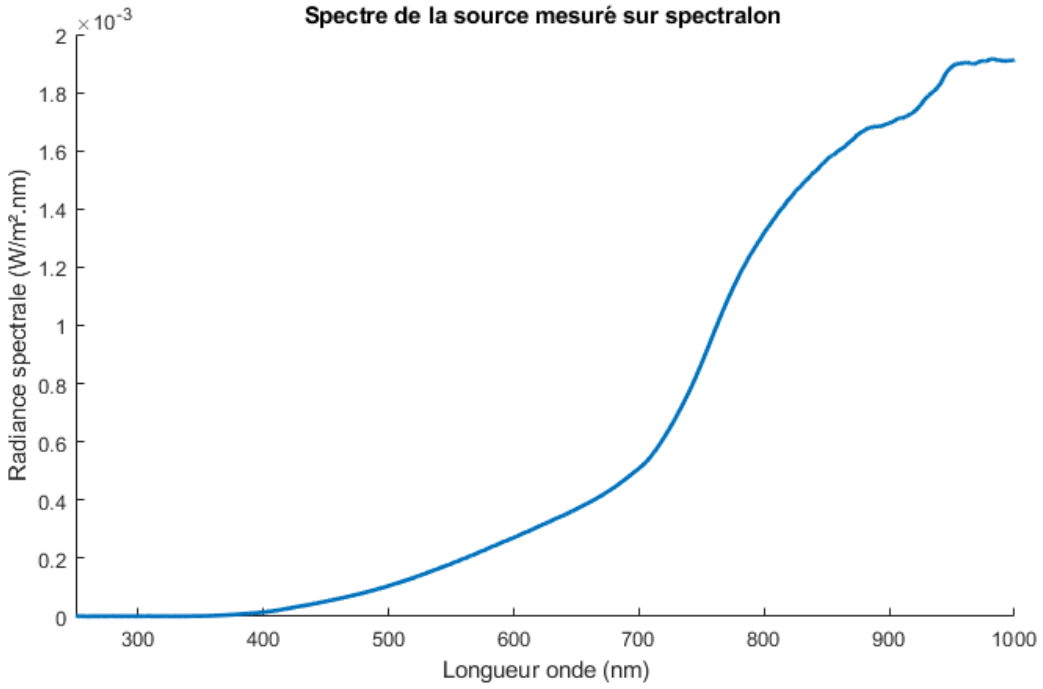


FIGURE 4.1 – Luminance spectrique de la source halogène mesurée en réflexion sur un échantillon de Spectralon.

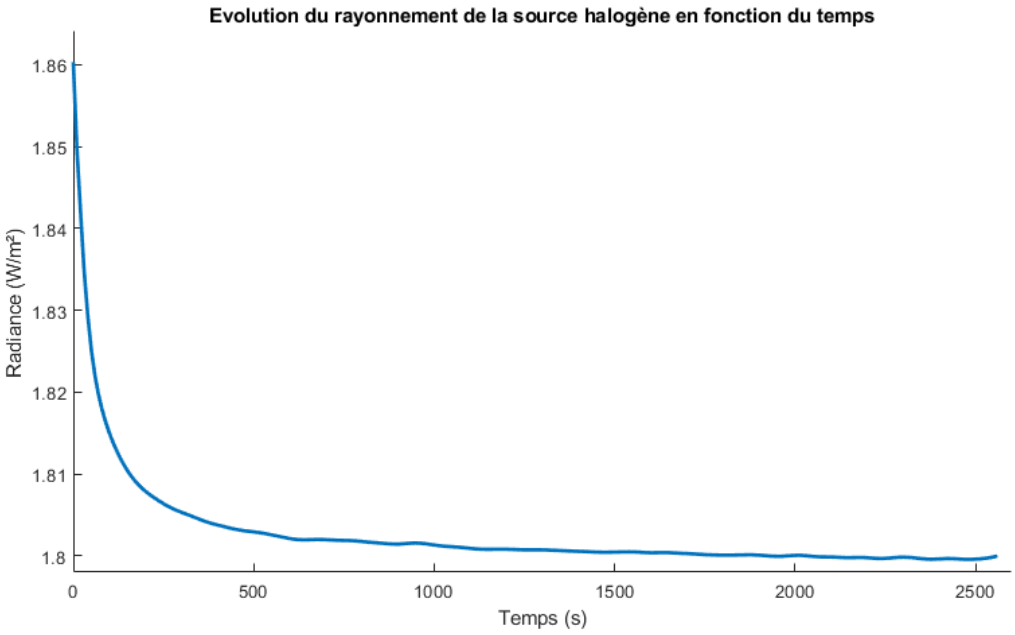


FIGURE 4.2 – Étude de stabilité temporelle du rayonnement de la source halogène.

Cette étude indique que le flux spectral de la source dans une direction donnée est stabilisé pour un temps de chauffe supérieur à 2500 secondes ; au bout de 5 minutes d'attente la source présente un flux spectral situé à 0.3% au-dessus de son flux stabilisé (moyenne d'erreur relative sur la plage de longueurs d'onde [250 nm - 1000 nm]). On peut donc considérer pour nos mesures, qu'attendre 5 minutes après l'allumage de la source est suffisant pour obtenir un flux spectral dans une direction donnée induit par la source répétable à 0.3% près.

Les composantes spectrales des matériaux qui seront mesurées par ce dispositif seront caractérisées sur la plage de longueurs d'onde [250 nm - 1000 nm]. La source halogène utilisée pour les mesures émet la plupart de son rayonnement dans l'infrarouge (une émission infrarouge étant nécessaire pour pouvoir caractériser vis-à-vis de ce type de rayonnement). En revanche, la source émet moins d'énergie dans la plage de longueurs d'onde visible [380 nm - 780 nm], et moins encore dans l' ultra-violet [250 nm - 400 nm] comme l'illustre la Figure 4.3.

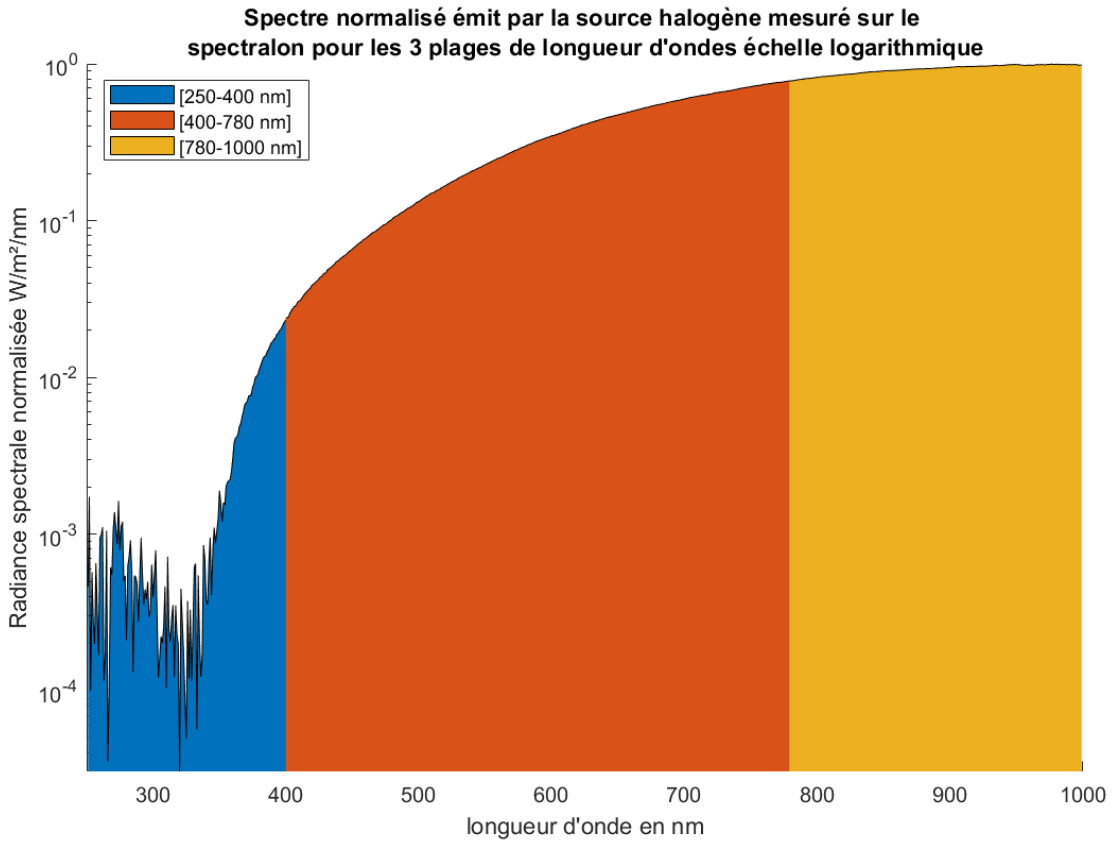


FIGURE 4.3 – Luminance spectrique normalisée de la source halogène mesurée en réflexion sur un échantillon de Spectralon pour les trois plages de longueurs d'onde. Échelle logarithmique.

La Table 4.1 indique la proportion d'énergie incidente sur l'échantillon de Spectralon émise pour les trois plages de longueurs d'onde ultra-violet [250 nm – 400 nm], visible [400 nm - 1000 nm] et infrarouge [780 nm – 1000 nm] :

Plage de longueurs d'onde en nm	UV [250-400]	Visible [400-780]	IR [780-1000]	Partout [250-1000]
% Énergie émise	0.163	39.3	60.6	100

TABLE 4.1 – Proportion d'énergie incidente émise par la source halogène sur l'échantillon de Spectralon.

La quantité d'énergie émise dans l'ultra-violet est peu élevée ; nous pouvons nous demander si la mesure sur cette plage spectrale est exploitable ou non en raison du bruit de mesure. Ainsi par la suite, nous ne prendrons en compte que la mesure sur la plage de longueurs d'onde [401 nm - 1000 nm]. L'énergie émise après 1000 nm n'est pas mesurable avec l'appareil de mesure dont nous disposons.

4.1.1.3 Géométrie et fuites de lumière

Pour réduire l'impact des sources de lumière extérieures ainsi que des réflexions multiples à l'intérieur de l'appareil, il a été tapissé avec un matériau choisi parmi une gamme de plusieurs tissus noirs, sur des critères d'albédo et de brillance. Il permet de limiter l'entrée de la lumière extérieure à l'intérieur de la boîte par les jointures entre les planches de bois. De plus, un drap noir est positionné sur la boîte et le spectroradiomètre lors de la mesure afin d'atténuer davantage encore les fuites de lumière. La Figure 4.4 présente l'appareil de mesure en extérieur sous un ciel dégagé. La Figure 4.5 présente deux mesures spectrales d'un même matériau (de type Spectralon), mais dans deux configurations différentes : la première mesure est réalisée dans une pièce sombre, la deuxième en extérieur sous un ciel dégagé. Cette expérience nous permet de quantifier la différence de mesure due à des sources de lumière extérieures parasites. Cette différence entre les deux mesures de 10.6%. La RMSE entre ces deux mesures est de RMSE $= 9.4 \times 10^{-5}$, ce qui permet d'assurer une bonne répétabilité dans les mesures à l'aide du dispositif.



FIGURE 4.4 – Mesure de la luminance spectrique de la source halogène en réflexion sur un échantillon de Spectralon en extérieur.

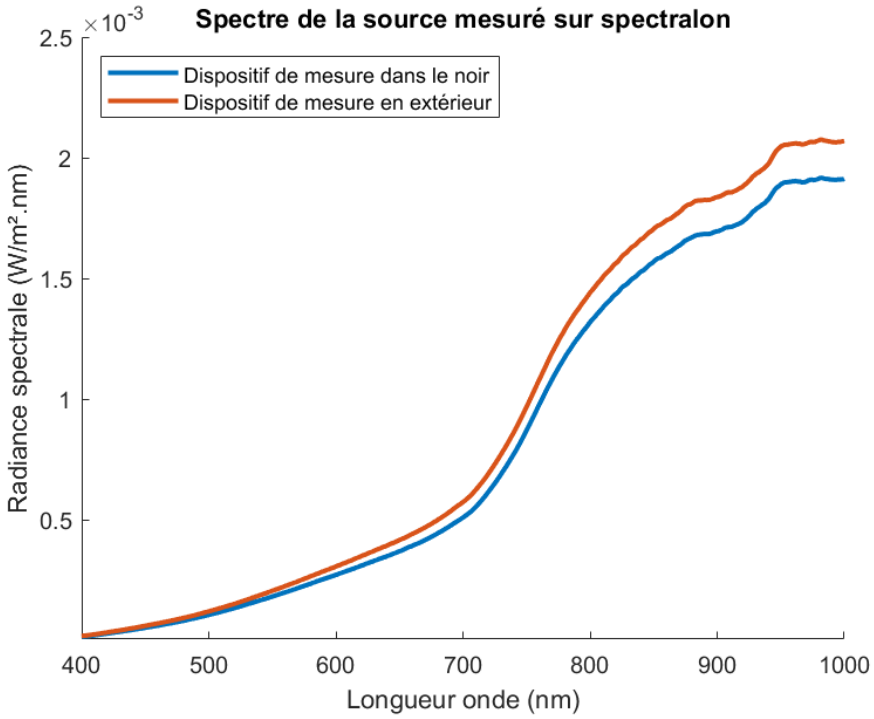


FIGURE 4.5 – Luminance spectrique de la source halogène mesurée en réflexion sur un échantillon de Spectralon, dans le cas du dispositif situé dans une salle sombre, et à l'extérieur sous un ciel dégagé.

La Figure 4.6 présente le rapport R_s entre les deux mesures spectrales d'un même matériau (de type Spectralon) réalisées à l'aide du dispositif, situé à l'intérieur dans une pièce sombre pour la première mesure et en extérieur sous un ciel dégagé pour la deuxième mesure. Ce rapport est plutôt constant, ce qui signifie que la phase de création d'images ne sera que peu impactée par cette différence.

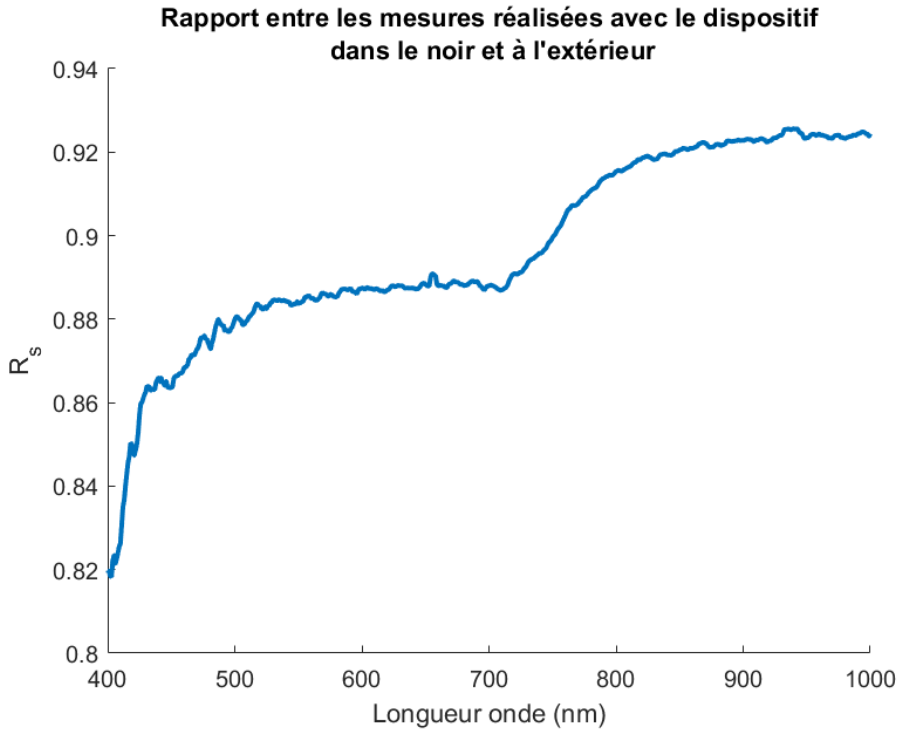


FIGURE 4.6 – Rapport entre les deux mesures spectrales d'un même matériau réalisées à l'aide du dispositif, situé à l'intérieur dans une pièce sombre pour la première mesure et en extérieur sous un ciel dégagé pour la deuxième mesure.

À l'intérieur du dispositif, neuf sources halogènes ont été installées dans un tube opaque permettant de diriger le flux lumineux vers l'ouverture destinée à être positionnée contre le matériau à caractériser (voir Figure 4.7). Pour rendre opaques les diffuseurs, nous les avons tapissés du même tissu noir que celui présent à l'intérieur du dispositif. Sur ces neuf sources, six sont situées sur la même face à des distances différentes afin de pouvoir éclairer le matériau selon des incidences différentes. Les trois autres sources sont situées sur trois autres faces avec le même angle d'inclinaison. Ces sources supplémentaires nous permettent de vérifier l'hypothèse d'isotropie pour les matériaux mesurés ; la partie 4.1.2.2 présente les résultats obtenus à ce sujet. Les sources sont pilotées à l'aide d'un boîtier à interrupteur situé à l'extérieur de la boîte. Elles sont alimentées par une batterie de voiture de 12V, capable d'alimenter les neuf sources en même temps pendant environ 18 heures. La batterie a été rechargée à la fin de chaque session de mesure afin d'éviter les variations de puissance pouvant avoir un impact sur les variations de flux.

La Table 4.2 présente les angles d'incidence de chaque source

Numéro de la source	1	2	3	4	5	6	8	9	10
θ incident	85°	80°	74°	65°	56°	40°	40°	40°	40°
ϕ incident	0°	0°	0°	0°	0°	0°	90°	180°	270°

TABLE 4.2 – Angle d'incidence de chaque source halogène.

Les valeurs angulaires θ incidentes ne peuvent pas être inférieures à 40° car cela correspondrait à des sources situées sur la porte détachable du dispositif, ce qui rendrait ensuite son montage complexe (chemins de câbles) et son utilisation délicate. La source numéro 7 n'existe pas (problème technique lors de la création du dispositif avec l'interrupteur numéro 7).

La Figure 4.7 présente le dispositif de mesure pendant une mesure d'un matériau, et l'intérieur du dispositif. Pendant la mesure, un drap est ajouté sur l'intégralité de la boite afin de masquer les ouvertures au niveau du spectroradiomètre et du matériau. Pour l'image présentée, nous avons retiré le drap noir pour avoir une meilleure visibilité de l'appareil.



FIGURE 4.7 – Dispositif de mesure de composantes spectrales de matériaux pendant une mesure du matériau d'un mur, puis ouvert avec la source n°3 allumée.

Sur la Figure 4.7 l'intérieur du dispositif est visible. La source numéro 3 est allumée, éclairant le matériau par l'intermédiaire de l'ouverture idoine.

4.1.2 Utilisation d'un appareil de mesure de composantes spectrales de matériaux

Le dispositif ayant été développé, cette sous-section présente l'utilisation du dispositif, le protocole de mesure et le traitement des données mesurées dans la sous-section 4.1.2.1. Une hypothèse d'isotropie des matériaux mesurés sera présentée dans la sous-section 4.1.2.2. Enfin, les matériaux mesurés seront présentés dans la sous-section 4.1.2.3.

4.1.2.1 Protocole de mesure et traitement des données

Le protocole de mesure est le suivant :

— 1) l'appareil de mesure est positionné contre le matériau à caractériser, le spectroradiomètre est positionné face à l'ouverture dédiée, puis le drap noir est positionné au-dessus du dispositif ;

— 2) la source de lumière n°1 est allumée et un délai de 5 minutes est respecté pour la chauffe de la source ;

— 3) 20 mesures sont réalisées avec le spectroradiomètre et une moyenne de ces 20 mesures est effectuée ;

— 4) la source de lumière n°1 est éteinte, la source de lumière n°2 est allumée et un délai de 5 minutes est respecté ;

— 5) les étapes 3) et 4) sont répétées pour les 8 autres sources de lumière.

Ce protocole permet l'obtention de données de luminance spectrique de la source halogène en réflexion sur un échantillon le matériau, à caractériser pour neuf positions de source. Cependant, pour obtenir la composante spectrale du matériau, il est nécessaire de s'affranchir de la source de lumière. Pour cela, on réalise deux mesures : une avec le matériau à caractériser, une autre avec un matériau de type Spectralon. Une fois les deux mesures réalisées, on utilise la définition de la composante spectrale du matériau à caractériser 4.1 :

$$C_{s,matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}, \phi_{in}, \phi_{out}, \lambda) = \frac{L_r(\theta_{out}, \phi_{out}, \lambda)}{E_i(\theta_{in}, \phi_{in}, \lambda)} \tag{4.1}$$

où $L_r(\theta_{out}, \phi_{out}, \lambda)$ est la luminance spectrique réfléchi dans un angle solide ω par le matériau, $E_i(\theta_{in}, \phi_{in}, \lambda)$ est l'éclairement énergétique incident dans un angle solide ω au matériau, $C_{s,matériau}(\theta_{in}, \theta_{out}, \phi_{in}, \phi_{out}, \lambda)$ la composante spectrale du matériau à caractériser.

Sachant que l'éclairement énergétique $E_i(\theta_{in}, \phi_{in}, \lambda)$ est le même pour la mesure sur le matériau et sur le spectralon, on peut utiliser la relation suivante 4.2 :

$$C_{s,matériau}(\theta_{in},\theta_{out},\phi_{in},\phi_{out},\lambda) = \frac{L_{e,r}(\theta_{out},\phi_{out},\lambda)_{matériau}\rho_{spectralon}(\theta_{in},\phi_{in},\theta_{out},\phi_{out},\lambda)}{L_{e,i}(\theta_{in},\phi_{in},\lambda)_{spectralon}} \quad (4.2)$$

où $L_{e,r}(\theta_{out},\phi_{out},\lambda)_{matériau}$ est la luminance spectrique réfléchie sur le matériau que nous avons obtenue par la mesure au spectroradiomètre, $L_{e,i}(\theta_{in},\phi_{in},\lambda)_{spectralon}$ la luminance spectrique réfléchie sur le Spectralon, et $\rho_{spectralon}(\theta_{in},\phi_{in},\theta_{out},\phi_{out},\lambda)$ la BRDF du Spectralon.

La luminance spectrique réfléchie sur le matériau de type Spectralon $L_{e,r}(\theta_{out},\phi_{out},\lambda)_{spectralon}$ a été obtenu par les mesures au spectroradiomètre, et la BRDF du matériau de type Spectralon $\rho_{spectralon}(\theta_{in},\phi_{in},\theta_{out},\phi_{out},\lambda)$ est connue pour nos angles de mesure.

Ce protocole permet d'obtenir les composantes spectrales de nos matériaux caractériser avec notre dispositif de mesure. Cependant les radiances spectrales mesurées avec le spectroradiomètre sont bruitées et, lors du calcul du rapport entre les deux radiances spectrales **??**, le bruit de mesure peut dégrader le résultat. Ainsi, pour atténuer ce problème, nous appliquons un lissage des radiances spectrales mesurées. Ce lissage est réalisé à l'aide d'une méthode de moyenne glissante (moyenne mobile simple sur trois valeurs : $(n-1,n,n+1)/3$). Ce lissage est appliqué 20 fois afin de s'affranchir suffisamment du bruit de mesure (nombre choisi arbitrairement). Un exemple de lissage est présenté sur la Figure 4.8, où la luminance spectrique mesurée sur l'échantillon de Spectralon a été lissée.

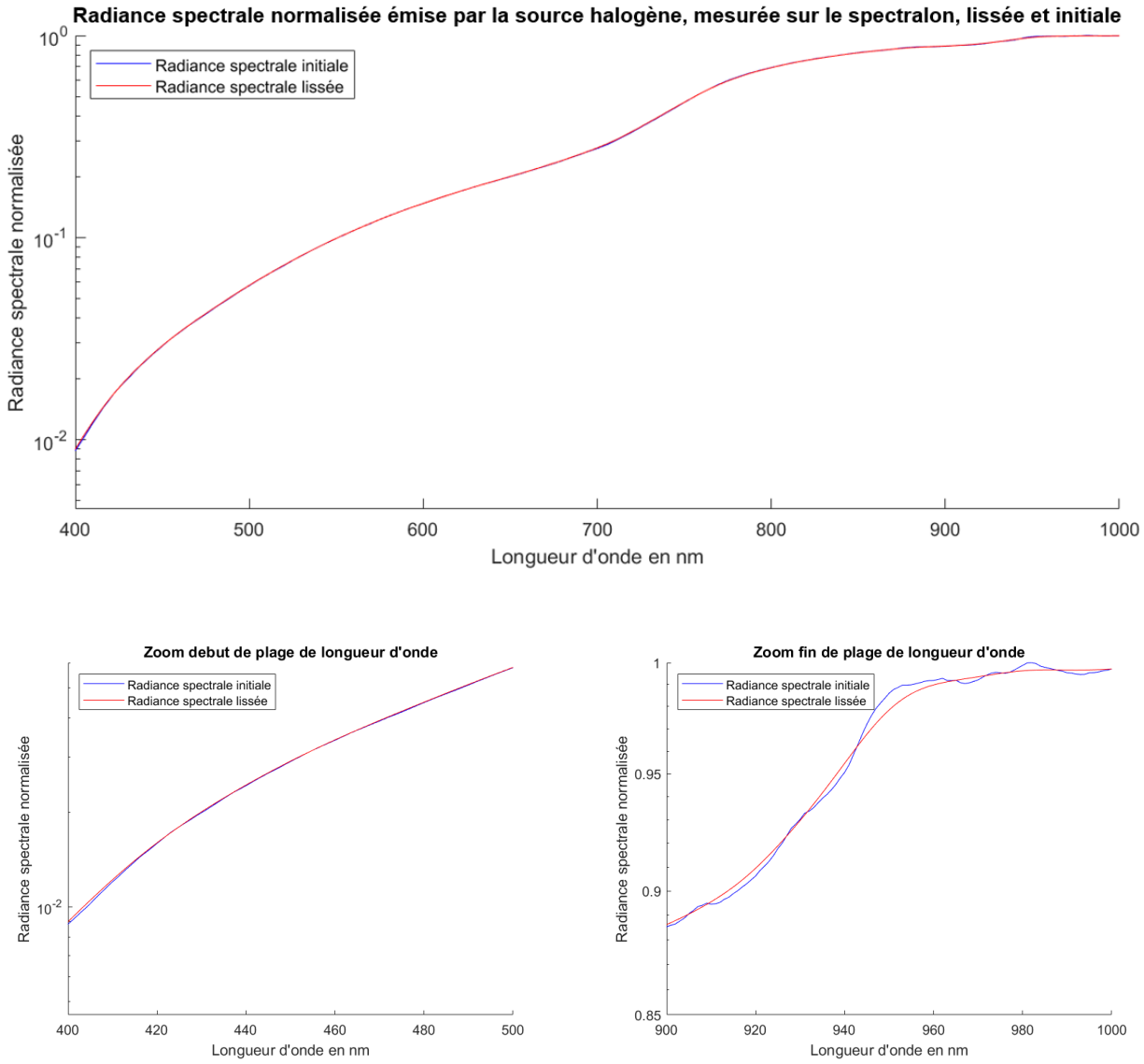


FIGURE 4.8 – Luminance spectrique de la source halogène mesurée sur l'échantillon de Spectralon, puis lissée.

Une fois cette étape réalisée, on obtient neuf courbes de composante spectrale pour les neuf sources aux configurations géométriques différentes du dispositif de mesure.

4.1.2.2 Hypothèse d'isotropie des matériaux

Disposant de neuf courbes de composante spectrale estimée pour les neuf sources de configuration géométrique différente du dispositif de mesure dont quatre à des angles d'incidences ϕ_{in} différents, et ceci pour chaque matériau, il est possible de vérifier s'ils sont isotropes.

Notamment, ϕ_{in} étant constant pour les sources 6, 7, 8 et 9, les composantes spectrales

obtenues pour ces sources sont comparées.

La Figure 4.9 présente les différents matériaux sélectionnés pour comparer leurs composantes spectrales. Nous avons choisi une peinture rouge, un échantillon de carrelage gris tacheté, une poutre en béton et un échantillon de toile bleue.



FIGURE 4.9 – De gauche à droite, haut puis bas : échantillon de peinture rouge, échantillon de carrelage gris, poutre en béton, échantillon de toile bleue.

La Figure 4.10 présente leurs composantes spectrales.

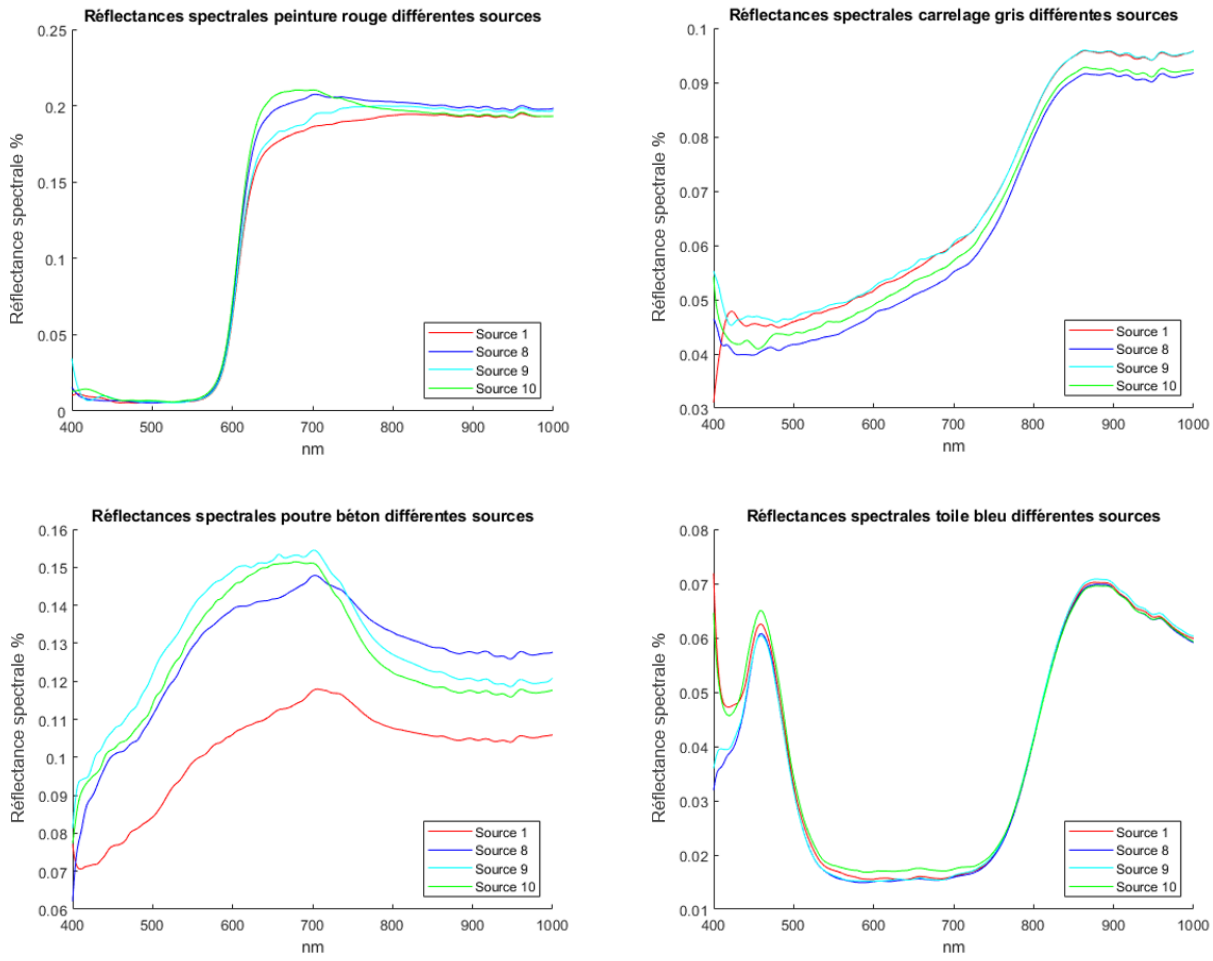


FIGURE 4.10 – Comparaison entre les composantes spectrales mesurées pour les sources 1, 8, 9 et 10, pour l'échantillon de peinture rouge, pour l'échantillon de carrelage gris, pour la poutre en béton et pour l'échantillon de toile bleue.

Le tableau 4.3 présente les différences relatives maximales des composantes spectrales de chaque sous-Figure.

	RMSE	Erreur relative phi	
Peinture rouge	0,0126	10,9%	entre les sources 10 et 1
Carrelage gris	0,0051	9,2%	entre les sources 9 et 8
Poutre béton	0,0301	28,4%	entre les sources 9 et 1
Toile bleue	0,0037	7,5%	entre les sources 8 et 10

TABLE 4.3 – Différences relatives maximales des composantes spectrales pour les différentes sources de lumière éclairant un même matériau.

Ces résultats indiquent que les matériaux texturés à une grande échelle comme ici la poutre en béton ne sont pas idéalement isotropes. Bien que les matériaux comme l'échantillon

de toile bleue ou encore l'échantillon de carrelage gris soient eux deux texturés, l'échelle de texture est moins importante que celle du béton où des granulats de plusieurs millimètres interfèrent dans la réflexion du flux émit par la source. Cela est du à la zone de mesure du spectroradiomètre qui, pour notre dispositif de mesure, est un cercle de 3 cm de diamètre sur le matériau à caractériser, ce qui permet de moyenner les effets de texture pour les matériaux texturés à petite échelle comme l'échantillon de carrelage gris ou l'échantillon de toile bleue, mais pas pour les matériaux texturés à une plus grande échelle comme la poutre en béton.

Ainsi les résultats obtenus pour l'échantillon de peinture rouge, l'échantillon de carrelage gris et l'échantillon de toile bleue sont du même ordre de grandeur et permettent de justifier une isotropie correcte de la composante spectrale selon ϕ. En revanche, l'isotropie selon ϕ de la poutre de béton n'est pas idéale mais l'erreur maximale entre les différentes composantes spectrales étant inférieur à 30%, nous ferons l'hypothèse dans la suite que ce matériau est isotrope.

Pour la suite, étant donné l'hypothèse d'isotropie selon ϕ pour nos matériaux, la composante spectrale conservée pour chaque matériau sera celle mesurée pour la source trois, qui correspond à un angle d'incidence du flux lumineux émit par la source de 74°. Le choix de cette source est justifié par le fait que les sources 1 et 2 éclairent le matériau avec un angle trop rasant, que la source 4 s'est décrochée, et qu'entre les sources 1, 2 et 3, la source 3 est la plus proche. Elle permet donc d'éclairer le matériau avec le maximum d'énergie, ce qui garantit une mesure au spectroradiomètre plus rapide.

4.1.2.3 Présentation des matériaux caractérisés

Les composantes spectrales obtenues sont celles de matériaux opaques provenant de l'ENTPE, école d'ingénieur basée à Vaulx-en-Velin. Les matériaux caractérisés sont donc des matériaux du bâtiment tels que des murs peints, des portes peintes, des sols, des murs en béton, des murs en briques et divers matériaux que l'on trouve dans une école ou dans un laboratoire de recherche.

Au total, 185 matériaux ont été caractérisés. Ils se présentaient soit sous la forme d'un échantillon de matériau, soit directement sur site. Ils peuvent être séparés en différentes familles :

— les matériaux de la construction (50 matériaux) : béton, bois, terre crue, pierre, métal ;

— les matériaux de surface (73 matériaux) : peinture, enduit, papier peint, carrelage, lino, vernis, bitume ;

— les matériaux d'ameublement (62 matériaux) : bois, store, rideau, toile, plastique, métal.

La Figure 4.11 présente différents échantillons de matériaux qui ont été caractérisés, tandis que la Figure 4.12 présente différents matériaux qui ont été caractérisés *in situ*.



FIGURE 4.11 – Échantillons de matériaux, de gauche à droite : peinture rouge, carrelage blanc, brique terre cuite, brique en ciment blanc.



FIGURE 4.12 – Matériaux dans leur environnement, de gauche à droite : meuble en bois vernis, porte peinte couleur bordeaux vernis, mur en béton, sol en lino.

4.2 Extension de la base de données des composantes spectrales des matériaux réels

Dans la section précédente 4.1.1, un dispositif de caractérisation des composantes spectrales de matériaux, développé dans le cadre de ce travail, a été présenté ; puis les résultats de caractérisation de matériaux ont été passés en revue. Nous avons ainsi obtenu une base de données de 185 composantes spectrales de matériaux réels. Afin de pouvoir procéder à l'entraînement de réseaux de neurones, il est nécessaire de disposer d'un grand nombre d'exemples,

c'est pourquoi nous avons souhaité procéder à une extension de l'ensemble des composantes spectrales via des composantes spectrales artificielles générées à partir des mesures réalisées.

Pour cela, nous avons réalisé une Analyse en Composantes Principales (ACP) [Pearson, 1901] de la base de données des composantes spectrales réelles afin de pouvoir générer des composantes spectrales artificielles. La façon dont l'ACP est réalisée est décrite ci-après.

A partir de la base de données initiale $BDD_{reflectance}$ sous la forme d'une matrice 185×600 (185 composantes spectrales de matériaux définis sur une plage de longueurs d'onde [401 nm - 1000 nm] soit 600 longueurs d'onde), nous cherchons à obtenir une base orthonormale à notre matrice $BDD_{reflectance}$ grâce à (4.3) :

$$BASE\ BDD_{reflectance} = orth(BDD_{reflectance}) \tag{4.3}$$

On obtient ainsi une base $BASE\ BDD_{reflectance}$ de 94 vecteurs orthogonaux permettant de reconstruire n'importe quelle composante spectrale de la base de données initiale $BDD_{reflectance}$ par une combinaison linéaire de ces 94 vecteurs. Cependant il est possible de diminuer le nombre de vecteurs de la base $BASE\ BDD_{reflectance}$, cela entrainant une perte de précision lors de la reconstruction des composantes spectrales d'origine mais une simplification des calculs lors de la création de nouvelles composantes spectrales artificielles.

Une base de 15 vecteurs principaux a été constituée à partir des 185 composantes spectrales réelles de manière à ce que l'on puisse reconstruire chacune des 185 composantes spectrales réelles à partir d'une combinaison linéaire de ces 15 vecteurs principaux, tout en s'assurant que l'erreur entre les composantes spectrales initiales et reconstruites soit inférieure à $0,5\%$. La Figure 4.13 présente l'erreur relative entre les 185 composantes spectrales réelles et les 185 composantes spectrales estimées par l'ACP, en fonction du nombre de vecteurs principaux choisis pour créer la base. En choisissant 15 vecteurs principaux, la moyenne d'erreur des reconstructions de composante spectrale à partir de la base est de $0,42\%$, une base de neuf vecteurs induit une erreur de reconstruction supérieure à $2,2\%$; une base de trois composantes spectrales induit une erreur de reconstruction supérieure à 11%.

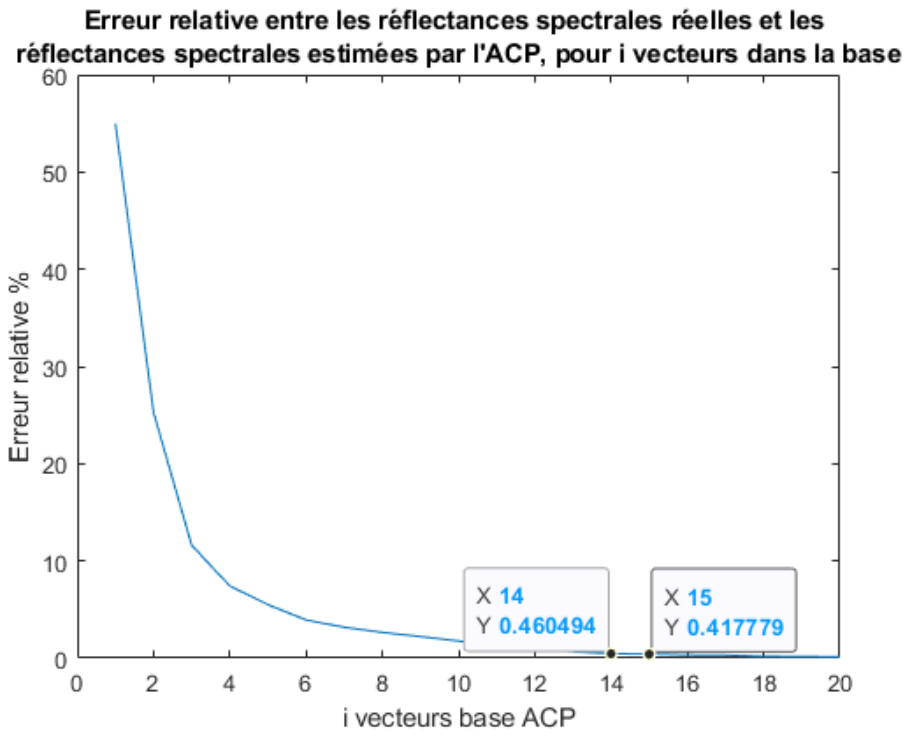


FIGURE 4.13 – Erreur relative entre les 185 composantes spectrales réelles et les 185 composantes spectrales estimées par l'ACP, en fonction du nombre de vecteurs principaux choisis pour créer la base.

La Figure 4.14 présente les 15 vecteurs principaux utilisés .

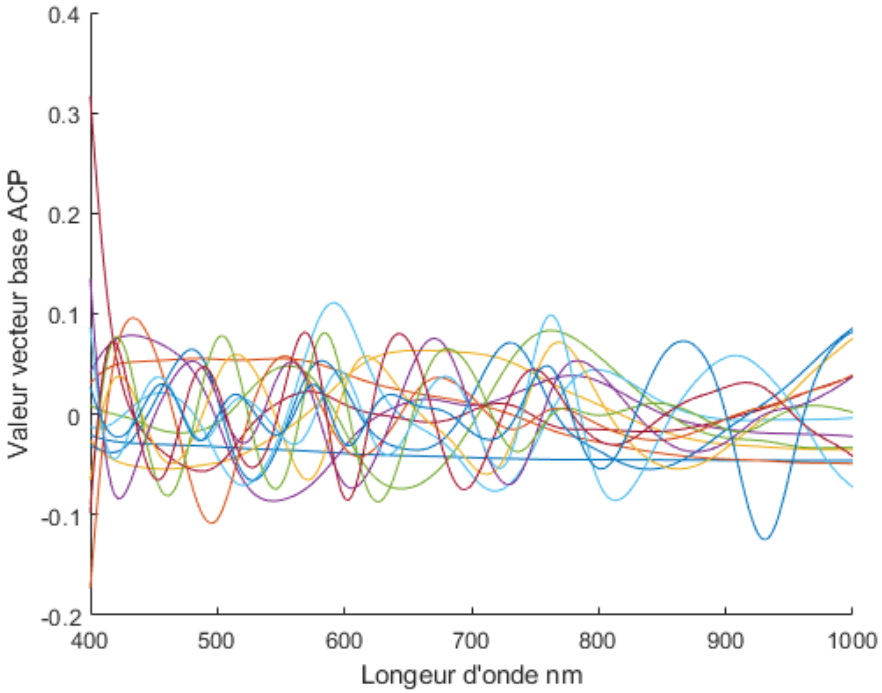


FIGURE 4.14 – Vecteurs principaux de la base pour l'ACP.

Chaque composante spectrale d'origine est ensuite exprimée dans la base $BASE\ BDD_{reflectance}\ réduite$, où elle pourra être décrite comme une liste 15 coefficients. On obtient alors une nouvelle matrice $BDD_{reflectance}\ réduite$ de taille 15x185 (15 coefficients pour chacune des 185 composantes spectrales d'origine).

Pour étendre notre base de données de composantes spectrales, un tirage aléatoire de 15 coefficients est effectué et chaque coefficient est appliqué à l'un des 15 vecteurs principaux de la base. La combinaison linéaire obtenue (détaillée dans 4.4) donne une nouvelle composante spectrale artificielle. Si la nouvelle composante spectrale artificielle construite à l'aide du tirage des coefficients possède des valeurs négatives, elle est alors rejetée. Cette méthode permet de créer un grand nombre de composantes spectrales artificielles s'appuyant sur la base de données des composantes spectrales mesurées de matériaux représentatifs du bâtiment.

$$Nouvelle\ réflectance\ spectrale = \sum_{i=1}^{15} BASE_BDD_{reflectance}_réduite(i) * k(i) \quad (4.4)$$

où k est un tirage aléatoire de 15 coefficients parmi la matrice $BDD_{reflectance}\ réduite$, prenant des valeurs réelles entre $-22,99$ et $4,34$.

4.3 Extension de la base de données de matériaux s'appuyant sur le modèle de BRDF

Afin de disposer de suffisamment d'exemples pour la base de données d'apprentissage, nous avons également agrandi la base de données des BRDFs de matériaux. Notre modèle de BRDF étant un modèle dit data-driven, nous avons obtenu des paramètres du modèle de BRDF pour des matériaux réels à partir des mesures de BRDF réalisées à l'aide du goniophotomètre disponible dans notre laboratoire. Nous avons donc pu obtenir les paramètres de BRDF de 8 matériaux réels, des peintures pour la plupart, mates et brillantes.

Chacun des matériaux est représenté par 13 paramètres de BRDF. Pour créer des matériaux artificiels en s'appuyant sur les matériaux réels, un tirage aléatoire est réalisé pour chaque paramètre parmi ceux des 8 matériaux existants ; une mutation est ensuite appliquée dans un intervalle de plus ou moins 10%. Le choix de cette valeur a été effectué afin de disposer de matériaux variés tout en évitant de créer des matériaux ayant des paramètres trop éloignés des paramètres réels ce qui pourrait se traduire par la création de matériaux irréalistes. De cette manière, des nouvelles BRDF de matériaux peuvent être créées à partir de BRDF de matériaux réels.

Les Figures 4.15 et 4.16 présentent la simulation avec le logiciel Océan de matériaux générés de cette façon. Ces matériaux sont définis pour une seule longueur d'onde, c'est-à-dire qu'on ne leur a pas encore appliqués de composante spectrale (voir sous-section 2.4.5), ils apparaissent alors sous une teinte grise car le logiciel de simulation applique alors les mêmes valeurs de BRDF pour toutes les longueurs d'onde de la place visible.

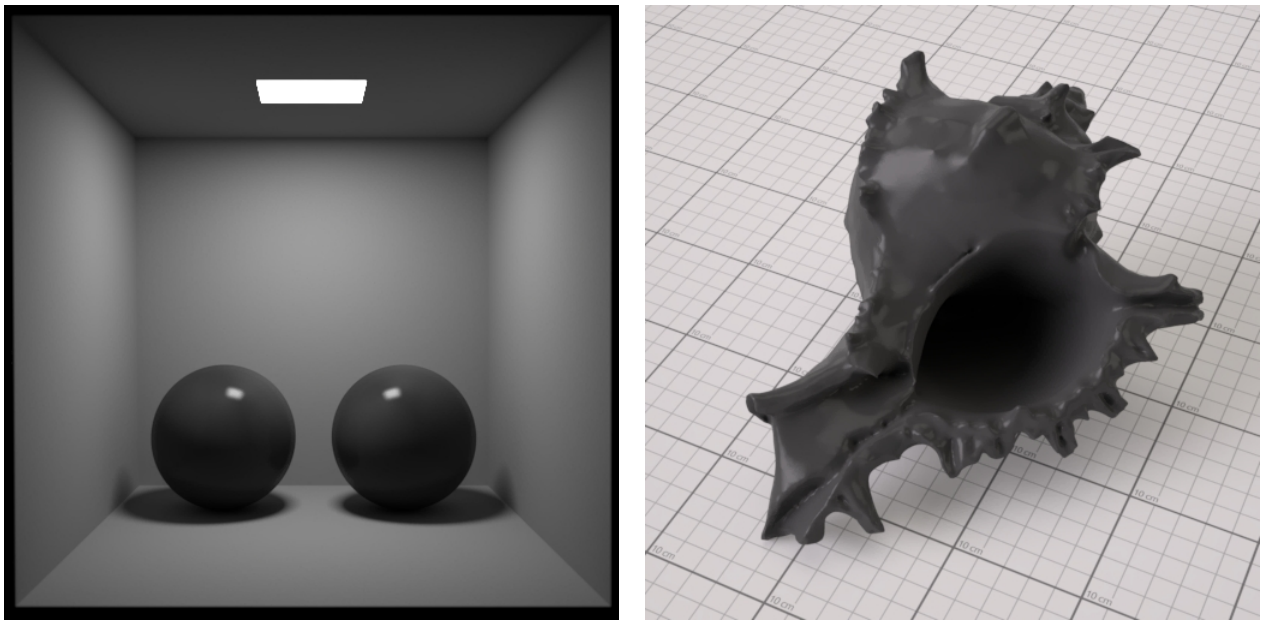


FIGURE 4.15 – Rendu graphique d'un premier matériau défini par des paramètres de BRDF de la base de données étendue, sous deux formes différentes.

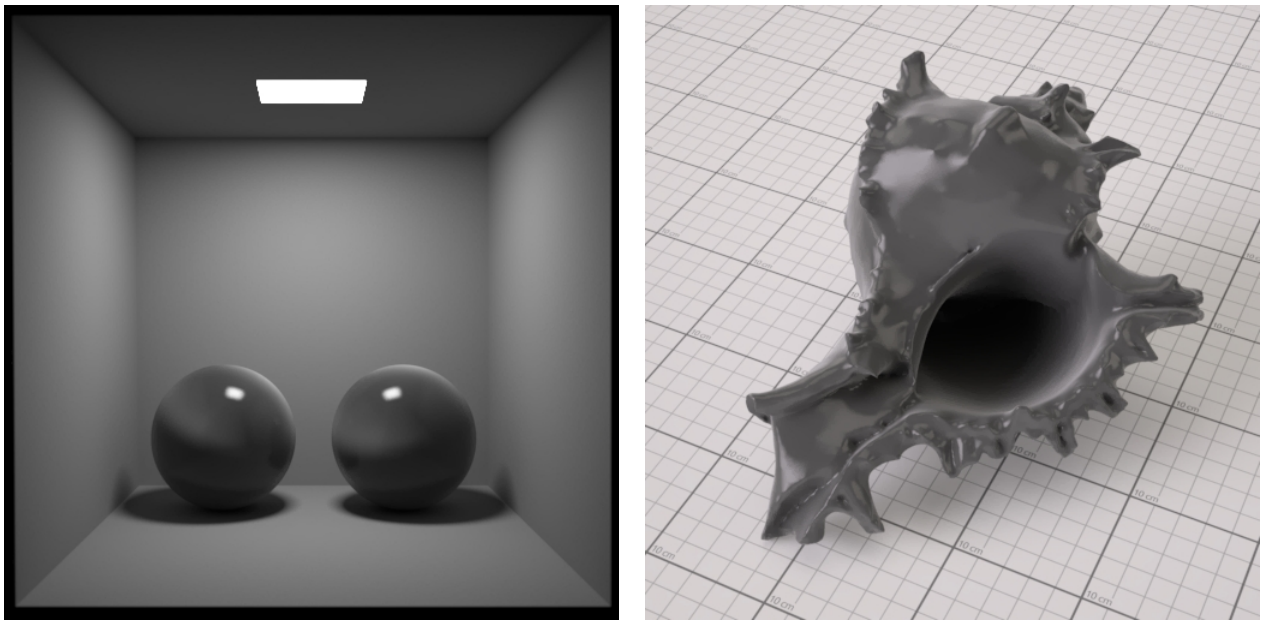


FIGURE 4.16 – Rendu graphique d'un deuxième matériau défini par des paramètres de BRDF de la base de données étendue, sous deux formes différentes.

Les caractéristiques de matériaux étant modélisées par une BRDF spectrale, l'étape suivante consiste à combiner la BRDF analytique avec une composante spectrale.

Pour cela, considérant la composante spectrale $R_e(\lambda)$ et la BRDF isotrope en radiance $\rho(\theta_{in},\, \theta_{out},\, \phi_{out})$ issue du modèle analytique à 13 paramètres, on définit la BRDF isotrope spectrale $\rho(\theta_{in},\, \theta_{out},\, \phi_{out},\, \lambda)$ de la façon suivante :

On définit un espace angulaire diffus en dehors du lobe brillant θ_{in}, θ_{out}, ϕ_{out} diffus, pour lequel $(\theta_{in} - \theta_{out}) >$ seuil diffus

Soit λ_{max} la longueur d'onde pour laquelle $R_e(\lambda)$ est maximum ($\lambda_{max} = argmax(R_e(\lambda))$),

On définit alors la BRDF spectrale de la façon suivante sur l'espace angulaire diffus :

— $\rho(\theta_{in},\, \theta_{out},\, \phi_{out},\, \lambda) = \rho(\theta_{in},\, \theta_{out},\, \phi_{out})\; R_e(\lambda)\; /\; R_e(\lambda_{max})$;

— $\rho(\theta_{in},\, \theta_{out},\, \phi_{out},\, \lambda) = \rho(\theta_{in},\, \theta_{out},\, \phi_{out})$ ce qui correspond à la direction spéculaire (BRDF invariante selon λ) ;

— sur l'espace angulaire brillant, pour un θ_{in} donné, la valeur de BRDF est interpolée entre sa valeur diffuse et sa valeur spéculaire, selon la valeur de θ_{out}.

La luminance spectrique incidente à l'observateur, réfléchie sur le matériau, s'exprime ainsi selon 4.5 :

$$L_{e,r}(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}, \lambda) = BRDF_{mtx}(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}) L_{e,i}(\lambda) R_{e,mtx}(\lambda) \tag{4.5}$$

avec $L_{e,i}(\lambda)$ la luminance spectrique incidente sur le matériau.

Cette méthode permet de capturer les variations de la couleur d'un matériau en fonction de l'angle d'observation, défini par l'angle d'incidence θ_{in} et l'angle de réflexion θ_{out}. En effet, même pour un matériau considéré comme coloré uniformément, la couleur perçue change selon l'angle d'observation et d'éclairage. Ces variations peuvent ensuite être représentées dans des espaces colorimétriques, qui nous serviront à générer des images procédurales de matériaux dans la suite de ce travail. Une telle approche de la représentation des couleurs est décrite par la gonio-colorimétrie, comme décrite par Simonot et al. [L. Simonot, 2014].

4.4 Simulation des images XYZ utilisées pour l'entraînement des réseaux de neurones

Le travail de cette thèse consiste à caractériser optiquement et dans le proche infrarouge un matériau à partir d'une photographie RGB de ce même matériau. Cela sera réalisé à l'aide d'un réseau de neurones auquel la photographie du matériau à caractériser sera fourni afin d'obtenir une estimation de ses propriétés optiques en sortie du réseau.

Dans la continuité des deux précédentes sections, des images simulées de matériaux vont être générées et constitueront des exemples d'entrées du réseau auxquels correspondront, en sortie, les composantes spectrales et les paramètres du modèle analytique de BRDF ayant permis leur simulation.

Pour générer ces images de matériaux artificiels, un code de simulation spectral en éclairage direct a été développé. Un environnement 3D est créé et muni d'un repère (x,y,z). A l'intérieur de cet environnement les éléments suivants sont placés :

— une source lumineuse supposée isotrope, positionnée aux coordonnées géométriques $[X_{Source} Y_{Source} Z_{Source}]$;

— un observateur aux coordonnées géométriques $[X_{Obs} Y_{Obs} Z_{Obs}]$. Il s'agit d'une caméra pinhole paramétré par sa longueur focale ;

— une surface carrée dans le plan [X,Y], définie comme l'échantillon de matériau centré sur les coordonnées géométriques $[X_{Matériau} Y_{Matériau} Z_{Matériau}]$.

L'environnement 3D est présenté sur la Figure 4.17.

En s'appuyant sur l'hypothèse d'isotropie du matériau (BRDF invariante lorsque ϕ_{in} varie), il est suffisant de simuler une image ligne.

Ainsi, une simulation d'un lancer de rayons est alors effectuée : 256 rayons sont lancés depuis la source sur l'échantillon de matériau, depuis le centre optique de la caméra vers le centre de chaque pixel du capteur ligne virtuel modélisant la caméra comme le présente la Figure 4.17. Ainsi, un rayon correspondant à un pixel est lancé avec un angle θ_{in} légèrement différent de celui des deux rayons correspondant à ses deux pixels adjacents sur le capteur ligne. Le spectre de la source lumineuse correspond à celui de la source utilisée lors de mesures réalisées dans la partie 4.1. Le matériau est caractérisé par une composante spectrale tirée

aléatoirement dans la base de données développée dans la partie 4.2 ; les paramètres de BRDF analytique sont quant eux tirés aléatoirement parmi la base de données développée dans la partie 4.3.

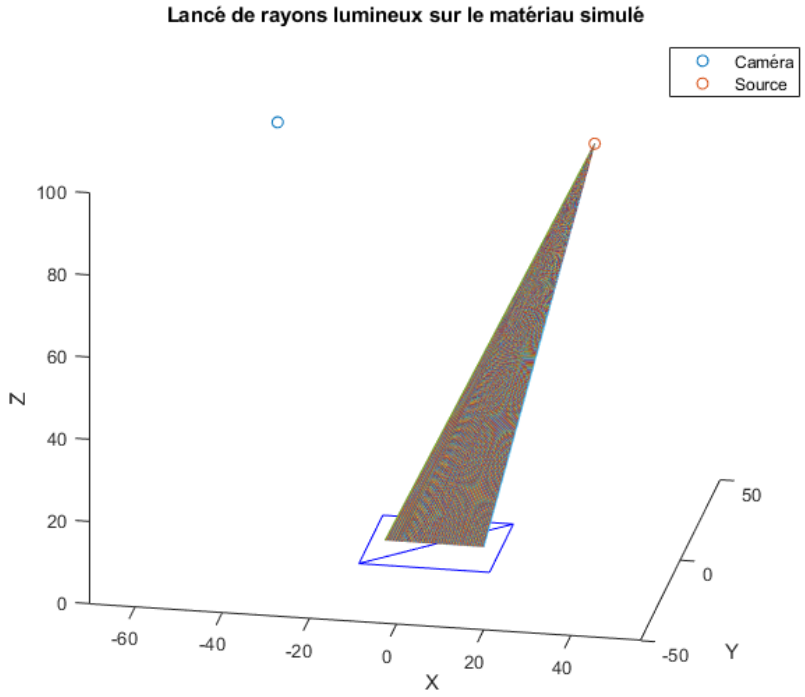


FIGURE 4.17 – Lancer de rayons depuis une source sur un matériau simulé dans un plan XY.

Chaque rayon incident i sur la surface du matériau est caractérisé par une direction dont les coordonnées sphériques $[\theta_{in}, \phi_{in}]_i$ sont connues, et est réfléchi vers l'observateur avec une direction dont les coordonnées sphériques $[\theta_{out}, \phi_{out}]_i$ sont également connues (elles dépendent de la position de la caméra virtuelle et de celle du point d'intersection $[X_i, Y_i, 0]$ du rayon incident sur le matériau).

La BRDF du matériau en un point de l'image ligne est donné par 4.6 :

$$BRDF_{mtx}(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}, \lambda) = \frac{L_{r,mtx}(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}, \lambda)}{E_{i,mtx}(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}, \lambda)} \tag{4.6}$$

Ainsi, la luminance spectrique $L_{r,mtx}(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}, \lambda)$ s'exprime selon 4.7.

$$L_{r,mtx}(\theta_{out}, \phi_{out}, \lambda) = BRDF_{mtx}(\theta_{in}, \phi_{in}, \theta_{out}, \phi_{out}, \lambda) * E_{i,mtx}(\theta_{in}, \lambda) \tag{4.7}$$

L'éclairement spectral en un point du matériau est donné par la loi de Bouguer 4.8 :

$$E_{i,mtx}(\theta_{in}, \lambda) = \frac{I(\lambda)}{d^2} * \cos(\theta_{in}) \tag{4.8}$$

ou $I(\lambda)$ est l'intensité lumineuse spectrale (on considère qu'il s'agit de la source halogène utilisée dans le dispositif de caractérisation des composantes spectrales) et d la distance de la source au point éclairé (qui varie légèrement en fonction du rayon considéré).

On peut alors obtenir la luminance spectrique réfléchie par chaque pixel de la ligne. Une luminance spectrique réfléchie par un pixel en direction de l'observateur pour un rayon lumineux est présentée sur la Figure 4.18.

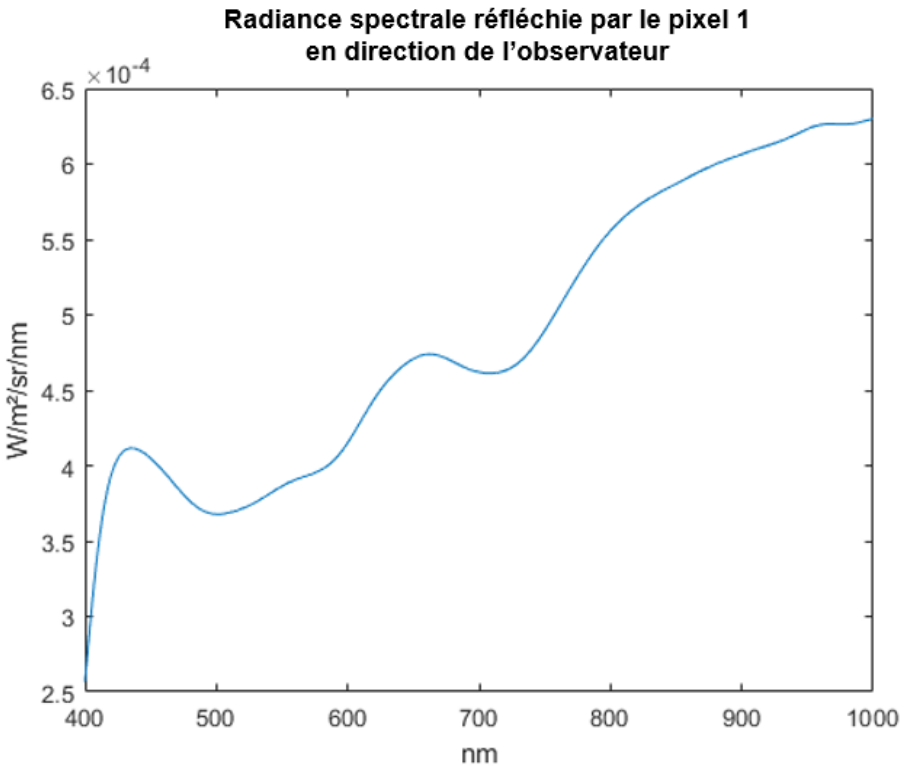


FIGURE 4.18 – Luminance spectrique réfléchie par un pixel de l'image ligne du matériau simulé.

Les coordonnées colorimétriques [X,Y,Z] correspondant à une luminance spectrique sont obtenues selon 4.9 :

$$\begin{cases} X = K_m \int_{380}^{1000} L_{r,mtx}(\lambda)\bar{x}(\lambda)d\lambda, \\ Y = K_m \int_{380}^{1000} L_{r,mtx}(\lambda)\bar{y}(\lambda)d\lambda, \\ Z = K_m \int_{380}^{1000} L_{r,mtx}(\lambda)\bar{z}(\lambda)d\lambda \end{cases} \tag{4.9}$$

où $\bar{x}$, $\bar{y}$ et $\bar{z}$ sont les distributions trichromatiques spectrales définies par la CIE en 1931, tabulées par pas de 5 nm dans la plage [380 nm - 780 nm] (représentées sur la Figure 1.6), et K_m l'efficacité lumineuse spectrale photopique maximale égale à 683.002 lm/W. Dans notre cas on étendra ces distributions trichromatiques spectrales à la plage [380 nm - 1000 nm] en leur donnant des valeurs nulles pour les longueurs d'ondes pour lesquelles elles ne sont pas définies.

Une fois les valeurs $[X, Y, Z]$ obtenues, l'image ligne XYZ de 256 pixels est obtenue. Considérant que notre modèle de BRDF est symétrique par rapport au pic spéculaire, la quantité d'information présente dans la première partie de la ligne (les 128 premiers pixels) est la même que la quantité d'information présente dans la deuxième partie de la ligne (les 128 pixels suivants). Ainsi nous conservons uniquement une moitié de ligne de 128 pixels, ce qui permettra de réduire la taille de l'entrée du réseau de neurones et de diminuer la complexité du réseau. La Figure 4.19 présente une de ces images ligne sous le format RGB après étalonnage par méthode des tétraèdres afin d'obtenir un rendu visible de la ligne.

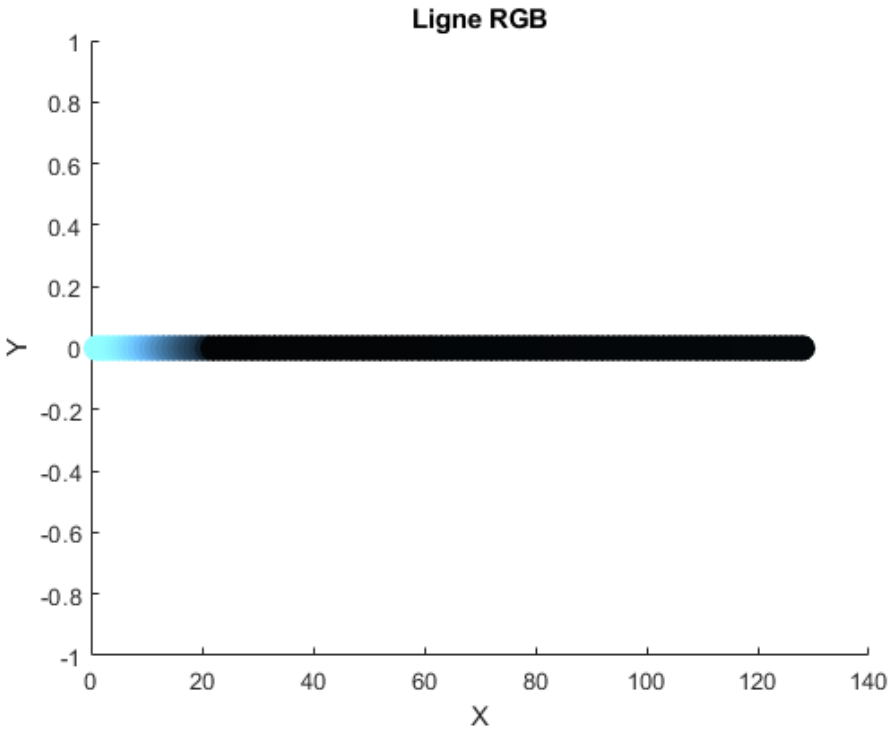


FIGURE 4.19 – Ligne image RGB de 128 pixels.

Pour obtenir la Figure 4.19, les données suivantes ont été utilisées.

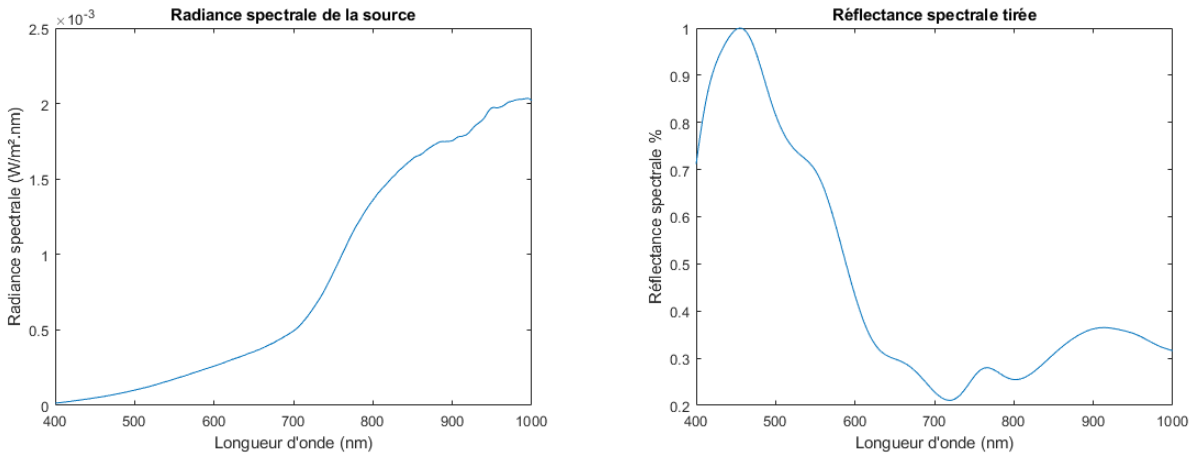


FIGURE 4.20 – Luminance spectrique émise par la source et composante spectrale tirée aléatoirement pour la création de la ligne RGB.

Les conditions géométriques du montage simulé sont les suivantes :

— source située à 20 cm du matériau ;

— observateur situé à 20 cm du matériau ;

— l'angle d'incidence du rayon lumineux arrivant au centre du matériau θ_{in}=50° ;

— l'angle de réflexion du rayon lumineux réfléchit sur le centre du matériau θ_{out}=50° ;

De plus, les paramètres du modèle de BRDF tirés pour la création de la ligne RGB sont les suivants :

$P1 = -0.6619,\ P2 = 1.6002,\ P3 = 0.0379,\ P4 = 52.7050,\ P5 = 1.7739e-07,\ P6 = -5.1176e-05,\ P7 = 0.0044,\ P8 = 0.6552,\ P9 = 4.5465e-17,\ P10 = 7.4785,\ P11 = 0.0202,\ P12 = 6,\ P13 = 18.$

En résumé, les étapes pour l'obtention d'une image ligne XYZ sont les suivantes :

— Tirage aléatoire d'une composante spectrale de matériau dans la base de données développés dans la partie 4.2 ;

— Tirage aléatoire des paramètres du modèle de BRDF dans la base de données développée dans la partie 4.3 ;

— Calcul de la luminance spectrique de chaque pixel de la ligne image simulée ;

— Calcul des coordonnées colorimétriques [X,Y,Z] correspondant.

La base de données pour l'entraînement des réseaux de neurones comporte les couples {Image ligne XYZ ; Composante spectrale du matériau et paramètres du modèle de BRDF du matériau}.

Un nombre arbitraire de ces couples peut être généré. A titre d'exemple, la création de 100000 couples sur un ordinateur doté d'un processeur Intel i5-1135G7 11ième génération avec une fréquence de 2.40 GHz et de 32 Go de mémoire vive 3200 MHz prend environ 2 heures de calcul.

4.5 Utilisation de la méthode d'étalonnage colorimétrique par tétraèdre pour étalonner des images lignes XYZ

La transformation entre les espaces colorimétriques XYZ et RGB n'étant pas linéaire, l'utilisation en entrée des réseaux de neurones des valeurs RGB en complément des valeurs XYZ pourrait aboutir à des performances différentes. Dans l'optique d'évaluer cette approche, la base de données des couples [Image ligne XYZ du matériau / Composante spectrale du matériau et paramètres du modèle de BRDF du matériau] a été étendue afin de comporter également les images ligne RGB.

Les images ligne RGB sont calculées à partir des images lignes XYZ grâce à la méthode d'étalonnage colorimétrique développée dans le chapitre 3. L'étalonnage est effectué depuis l'espace XYZ vers l'espace RGB : la structure tétraédrique de départ est définie dans l'espace XYZ, et celle d'arrivée dans l'espace RGB. Cependant, pour une question de disponibilité de source, les lignes XYZ qui seront étalonnées afin d'obtenir leur équivalent dans l'espace RGB seront des lignes XYZ construites à partir d'une nouvelle source lumineuse (présentée sur la Figure 4.25). En effet, la source halogène utilisée pour la création des lignes XYZ précédentes ne pouvait être utilisée pour acquérir des données pour un étalonnage colorimétrique. Ainsi les lignes XYZ ont été reconstruites avec les mêmes paramètres de BRDF et la même composante spectrale que celles construites dans la partie 4.4 mais avec une autre source.

Les données utilisées pour réaliser la structure tétraédrique sont des données acquises avec le même protocole proposé dans le chapitre 3. 5 ColorCheckers ont été utilisés : un ColorChecker 24 cases "classique" [C. S. McCamy, 1976] (présenté sur la Figure 4.21), un ColorCheckers 96 cases "Digital SG" (présenté sur la Figure 4.22), un ColorChecker PMC (Prefered Memory Color) 30 cases [Luo, 2024] (présenté sur la Figure 4.23), et 2 ColorCheckers personnels 256 cases (présentés sur la Figure 4.24).

FIGURE 4.21 – ColorChecker 24 cases.

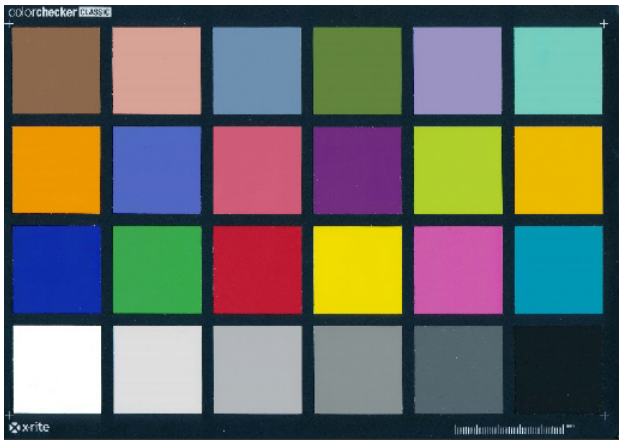


FIGURE 4.22 – ColorChecker 96 cases.

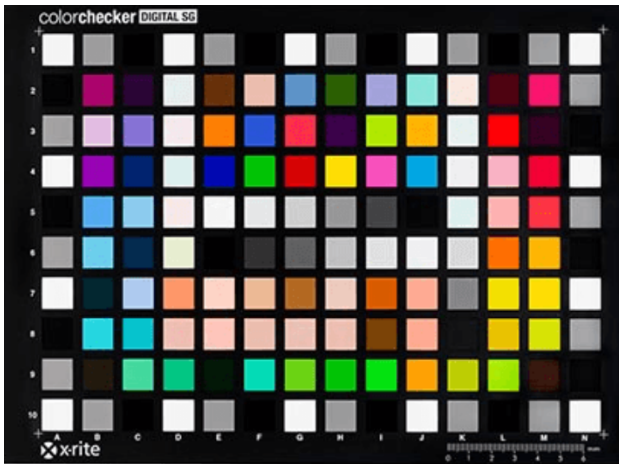
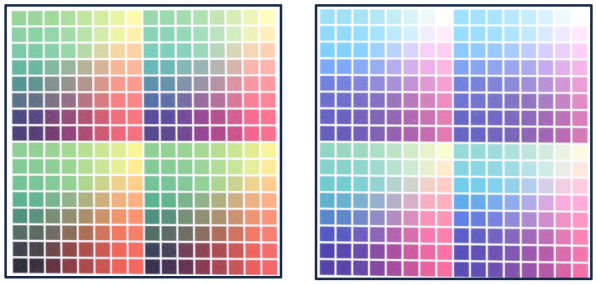


FIGURE 4.23 – ColorChecker PMC.



FIGURE 4.24 – ColorCheckers personnels.



Pour chaque ColorCheckers, des mesures pour obtenir les valeurs RGB et XYZ de chaque case ont été réalisées, cela pour une source lumineuse (luminance spectrique émise par la source présentée sur la Figure 4.25) et pour 11 niveaux de puissance différents. Au total, on obtient 6600 triplets RGB et XYZ correspondants avec des valeurs de luminance mesurées sur cases blanches (eq. cases noires) allant de 58,7 cd/m^2 (0,868 cd/m^2) pour le plus faible niveau de puissance à 1230 cd/m^2 (18,1 cd/m^2) pour le plus haut niveau de puissance, soit un ratio dynamique de 1420.

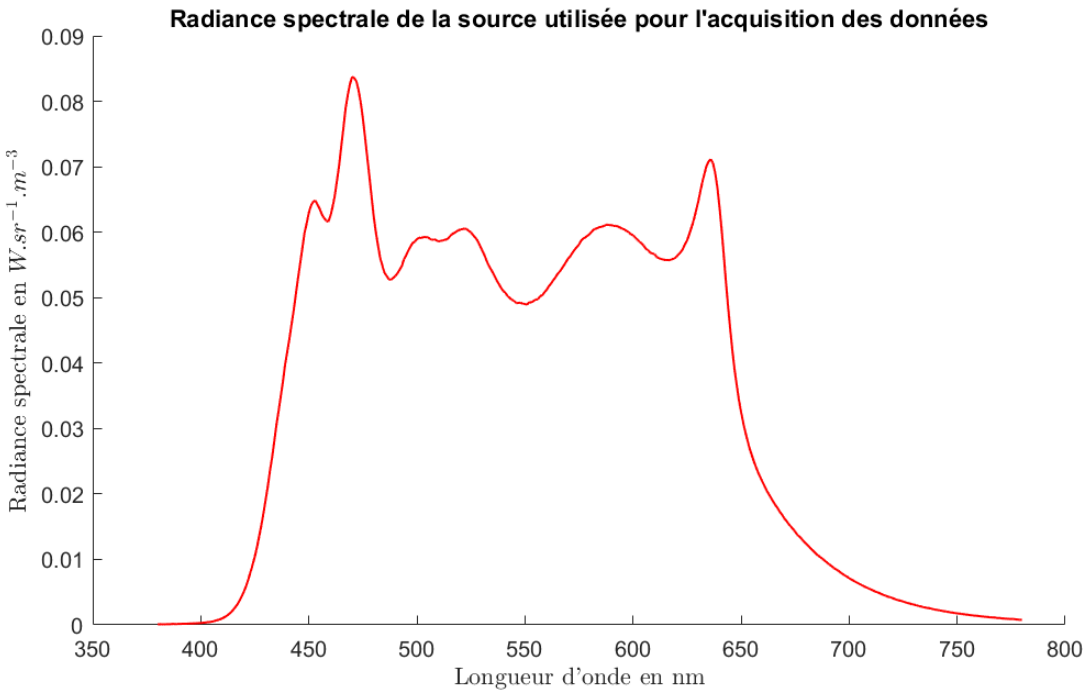


FIGURE 4.25 – Luminance spectrique émise par la source utilisée pour l'acquisition des données d'étalonnage colorimétrique.

Au total, 6600 valeurs XYZ et leurs valeurs RGB correspondantes sont utilisées pour réaliser le partitionnement des deux espaces colorimétriques. Cependant, certains points XYZ des lignes XYZ de la base de données développés précédemment sont situés en dehors de la structure tétraédrique. Pour résoudre ce problème, l'étalonnage par méthode des tétraèdres est utilisé lorsque le point XYZ à étalonner vers l'espace RGB est placé à l'intérieur de la structure et une méthode d'étalonnage SVD est utilisée lorsque le point à étalonner est situé en dehors de la structure (solution présentée dans la disucssion du chapitre 3).

La structure de chaque couple de la base de données est désormais de la forme [Image ligne XYZ et Image ligne RGB du matériau / composante spectrale du matériau et paramètres du modèle de BRDF du matériau], avec les images lignes XYZ et RGB éclairées sous des conditions lumineuses différentes, permettant d'avoir de l'information supplémentaires au sein des images.

Pour tester les apports éventuels de cette approche, l'entrée des réseaux de neurones à évaluer sera constituée de deux lignes XYZ et RGB de 128 pixels chacune.

4.6 Création et extension d'une base de données de propriétés optiques de vitrage du bâtiment

Après avoir obtenu une base de données des caractéristiques optiques de matériaux opaques du bâtiment qui permettra de caractériser la réflexion de la lumière à l'intérieur

d'un bâtiment ou sur les parois extérieurs du bâtiment, une base de données des propriétés optiques des vitrages du bâtiment va maintenant être créée afin de pouvoir caractériser la quantité d'énergie incidente à l'intérieur d'une pièce d'un bâtiment par exemple.

Le soleil étant l'une des principales sources d'énergie naturelle cela est intéressant de connaitre le comportement optique dans le visible et dans le proche infrarouge des vitrages. Dans cette section, la base de données concernera la partie rayonnement dans le visible et dans le proche infrarouge des vitrages, soit leurs facteurs de transmission spectraux directionnels (appelés dans la suite facteurs de transmission spectraux).

Les mesures des propriétés optiques des vitrages seront présentées dans la sous-section 4.6.1. Les images de vitrages à partir desquelles les propriétés optiques des vitrages seront estimées seront présentées dans la sous-section 4.6.2. Une extension de la base de données réelle sera effectuée dans la sous-section 4.6.3.

4.6.1 Mesure de facteurs de transmission spectraux directionnel de vitrage

Comme pour les matériaux opaques, la base de données qui va être créée s'appuiera sur des caractéristiques de vitrages réels puis sera agrandie afin de posséder une base de données suffisamment large pour ensuite entraîner des réseaux de neurones à partir de cette base de données. Afin de pouvoir caractériser le flux solaire transmit à travers un vitrage, il est important de caractériser les vitrages dans les longueurs d'ondes du visible, soit [380 nm - 780 nm] et également dans l'infrarouge étant donné que 2/3 de l'énergie solaire est émise dans l'infrarouge. Nos appareils de mesure ne pouvant mesurer que dans le proche infrarouge, la plage de mesure sera [250 nm - 1000 nm]. Ainsi pour caractériser les vitrages, la source de lumière utilisée est une source halogène qui possède de l'énergie sur la plage de longueurs d'onde souhaitée. Le flux énergétique incident à l'observateur de la source halogène réfléchie sur un matériau de type Spectralon est disponible sur la Figure 4.26. Du fait du peu d'énergie présente dans la plage de longueurs d'onde [250 nm - 400 nm], la plage de longueurs d'onde considérée pour la suite sera [400 nm - 1000 nm].

Contrairement à la partie précédente, les mesures de facteurs de transmission spectraux de vitrage ne seront pas réalisées sur un matériau de type Spectralon mais sur des feuilles blanches. Ce choix est dû au fait que pour mesurer les facteurs de transmission spectraux de vitrages réels il faudra placer un matériau diffusant derrière le vitrage afin de pouvoir mesurer le spectre transmis à travers le vitrage, et ce matériau devra être proche du vitrage afin d'éviter d'avoir un montage trop complexe. Cependant certains vitrages en application peuvent être sales ou mal entretenus. Afin d'éviter d'abîmer des matériaux diffus comme les matériaux de type Spectralon qui coutent relativement cher, l'utilisation de feuille blanche semble être un bon compromis. La Figure 4.26 présente le flux énergétique incident à l'observateur de la source halogène réfléchie sur une feuille de papier blanche :

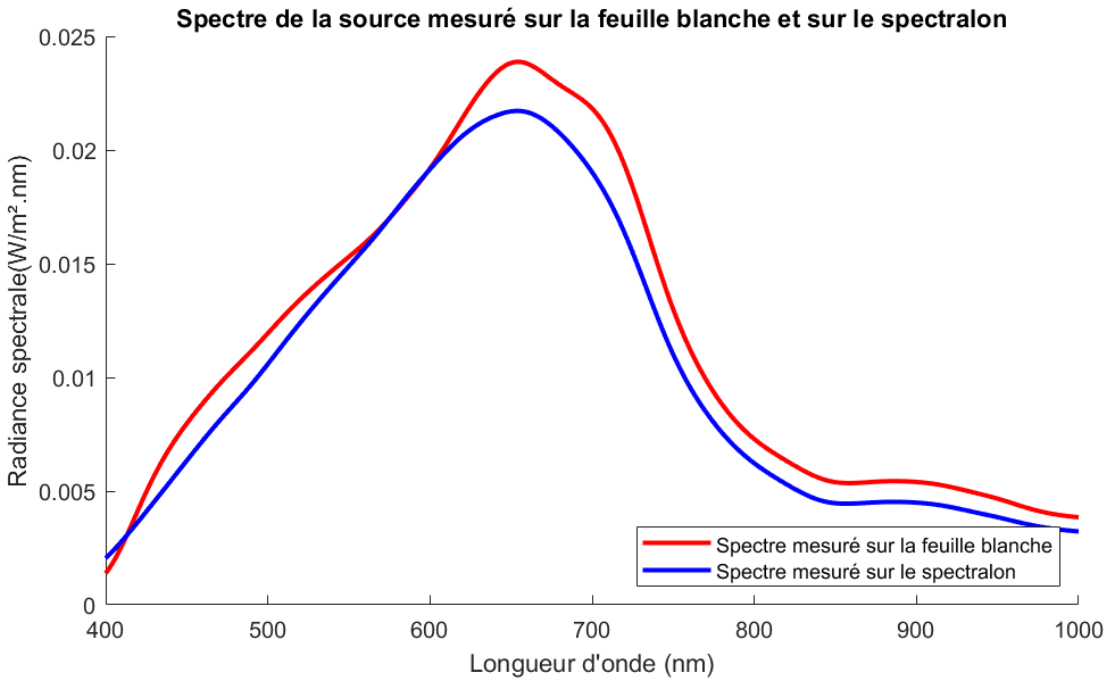


FIGURE 4.26 – Spectre de la source halogène mesuré sur la feuille blanche et sur le matériau de type Spectralon.

Pour mesurer les facteurs de transmission spectraux directionnel de vitrage (désignées dans la suite comme facteur de transmission spectral), des échantillons de vitrage du bâtiment ont été utilisés. Au total, 103 échantillons de verre ont été caractérisés. Parmi ces 103 vitrages, certains sont légèrement teintés, d'autres ne le sont pas. Les épaisseurs des vitrages ne sont également pas toutes les mêmes. Les mesures des facteurs de transmission spectraux ont été réalisées avec le montage présenté sur la Figure 4.27 :



FIGURE 4.27 – Montage pour la mesure des facteurs de transmission spectraux des vitrages.

Une fois la source halogène allumée et un temps de chauffe respecté d'environ une heure, on place un matériau de type Spectralon sur un support noir en incidence directe sous la source halogène. La distance entre la source halogène et le matériau de type Spectralon est de deux mètres. On place ensuite le spectroradiomètre avec un angle θ_{out}=45° en s'assurant que la zone de mesure du spectroradiomètre se situe bien au centre de l'éclairement de la source sur le matériau de type spectralon. Une première mesure est réalisée permettant d'obtenir la luminance spectrique incidente à l'observateur $Le_{spectralon}(\theta_{in}, \theta_{out}, \phi_{in}, \phi_{out}, \lambda)$. Cette mesure nous servira par la suite pour l'agrandissement de la taille de la base de données.

Une fois cette mesure réalisée, on remplace le matériau de type Spectralon par la feuille de papier blanc qui nous servira de matériau diffusant. Les conditions géométriques de la source et du spectroradiomètre restent inchangées. Une deuxième mesure est réalisée permettant d'obtenir la luminance spectrique à l'observateur $Le_{feuille}(\theta_{in}, \theta_{out}, \phi_{in}, \phi_{out}, \lambda)$. De plus, les conditions géométriques restants inchangées entre les différentes mesures ($\theta_{in} = 0°, \theta_{out} = 45°, \phi_{in} = 0°, \phi_{out} = 180°$), l'éclairement incident sur le matériau de type Spectralon $E_{spectralon}(\theta_{in}, \phi_{in}, \lambda)$ est identique à l'éclairement $E_{feuille}(\theta_{in}, \phi_{in}, \lambda)$. Ainsi on peut utiliser la formule suivante pour obtenir la BRDF de la feuille blanche dans les conditions géométriques ($\theta_{in} = 0°, \theta_{out} = 45°, \phi_{in} = 0°, \phi_{out} = 180°$) :

$$BRDF_{feuille}(0°, 45°, 0°, 180°) = \frac{BRDF_{spectralon}(0°, 45°, 0°, 180°) \times Le_{feuille}(\theta_{in}, \theta_{out}, \phi_{in}, \phi_{out}, \lambda)}{Le_{spectralon}(\theta_{in}, \theta_{out}, \phi_{in}, \phi_{out}, \lambda)} \tag{4.10}$$

Pour mesurer les facteurs de réflexion spectrale des vitrages, le montage est laissé tel qu'il est et un échantillon de verre est placé entre la source halogène et la feuille blanche de telle manière que le spectroradiomètre puisse mesurer la luminance spectrique du flux énergétique spectrale réfléchi par la feuille après transmission à travers le vitrage i, $Le_{verre\ i}(\theta_{in}, \theta_{out}, \phi_{in}, \phi_{out}, \lambda)$.

La source halogène n'émettant que peu d'énergie dans la plage de longueurs d'onde [250 nm - 400 nm], la plage de longueurs d'onde considérée dans la suite sera donc [400 nm - 1000 nm]. De plus, chaque mesure réalisée au spectroradiomètre est lissée afin de limiter les bruits parasites dans les mesures qui pourrait provoquer de grands écarts lors de l'obtention des facteurs de transmission spectraux des vitrages.

Pour obtenir le facteur de transmission spectral du vitrage i on applique la formule :

$$F_i(\lambda) = \frac{Le_{verre\ i}(\theta_{in}, \theta_{out}, \phi_{in}, \phi_{out}, \lambda)}{Le_{feuille}(\theta_{in}, \theta_{out}, \phi_{in}, \phi_{out}, \lambda)} \tag{4.11}$$

La formule 4.11 est appliquée pour chaque échantillon de verre, et on obtient ainsi 103 facteurs de transmission spectraux. La Figure 4.28 présente quatre facteurs de transmission de vitrage et la Figure 4.29 présente les images des vitrages correspondant correspondant :

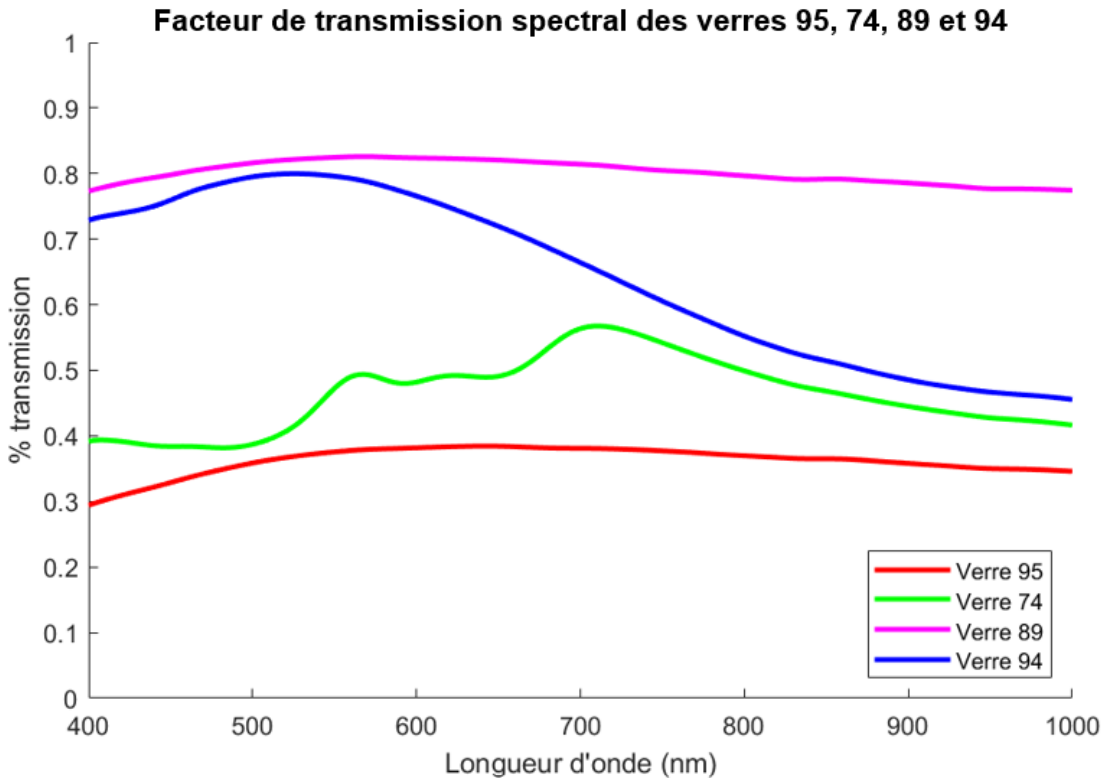


FIGURE 4.28 – Facteur de transmission spectral des quatre verres correspondants.

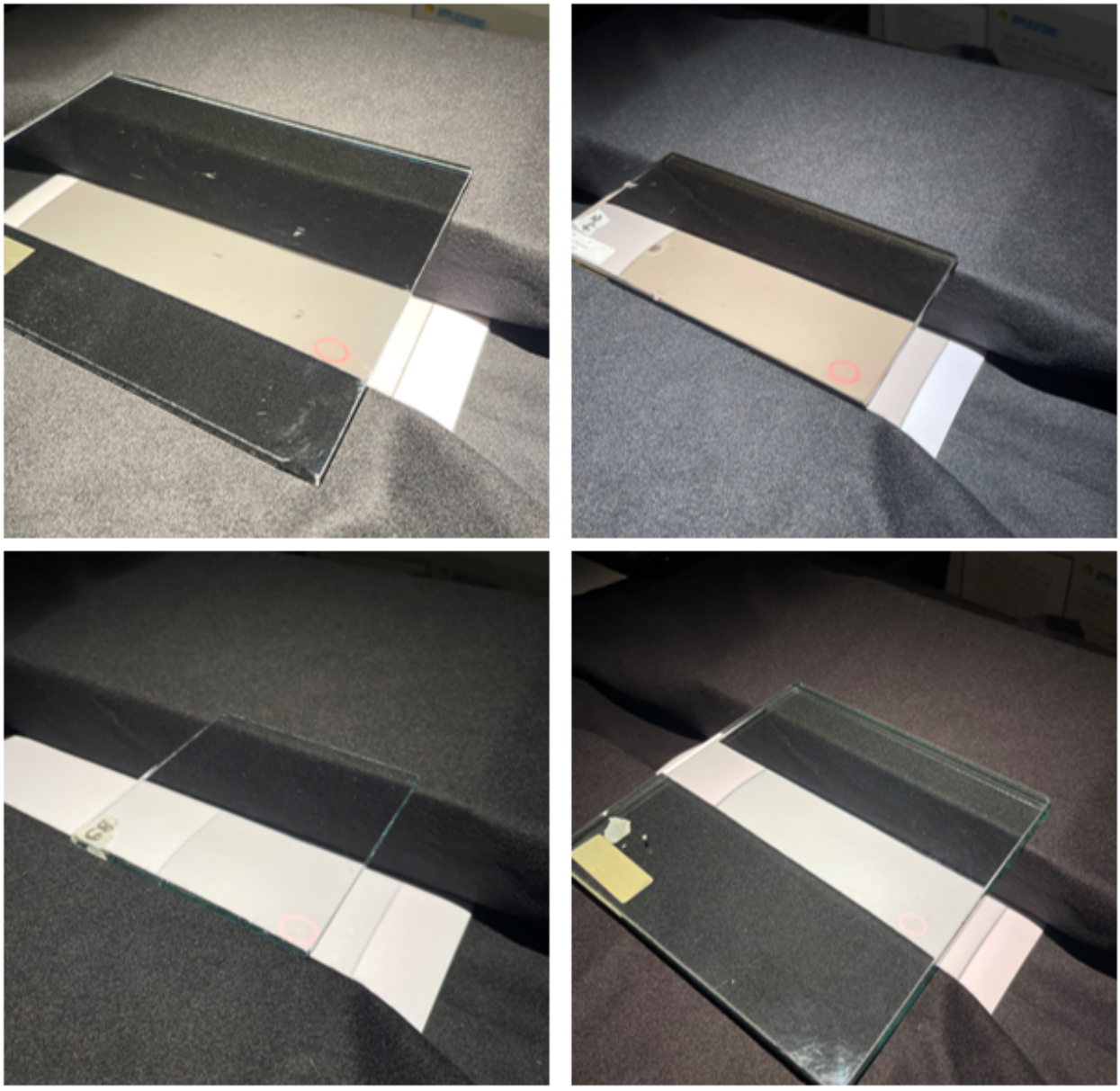


FIGURE 4.29 – Présentation des quatre verres, n°95 en haut à gauche, n°74 en haut à droite, n°89 en bas à gauche, n°94 en bas à droite.

4.6.2 Pixel RGB des vitrages

En parallèle des mesures des facteurs de transmission spectraux des vitrages, une image RGB de chaque vitrage a été réalisée. Le but est d'obtenir une méthode de caractérisation de vitrage réalisable simplement, il a été décidé que les images seraient réalisées par un appareil photographique de smartphone.

Dans un premier temps, les images utilisées pour entraîner le réseau de neurones seront des images de l'espace colorimétrique RGB d'un appareil photographique Nikon D850. Cet

appareil photographique numérique a été étalonné colorimétriquement dans notre laboratoire et ses filtres de transmission RGB sont connus. Les filtres de transmission RGB de l'appareil photo Nikon D850 sont disponibles sur la Figure 4.30.

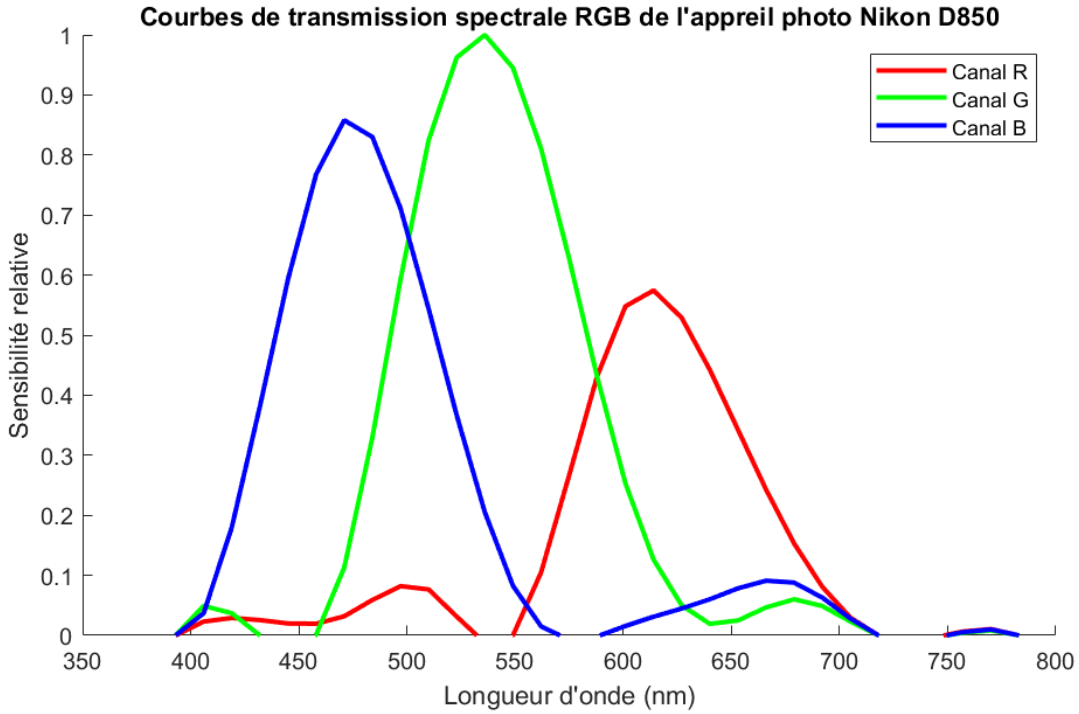


FIGURE 4.30 – Courbes de transmission spectrale RGB de l'appareil photo Nikon D850.

Ainsi en utilisant ces courbes de transmission spectrale RGB de l'appareil photographique, il est possible d'obtenir une image RGB simulée de la feuille blanche éclairée sous une source LED. Pour cela, il est nécessaire de connaître l'éclairement énergétique émit par la source LED de l'appareil photographique du smartphone $E_{LED}(\theta_{in}, \phi_{in}, \lambda)$, le facteur de transmission spectral du vitrage i considéré $F_i(\lambda)$, la BRDF de la feuille utilisée comme matériau diffusant $BRDF_{feuille}(\theta_{in} = 0°, \theta_{out} = 45°, \phi_{in} = 0°, \phi_{out} = 180°)$ et les courbes de transmission RGB de l'appareil photographique numérique $R(\lambda)$, $G(\lambda)$ et $B(\lambda)$.

On peut alors utiliser la relation suivante pour obtenir la luminance spectrique réfléchie sur la feuille, incidente à l'appareil photographique :

$$\begin{aligned} &Le_{incidente\ nikon}(\theta_{in}, \theta_{out}, \phi_{in}, \phi_{out}, \lambda) = \\ &\quad E_{LED}(\theta_{in}, \phi_{in}, \lambda) F_i(\lambda) BRDF_{feuille}(\theta_{in} = 0°, \theta_{out} = 45°, \phi_{in} = 0°, \phi_{out} = 180°) \end{aligned} \tag{4.12}$$

Une fois la luminance spectrique réfléchie sur la feuille et transmise par le vitrage, incidente à l'appareil photographique obtenue, on applique les courbes de transmission spectrale RGB de l'appareil photographique pour obtenir un pixel RGB de la feuille blanche simulé par l'appareil photographique Nikon D850 :

$$\begin{cases} R &= R(\lambda) \times L_{e,incidente\ nikon}(\theta_{in}, \theta_{out}, \phi_{in}, \phi_{out}, \lambda) \\ G &= G(\lambda) \times L_{e,incidente\ nikon}(\theta_{in}, \theta_{out}, \phi_{in}, \phi_{out}, \lambda) \\ B &= B(\lambda) \times L_{e,incidente\ nikon}(\theta_{in}, \theta_{out}, \phi_{in}, \phi_{out}, \lambda) \end{cases} \tag{4.13}$$

On dispose alors d'un pixel RGB acquis par l'appareil photographique Nikon D850 de la feuille blanche éclairée sous la LED de l'appareil photographique du smartphone avec un vitrage i interposé entre la LED et la feuille pour les conditions géométriques ($\theta_{in} = 0°, \theta_{out} = 45°, \phi_{in} = 0°, \phi_{out} = 180°$).

Cette opération est réalisée pour chaque facteur de transmission spectral de vitrage i de la base de données ce qui permet d'obtenir, pour chacun des 103 vitrages, un pixel RGB et le facteur de transmission spectral.

4.6.3 Extension de la base de données des propriétés optiques dans le visible et le proche infrarouge des vitrages

La base de données est composée de 103 couples [image pixel RGB - facteur de transmission spectral] pour les échantillons 103 vitrages possédés en laboratoire. Cependant cette base de données n'est pas assez conséquente pour entraîner et tester des réseaux de neurones. Ainsi, de la même manière que pour les matériaux opaques, cette base de données va être agrandie, d'abord les facteurs de transmission spectraux (sous-section 4.6.3.1) puis les images pixels RGB (sous-section 4.6.3.2).

4.6.3.1 Extension base de données de facteurs de transmission spectraux

Pour étendre la base de données des facteurs de transmission spectraux de vitrage, la même méthode que pour les composantes spectrales va être utilisée, à savoir l'utilisation d'une Analyse par Composante Principale (ACP, voir 4.2). Un choix de 10 vecteurs principaux permet de conserver le même critère de reconstruction des facteurs de transmission spectraux initiaux à moins de $0,5\%$ d'erreur.

La Figure 4.31 présente les 10 vecteurs principaux utilisés :

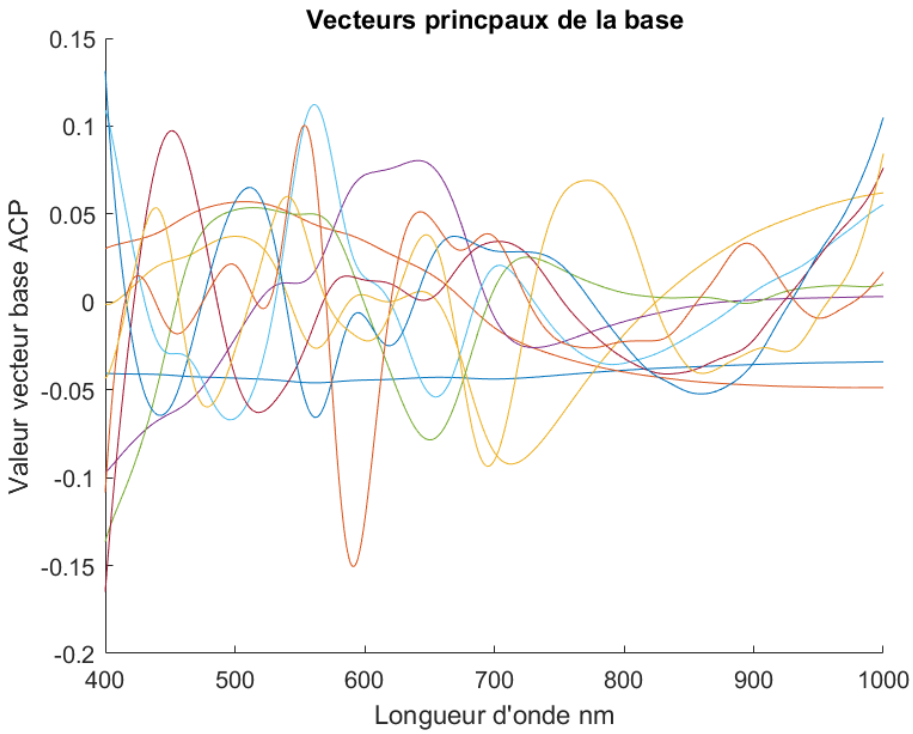


FIGURE 4.31 – Vecteurs principaux de la base pour l'ACP

On peut alors créer de nouveaux facteurs de transmission spectraux à partir des 103 facteurs de transmission spectraux d'origine. La création de 100 000 nouveaux facteurs de transmission spectraux ne prend seulement que quelques secondes.

4.6.3.2 Extension base de données d'image pixel RGB

Pour étendre la base de données des pixels RGB correspondant aux vitrages, il suffit d'utiliser les équations 4.12 et 4.13 avec les nouveaux facteurs de transmission spectraux des nouveaux vitrages créés grâce à l'ACP. La création de 100 000 nouvelles images RGB des nouveaux vitrages ne prend que quelques secondes.

4.7 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, un système de mesure de composante spectrale de matériaux opaques réelles sur site a été développé. Ce dispositif a été utilisé afin de développer une base de données de 185 composantes spectrales de matériaux. Cette base de données a ensuite été étendue à plusieurs centaines de milliers de composantes spectrales.

La base de données a été complétée par des BRDF de matériaux s'appuyant sur le modèle de BRDF proposé dans le chapitre 2. A partir de huit BRDF tabulées de matériaux réels et du modèle de BRDF, d'autres BRDF de matériaux ont pu être créées analytiquement.

A partir de la base de données de composantes spectrales et des BRDF de matériaux analytiques, un logiciel de rendu graphique d'images lignes XYZ a été développé. Cette simulation permet d'obtenir une image ligne de 128 pixels d'un matériau, défini par une composante spectrale et des paramètres de BRDF, éclairé sous une source connue et avec une configuration géométrique connue. Des centaines de milliers d'images ont pu être créées. Ces images ont été étalonnées colorimétriquement vers l'espace RGB en utilisant la méthode d'étalonnage par tétraèdres proposée dans le chapitre 3. Chaque image est stockée avec la composante spectrale et les paramètres de BRDF qui ont permis de la créer.

Une deuxième base de données de propriétés optiques de vitrages du bâtiment a été construite. Des mesures de facteurs de transmission spectraux de vitrages ont été réalisées. Des images RGB de chaque vitrage ont été acquises. La base de données de facteurs de transmission spectraux a été étendue grâce à une méthode mathématique. Des images RGB de vitrages correspondants ont été simulées grâce à l'utilisation des courbes de transmission d'un appareil photographique et de la méthode d'étalonnage colorimétrique développé dans le chapitre 3.

Les deux bases de données [Composantes spectrales/paramètres du modèle de BRDF de matériaux - images lignes XYZ/images ligne RGB de matériaux] et [facteurs de transmission spectraux de vitrages - images RGB de vitrages] vont maintenant être utilisées dans le chapitre 5. Elles serviront de base de test pour des réseaux de neurones : certains utilisés pour l'estimation des composantes spectrales ; d'autres pour l'estimation des paramètres du modèle de BRDF de matériaux opaques à partir d'images lignes RGB/XYZ de ces matériaux. D'autres réseaux de neurones seront utilisés pour l'estimation des facteurs de transmission spectraux de vitrages à partir d'images RGB de ces vitrages.

Chapitre 5

Estimation des paramètres des BRDF spectrales des matériaux du bâtiment par réseau de neurones

Dans le chapitre précédant une base de données d'images de matériaux artificiels et de leurs paramètres de BRDF spectrale a été créée, contenant plusieurs centaines de milliers d'éléments ; pour chaque matériau artificiel, deux images simulées de ce matériau (RGB et XYZ), ses paramètres du modèle de BRDF développé dans le chapitre 2, et sa composante spectrale sont inscrites dans la base de données.

Dans ce chapitre, un état de l'art traitant des réseaux de neurones et des méthodes de caractérisation de propriétés optiques dans le visible et dans le proche infrarouge est présenté (section 5.1).

Différents réseaux de neurones sont développés et évalués pour obtenir les paramètres de BRDF spectrale de différents matériaux (section 5.2) : pour chaque matériau, une image ou deux images sont fournies en entrée des réseaux, qui renvoient en sortie les paramètres du modèle de BRDF et sa composante spectrale. Les réseaux de neurones sont entraînés avec une partie de la base de données et testés avec la partie complémentaire, non utilisée pour l'entraînement. Afin de permettre leur exploitation avec des images provenant de différents appareils photographiques, les réseaux de neurones sont entraînés en considérant que leurs entrées sont définies dans l'espace colorimétrique XYZ ; un étalonnage colorimétrique préalable des images issues de l'appareil photographique utilisé est ainsi mis en œuvre en amont de l'utilisation des réseaux de neurones.

Différents réseaux de neurones sont développés et évalués pour obtenir les transmissions spectrales de différents vitrages dans la section 5.3

Les résultats d'une évaluation expérimentale des facteurs de transmission spectraux de vitrages du bâtiment à partir d'images 8 bits acquises avec une tablette sont présentés et discutés dans la section 5.4.

Une discussion est proposée dans la section 5.5 puis une conclusion du chapitre est dressée dans la section 5.6.

5.1 État de l'art

Dans un premier temps, un historique de l'intelligence artificielle est présenté (sous-section 5.1.1) et le principe de fonctionnement d'un réseau de neurones est expliqué (sous-section 5.1.2).

Un état de l'art des dispositifs expérimentaux et des méthodes numériques permettant de caractériser des propriétés optiques géométriques de matériaux *in situ* ou en laboratoire est alors effectué (sous-section 5.1.3).

5.1.1 Un rapide historique de l'intelligence artificielle

Durant les dernières décennies, les méthodes d'intelligence artificielle ont été largement développées et utilisées dans de nombreux domaines. Ces méthodes ont été introduites dans les années 1940, avec la conception du premier réseau neuronal de l'histoire par McCulloh et Pitts [McCulloh et Pitts, 1943], puis améliorées par Hebb [Hebb, 1949] avec l'introduction

de connections pondérées par différentes règles entre les différents neurones. Turing, souvent considéré comme le père de l'informatique, a proposé en 1950 un test pour déterminer si une machine pouvait imiter l'intelligence humaine [Turing, 1950].

Après l'établissement de ces fondements, les années 1950 et 1960 ont vu l'émergence des premières solutions informatiques capables de résoudre des problèmes simples, comme les programmes capables de jouer au jeu d'échecs, développés par Shannon [Shannon, 1950]. Cependant la recherche et les financements sur l'intelligence artificielle vont ralentir pendant les années 1970 / 1980, suite notamment à l'incapacité de produire des résultats applicables et au manque de puissance des ordinateurs de l'époque.

A partir des années 1980, l'intelligence artificielle connait un regain d'intérêt grâce à l'apparition de nouvelles approches, au retour des réseaux de neurones artificiels, et à l'introduction des méthodes d'apprentissage par back-propagation développées par Rumelhart et al. [D. E. Rumelhart, 1986] et popularisées par Lecun et al. [Y. Lecun, 1998]. Les réseaux de neurones montrent alors des progrès significatifs dans certaines tâches comme la reconnaissance de caractères.

Les années 2000 marquent le début de l'ère moderne de l'intelligence artificielle avec l'arrivée du Big Data et la disponibilité des grandes quantités de données, variées, permettant des nouvelles applications aux méthodes de machine learning. Ces années marquent aussi l'amélioration des capacités de calcul des ordinateurs grâce au GPU [Henessy et Patterson, 2019], la loi de Moore de 1965 continuant de prédire que le nombre de transistors d'un processeur devrait doubler tous les 18 mois, entrainant une accélération de la puissance de calcul [Schaller, 1997]. Le développement du machine learning ou apprentissage automatique est alors en plein essor. Il peut être vu comme un ensemble de techniques et d'algorithmes permettant aux ordinateurs d'améliorer leurs performances sur une tâche donnée par l'expérience, sans être explicitement programmés. Ces méthodes visent à identifier des relations dans les données, afin de construire des modèles. On regroupe les méthodes de machine learning en deux classes différentes : le machine learning par apprentissage supervisé et par apprentissage non supervisé. Avec l'apprentissage supervisé, des exemples de données étiquetées (de la forme entrée – sortie) sont fournis à l'algorithme de machine learning pour qu'il puisse apprendre, et il est testé sur des données non utilisées pour l'entraînement. L'apprentissage non supervisé correspond à une approche sans aucun exemple de données d'entraînement étiquetées ; l'algorithme doit découvrir lui-même les structures sous-jacentes des données.

Ces dernières années, l'intelligence artificielle a connu une phase de développement accéléré avec l'essor des réseaux de neurones profonds [Y. Lecun, 2015], réseau de neurones artificiels comportant de nombreuses couches cachées entre la couche d'entrée et la couche de sortie.

5.1.2 Réseaux de neurones

Dans le cadre de cette thèse, la branche du machine learing qui sera utilisée est celle des réseaux de neurones. Cette partie présente le fonctionnement d'un réseau de neurones et les différents types de réseaux existants.

Les réseaux de neurones sont composés de plusieurs couches de neurones artificiels, également appelés nœuds : une couche d'entrée, une ou plusieurs couches intermédiaires (dites cachées), et une couche de sortie. Chaque neurone artificiel ou nœud est caractérisé par une fonction d'activation, qui peut inclure un seuil, et est relié à d'autres neurones par des connexions, chacune caractérisée par un poids spécifique. De plus, chaque neurone possède un biais, qui est une constante ajoutée à la somme pondérée des entrées avant l'application de la fonction d'activation. Ce biais permet au neurone d'ajuster son seuil d'activation. La sortie d'un neurone est déterminée par sa fonction d'activation, qui dépend de la somme pondérée des entrées reçues à laquelle s'ajoute le biais. Si cette valeur dépasse un certain seuil, le neurone s'active et transmet une valeur aux neurones suivants du réseau. Dans le cas contraire, il peut transmettre une valeur différente ou rester inactif. Ces poids et biais sont initialisés de façon aléatoire.

Ces réseaux s'appuient sur des données d'entraînement pour ajuster leurs poids et biais, améliorant ainsi leur précision au cours de l'entraînement.

Si l'on considère un neurone j parmi n neurones à l'intérieur d'une couche, on peut alors décrire son comportement de la manière suivante :

— il reçoit des valeurs en entrée x_j associées à des poids w_{ji}, poids qui représentent l'importance de chaque entrée x_j ;

— une somme pondérée de ces entrées est calculée à l'entrée du neurone j, somme à laquelle on rajoute la valeur du biais b_j du neurone j ; on obtient alors la somme s_j suivante : $s_j = b_j + \sum_{i=1}^{n} x_i w_{ji}$;

— la fonction d'activation Φ est appliquée à la somme suivante ; la valeur obtenue en sortie du neurone est : $y_j = \Phi(s_j)$;

— cette valeur y_j est ensuite comparée à la valeur seuil du neurone j, u_j. Si $y_j > u_j$ alors la valeur y_j est transmise à la couche suivante en tant qu'entrée pour les prochains neurones. Si $y_j < u_j$, alors aucune valeur n'est transmise.

La Figure 5.1 présente le comportement d'un neurone.

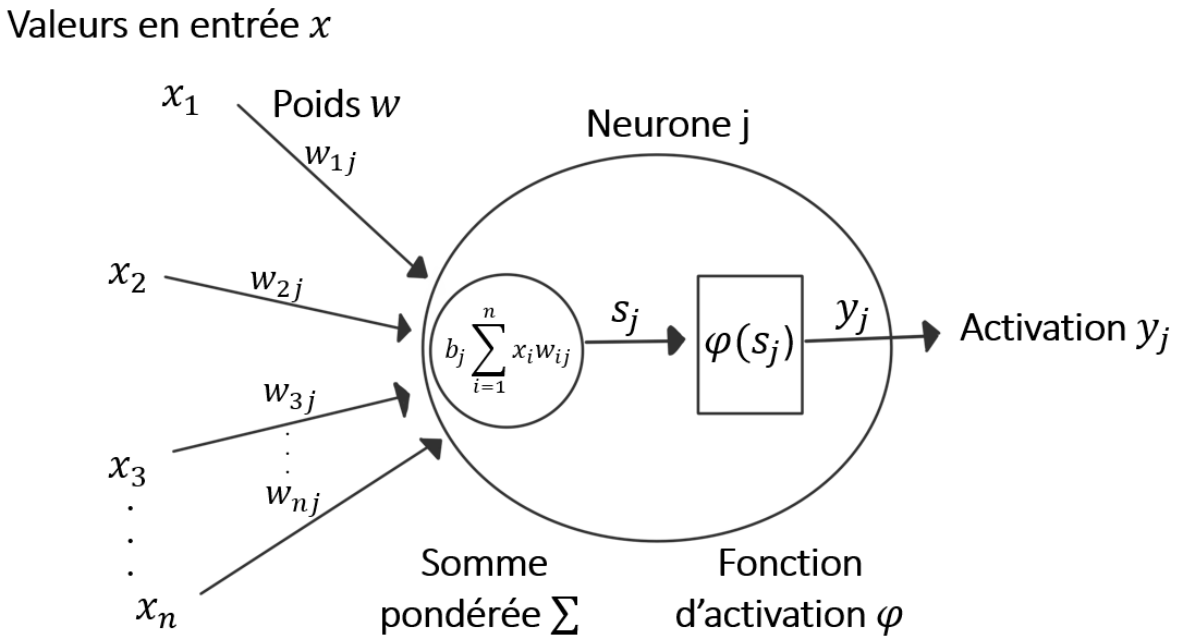


FIGURE 5.1 – Fonctionnement du neurone j.

Il existe différentes fonctions d'activation qui peuvent être choisies pour les neurones d'un réseau de neurones, les plus répandues étant les suivantes :

— la fonction sigmoïde :

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \tag{5.1}$$

— la fonction tangente hyperbolique :

$$f(x) = tanh(x) \tag{5.2}$$

— la fonction d'unité de rectification linéaire, ou ReLU [Nair et Hinton,] :

$$\begin{array}{l} 0 \ si \ x < 0 \\ x \ si \ x \geq 0 \end{array} \tag{5.3}$$

— la fonction d'unité de rectification linéaire paramétrique, ou LeakyReLU, de paramètre α [A. L. Maas, 2013] :

$$\begin{array}{l} \alpha x \ si \ x < 0 \\ x \ si \ x \geq 0 \end{array} \tag{5.4}$$

— la fonction SiLU, Swish, ou sigmoïde d'unité linéaire, de paramètre β [P. Ramachandran, 2017] :

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\beta x)} \tag{5.5}$$

La fonction d'activation est à choisir en fonction du cas d'application et des données utilisées par le réseau de neurones. Certaines fonctions d'activation sont plus utilisées que d'autres, notamment la fonction ReLU qui fonctionne dans de nombreux cas d'applications.

Ce fonctionnement d'un neurone est le même pour tous les neurones des couches internes, ou couches cachées, du réseau. La couche d'entrée, pour sa part, transmet l'information d'entrée ; les sorties du réseau sont les valeurs de sorties y_j de sa couche de sortie. Chaque neurone j d'un réseau peut être considéré comme une fonction non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées [G. Dreyfus, 2002].

Différents types de réseaux de neurones ont été proposés pour répondre à des besoins et applications spécifiques. Les trois principaux sont les suivants :

— les réseaux de neurones multicouches, composés d'une couche d'entrée, d'une couche de sortie, et d'une ou de plusieurs couches masquées entre l'entrée et la sortie. Ils sont utilisés pour résoudre des problèmes linéaires et constituent une base pour la création de réseaux de neurones plus complexes ;

— Les réseaux de neurones convolutifs sont également composés d'une couche d'entrée, d'une couche de sortie, et d'une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Les couches peuvent être des couches de convolution (couches permettant d'extraire des caractéristiques des données d'entrée en appliquant des filtres ou masques pondérés dont les coefficients sont déterminés au cours de l'apprentissage, et ayant pour effet secondaire la réduction de dimensionnalité), des couches de pooling (couches ayant pour objectif de réduire la dimensionnalité des données, sans filtrage), des couches entièrement connectées (couches où tous les neurones sont connectés les uns aux autres). Ces réseaux convolutifs sont notamment utilisés pour la reconnaissance d'images ;

— les réseaux de neurones récurrents, composés d'une couche d'entrée, d'une couche de sortie, et d'une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie ; ces réseaux sont caractérisés par des boucles de rétroaction permettant d'utiliser des données antérieures pour influencer l'entrée et la sortie en cours. Ils sont utilisés sur des données de séries temporelles pour prévisions boursières par exemple.

Dans notre cas, les réseaux de neurones utilisés sont des réseaux multicouches. Ce choix est lié à la nature des images des matériaux de notre base de données qui sont des images lignes ; il n'est pas impératif d'utiliser un réseau de convolution étant donné que ces images ligne, entrées du réseau, sont davantage des vecteurs de données que des images.

La Figure 5.2 présente une architecture de réseau de neurones multicouche, avec une couche d'entrée possédant trois neurones, une première couche cachée de quatre neurones, une deuxième couche cachée de trois neurones, et une couche de sortie de deux neurones.

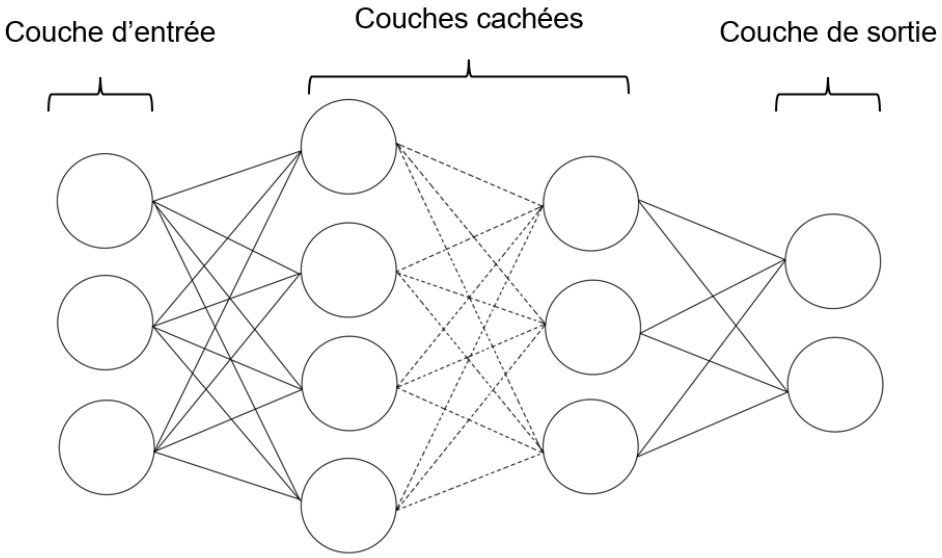


FIGURE 5.2 – Architecture d'un réseau de neurones [3 - 4 - 3 - 2].

Plusieurs réseaux seront développés, spécialisés soit dans l'estimation des paramètres de BRDF, soit dans l'estimation des composantes spectrales des matériaux.

Un entraînement aura lieu pour chacun des réseaux de neurones. L'entraînement d'un réseau correspond à l'étape d'optimisation de ses paramètres. Pour cela, un algorithme fondamental appelé rétro-propagation est utilisé. Il permet d'ajuster les poids des connexions entre les neurones en fonction des erreurs commises lors de la prédiction afin d'optimiser les performances du réseau. Cet algorithme repose sur la méthode de descente du gradient pour minimiser l'erreur d'estimation du réseau de neurones sur l'ensemble des données d'entraînement. Cet algorithme a été fondé par Rumelhart et al. [D. E. Rumelhart, 1986].

Des hyperparamètres interviennent lors de l'entraînement d'un réseau de neurones :

— la fonction de coût (loss) qui mesure l'erreur entre la valeur estimée par le réseau de neurones et la valeur de référence qu'il cherche à obtenir. L'objectif de l'entraînement du réseau de neurones est de minimiser le résidu de cette fonction de coût, sachant qu'une valeur de la fonction de coût nulle signifie que le réseau estime exactement la valeur à prédire, et donc suggère un surentraînement (overfitting). Un surentraînement indique que le réseau de neurones a appris toutes les données d'entraînement et est alors généralement incapable d'estimer correctement les sorties correspondant à des entrées ne figurant pas dans la base d'entraînement [Ying, 2019]. Les causes d'un surentraînement peuvent inclure une taille insuffisante de l'ensemble de données d'entraînement, une complexité excessive du modèle, des données d'entraînement bruitées ou inexactes ;

— la vitesse d'apprentissage ν (learning-rate) (paramètre de l'algorithme de descente de gradient exploité dans la rétro-propagation) indique la vitesse à laquelle les poids et

les biais vont converger vers une valeur optimale, et donc la vitesse à laquelle le résidu de la fonction de coût va converger vers une valeur minimale. Une valeur ν trop grande pourrait faire évoluer trop vite les poids et biais ce qui pourrait entraîner à une divergence du réseau de neurones en ne convergeant pas vers une valeur optimale ; une valeur ν trop faible pourrait rendre l'évolution trop lente et induirait un temps de calcul allongé [C. P. Igiri, 2015]. Il est à noter que généralement, le minimum atteint lors de la convergence est local et non pas global, et dépend des valeurs aléatoires initiales des poids et des biais. Ainsi, deux entraînements d'un même réseau, en exploitant les mêmes données d'entraînement, n'aboutiront pas forcément au même optimum local, et les réseaux obtenus ne présenteront donc pas forcément les mêmes performances ;

— un optimiseur de la descente du gradient (optimizer) qui permet d'améliorer la descente de gradient, en ajustant notamment la vitesse d'apprentissage en fonction des moyennes et variances des gradients calculés précédemment ;

— le batch-size, qui est le nombre d'exemples donnés au réseau de neurones avant que celui ci n'effectue un ajustement des poids et biais. L'erreur du gradient est l'erreur moyenne par rapport au nombre d'exemples donnés ce qui permet de faciliter l'apprentissage et d'accélérer l'entraînement. Un batch-size trop élevé peut entraîner un surentraînement du réseau [N. S. Keskar, 2017] ;

— le nombre d'epochs (ou époques) : Une epoch représente un cycle complet où tous les exemples de la base d'entraînement ont été vus par le réseau. Plusieurs epochs sont généralement nécessaires car une seule ne suffit pas pour ajuster les poids de manière optimale.

Différents hyperparamètres seront testés dans les architectures de réseaux de neurones développés.

5.1.3 Caractérisation de propriétés optiques de matériaux sur site dans la littérature

Pour caractériser les propriétés optiques de matériaux opaques sur site, deux approches différentes peuvent être envisagées : une approche expérimentale via des dispositifs de mesure (sous-section 5.1.3.1) ou une approche via des méthodes numériques s'appuyant sur des acquisitions d'images (sous-section 5.1.3.2). D'autres dispositifs permettant de caractériser les propriétés optiques de matériaux opaques existent mais nécessitent des échantillons de matériaux (sous-section 5.1.3.3).

5.1.3.1 Dispositifs expérimentaux

En 2002, dans une optique d'amélioration des installations d'éclairage public, de renforcement de la sécurité routière et d'amélioration du confort des usagers de la route, le laboratoire Régional des Ponts et Chaussées (LRPC) a mis en place un dispositif de caractérisation op-

tique de matériaux, modernisé en 2007 par Muzet et al. [V. Muzet, 2008]. Cet appareil de mesure permet d'estimer la brillance et la clarté de ces revêtements routiers (bitume, béton) [Muzet et Abdo, 2018]. Le dispositif se présente sous la forme d'une structure en quart d'hémisphère, composée de 27 sources de lumière de type LED blanche. La part de lumière réfléchie par le revêtement routier est mesurée pour une direction d'observation fixe, pour une incidence à 89° par rapport à la normale du matériau, représentant les caractéristiques géométriques d'un conducteur observant une scène depuis le siège conducteur d'une voiture à une distance comprise entre 60 m et 160 m. Ce dispositif permet d'obtenir des mesures de coefficients de luminance L/E mais pas de caractériser la BRDF spectrale complète des matériaux. Il est utilisé dans un contexte opérationnel et permet des mesures rapides de matériaux sur site.



FIGURE 5.3 – Dispositif COLUROUTE développé par Muzet et al. (image issue de [V. Muzet, 2008]).

Un deuxième dispositif COLUROUTE 2 a été développé par la CEREMA, amélioration du premier dispositif. Il permet également de réaliser des mesures de clarté et de brillance des revêtements routiers mais avec différents angles d'observations entre 1° et 10° (1°, 2.29°, 3°, 5° et 10°) afin de correspondre aux géométries d'observations urbaines pour les différents types de mobilités.

Sandmeier et Itten [Sandmeier et Itten, 1999] ont présenté un dispositif de type goniophotomètre en extérieur permettant la mesure de BRDF spectrale. Ce dispositif est utilisé pour la mesure BRDF spectrale de végétaux de surface et de sols. Leur appareil de mesure se présente sous la forme d'un rail en cercle de 4 mètres de diamètre, disposant d'un arceau en arc de cercle coulissant sur le rail permettant de déplacer le dispositif de mesure, et de réaliser différentes observations du rayonnement réfléchi sur la surface du sol, présentée sur la Figure 5.4. La source utilisée est le soleil. Leurs résultats sont fortement dépendants de la longueur d'onde considérée : notamment les longueurs d'onde visibles du bleu et du rouge sont fortement absorbées. Les longueurs d'onde du vert et du proche infrarouge sont eux fortement réfléchies. L'appareil, adapté à la mesure de matériaux naturels extérieurs, est volumineux et difficile à déplacer.



FIGURE 5.4 – Dispositif de type goniophotomètre en extérieur développé par R. Sandmeier et al. (image issue de [Sandmeier et Itten, 1999]).

La société X-Rite Inc. a développé un dispositif de mesure nommé MA-T12, permettant de mesurer et de quantifier rapidement la couleur, l'iridescence, le grain et la texture de matériaux grâce à six sources lumineuses de type LED blanche possédant deux inclinaisons différentes, soit 12 géométries de mesure [Xri, 2023]. Le dispositif prend la forme d'une boîte de mesure maniable à la main permettant ainsi de caractériser des matériaux sur site, visible sur la Figure 5.5. Cependant aucune information n'est donnée sur les angles de mesures ou sur la plage de longueurs d'onde mesurée.



FIGURE 5.5 – Dispositif MA-T12 développé par la société X-Rite Inc. (image issue de [Xri, 2023]).

5.1.3.2 Méthodes numériques

Marschner et al. [S. R. Marschner, 1999] ont proposé une méthode permettant d'estimer des valeurs de tranche de BDRF à partir de plusieurs images, et ont appliqué cette méthode notamment à la peau humaine. Elle produit de bons résultats pour les matériaux diffus. Cependant plusieurs images sont nécessaires pour la mettre en oeuvre, et seulement certaines formes (sphériques ou cylindriques) peuvent être caractérisés.

Deschaintre [Deschaintre, 2019] a proposé une méthode pour caractériser des SVBRDF de matériaux à partir d'une ou plusieurs images. Ils s'appuient sur l'utilisation de réseaux de neurones, qui permettent d'estimer pour chaque pixel d'une texture 256 x 256 la normale, et les paramètres d'un modèle analytique de BRDF : albédo diffus, composante brillante et rugosité. Le réseau est entraîné uniquement avec des matériaux artificiels générés par simulation, mais peut être utilisé en entrée avec des photographies de matériaux réels obtenus avec flash. Ces travaux s'appuient sur des approches antérieures et présentent des meilleurs résultats.

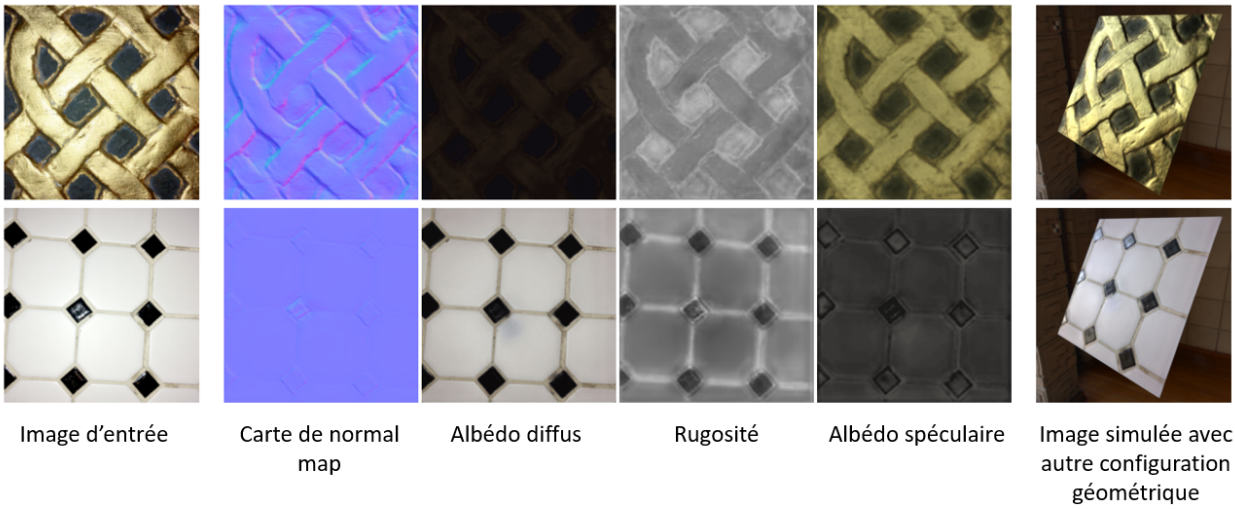


FIGURE 5.6 – Estimation de carte de propriétés optiques de matériaux à partir d'image (image issue de [Deschaintre, 2019]).

Georgoulis et al. [S. Georgoulis, 2016] ont proposé une méthode s'appuyant sur l'utilisation de réseau de neurones convolutifs, qui permet d'estimer les paramètres de BRDF du modèle de Phong, une carte de réflectance et une illumination, en s'appuyant sur des images RGB de voitures éclairées par la lumière naturelle ; ces images ont été obtenues par simulation. Leur méthode présente de meilleurs résultats que les méthodes antérieures de la littérature.

Deeb et al. [R. Deeb, 2019] ont proposé une méthode pour estimer les réflectances spectrales de matériaux présentés sous une forme en V qui induit ainsi une inter-réflexion entre les deux faces du matériau, augmentant ainsi la quantité d'information pour une seule image. Cette méthode s'appuie sur l'utilisation d'un réseau de neurones convolutifs afin d'extraire les informations de réflectance spectrales du matériau à partir d'une image. De plus, le réseau de neurones renseigne également sur la distribution spectrale de la source utilisée, à savoir le

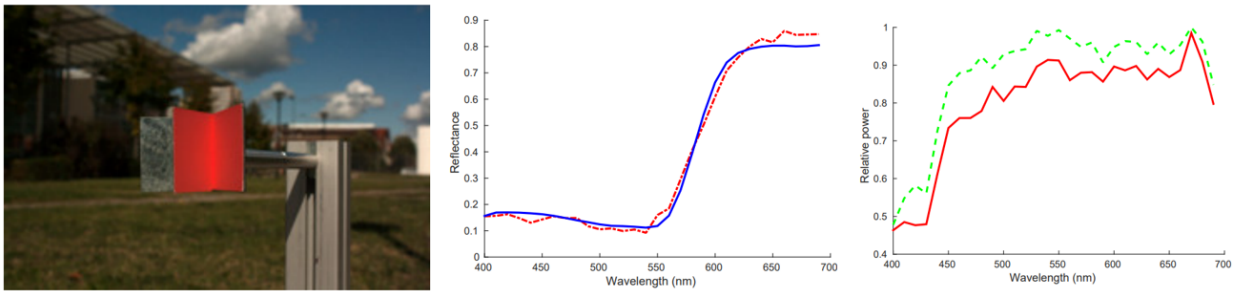


Image d'un matériau en forme de V

Estimation réflectance spectrale (rouge estimée, bleu réelle)

Estimation radiance spectrale normalisée (rouge estimée, vert D50 réelle)

FIGURE 5.7 – Estimation de la réflectance spectrale et de la luminance spectrique normalisée d'une source de lumière à partir d'une image d'un matériau en forme de V (image issue de ; [R. Deeb, 2019]).

spectre solaire dans leur cas. Les résultats présentés indiquent que cette méthode fonctionne mieux que celles proposées dans la littérature.

Lin et al. [Y. Lin, 2019] ont proposé une méthode de modélisation de l'apparence de matériaux isotropes homogènes s'appuyant sur une seule image HDR. Leur méthode n'impose aucune forme pour l'objet à caractériser mais nécessite de connaître l'angle d'incidence de l'éclairage incident. Les résultats montrent des rendus graphiques du matériau appliqué à d'autres formes. Ce travail est surtout destiné aux artistes numériques en permettant à un utilisateur non expert d'obtenir rapidement un modèle des propriétés optiques d'un matériau pouvant être exploité dans des logiciels de simulation.

Weil-Zattelman et Kizel [Weil-Zattelman et Kizel, 2022] ont proposé une méthode d'acquisition de BRDF spectrale à partir d'une multitude d'images d'un matériau éclairé sous différentes incidences. Leur méthode consiste à réaliser des images RGB ainsi que des images hyper-spectrales de matériaux sous différentes incidences, puis de déterminer les valeurs de BRDF de ces matériaux en résolvant un problème inverse à partir des images acquises. Les résultats de cette méthode innovante ne semblent pas satisfaisants.

Qamar et Dobler [Qamar et Dobler, 2023] ont proposé une méthode pour obtenir la réflectance spectrale de végétation à partir de radiances spectrales (issue d'image hyperspectrales lointaines), en prenant en compte les effets d'atténuation de l'atmosphère et de l'illumination solaire. Cette méthode s'appuie sur l'utilisation d'un réseau de neurones convolutifs complexe comportant approximativement 100 000 000 de paramètres ; ce réseau prend en entrée une luminance spectrique, dépendant des conditions atmosphériques et des conditions d'éclairage solaire, et fournit une réflectance spectrale en sortie. Les résultats obtenus sont satisfaisants, mais les données utilisées pour l'entraînement et le test du réseau sont très semblables. En effet, il ne s'agit que de réflectance spectrale de végétation et pas d'autres matériaux, présentant des formes similaires.

5.1.3.3 Dispositif en laboratoire

Différents dispositifs de laboratoire permettent de caractériser des propriétés optiques de matériaux opaques à partir d'échantillons. Une liste non exhaustive de dispositif est présentée.

La société Synopsis S.A a développé un dispositif de mesure des caractéristiques optiques dans le visible et le proche infrarouge de matériaux, nommé Reflet 180S Bench 3D [Synopsys, 2022]. Le dispositif permet de réaliser deux types de mesure : des mesures en intensité et des mesures spectrales, offrant la caractérisation en réflexion et en transmission d'un matériau dans tout l'hémisphère concerné. Les mesures spectrales caractérisent un matériau dans la plage de longueurs d'onde [400 nm - 900 nm]

La société Agilent Technologies a développé un dispositif de mesure des caractéristiques optiques dans le visible et le proche infrarouge de matériaux, nommé Cary 7000 [Agi, 2022]. Le dispositif permet de réaliser deux types de mesure : des mesures spectrales et des mesures en intensité. La source est fixe, et l'échantillon et le dispositif de mesure se déplacent. Les mesures spectrales permettent de caractériser un matériau dans la plage de longueurs d'onde [250 nm - 2500 nm].

La société Pab Advanced Technologies Ltd a développé un dispositif de mesure de BTDF, le pgII, permettant de caractériser la transmission de matériaux comme des écrans de projection, de plastique transparent ou encore de vitrage [Apian-Bennewitz, 2010]. Ce dispositif permet de réaliser des mesures précises dans diverses longueurs d'onde du visible. Cet appareil à ensuite été optimisé par le RGL (Realistic Graphics Lab) de l'EPFL (École Polytechnique Fédérale de Lausanne) en 2017 afin de pouvoir réaliser des mesures de BSDF. Différentes sources de lumière ont été ajoutées permettant ainsi des mesures de BSDF dans la plage du visible, du proche UV et du proche IR [300 nm - 1000 nm]. La taille de l'échantillon de matériau à caractériser peut varier de 10×10 centimètres à 20×20 centimètres. La source est immobile et un détecteur peut se mouvoir autour de l'échantillon via un bras robot avec des positions géométriques dans tout l'hémisphère supérieur à l'échantillon.

L'Université Gustave Eiffel a développé son propre gonioreflectomètre, utilisé pour la caractérisation des propriétés de réflexion des surfaces routières [E. Saint-Jacques, 2017]. Le dispositif se présente sous la forme de deux bras mécaniques pouvant se déplacer dans l'hémisphère supérieur par rapport à l'échantillon. L'un des bras porte une source lumineuse, tandis que l'autre est équipé d'une cellule photoéléctrique équipée d'un filtre V(λ). Cela permet de couvrir des angles d'incidence θ_{in} et de réflexion θ_{out} allant de 0° à 90°, ainsi qu'un angle azimutal ϕ_{out} de 0° à 180°. Toutefois, les mesures obtenues ne permettent pas de caractériser la réflexion spectrale des matériaux.

5.2 Estimation de BRDF spectrales de matériaux opaques du bâtiment

La suite du document présente les réseaux de neurones développés dans le cadre de cette thèse pour l'estimation des propriétés optiques visibles et infrarouges des matériaux opaques du bâtiment.

L'idée de développer un seul et unique réseau de neurones pour estimer la composante spectrale et les paramètres de BRDF d'un matériau à partir d'une image semble intéressante de prime abord, mais le nombre de neurones et de paramètres serait plus élevé, induisant la nécessité de davantage d'exemples pour la phase d'entraînement, ainsi qu'un temps de calcul accru. Ainsi, la décision a été prise de développer deux réseaux distincts : l'un dédié à l'estimation des BRDF, l'autre à celle des composantes spectrales.

Dans un premier temps, la base de données utilisée est précisée (sous-section 5.2.1).

Ensuite, deux architectures de réseaux de neurones pour l'estimation des composantes spectrales de matériaux opaques sont étudiées et évaluées :

— une architecture prenant en entrée une image ligne XYZ seule, et fournissant en sortie une composante spectrale d'un matériau opaque (sous-section 5.2.2.1),

— une architecture ajoutant à l'image ligne XYZ en entrée, une image ligne RGB, et fournissant également en sortie une composante spectrale d'un matériau opaque (sous-section 5.2.2.2).

Les performances des deux réseaux de neurones sont présentées (sous-section 5.2.3).

Ensuite, les réseaux de neurones développés pour l'estimation de la BRDF sont présentés :

— une architecture prenant en entrée une image ligne XYZ seule, et fournissant en sortie les paramètres du modèle de BRDF développé dans le chapitre 2 d'un matériau opaque (sous-section 5.2.4.1),

— une architecture ajoutant à l'image ligne XYZ en entrée, une image ligne RGB, et fournissant également en sortie une composante spectrale d'un matériau opaque (sous-section 5.2.4.2).

Les performances des deux réseaux de neurones sont présentées (sous-section 5.2.5).

Des rendus graphiques des BRDF spectrales estimées par les réseaux de neurones sont commentés dans la sous-section 5.2.6.

5.2.1 Base de données

Pour obtenir un réseau de neurones capable d'estimer avec une précision élevée des propriétés optiques de matériaux réside notamment, outre le choix d'une architecture adaptée de réseau, dans la qualité de la base de données utilisée pour l'entraînement. C'est grâce à ces données d'entraînements que l'algorithme d'entraînement du réseau va optimiser les poids et seuils des neurones des différentes couches du réseau. Des données à estimer trop hétérogènes peuvent induire un temps de calcul élevé pour l'entraînement (de nombreuses epochs étant nécessaires pour observer la convergence des paramètres du réseau), et les estimations instables ; les données homogènes sont à favoriser [V. Borisov, 2024]. Les données caractérisées par de nombreux clusters (groupes d'éléments de données qui partagent des caractéristiques similaires) peuvent présenter une difficulté pour les estimations du réseau, nécessitant plus de données ou une architecture plus complexe pour capturer leur diversité. En revanche, si

une trop grande partie des données d'entraînement appartient à un unique cluster, le réseau de neurones risque de sur-apprendre ses caractéristiques, ce qui peut induire des estimations biaisées pour de nouvelles données significativement différentes.

Des méthodes existent pour identifier des données de mauvaise qualité dans les bases de données [Y. Wu, 2013]. La base de données utilisée dans notre cas d'étude a été créée à partir de mesures de composantes spectrales et de BRDF spectrales réalisées au sein de notre laboratoire, en s'appuyant sur un ensemble de matériaux qui nous ont paru représentatif du bâtiment. La présence de clusters dans une base de données peut être difficile à détecter ; dans la suite, un cas de cluster dans la base de données sera étudié.

Une méthode pour améliorer la qualité de la base de données consiste à standardiser les données. La standardisation implique d'établir et d'appliquer des formats cohérents et des règles uniformes pour la saisie et le stockage des données. Des études ont montré que les résultats d'estimation des réseaux de neurones étaient améliorés en utilisant des données standardisées, mais que l'entraînement des réseaux de neurones pouvait prendre plus de temps [M. Shanker, 1996]. La standardisation la plus commune consiste à normaliser les données de la base. Cette procédure sera suivie pour les données de notre base non naturellement normalisées.

Ainsi une entrée de la base de données se présente sous la forme suivante :

— une image ligne de l'espace colorimétrique XYZ, de 128 pixels avec trois valeurs par pixel pour les trois canaux X, Y et Z, soit $128 \times 3 = 384$ valeurs ;

— une image ligne de l'espace colorimétrique RGB, de 128 pixels avec trois valeurs par pixels pour les trois canaux R, G et B, soit $128 \times 3 = 384$ valeurs ;

— une composante spectrale avec une valeur par longueur d'onde sur l'intervalle [401 nm - 1000 nm], soit 600 valeurs ;

— les 13 paramètres de BRDF du modèle développé dans la partie 'Deuxième version du modèle de BRDF' 2.4, soit 13 valeurs.

La base de données est composée de 300 000 entrées [image ligne XYZ ; image ligne RGB d'un matériau ; composante spectrale ; paramètres de BRDF d'un matériau]. Cette base de données sera divisée en deux parties : 240 000 couples (80% des données) pour l'entraînement, et 60 000 couples (20% des données) pour l'évaluation. Ce découpage est utilisé couramment dans la littérature car il offre généralement un bon équilibre entre la quantité de données d'entraînement et la fiabilité de l'évaluation [A. Gholamy, 2018].

5.2.2 Architecture des réseaux de neurones pour l'estimation des composantes spectrales

Les deux réseaux utilisés sont des réseaux de neurones profonds multicouches. L'utilisation d'un réseau de neurones convolutif aurait été envisageable, cependant l'image utilisée en entrée étant une image ligne amoindrit l'intérêt d'une telle architecture.

Il n'existe pas de théorème permettant de déterminer le nombre optimal de couches et de neurones par couche. Ce choix est souvent réalisé selon une approche empirique, combinant heuristiques et une procédure d'essais-erreurs. Chaque jeu de données étant différent, le choix de l'architecture du réseau de neurones est réalisé au cas par cas. Des études ont été menées sur différentes architectures de réseaux, notamment par Lippman [Lippman, 2004] qui a montré qu'un réseau multicouches disposant de deux couches cachées est suffisant pour certains problèmes de classification, ou encore qu'une couche cachée permet de réaliser une approximation de n'importe quelle fonction. Cependant de nombreux contre-exemples ont été présentés dans la suite des recherches sur les réseaux de neurones. Stathakis [Stathakis, 2009] a proposé une méthode pour obtenir le nombre de couches et de neurones à utiliser à partir d'un algorithme génétique, en analysant le jeu de données utilisé. Cette méthode semble fonctionner pour les jeux de données testées dans l'article mais ils ne comportent que peu d'entrées.

Ainsi différentes architectures ont été testées.

Le premier réseau de neurones présenté est celui utilisé pour estimer les composantes spectrales d'un matériau à partir d'une image ligne XYZ seule, nommé dans la suite (Réseau XYZ - Composante spectrale) ; une variante utilise en plus de l'image ligne XYZ, une autre image ligne RGB ; ce réseau est nommé dans la suite (Réseau XYZ RGB - Composante spectrale).

5.2.2.1 Architecture (Réseau XYZ - Composante spectrale)

Le premier réseau de neurones présenté dans cette partie est celui utilisé pour estimer la composante spectrale d'un matériau à partir d'une image ligne XYZ (Réseau XYZ - Composante spectrale).

Pour (Réseau XYZ - Composante spectrale), la couche d'entrée dispose de 384 valeurs et la couche de sortie renvoie 600 valeurs. Après des premiers essais pour estimer quel devait être approximativement la taille du réseau de neurones, différentes architectures ont été testées :

— 1) un réseau comportant une couche d'entrée de 384 neurones, une couche de sortie de 600 neurones, et 2 couches cachées de 256 neurones chacune ; chaque neurone de chaque couche est inter-connecté à tous les neurones de la couche suivante, et dispose d'un biais. Le nombre de paramètres de ce réseau est de 466392 ($384\times384 + 384\times256 + 256\times256 + 256\times600 = 464896$ poids, $384 + 256 + 256 + 600 = 1496$ biais , soit un total de $464896 + 1496 = 466392$ paramètres) ;

— 2) un réseau comportant une couche d'entrée de 384 neurones, une couche de sortie de 600 neurones, et 3 couches cachées de respectivement 128, 64, et 128 neurones ; chaque neurone de chaque couche est inter-connecté à tous les neurones de la couche suivante, et dispose d'un biais. Le nombre de paramètres de ce réseau est de 291096 ;

— 3) un réseau comportant une couche d'entrée de 384 neurones, une couche de sortie de 600 neurones, et 4 couches cachées comportant chacune 64 neurones ; chaque neu-

rone de chaque couche est inter-connecté à tous les neurones de la couche suivante, et dispose d'un biais. Le nombre de paramètres de ce réseau est de 376216 ;

— 4) un réseau comportant une couche d'entrée de 384 neurones, une couche de sortie de 600 neurones, et 4 couches cachées comportant chacune 256 neurones ; chaque neurone de chaque couche est inter-connecté à tous les neurones de la couche suivante, et dispose d'un biais. Le nombre de paramètres de ce réseau est de 597976 paramètres.

Pour les autres hyperparamètres des réseaux de neurones, après différents tests s'appuyant sur les recommandations de la littérature, le choix retenu est :

— une fonction d'activation LeakyReLU, avec un paramètre $\alpha = 0.1$, permettant au réseau d'éviter de converger vers des paramètres nuls ;

— un learning rate de 0.001 ;

— une fonction de coût (loss) 'Mean Absolute Error', qui calcule l'erreur absolue entre la valeur estimée et la valeur réelle pour l'entraînement ;

— un optimiseur Adam [Kingma et Ba, 2017] (algorithme d'optimisation s'appuyant sur un gradient de premier ordre de fonctions objectives stochastiques, optimiseur largement utilisé dans la littérature) ;

— un batch-size de 64, qui correspond au nombre de données prise en compte avant mise à jour des paramètres du réseau ; cette valeur est élevée, permettant de réduire la durée d'entraînement du réseau.

La Figure 5.8 présente l'évolution de la valeur de la fonction de coût au cours de l'entraînement des différents réseaux de neurones testés. L'abscisse du graphique est le nombre d'epochs, une epoch correspondant au passage complet du jeu de données d'entraînement à travers le réseau de neurones. Une epoch correspond ainsi au passage à travers le réseau de neurones de 240000 couples (image XYZ - composante spectrale) de la base de données.

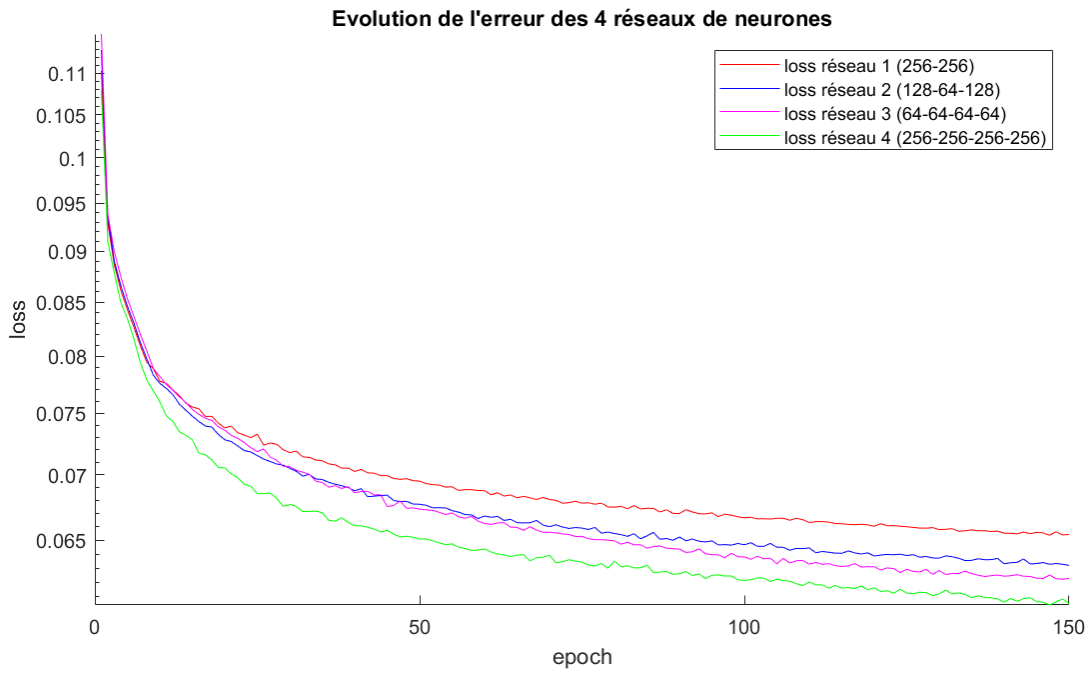


FIGURE 5.8 – Évolution de l'erreur des quatre réseaux de neurones testés en fonction du nombre d'epochs.

L'erreur calculée, c'est-à-dire la fonction de coût (loss) est une erreur quadratique moyenne. Cette erreur est la moyenne des erreurs quadratiques moyennes entre chaque vecteur de composante spectrale estimée et réelle.

L'évolution de l'erreur présentée sur la Figure 5.8 permet de constater que l'architecture et le nombre de paramètres du réseau de neurones influencent sur la vitesse de convergence, et suggère un lien entre le nombre de couches cachées et la précision de l'estimation. En revanche la durée d'entraînement augmente lorsque le nombre de paramètres augmente, comme l'indique la Table 5.1 :

Architecture du réseau	Durée d'entraînement en secondes
256 - 256 (466392 paramètres)	1500s
128 - 64 - 128 (418981 paramètres)	1200s
64 - 64 - 64 - 64 (376216 paramètres)	1350s
256 - 256 - 256 - 256 (597976 paramètres)	2100s

TABLE 5.1 – Durée d'entraînement des différents réseaux de neurones pour les mêmes données d'entraînement, pour 150 epochs

Ces durées ont été obtenues en utilisant un ordinateur disposant d'un processeur 11th Gen Intel(R) Cote(TM) i5-1135G7 2,40GHz, 32 Go de RAM, utilisant le système d'exploitation Windows 11 et la librairie TensorFlow 2.14.0 sous Python 3.11.

Même si sa durée d'entraînement est la plus élevée, le réseau de neurones 4 (256 - 256

- 256 - 256) est sélectionné pour la suite car c'est celui qui converge le plus rapidement et présente la précision la plus élevée parmi les quatre testés et il est donc le plus susceptible d'obtenir les meilleurs résultats après un long temps d'entraînement.

5.2.2.2 Architecture (Réseau XYZ RGB - Composante spectrale)

Le deuxième réseau de neurones présenté dans cette partie celui utilisé pour estimer la composante spectrale d'un matériau à partir d'une image ligne XYZ et d'une image ligne RGB (Réseau XYZ RGB - Composante spectrale).

Pour (Réseau XYZ RGB - Composante spectrale), la couche d'entrée dispose de $384 \times 2 = 768$ valeurs et la couche de sortie renvoie 600 valeurs. Après des premiers essais pour estimer la taille approximative du réseau de neurones, différentes architectures ont été testées ; le choix final est un réseau disposant de quatre couches cachées (512 - 256 - 256 - 256), pour un total de 401 432 paramètres. Le choix des hyper-paramètres est le même que celui présenté pour (Réseau XYZ - Composante spectrale) (fonction activation : LeakyRelu($\alpha = 0.1$) ; learning rate = 0.001 ; fonction de coût = Mean Absolute Error ; optimiseur de gradient = Adam ; batch-size = 64).

5.2.3 Performances des réseaux pour l'estimation des composantes spectrales

5.2.3.1 Performances (Réseau XYZ - Composante spectrale)

Il convient de remarquer que le rapport entre le nombre de valeurs utilisées dans les exemples d'entraînement et le nombre de paramètres des réseaux est le suivant :

— 597976 paramètres pour le réseau de neurones ;

— 384 valeurs XYZ en entrée, 600 valeurs pour la composante spectrale en sortie, 240000 couples d'entraînements, soit $384 \times 600 \times 240000 = 5,5296 \times 10^{10}$ données d'entraînements ;

— un ratio entre les données d'entraînements et les paramètres du réseau de neurones de $5,5296 \times 10^{10}/597976 \approx 92471$.

Cette valeur est compatible avec la recommandation de la littérature qui suggère des rapports d'au moins 10 (10 fois plus de valeurs numériques dans les exemples, que de paramètres du réseau).

La Figure 5.9 présente l'évolution de l'erreur (valeur de la fonction de coût) pendant l'entraînement du réseau de neurones 4 (256 - 256 - 256 - 256), pour 1000 epochs. Cet entraînement a duré 13 heures, cette durée a été obtenue en utilisant un ordinateur disposant d'un processeur 11th Gen Intel(R) Cote(TM) i5-1135G7 2,40GHz, 32 Go de RAM, utilisant le système d'exploitation Windows 11 et la librairie TensorFlow 2.14.0 sous Python 3.11.

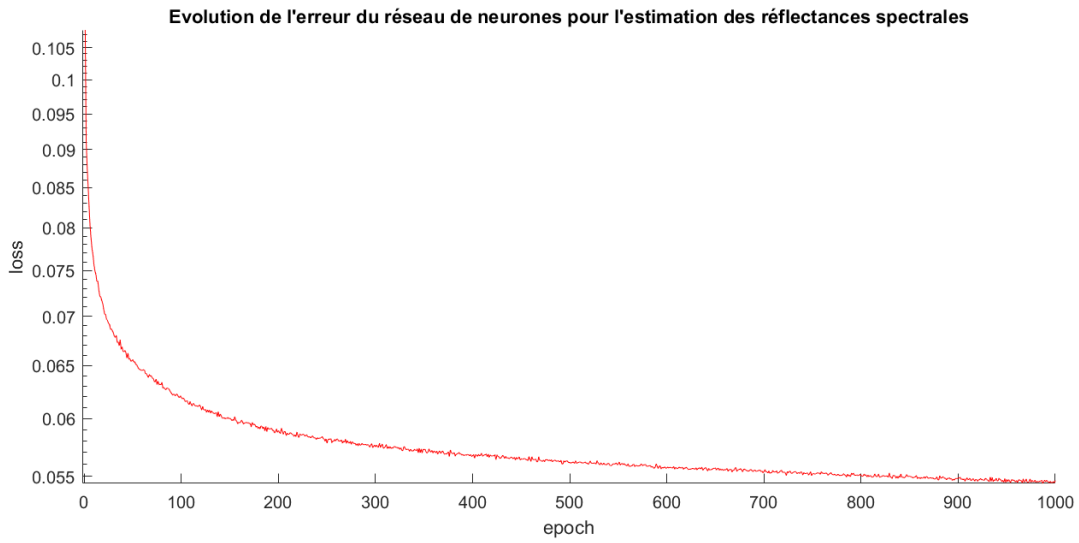


FIGURE 5.9 – Évolution de l'erreur pendant l'entraînement du réseau de neurones pour l'estimation des composantes spectrales à partir d'une ligne XYZ, entre 1 et 1000 epochs.

Suite à cet entraînement réalisé avec 240 000 couples d'entrées sorties, le réseau est testé en utilisant 60 000 couples d'entrée-sortie qui n'ont pas été utilisés pour l'entraînement. Pour les 60 000 données testées, **l'erreur relative moyenne d'estimation de composante spectrale sur la plage de longueurs d'onde est de 13,98%.** Sur la plage infrarouge [**780 nm - 1000 nm**] l'erreur relative moyenne d'estimation de composante spectrale est de **22,70%.** Sur la plage visible [**401 nm - 780 nm**] l'erreur relative moyenne d'estimation de composante spectrale est de **9,55%**. Le temps d'estimation des composantes spectrales des 60 000 images ligne XYZ non utilisées pour l'entraînement est de 18 secondes (soit 0,3 ms par ligne XYZ).

Le fait que l'erreur relative moyenne de la plage de longueurs d'onde infrarouge soit supérieur à l'erreur relative moyenne de la plage de longueurs d'onde visible peut s'expliquer par le fait que la création des valeurs XYZ des lignes XYZ utilisées pour l'entraînement du réseau de neurones passe par l'utilisation les fonctions colorimétriques de l'observateur $\overline{x}(\lambda), \overline{y}(\lambda)$ et $\overline{z}(\lambda)$(voir Figure 1.6) qui sont définies positives sur la plage de longueurs d'onde [380 nm - 780 nm] et nulles ailleurs, donc nulles sur la plage de longueurs d'onde infrarouge [780 nm - 1000 nm]. Cela veut dire que l'information de luminance spectrique infrarouge incidente à l'observateur est perdue dans le calcul des lignes XYZ. Donc le réseau de neurones ne dispose pas d'informations sur la plage de longueurs d'onde infrarouge et doit extrapoler les valeurs sur la plage [780 nm - 1000 nm], là où l'information de la plage [380 nm - 780 nm] est comprise dans les lignes XYZ. L'erreur relative de 22,70% d'erreur relative sur la plage d'infrarouge est un résultat intéressant et suggère qu'il existe un lien entre une image XYZ et le comportement spectral dans l'infrarouge. Considérer le réseau de neurones comme un interpolateur peut permettre une interprétation de l'estimation dans l'infrarouge : les valeurs de la composante spectrale dans l'infrarouge sont interpolées à partir de celles des exemples de la base d'apprentissage, en s'appuyant sur les valeurs XYZ.

La Table 5.2 présente la répartition du niveau d'erreur des 60 000 données testées :

Numéro du palier	1	2	3	4
Paliers d'erreur d'estimation en %	-25%	25% - 50%	50% - 100%	+100%
Nombre des valeurs dans le palier	57768	3225	1438	1014
% des valeurs dans le palier	90,54%	5,37%	2,24%	1,69%
RMSE moyenne des valeurs dans le palier	0,106	0,161	0,196	0,297

TABLE 5.2 – Répartition en quatre paliers du niveau d'erreur de l'estimation de 60 000 données testées sur le réseau de neurones entraîné.

La Figure 5.10 présente différentes estimations de composante spectrale par le réseau de neurones, une pour chaque palier de la Table 5.2.

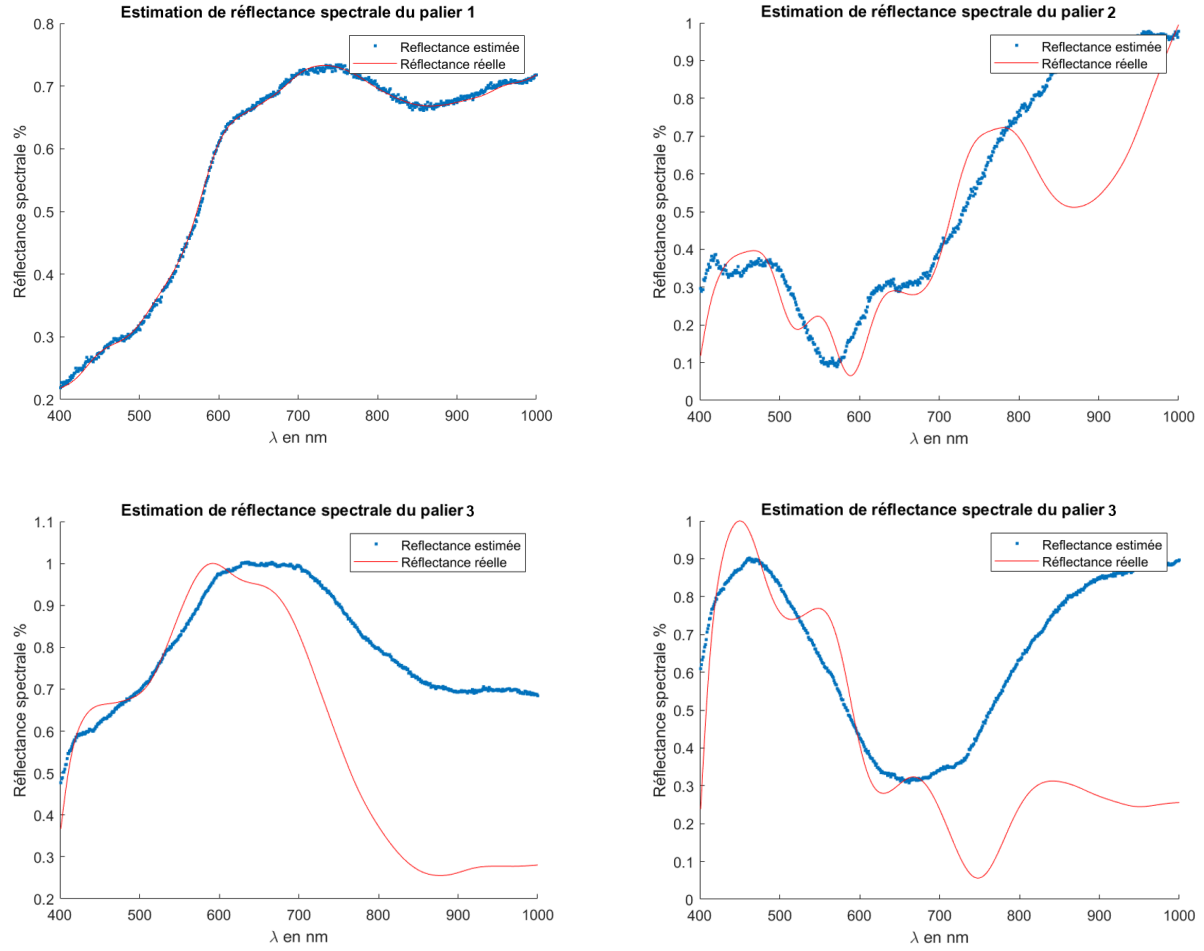


FIGURE 5.10 – Estimations de composante spectrale par le réseau de neurones. Palier 1 : erreur relative = 0,86% et RMSE = 0,0827, palier 2 : erreur relative = 31,68% et RMSE = 0,124, palier 3 : erreur relative = 64,55% et RMSE = 0,206, palier 4 : erreur relative = 127,93% et RMSE = 0,273.

Pour étudier la présence éventuelle de clusters dans les résultats obtenus, la Figure 5.11

présente 10 composantes spectrales réelles qui sont estimées avec une erreur relative inférieure à 25%, et 10 composantes spectrales réelles qui sont estimées avec une erreur relative supérieure à 100%.

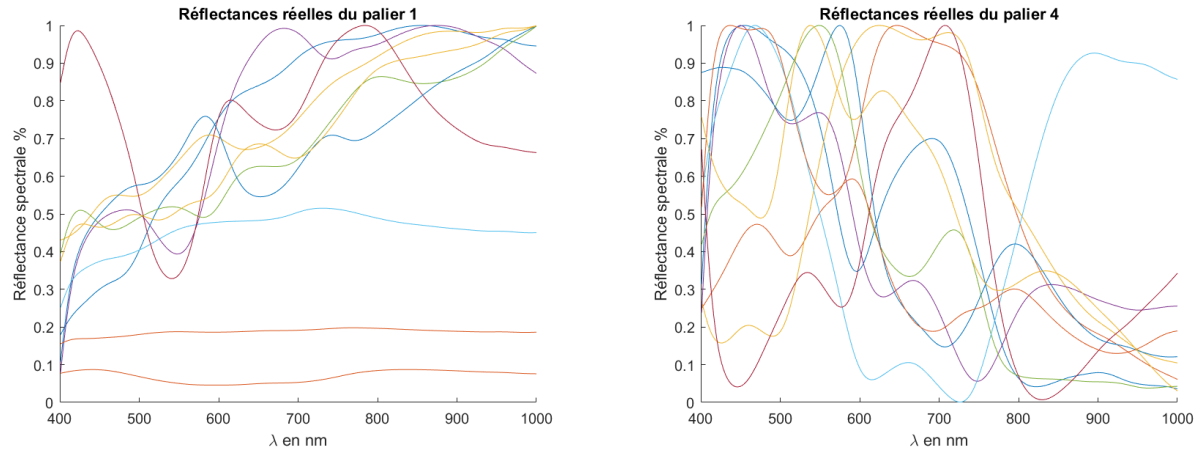


FIGURE 5.11 – Tirage aléatoire de 10 composantes spectrales réelles estimées avec moins de 25% d'erreur relative, et tirage aléatoire de 10 composantes spectrales réelles estimées avec plus 100% d'erreur relative

Sur la Figure 5.11, les composantes spectrales réelles estimées dans le palier 1 présentent une allure croissante sur la plage de longueurs d'onde [400 nm - 1000 nm], alors que les composantes spectrales réelles estimées dans le palier 4 semblent présenter une allure décroissante. On observe notamment sur la Figure 5.10 que l'erreur d'estimation est en majorité répartie sur la plage de longueurs d'onde du proche infrarouge. Ces figures suggèrent un cluster majoritaire de composantes spectrales dans les données d'entraînement présentant une croissance des valeurs de [400 nm à 1000 nm] : une majorité de matériaux de la base de données d'entraînement présente une composante spectrale élevée dans les longueurs d'onde du proche infrarouge. Pour que le réseau puisse fournir des résultats présentant une erreur moindre pour les composantes spectrales ne faisant pas partie de ce cluster, il faudrait essayer de l'entraîner avec des exemples uniformément répartis entre ce cluster et les autres typologies de matériaux.

5.2.3.2 Performances (Réseau XYZ RGB - Composantes spectrales)

La relation entre RGB et XYZ étant non linéaire (voir chapitre 3), l'ajout des valeurs RGB en entrée du réseau pourrait apporter des informations complémentaires dont l'impact sur les performances d'estimation pourrait être positif. Cette section explore cette hypothèse.

La Figure 5.12 présente l'évolution de l'erreur pendant l'entraînement du réseau de neurones (512 - 256 - 256 - 256), pour 500 epochs. Cet entraînement a duré 10 heures. Même si l'erreur sur la Figure 5.12 tend encore à diminuer, le temps d'entraînement pour une epoch du réseau de neurones n'est pas constant et croît avec le nombre d'epochs : la première epoch

demande environ 20 secondes de calcul, alors que la 500ème demande environ 95 secondes de calcul. Ainsi pour conserver un temps d'entraînement permettant à l'expérimentateur d'ajuster fréquemment les hyper-paramètres du réseau dans le but d'identifier ceux qui permettent d'obtenir les meilleurs résultats, l'entraînement a été limité à 500 epochs.

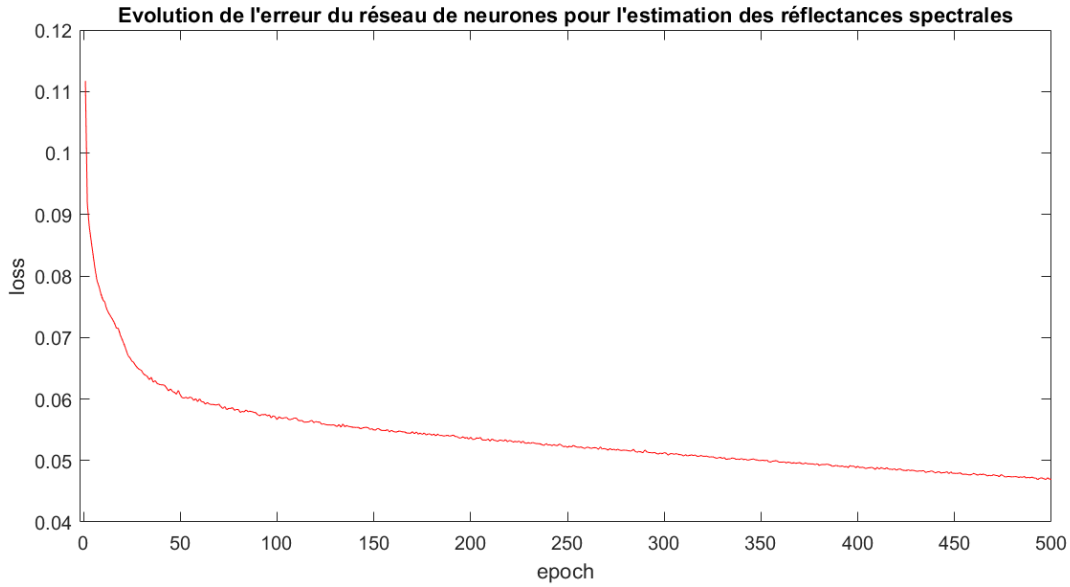


FIGURE 5.12 – Evolution de l'erreur pendant l'entraînement du réseau de neurones pour l'estimation des composantes spectrales à partir d'une ligne XYZ et une ligne RGB, pour 500 epochs.

Suite à cet entraînement réalisé avec 240 000 couples d'entrées sorties, le réseau est testé sur 60 000 couples d'entrée-sortie qui n'ont pas été utilisés pour l'entraînement. Pour les 60 000 données testées, l'erreur relative moyenne d'estimation de composante spectrale sur la plage de longueurs d'onde [380 nm – 1000 nm] est de 13,37%. Sur la plage infrarouge [780 nm - 1000 nm] l'erreur relative moyenne d'estimation de composante spectrale est de 20,99%. Sur la plage visible [401 nm - 780 nm] l'erreur relative moyenne d'estimation de composante spectrale est de 9,11%. Le temps d'estimation des composantes spectrales des 60 000 images ligne XYZ non utilisées pour l'entraînement est de 22 secondes (soit 0,37 ms par ligne XYZ).

Ainsi, les résultats sont légèrement améliorés. Cependant, la durée d'entraînement à nombre d'epochs est doublée.

5.2.4 Architecture des réseaux de neurones pour l'estimation des paramètres de BRDF

5.2.4.1 Architecture (Réseau XYZ - Paramètres BRDF)

Pour (Réseau XYZ - Paramètres BRDF), la couche d'entrée dispose de 384 valeurs et la couche de sortie renvoie 13 valeurs. Après des premiers essais destinés à identifier la taille

adéquate du réseau de neurones, différentes architectures ont été testées :

— 1 un réseau comportant une couche d'entrée de 384 neurones, une couche de sortie de 13 neurones, et 5 couches cachées comportant respectivement 128, 64, 32, 16 et 16 neurones ; chaque neurone de chaque couche est inter-connecté à tous les neurones de la couche suivante, et dispose d'un biais. Le nombre de paramètres de ce réseau est de 208477 ;

— 2 un réseau comportant une couche d'entrée de 384 neurones, une couche de sortie de 13 neurones, et 5 couches cachées comportant respectivement 256, 256, 256, 128 et 64 neurones ; chaque neurone de chaque couche est inter-connecté à tous les neurones de la couche suivante, et dispose d'un biais. Le nombre de paramètres de ce réseau est de 418981 ;

— 3 un réseau comportant une couche d'entrée de 384 neurones, une couche de sortie de 13 neurones, et 3 couches cachées comportant respectivement 256, 128, et 64 neurones ; chaque neurone de chaque couche est inter-connecté à tous les neurones de la couche suivante, et dispose d'un biais. Le nombre de paramètres de ce réseau est de 288397 ;

— 4 un réseau comportant une couche d'entrée de 384 neurones, une couche de sortie de 13 neurones, et 2 couches cachées comportant 256 neurones chacune ; chaque neurone de chaque couche est inter-connecté à tous les neurones de la couche suivante, et dispose d'un biais. Le nombre de paramètres de ce réseau est de 315533 ;

Le choix des hyper-paramètres est le même que ceux présentés pour (Réseau XYZ - Composante spectrale) (fonction activation : LeakyRelu($\alpha = 0.1$) ; learning rate = 0.001 ; fonction de coût = Mean Absolute Error ; optimiseur de gradient = Adam ; batch-size = 64).

La Figure 5.13 présente l'évolution de l'erreur au cours de l'entraînement des différents réseaux de neurones testés. 240000 couples (images XYZ - paramètres de BRDF) ont été utilisés pour l'entraînement.

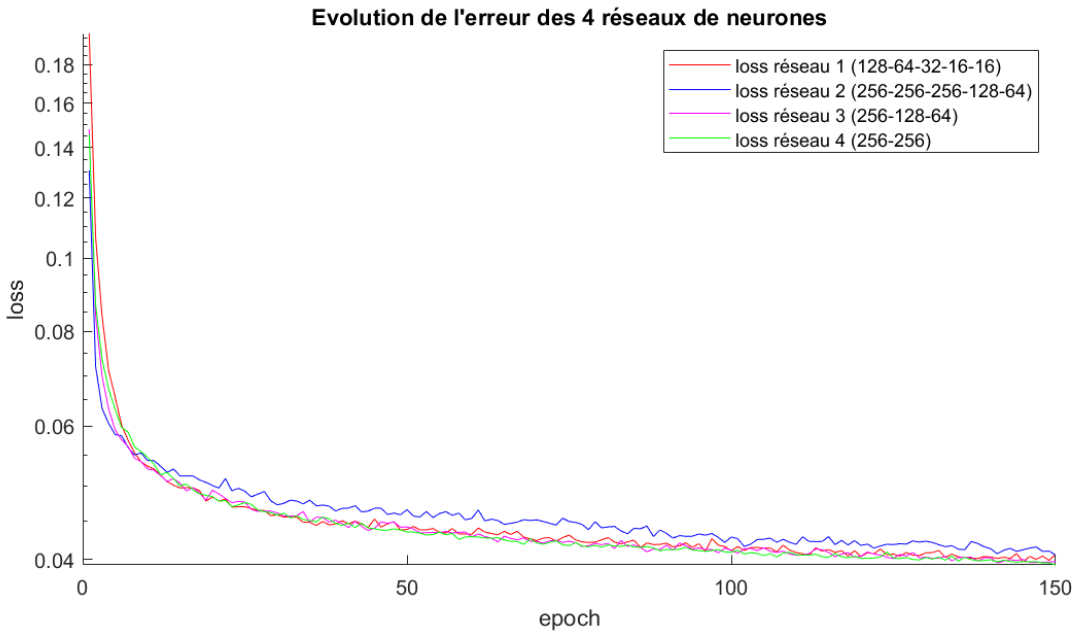


FIGURE 5.13 – Évolution de l'erreur des quatre réseaux de neurones testés en fonction du nombre d'epochs

L'erreur calculée pour l'entraînement des réseaux de neurones est une erreur quadratique moyenne. Une autre erreur qui aurait pu être pertinente est l'erreur entre deux tranches de BRDF : l'une reconstruite à partir des paramètres estimés, l'autre à partir des paramètres de la base de données d'entraînement. Ainsi l'erreur utilisée par le réseau de neurones serait directement calculée sur une grandeur physique (BRDF). Cependant la librairie de programmation utilisée (TensorFlow 2.14.0) ne permet pas de mettre en œuvre cette approche.

L'évolution de l'erreur présentée sur la Figure 5.13 permet de constater que l'architecture du réseau a peu d'impact sur l'erreur obtenue après 150 epochs. En revanche la durée d'entraînement augmente avec le nombre de paramètres, comme l'indique la Table 5.3.

Architecture du réseau	Durée d'entraînement en secondes
128 - 64 - 32 - 16 - 16 (208477 paramètres)	1200s
256 - 256 - 256 - 128 - 64 (418981 paramètres)	4200s
256 - 128 - 64 (288397 paramètres)	1650s
256 - 256 (315533 paramètres)	1950s

TABLE 5.3 – Durée d'entraînement des différents réseaux de neurones, pour 150 epochs

Compte tenu de la durée d'entraînement et de l'évolution de l'erreur, le réseau sélectionné pour l'estimation des paramètres de BRDF à partir des images lignes XYZ et RGB est le réseau numéro 1, qui contient 5 couches cachées dont les nombres de neurones sont (128 - 64 - 32 - 16 - 16).

5.2.4.2 Architecture (Réseau XYZ RGB - Paramètres BRDF)

Le deuxième réseau de neurones présenté dans cette partie est celui utilisé pour estimer les paramètres de BRDF d'un matériau à partir d'une image ligne XYZ et d'une image ligne RGB (Réseau XYZ RGB - Paramètres BRDF).

Pour (Réseau XYZ RGB - Paramètres BRDF), la couche d'entrée dispose de 768 valeurs et la couche de sortie renvoie 13 valeurs. Malgré un nombre de valeurs doublé pour la couche d'entrée, l'architecture interne du réseau choisi est la même que celle pour le réseau de neurones (Réseau XYZ - Paramètres BRDF). Le choix des hyper-paramètres est également identique.

5.2.5 Performances des réseaux de neurones pour l'estimation des paramètres de BRDF

Dans un premier temps, les performances du réseau (Réseau XYZ - Paramètres BRDF) sont étudiées (sous-section 5.2.5.1), puis l'analyse est portée sur les performances du réseau (Réseau XYZ RGB - Paramètres BRDF) (sous-section 5.2.5.2).

5.2.5.1 Performances (Réseau XYZ - Paramètres BRDF)

L'architecture ayant été sélectionnée, un entraînement plus long a été réalisé. Comme précédemment 240 000 couples ont été utilisés pour l'entraînement et 60 000 couples pour le test.

Il convient de remarquer que le rapport entre le nombre de valeurs utilisées dans les exemples d'entraînement et le nombre de paramètres des réseaux est le suivant :

— 208 477 paramètres pour le réseau de neurones ;

— 384 valeurs XYZ en entrée, 13 valeurs pour les paramètres du modèle de BRDF en sortie, 240 000 couples d'entraînements, soit $384 \times 13 \times 240000 = 1,1980 \times 10^9$ données d'entraînements ;

— un ratio entre les données d'entraînements et les paramètres du réseau de neurones de $1,1980 \times 10^9 / 208477 \approx 5746,8$.

Cette valeur est compatible avec la recommandation de la littérature qui suggère des rapports d'au moins 10 (10 fois plus de valeurs numériques dans les exemples, que de paramètres du réseau).

La Figure 5.14 présente l'évolution de l'erreur entre 1 et 5000 epochs. L'entraînement a duré 12 heures et 30 minutes, cette durée a été obtenue en utilisant un ordinateur disposant d'un processeur 11th Gen Intel(R) Cote(TM) i5-1135G7 2,40GHz, 32 Go de RAM, utilisant le système d'exploitation Windows 11 et la librairie TensorFlow 2.14.0 sous Python 3.11.

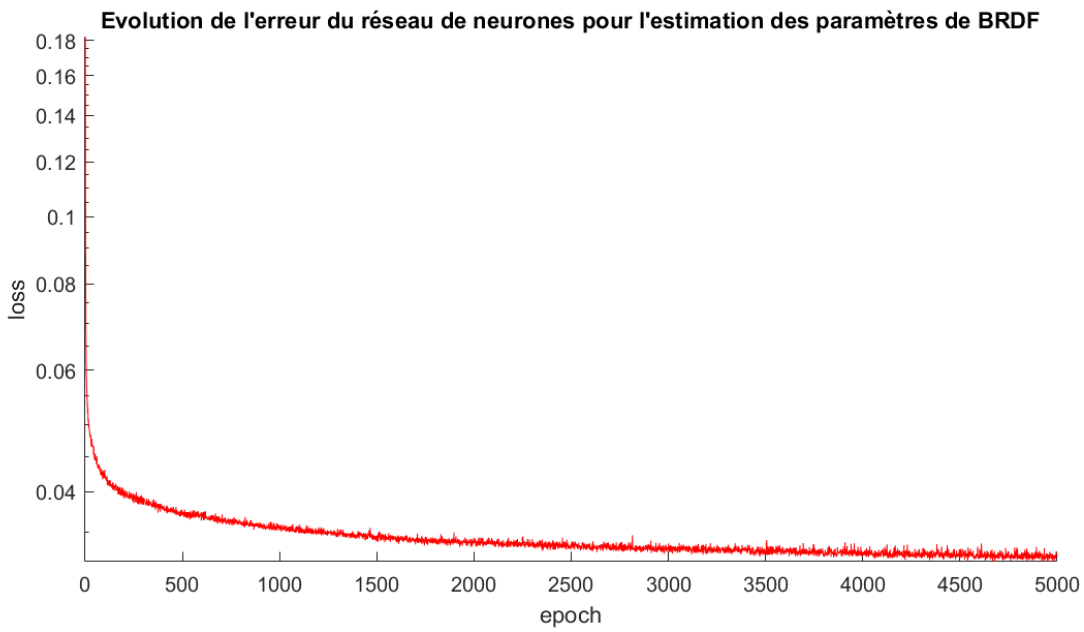


FIGURE 5.14 – Évolution de l'erreur au cours de l'entraînement du réseau de neurones pour l'estimation des paramètres de BRDF.

Suite à cet entraînement réalisé avec 240 000 couples d'entrée-sortie, le réseau est testé sur 60 000 couples qui n'ont pas été utilisés pour l'entraînement. La Table 5.4 présente l'erreur relative moyenne entre les 60 000×13 paramètres de BRDF estimés par le réseau de neurones entraîné et les 60 000×13 paramètres de BRDF de référence. Pour rappel, les paramètres P1 à P4 représentent la partie spéculaire du modèle de BRDF, les paramètres P5 à P11, la partie diffuse du modèle, et les paramètres P12 et P13 sont complémentaires. Le temps d'estimation des paramètres de BRDF des 60 000 images ligne XYZ non utilisées pour l'entraînement est de 3 secondes (soit 0,05 ms par ligne XYZ).

Paramètres de BRDF du modèle	P1	P2	P3	P4	
Erreur relative moyenne	9,41%	157,60%	0,27%	2,08%	
Paramètres de BRDF du modèle	P5	P6	P7	P8	
Erreur relative moyenne	5,50%	4,36%	3,49%	5,09%	
Paramètres de BRDF du modèle	P9	P10	P11	P12	P13
Erreur relative moyenne	$5{,}21\times10^{11}$%	3,84%	6,48%	0,025%	0,35%

TABLE 5.4 – Erreur relative moyenne des 60 000×13 paramètres de BRDF estimés par le réseau de neurones entraînés à partir des lignes XYZ.

Les résultats de la Table 5.4 indiquent que certains paramètres sont correctement estimés par le réseau de neurones, d'autres moins précisément, et certains présentent une erreur élevée, notamment le paramètre P9. L'intervalle de définition du paramètre P9 dans la base

de données étant large et le signe de P9 pouvant être positif ou négatif, il est possible que différents clusters soient à l'origine de l'erreur élevée constatée. P9 correspond au premier paramètre du polynôme qui définit les facteurs de normalisation des parties diffuses.

Par exemple, dans la base de données normalisée des 240 000 couples d'entrée-sortie, la valeur de P9 pour le premier matériau est de $-2,91 \times 10^{-14}$, celle du troisième est de $-0,0072$, et celle du cinquième est de $0,94$. Cette variété d'ordres de grandeur peut être liée à l'estimation incorrecte observée. Pour les valeurs de P9 dont l'ordre de grandeur est l'unité, l'estimation est correcte, mais elle est erronée pour les autres ordres de grandeur.

Cette estimation incorrecte induit des reconstructions erronées des tranches de BRDF, comme cela sera illustré dans la suite.

Pour pallier ce problème d'estimation, compte tenu de l'estimation incorrecte pour des valeurs de P9 dont l' ordre de grandeur est entre 10^{-5} et 10^{-15}), la condition suivante est appliquée pour chaque matériau i après estimation par le réseau :

— si $P(9)_i \leq 10^{-5}$ alors $P(9)_i = 0$;

— si $P(9)_i > 10^{-5}$ alors $P(9)_i$ reste inchangé.

Cette condition permet de réduire l'erreur relative moyenne, en la faisant passer de $5{,}21{\times}10^{11}\%$ à 4,86%. De plus, les tranches de BRDF reconstruites sont améliorées, comme le montre la Figure 5.15 :

— la première tranche pour $\theta_{in} = 30°$ est construite avec les paramètres de BRDF de référence d'un matériau $_i$ (nommée tranche paramètres réels) ;

— la deuxième tranche pour $\theta_{in} = 30°$ est construite avec les paramètres de BRDF estimés d'un matériau $_i$ non corrigé par la condition précédente (nommée tranche paramètres estimés) ;

— la troisième tranche pour $\theta_{in} = 30°$ est construite avec les paramètres de BRDF estimés d'un matériau $_i$ corrigés par la condition précédentes, (nommée tranche paramètres estimés corrigés).

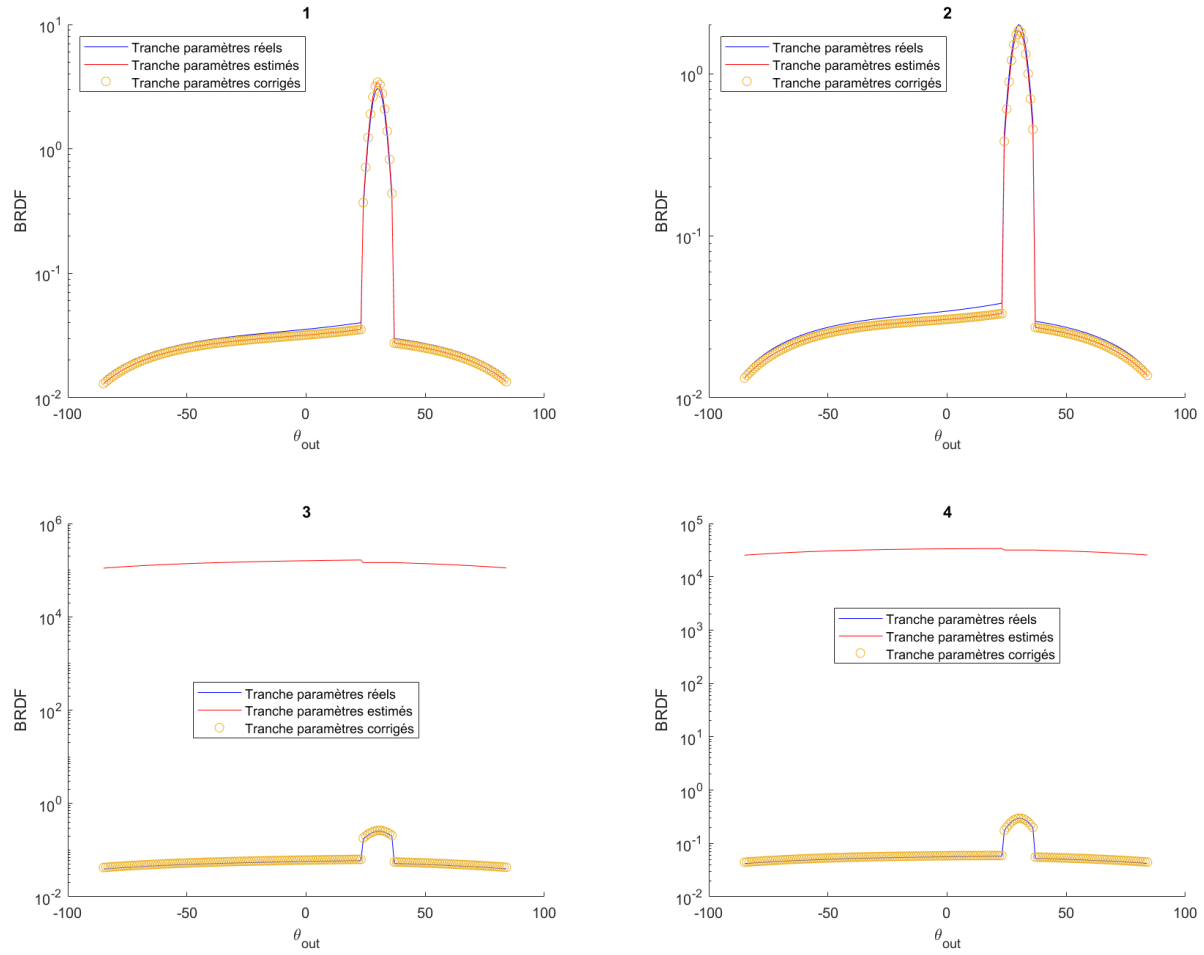


FIGURE 5.15 – Comparaison entre différentes tranches de BRDF construites à partir de différents jeux de paramètres : 1 et 2 présentent des tranches de BRDF de matériaux pour lesquelles l'estimation des paramètres de BRDF par le réseau de neurones est correcte ; 3 et 4 présentent des tranches de BRDF de matériaux pour lesquelles l'estimation des paramètres de BRDF par le réseau de neurones est incorrecte.

En ajoutant la condition précédente, les estimations du réseau de neurones permettent des reconstructions de tranches de BRDF correctes. La **moyenne d'erreur relative** des tranches de BRDF pour θ_{in} = [0° 10° 20° 30° 40° 50° 60° 70° 80° 85°] et pour θ_{out}= [-85° : 85°] avec un pas de 1°, sur les 60 000 couples d'entrées sorties testées, est au total de **8,98%.** La Table 5.5 présente la répartition du niveau d'erreur des 60 000 données testées :

Numéro du palier	1	2	3	4
Paliers d'erreur d'estimation en %	-25%	25% - 50%	50% - 100%	+100%
Nombre des valeurs dans le palier	57768	2157	70	5
% des valeurs dans le palier	96,29%	3,59%	0,12%	0,00083%
RMSE moyenne des valeurs dans le palier	0,0518	0,296	27,0	8562

TABLE 5.5 – Répartition en quatre paliers du niveau d'erreur de l'estimation de 60 000 données testées avec le réseau de neurones entraîné.

5.2.5.2 Performances (Réseau XYZ RGB - Paramètres BRDF)

L'architecture ayant été sélectionnée, un entraînement plus long a été réalisé.

La Figure 5.16 présente l'évolution de l'erreur entre 1 et 2000 epochs. L'entraînement a duré 13 heures et 50 minutes.

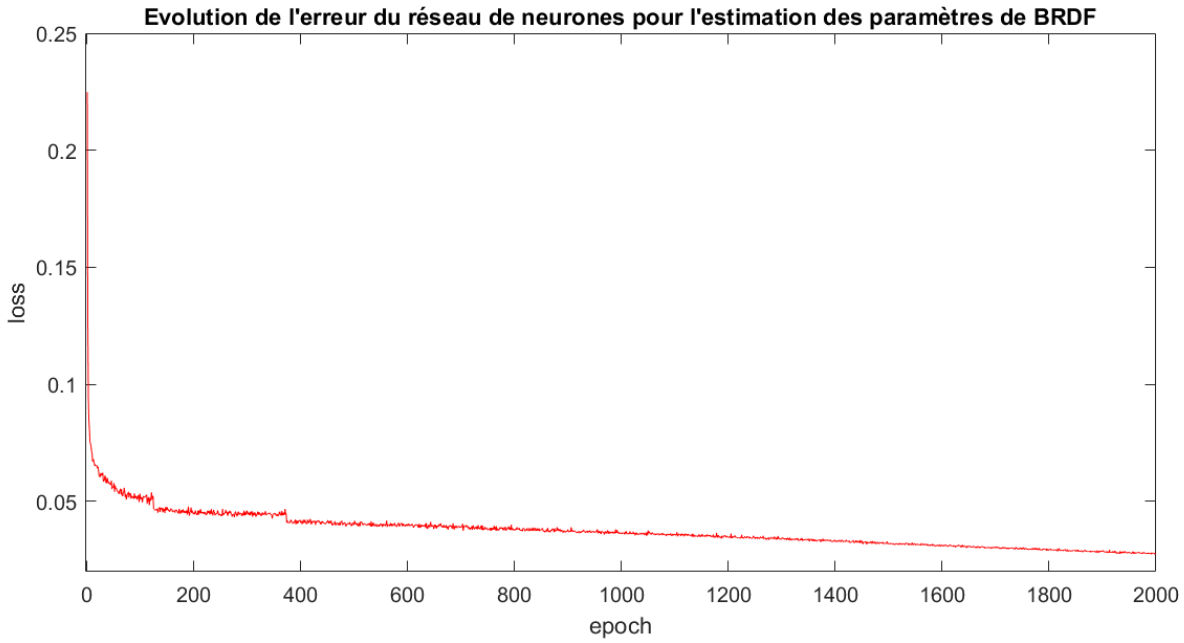


FIGURE 5.16 – Évolution de l'erreur au cours de l'entraînement du réseau de neurones pour l'estimation des paramètres de BRDF entre 1 et 2000 epochs.

La Table 5.6 présente l'erreur relative moyenne.

Paramètres de BRDF du modèle	P1	P2	P3	P4	
Erreur relative moyenne	4,62%	284,48%	0,48%	2,72%	

Paramètres de BRDF du modèle	P5	P6	P7	P8	
Erreur relative moyenne	5,57%	4,84%	3,84%	5,75%	

Paramètres de BRDF du modèle	P9	P10	P11	P12	P13
Erreur relative moyenne	$7{,}53\times10^{11}$%	21,66%	17,57%	0,02%	0,47%

TABLE 5.6 – Erreur relative moyenne des 60 000×13 paramètres de BRDF estimés par le réseau de neurones entraîné à partir des lignes XYZ et RGB.

Le temps d'estimation des paramètres de BRDF des 60 000 images ligne XYZ non utilisées pour l'entraînement est de 5 secondes (soit 0,08 ms par ligne XYZ).

L'ajout de la ligne RGB en entrée du réseau de neurones ne se traduit pas par une amélioration des résultats. Ainsi dans la suite on considérera le réseau (Réseau XYZ - Paramètres BRDF) comme réseau d'estimation des paramètres de BRDF.

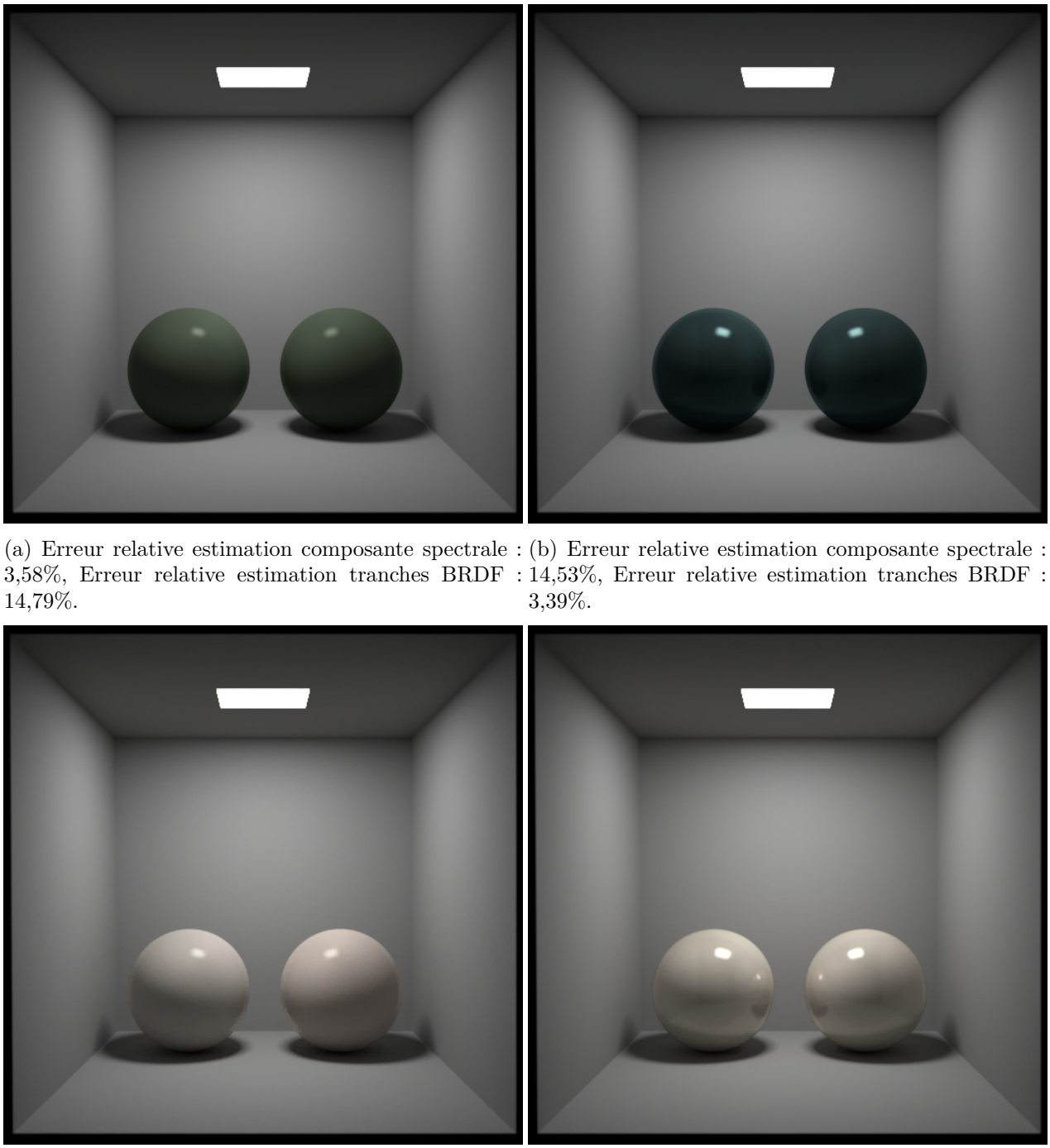
5.2.6 Rendus graphiques de BRDF spectrales estimées par un réseau de neurones

Compte tenu des résultats de l'estimation des composantes spectrales et des paramètres de BRDF, les réseaux utilisés pour la création de rendus graphiques, à titre d'illustration, sont (Réseau XYZ - Composante spectrale) (sous-section 5.2.3.1) et (Réseau XYZ - Paramètres BRDF) (sous-section 5.2.5.1).

Pour réaliser un rendu graphique avec le logiciel Océan [Digital, 2019] il est nécessaire d'avoir un fichier de BRDF spectrale. Ainsi pour chaque rendu graphique, deux BRDF spectrales de matériau seront comparées : la BRDF spectrale issue de la base de données et la BRDF spectrale issue de l'estimation par le réseau de neurones.

Pour reconstruire un fichier de BRDF spectrale (estimée ou issue de la base de données), les tranches de BRDF sont reconstruites à partir des paramètres de BRDF et la composante spectrale est appliquée en tant que composante spectrale (voir sous-section 2.4.5).

Les rendus graphiques présentées sur le montage de Figure 5.2.6 sont sous la forme de deux boules : celle de droite représente la BRDF spectrale d'un matériau i issue de la base de données, celle de gauche issue du résultat d'estimation de BRDF spectrale du réseau de neurones à partir de la ligne XYZ du matériau i de la base de données. Les erreurs relatives moyennes des estimations de composante spectrale et des tranches de BRDF permettant de reconstruire la BRDF spectrale des boules de gauche sont renseignées dans le nom des sous-figures :



(a) Erreur relative estimation composante spectrale : 3,58%, Erreur relative estimation tranches BRDF : 14,79%.

(b) Erreur relative estimation composante spectrale : 14,53%, Erreur relative estimation tranches BRDF : 3,39%.

(c) Erreur relative estimation composante spectrale : 4,37%, Erreur relative estimation tranches BRDF : 3,40%.

(d) Erreur relative estimation composante spectrale : 0,98%, Erreur relative estimation tranches BRDF : 1,37%.

FIGURE 5.17 – Rendus graphiques de BRDF spectrales de matériaux de la base de données (boules de droite) et de BRDF spectrales de matériaux estimées par le réseau de neurones entraîné (boules de gauche).

5.3 Estimation des facteurs de transmission spectraux des vitrages du bâtiment

Après avoir estimé les BRDF spectrales de matériaux opaques du bâtiment, un réseau de neurones pour l'estimation des facteurs de transmission spectraux de vitrages va être développé.

Dans un premier temps, les données utilisées sont présentées (sous-section 5.3.1). Ensuite, différentes architectures de réseau de neurones sont testées (sous-section 5.3.2). Après avoir choisi une architecture de réseau, ses performances sont analysées (sous-section 5.3.3).

5.3.1 Base de données vitrages

Les données sont normalisées comme recommandé dans la littérature.

Une entrée de la base de données se présente sous la forme suivante :

— trois valeurs R, G, B d'un pixel de l'espace colorimétrique RGB de l'appareil photographique Nikon D850 ;

— un facteur de transmission spectral avec une valeur par longueur d'onde sur l'intervalle [401 nm - 1000 nm], soit 600 valeurs.

La base de données est composée de 100 000 couples [pixel RGB - facteur de transmission spectral]. Cette base de données est divisée en deux parties ; l'une comportant 80 000 couples (80% des données) qui sera utilisée pour l'entraînement, et l'autre comportant 20 000 couples (20% des données) pour le test [A. Gholamy, 2018].

5.3.2 Architecture des réseaux de neurones pour l'estimation des facteurs de transmission spectraux des vitrages

Pour ce réseau de neurones, la couche d'entrée dispose de trois valeurs et la couche de sortie renvoie 600 valeurs. Différentes architectures ont été testées :

— 1) un réseau comportant une couche d'entrée de 3 neurones, une couche de sortie de 600 neurones, et 4 couches cachées comportant respectivement 16, 64, 256 et 512 neurones ; chaque neurone de chaque couche est inter-connecté à tous les neurones de la couche suivante, et dispose d'un biais. Le nombre de paramètres de ce réseau est de 457188 ;

— 2) un réseau comportant une couche d'entrée de 3 neurones, une couche de sortie de 600 neurones, et 3 couches cachées comportant respectivement 16, 64, et 128 neurones ; chaque neurone de chaque couche est inter-connecté à tous les neurones de la couche

suivante, et dispose d'un biais. Le nombre de paramètres de ce réseau est de 86884 ;

— 3) un réseau comportant une couche d'entrée de 3 neurones, une couche de sortie de 600 neurones, et 2 couches cachées comportant 256 neurones chacune ; chaque neurone de chaque couche est inter-connecté à tous les neurones de la couche suivante, et dispose d'un biais. Le nombre de paramètres de ce réseau est de 221028.

Le choix des hyper-paramètres est le même que ceux présentés pour (Réseau XYZ - Composante spectrale) (fonction activation : LeakyRelu($\alpha = 0.1$) ; learning rate = 0.001 ; fonction de coût = Mean Absolute Error ; optimiseur de gradient = Adam ; batch-size = 64).

La Figure 5.18 présente l'évolution de l'erreur au cours de l'entraînement des différents réseaux de neurones testés.

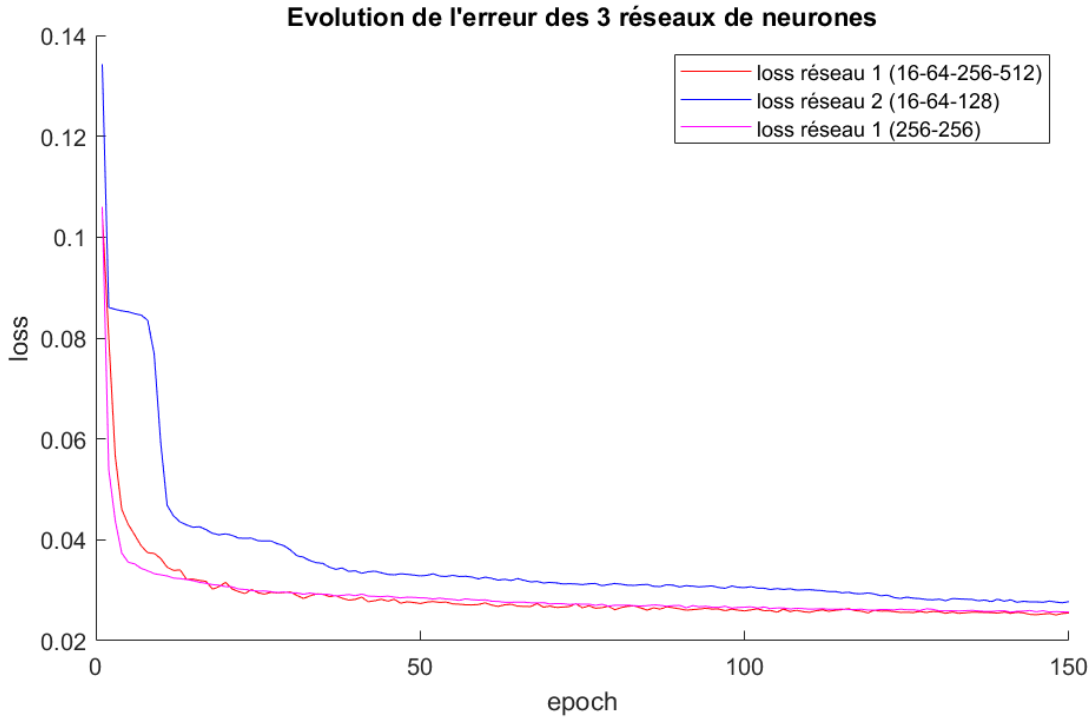


FIGURE 5.18 – Evolution de l'erreur des trois réseaux de neurones testés en fonction du nombre d'epochs.

L'erreur calculée pour l'entraînement est une erreur quadratique moyenne.

La Table 5.7 présente la durée d'entraînement des différentes architectures de réseaux de neurones.

Architecture du réseau	Durée d'entraînement en secondes
16 - 64 - 256 - 512 (457188 paramètres)	750s
16 - 64 - 128 (86884 paramètres)	200s
256 - 256 (221028 paramètres)	400s

TABLE 5.7 – Durée d'entraînement des différents réseaux de neurones pour 150 epochs

Compte tenu de ces résultats, l'architecture sélectionnée est celle comportant 2 couches cachées de 256 neurones chacune.

5.3.3 Performances des réseaux de neurones pour l'estimation de facteurs de transmission spectraux de vitrages

La Figure 5.19 présente l'évolution de l'erreur au cours de l'entraînement du réseau de neurones 3 (256 - 256) pour 2500 epochs. Cet entraînement a duré 7 heures.

Il convient de remarquer que le rapport entre le nombre de valeurs utilisées dans les exemples d'entraînement et le nombre de paramètres des réseaux est d'environ 651.

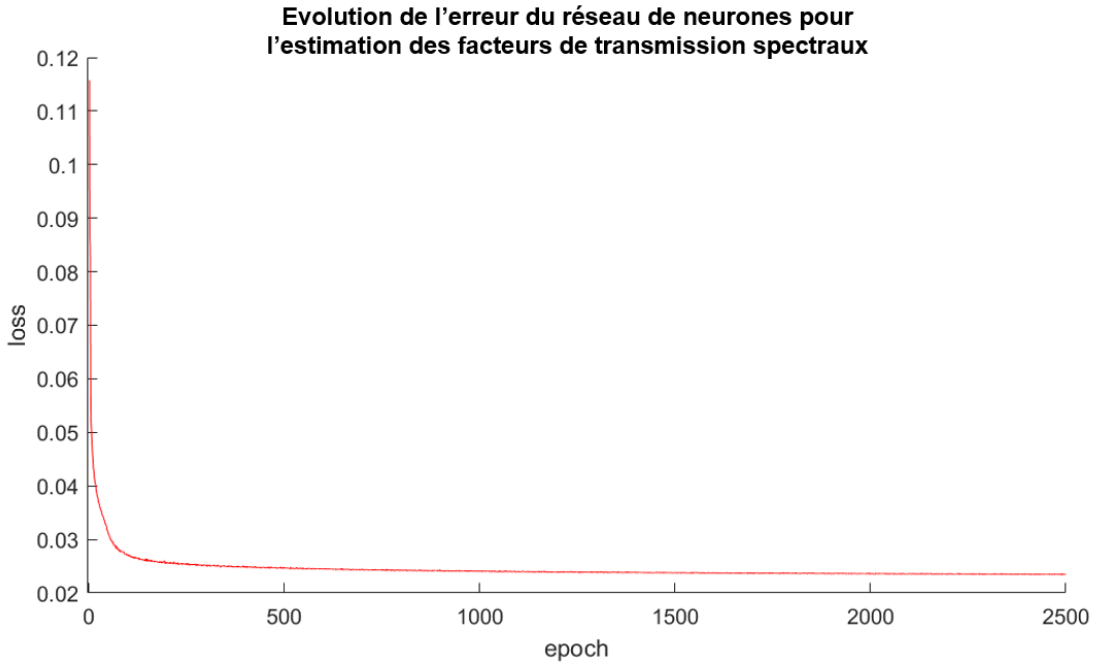


FIGURE 5.19 – Évolution de l'erreur au cours de l'entraînement du réseau de neurones pour l'estimation des facteurs de transmission spectraux.

L'erreur relative moyenne d'estimation des facteurs de transmission spectraux sur la plage de longueurs d'onde [380 nm – 1000 nm]est de 6,65%. Sur la plage infrarouge [**780 nm - 1000 nm**] l'erreur est de **11,83%**. Sur la plage visible [**401 nm -**

780 nm] l'erreur relative moyenne d'estimation des facteurs de transmission spectraux est de **4,05%**.

La génération des valeurs RGB des pixels utilisées pour l'entraînement du réseau de neurones s'appuie sur les fonctions de transmission spectral de l'appareil photographique Nikon D850 (voir Figure 4.30), qui sont définies positives sur la plage de longueurs d'onde [380 nm - 780 nm] et nulles ailleurs, donc nulles sur la plage de longueurs d'onde infrarouge [780 nm - 1000 nm]. Ainsi, comme pour les lignes XYZ, le réseau de neurones de possède pas d'informations sur la plage de longueurs d'onde infrarouge et doit extrapoler les valeurs sur cette plage. L'erreur relative de 11,83% d'erreur relative sur la plage d'infrarouge est un résultat intéressant et suggère qu'il existe un lien entre un pixel RGB et le facteur de transmission spectral dans l'infrarouge.

La Table 5.8 présente la répartition du niveau d'erreur des 20 000 données testées :

Numéro du palier	1	2	3	4
Paliers d'erreur d'estimation en %	-10%	10% - 25%	25% - 50%	+50%
Nombre des valeurs dans le palier	17129	2167	520	184
% des valeurs dans le palier	85,66%	10,82%	2,60%	0,92%
RMSE moyenne des valeurs dans le palier	0,023	0,059	0,111	0,136

TABLE 5.8 – Répartition en quatre paliers du niveau d'erreur de l'estimation de 60 000 données testées sur le réseau de neurones entraîné.

La Figure 5.20 présente différentes estimations de facteur de transmission spectral par le réseau de neurones, une pour chaque palier d'erreur d'estimation.

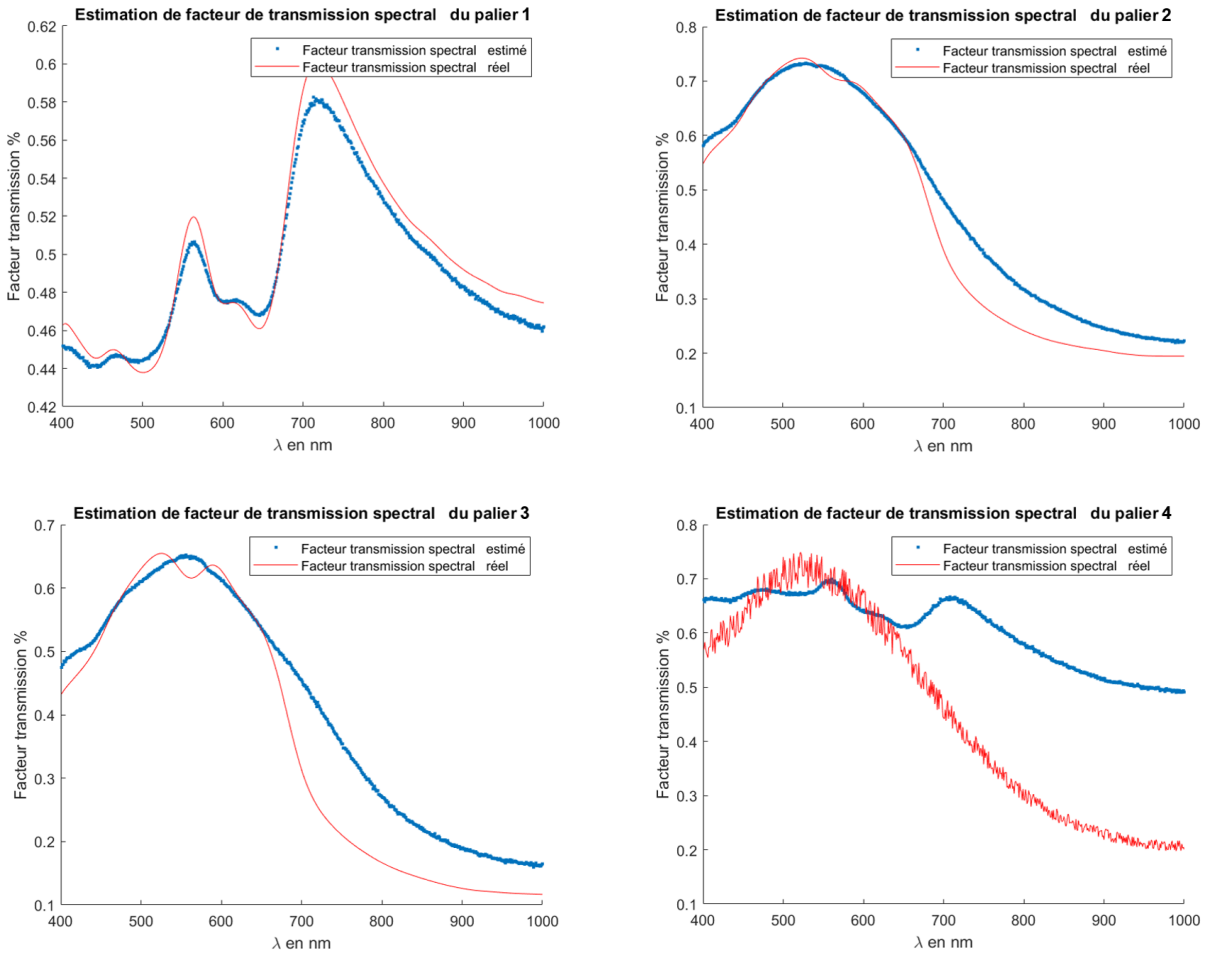


FIGURE 5.20 – Estimation des facteurs de transmission spectraux par le réseau de neurones. Palier 1 : erreur relative = 1,73% et RMSE = 0,010, palier 2 : erreur relative = 13,98% et RMSE = 0,051, palier 3 : erreur relative = 29,94% et RMSE = 0,074, palier 4 : erreur relative = 56,44% et RMSE = 0,1998.

5.4 Évaluation expérimentale des facteurs de transmission spectraux de vitrages du bâtiment à partir d'images RGB

Pour estimer des facteurs de transmission spectraux de vitrages à partir d'images photographique acquises *in situ*, un protocole d'étalonnage colorimétrique a été mis en place, afin d'obtenir des données utilisables par le réseau de neurones.

Dans un premier temps, la méthode d'acquisition des données pour l'étalonnage colorimétrique est présentée (sous-section 5.4.1). Ensuite, la méthode d'étalonnage par méthode des tétraèdres est exploitée (sous-section 5.4.2). Enfin, les facteurs de transmission spectraux

de vitrages sont estimés à partir de photographies de vitrages (sous-section 5.4.3).

5.4.1 Acquisition de pixels RGB pour l'étalonnage colorimétrique par méthode des tétraèdres

Des images de vitrages réels sont acquises avec l'appareil photographique d'un iPad Pro de 5ième génération. L'objectif est d'utiliser une image LDR capturée directement par un appareil photographique du type de ceux équipant une tablette ou un smartphone ; un étalonnage de l'appareil photographique utilisé va être nécessaire. Cependant cet étalonnage ne sera pas exactement la même que celle décrite dans le chapitre 3 'Étalonnage colorimétrique par méthode des tétraèdres' car elle ne va pas être exploitée pour passer d'un espace RGB à l'espace XYZ, mais pour passer de l'espace RGB LDR de l'iPad vers l'espace RGB HDR de l'appareil photographique Nikon D850 utilisé pour la création de la base de données [image pixel RGB - facteur de transmission spectral].

Il est à noter que la source de lumière utilisée lors de la création de la base de données d'entraînement est une source halogène (source halogène présentée sur la Figure 4.26). Ainsi, la tâche confiée au processus d'étalonnage colorimétrique consiste à passer d'un espace RGB LDR d'une image au format jpeg acquise sous une LED, à un espace RGB d'une image HDR reconstruite à partir d'images RAW, acquises sous une lampe halogène. La nature non linéaire de la transformation exploitée, s'appuyant sur un partitionnement en tétraèdres de l'espace 3D passant exactement par des points de référence, est susceptible d'être adaptée à un étalonnage combinant l'ensemble des modifications de ces paramètres.

Ainsi, les images acquises avec l'iPad sont des images RGB LDR. Les images de vitrages sont capturées dans le noir, sans autre source de lumière que la LED de l'iPad. La géométrie du montage est telle que l'iPad est parallèle au vitrage. La résolution des images, la focale et la sensibilité iso restent inchangées. Un ensemble de feuilles de papier blanc est positionné de l'autre côté du vitrage. L'objectif de ce montage est de pouvoir le reproduire en conditions opérationnelles *in situ*, à l'aide de caches noirs entourant l'appareil photographique de l'iPad et les feuilles de papier, permettant de se rapprocher de conditions expérimentales de laboratoire même dans le cas où l'acquisition serait réalisée avec des lumières ambiantes (naturelles ou artificielles). Le choix de ne pas calculer d'images HDR à partir de l'appareil photographique de l'iPad est guidé par la volonté de proposer le protocole le plus simple possible *in situ*, dans l'objectif futur de favoriser le déploiement effectif de la méthodologie.

Les images sont acquises à l'aide du flash à LED de l'iPad. Le flux lumineux émis par le flash est transmis à travers le vitrage, réfléchi sur les feuilles de papier blanc, transmis de nouveau à travers le vitrage, et est capturé par l'appareil photographique.

Les phénomènes suivants ont été constatés :

— les temps d'exposition des différentes images varient en fonction du vitrage capturé ; l'application de l'appareil photographique de l'iPad ne permet pas de le fixer. Cette variation du temps d'exposition est un phénomène supplémentaire qui affectera les données à calibrer vers l'espace RGB HDR du Nikon 850 ;

— les échantillons de vitrage peuvent être tachés / rayés / salis ; ainsi, cinq pixels sont sélectionnés sur les images capturées, et une moyenne des valeurs RGB de ces cinq pixels est utilisée comme valeurs RGB du vitrage à calibrer vers l'espace colorimétrique du Nikon D850.

La Figure 5.21 présente deux images capturées avec l'iPad sur lesquelles les cinq points utilisés pour obtenir la valeur RGB sont repérés.

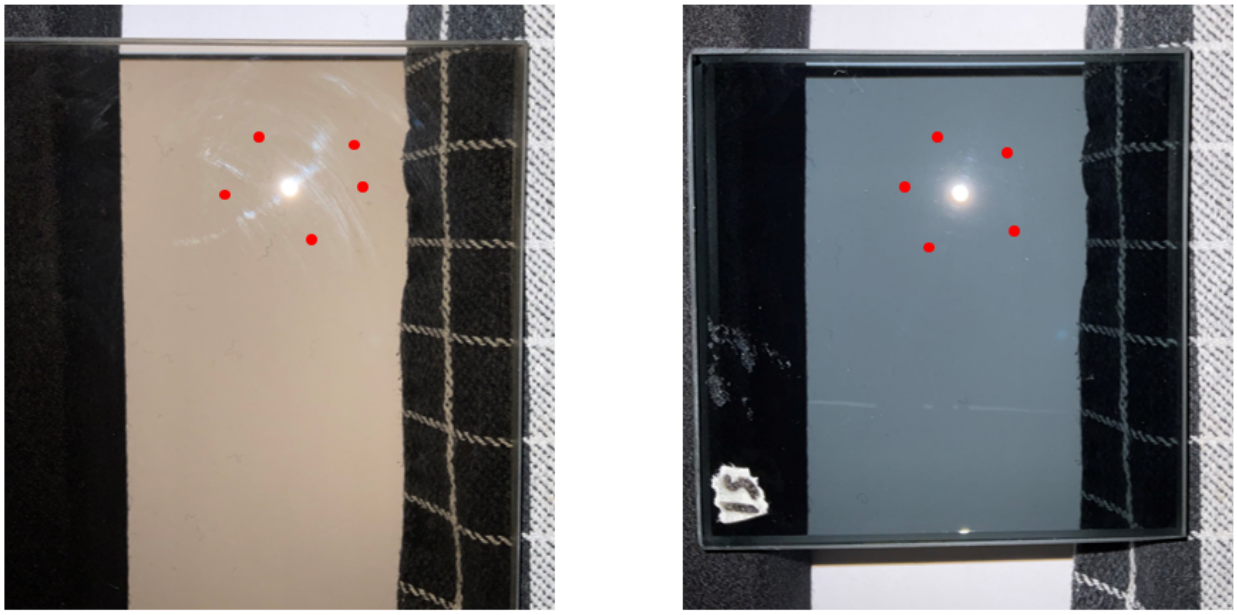


FIGURE 5.21 – Deux images de vitrages capturées par l'iPad avec son flash. Les points rouges sont les cinq points utilisés pour obtenir les valeurs RGB du vitrage qui seront étalonnées vers l'espace RGB du Nikon D850. L'image de gauche a été capturée avec un temps d'exposition de 1/170 seconde ; l'image de droite a été capturée avec un temps d'exposition de 1/138 seconde.

Les valeurs moyennes des pixels RGB sont calculées pour les 103 vitrages de la base de données. Chaque pixel P_RGB_{iPad} représentant le vitrage i est ensuite étalonné vers les valeurs RGB acquises avec l'appareil photographique Nikon D850 P_RGB_{Nikon} (voir 4.6.2 pour le processus de calcul de ces valeurs). Ainsi 103 pixels RGB de l'espace colorimétrique RGB de l'appareil photographique de l'iPad et 103 pixels de l'espace colorimétrique du Nikon D850 correspondants sont obtenus. Un étalonnage colorimétrique est réalisé entre ces deux espaces RGB.

5.4.2 Étalonnage colorimétrique par méthode des tétraèdres

Afin d'estimer l'erreur que l'étalonnage colorimétrique par tétraèdres induit, le protocole suivant est mis en place. Pour i variant de 1 à 103 :

— le pixel $P_RGB_{iPad}(i)$ de l'espace colorimétrique de l'iPad et son pixel correspondant $P_RGB_{Nikon}(i)$ dans l'espace colorimétrique du Nikon D850 sont retirés de la base

de données, qui ne comprend plus alors que 102 pixels dans les deux espaces colorimétriques ;

— l'espace colorimétrique de l'iPad est partitionné à l'aide de la méthode des tétraèdres présentée dans le chapitre 3 ;

— l'espace colorimétrique du Nikon D850 est également partitionné ;

— si le point $P_RGB_{iPad}(i)$ est compris à l'intérieur de la structure tétraédrique de l'espace colorimétrique de l'iPad, alors la méthode d'étalonnage colorimétrique par calcul des coordonnées barycentriques (voir section 3.3) est appliquée pour obtenir le point $P'_RGB_{Nikon}(i)$. L'erreur relative moyenne entre le point $P'_RGB_{Nikon}(i)$ étalonné et le point $P_RGB_{Nikon}(i)$ réel est calculée ;

— si le point $P_RGB_{iPad}(i)$ n'est pas compris à l'intérieur de la structure tétraédrique de l'espace colorimétrique de l'iPad, il n'est pas pris en compte.

Au total, sur les 103 points $P_RGB_{iPad}(i)$ et leurs correspondants $P_RGB_{Nikon}(i)$, seulement 86 ont pu être pris en compte, car situés à l'intérieur de la structure tétraédrique. La Table 5.9 présente l'erreur moyenne des trois canaux RGB entre les pixels $P'_RGB_{Nikon}(i)$ estimés et les pixels $P_RGB_{Nikon}(i)$ de référence pour l'étalonnage colorimétrique par méthode des tétraèdres, ainsi que pour d'autres méthodes de l'étalonnage colorimétrique (SVD, SVD², SVD3) :

Méthode d'étalonnage colorimétrique	Tétraèdres	SVD	SVD²	SVD3
Erreur relative moyenne canaux R, G, B, en %	**7,76%**	17,22%	10,82%	10,90%

TABLE 5.9 – Erreur relative moyenne en % entre les points étalonnés $P'_RGB_{Nikon}(i)$ et les pixels $P_RGB_{Nikon}(i)$ de référence pour différentes méthodes d'étalonnage colorimétrique.

Les pixels P_RGB_{iPad} étant étalonnés, ils sont utilisés en entrée du réseau de neurones.

5.4.3 Estimation des facteurs de transmission spectraux de vitrages à partir de photographies LDR

Chaque point $P_RGB_{iPad}(i)$ représente les valeurs RGB estimées dans l'espace colorimétrique du Nikon D850. Chacun de ces points va être exploité en entrée du réseau de neurones pour estimer le facteur de transmission spectral $F'_i(\lambda)$ du vitrage, qui sera comparé au facteur de transmission spectral $Fr_i(\lambda)$ de référence.

Cette procédure sera également suivie pour les points $P_RGB_{Nikon}(i)$ afin d'étudier les différences entre le facteur de transmission spectral de référence $Fr_i(\lambda)$, celui estimé à partir du pixel RGB obtenu à partir des courbes de transmission RGB de l'appareil photographique

Nikon D850 $F_i(\lambda)$, et celui estimé à partir du pixel RGB capturé par l'iPad puis étalonné vers l'espace colorimétrique de l'appareil photographique Nikon D850 $F'_i(\lambda)$.

Cette opération est réalisée pour les 86 points P'_RGB_{Nikon}. Les résultats obtenus sont présentés dans la Table 5.10.

RMSE moyenne entre $Fr_i(\lambda)$ et $F_i(\lambda)$	RMSE moyenne entre $Fr_i(\lambda)$ et $F'_i(\lambda)$
0,0146	0,0552

Erreur relative moyenne entre $Fr_i(\lambda)$ et $F_i(\lambda)$	Erreur relative moyenne entre $Fr_i(\lambda)$ et $F'_i(\lambda)$
2,85%	13,80%

TABLE 5.10 – RMSE moyenne et erreur relative moyenne en % entre les facteurs de transmission spectraux estimés $F_i(\lambda)$, $F'_i(\lambda)$ et les facteurs de transmission spectraux réels $Fr_i(\lambda)$.

Les résultats présentés dans la Table 5.10 indiquent que compte tenu de l'erreur de 7,76% lors de l'étalonnage des pixels RGB de l'espace colorimétrique de l'iPad P_RGB_{iPad} vers l'espace colorimétrique de l'appareil photographique Nikon D850, le réseau de neurones estime les facteurs de transmission spectraux des vitrages avec une **erreur RMSE moyenne de 0,0552 et une erreur relative moyenne de 13,80%**.

Les résultats d'estimation entre $Fr_i(\lambda)$ et $F_i(\lambda)$ présentent des erreurs plus faibles car les données P_RGB_{Nikon} et les facteurs de transmission spectraux $F_i(\lambda)$ ont été utilisés lors de l'entraînement du réseau de neurones.

5.5 Discussion

En parallèle de l'utilisation des réseaux de neurones pour l'estimation des BRDF spectrales analytiques de matériaux à partir d'une image ligne XYZ, d'autres essais ont été réalisés.

Pour l'estimation des paramètres du modèle de BRDF, nous avons tenté de déterminer certains de ces paramètres directement à partir des valeurs XYZ de la ligne, en sommant les valeurs des trois canaux. Ceci par une approche directe d'estimation des paramètres du modèle de BRDF, sans avoir recours à un réseau de neurones. Ces sommes, calculées sur 128 pixels, reflètent l'information de luminance spectrique incidente captée par l'observateur. De plus, la somme obtenue présente une forme similaire à celle d'une tranche de BRDF, comme illustré dans la Figure 5.22.

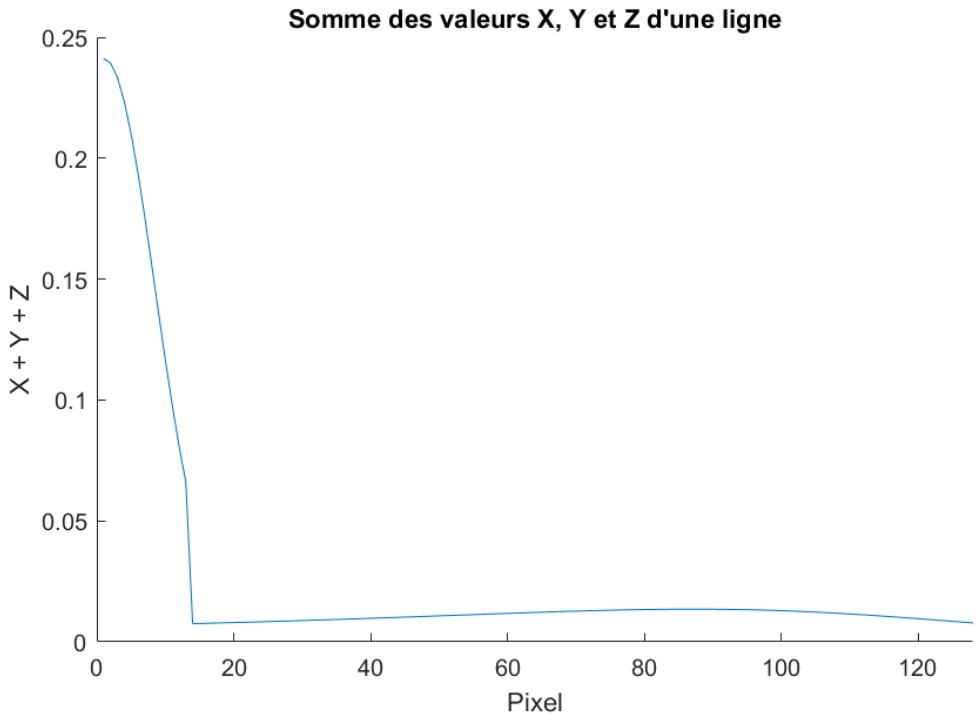


FIGURE 5.22 – Somme des valeurs X, Y, Z pour chaque pixel d'une ligne tirée aléatoirement.

Cependant, chaque valeur $X + Y + Z$ de la ligne (soit 128 valeurs) est calculée pour des angles d'incidence θ_{in} et de réflexion θ_{out} distincts. Par conséquent, les valeurs de la Figure 5.22 ne sont pas directement comparables aux tranches de BRDF issues des données de base. L'utilisation de réseaux de neurones nous a ainsi semblé intéressante à étudier.

Différentes approches de la littérature proposent des méthodes d'estimation de la réflectance ou de la luminance spectrique à partir d'images RGB et de filtres d'appareil photographique, en s'appuyant sur des méthodes de résolution de problèmes inverses [E. M. Valero, 2007], [P. Stigell, 2007]. Cependant, la plage de longueurs d'onde étudiée est majoritairement le domaine visible [380 nm - 780 nm]. De plus, étant donné que les valeurs de l'espace colorimétrique XYZ sont calculées à partir des composantes principales trichromatiques spectrales, qui sont définies et positives uniquement sur l'intervalle [380 nm - 780 nm] (voir sous-section 1.2.2), l'estimation de la composante spectrale dans la plage du proche infrarouge [780 nm - 1000 nm] nécessite une extrapolation des valeurs, ce qui n'est pas réalisable avec des méthodes inverses.

Pour l'estimation des composantes spectrales, nous avons étudié différents échantillonnages spectraux sur la plage de longueurs d'onde [401 nm - 1000 nm] : une valeur de composante spectrale tous les 2 nm, tous les 5 nm et tous les 10 nm, avec une reconstruction entre ces valeurs par des méthodes linéaires ou non linéaires. Ces échantillonnages ont été étudiés car la complexité d'estimer une composante spectrale complète sur l'intervalle [401 nm - 1000 nm] semblait élevée. Toutefois, les meilleurs résultats d'estimation obtenus par le réseau de neurones ont été observés en utilisant un échantillonnage.

Suite aux résultats des estimations des BRDF spectrales par des méthodes de réseaux,

des évaluations expérimentales ont été réalisées. Des images RGB de matériaux du bâtiment ont été capturées dans des configurations géométriques proches de celles utilisées pour créer les lignes XYZ, comme présenté sur la Figure 5.23. Les lignes de ces nouvelles images de matériaux ont été étalonnées vers l'espace CIE-XYZ à l'aide de la méthode des tétraèdres, puis testées avec les réseaux de neurones pour estimer les composantes spectrales et les paramètres de BRDF du matériau photographié.

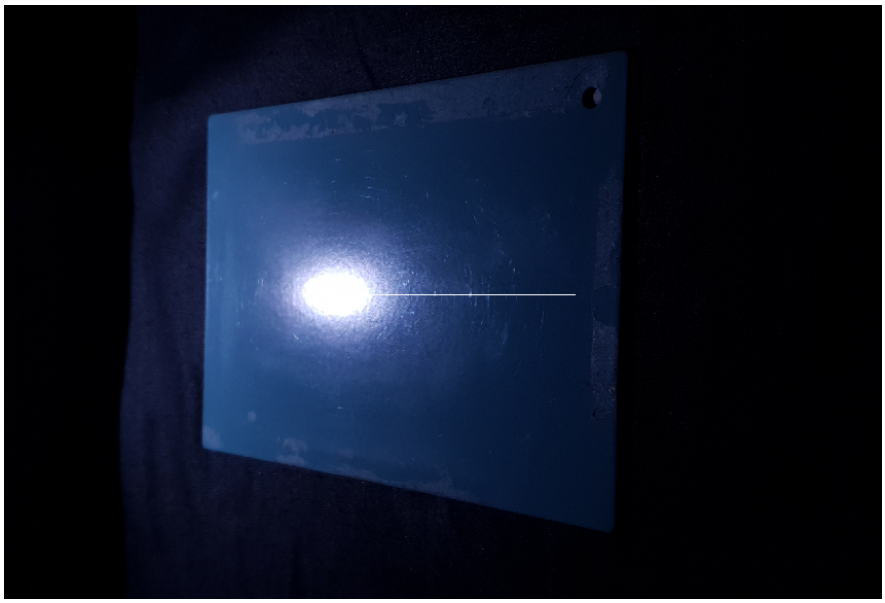


FIGURE 5.23 – Ligne RGB d'un matériau réel, représentée en blanc (le début de la ligne commence au centre de la tâche spéculaire).

Cependant, les résultats des estimations n'ont pas été concluants pour plusieurs raisons : les valeurs XYZ des lignes issues des images de matériaux réels ne sont pas du même ordre de grandeur que celles utilisées pour l'entraînement des réseaux ; la dynamique de ces valeurs XYZ sur les 128 pixels ne correspond pas à celle des données d'entraînement. En effet, les matériaux réels présentant des textures modifient les valeurs XYZ des lignes comparativement aux matériaux non texturés utilisés pour l'entraînement. Enfin, bien que les images aient été capturées dans des conditions géométriques proches de celles des lignes XYZ artificielles, des différences subsistent, ce qui a pu entraîner un décalage dans les estimations données par le réseau de neurones.

La pertinence du modèle de BRDF utilisé peut être remise en question. Des tests ont été effectués en générant des lignes XYZ avec le même procédé que celui utilisé dans la sous-section 4.4. Dans ces tests, les BRDF modélisées ont été remplacés par des valeurs de BRDF tabulées de matériaux réels, et la composante spectrale a été remplacée par celles des mesures ou, dans un second test, en combinant la BRDF mesurée en radiance, avec la composante spectrale diffuse mesurée (selon la méthode décrite dans la sous-section 2.4.1). Les résultats obtenus suggèrent que la phase de reconstruction spectrale de la BRDF en radiance, en utilisant une composante spectrale diffuse, n'est pas à l'origine de l'estimation incorrecte observée : ils sont en effet similaires à ceux obtenus en utilisant la BRDF tabulée spectrale

pour simuler des images lignes XYZ. Dans ce cas néanmoins, les résultats d'estimation ne sont pas satisfaisants, ce qui suggère que la phase de modélisation préalable exploitée pour générer des simulations d'images lignes XYZ est impliquée dans les estimations incorrectes observées : le modèle ne serait ainsi pas assez représentatif des matériaux réels et les images simulées pas assez similaires à des photographies de matériaux réels.

En terme de méthodologie de développement de réseaux de neurones, ces observations suggèrent que des tests précoces utilisant l'ensemble des étapes nécessaires (définition de l'architecture du réseau, augmentation de la base de données, entraînement et test, pas uniquement à partir d'une sous-partie de la base de données d'entraînements, mais aussi avec des données représentatives de celles à traiter dans le cadre de l'application visée, en l'occurrence des photographies de matériaux réels) seraient bénéfiques ; la question de l'applicabilité d'une telle approche se pose néanmoins : elle serait nécessairement mise en œuvre sur des réseaux d'échelle plus petite de celle du réseau final, or l'évolution des performances lors de la mise à échelle d'un réseau n'est pas facilement prévisible.

Enfin, les évaluations expérimentales pour l'estimation des facteurs de transmission spectraux de vitrages du bâtiment à partir d'images pixels RGB capturées avec un iPad ont montré des résultats satisfaisants.

5.6 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre 5, une présentation générale des réseaux de neurones à d'abord été réalisée. Un état de l'art sur les différentes méthodes expérimentales et numériques pour la caractérisation des BRDF spectrales de matériaux a ensuite été mené.

Différentes architectures de réseaux de neurones pour l'estimation des paramètres du modèle analytique de BRDF d'une part, et pour l'estimation des composantes spectrales d'autre part ont été présentées.

Chaque architecture a ensuite été testée afin de comparer les résultats des estimations et les temps de convergence des différentes architectures. Les meilleures architectures développées ont présenté les performances suivantes :

— pour l'estimation des composantes spectrales, les meilleurs résultats sont obtenus par le réseau (Réseau XYZ - Composante spectrale), avec une estimation sur la plage de longueurs d'onde [401 nm - 1000 nm] en erreur relative moyenne de **13,98%**, une estimation sur la plage de longueurs d'onde [780 nm - 1000 nm] de **22,70%**, et une estimation sur la plage de longueurs d'onde [401 nm - 780 nm] de **9,55%** ;

— pour l'estimation des paramètres de BRDF du modèle analytique, les meilleurs résultats sont obtenues par le réseau (Réseau XYZ - Paramètres BRDF), avec une estimation lors de la reconstruction des tranches de BRDF en erreur relative moyenne de $8,98\%$.

Le même travail a été présenté pour l'estimation des facteurs de transmission spectraux

des vitrages du bâtiment. Les résultats d'estimation des facteurs de transmission spectraux des vitrages du bâtiment sont, en erreur relative moyenne, de **6,65%** sur la plage de longueurs d'onde [401 nm - 1000 nm], **11,83%** sur la plage de longueurs d'onde [780 nm - 1000 nm] et de **4,05%** sur la plage de longueurs d'onde [401 nm - 780 nm].

Enfin, les résultats d'une évaluation expérimentale des facteurs de transmission spectraux de vitrages du bâtiment à partir d'images RGB 8 bits acquises avec une tablette et étalonnées vers l'espace colorimétrique d'un appareil photographique avec la méthode d'étalonnage ont été présentées.

A partir d'une image d'un vitrage prise avec un iPad, une estimation du facteur de transmission du vitrage avec une erreur relative moyenne de **13,80%** (RMSE moyenne = **0,0552**) est réalisée par le réseau de neurones.

Plusieurs recommandations de procédure peuvent être proposées :

— l'utilisation d'un modèle texturé pourrait améliorer les résultats d'estimation ;

— entraîner les réseaux de neurones avec une seule configuration géométrique fixée rend l'estimation sensible aux variations de configurations. L'utilisation de différentes configurations géométriques pourrait rendre l'estimation robuste à ces variations ;

— des tests intermédiaires, réalisés au fur et à mesure de la construction de la base de données, permettraient de déterminer à quelles étapes les réseaux de neurones deviennent sensibles aux données artificielles.

L'approche pourrait alors être ajustée dans le but d'obtenir de bonnes performances dans le cadre de l'application finale visée.

Conclusion et Perspectives

Conclusion

Face aux enjeux de réduction des consommations énergétiques et des émissions de gaz à effet de serre, il est nécessaire de diminuer l'utilisation de l'énergie liée à l'éclairage des bâtiments, tout en préservant le confort de leurs occupants. La caractérisation *in situ* des propriétés optiques des matériaux du bâtiment dans le domaine spectral du visible et du proche infrarouge peut permettre d'effectuer un diagnostic afin d'identifier des actions de réhabilitation porteuses de gisement d'économies d'énergie, en s'appuyant notamment sur des systèmes d'aide à la décision fondée sur la simulation numérique. Des matériaux et des vitrages aux propriétés optiques bien adaptées permettent de gérer l'apport énergétique du flux solaire afin de l'utiliser au mieux : certains vitrages peuvent transmettre une proportion élevée de flux infrarouge, et les matériaux à l'intérieur d'une pièce peuvent le réfléchir de telle sorte que la pièce soit réchauffée ; à l'inverse, d'autres vitrages peuvent transmettre une proportion moins élevée de flux, et les matériaux à l'intérieur d'une pièce le réfléchir de telle sorte que l'apport énergétique dans la pièce soit diminué. Estimer ces caractéristiques optiques permet également de prendre en compte les réflexions brillantes pouvant induire des luminances élevées dans le champ visuel des usagers, qui pourraient éprouver une gêne.

La caractérisation optique des matériaux est généralement réalisée avec des appareils de mesure de laboratoire, lourds et difficiles à déplacer. La nécessité de disposer d'un échantillon du matériau à caractériser ne permet pas d'obtenir les caractéristiques optiques intégrant l'usure et/ou de vieillissement d'un matériau *in situ*. De plus, les mesures en laboratoire peuvent demander plusieurs heures en fonction de la précision souhaitée. L'étude de l'état de l'art montre que la caractérisation optique de matériaux sur site est un sujet de recherche où des progrès restent à accomplir. Dans ce contexte, ce travail de thèse avait pour objectif de proposer une méthode et un dispositif pour caractériser les propriétés optiques dans le domaine spectral du visible et du proche infrarouge, sur site et selon un protocole rapide à mettre en œuvre.

La méthode proposée s'appuie sur l'utilisation de réseaux de neurones qui, à partir d'une image d'un matériau acquise *in situ*, estime la BRDF spectrale du matériau s'il est opaque, et ses facteurs de transmission spectraux s'il s'agit d'un vitrage. Une part importante du travail a été consacrée à la création d'une base de données de matériaux afin d'entraîner et d'évaluer plusieurs réseaux de neurones. Des tests exploitant des images de matériaux réels ont aussi été réalisés.

Dans un premier temps, un modèle in-plane de BRDF à partie diffuse non constante a été développé. La partie diffuse de la BRDF étant impliquée dans la majorité de l'énergie réfléchie par les matériaux, la priorité a été donnée à l'amélioration de son estimation. Généralement, les modèles de la littérature portent l'effort sur l'estimation de la partie brillante et font l'hypothèse d'une partie diffuse constante. Le modèle développé s'appuie sur la littérature pour la partie brillante, et utilise une partie diffuse non constante, qui permet de réduire l'erreur d'estimation. Sur les données de BRDF tabulées dont nous disposions, l'erreur relative moyenne d'estimation est de **33,09%**, avec une RMSE moyenne de **0,0951**.

Concernant les réseaux de neurones, il a été choisi de leur fournir en entrée des images définies dans l'espace colorimétrique CIE-XYZ 2°, afin de rendre leur exploitation indépen-

dante de l'appareil de prise de vue utilisé. Les images captées *in situ* étant définies dans l'espace RGB, un étalonnage colorimétrique par méthode des tétraèdres a été développée ; il peut être exploité avec tout type d'appareil de prise de vue, à condition d'acquérir en amont des points de référence éclairés sous la source exploitée, et présente l'avantage de proposer une transformation non linéaire passant exactement par l'ensemble de ces points. Sur des images présentant un gamut étendu (les matériaux du bâtiment peuvent être de couleurs variées) et une grande dynamique de luminance (les images sont captées sous flash), la méthode proposée présente des erreurs d'étalonnage inférieures à celles des méthodes de la littérature. Les erreurs des deux métriques de couleurs utilisées sont de (Δ $\mathbf{E}_{ab}$**=1,55** et Δ $\mathbf{E}_{00}$**=1,06**) dans le cas de dynamiques de luminance variées, et de (Δ $\mathbf{E}_{ab}$**=2,02** et Δ $\mathbf{E}_{00}$**=1,18**) dans le cas d'un échantillonnage dense de l'espace colorimétrique. Cette méthode peut aussi estimer une transformation entre des images définies dans un espace RGB 8 bits et l'espace colorimétrique CIE-XYZ 2°, et peut s'accommoder dans une certaine mesure de conditions expérimentales variées (par exemple, liées au mode automatique d'un appareil de prise de vue) : la transformation est non linéaire, et passe par les points de référence expérimentaux ; cette caractéristique constitue un avantage pour sa mise en œuvre *in situ*, et a été exploitée lors de l'estimation des facteurs de transmission spectraux des vitrages.

Pour constituer la base de données d'entraînement, il était nécessaire d'obtenir des composantes spectrales de matériaux du bâtiment. Ainsi, des mesures de 185 matériaux, sur la plage de longueurs d'onde [401 nm - 1000 nm] ont été réalisées à l'aide d'un dispositif de mesure sur site développé dans le cadre de la thèse. Des BRDF mesurées de matériaux ont été utilisées pour identifier les valeurs des 13 paramètres du modèle de BRDF développé. Les réseaux de neurones nécessitant une quantité élevée de données pour être entraînés, cette base de données a été agrandie par une approche mathématique fondée sur l'analyse en composantes principales. Enfin, des images lignes de l'espace CIE-XYZ 2° ont été générées grâce au modèle de BRDF et aux composantes spectrales de la base de données agrandie.

Une base de données similaire a été réalisée afin d'estimer des facteurs de transmission spectraux de vitrage du bâtiment. Elle comporte 103 mesures de facteurs de transmission spectraux, et les 103 images correspondantes, acquises avec l'appareil photographique d'un iPad. Cette base de données a été agrandie par méthode mathématique.

Les bases de données étant construites, différents réseaux de neurones ont pu être conçus, entraînés et testés. Les réseaux aux meilleures performances étaient ceux ne prenant en entrée qu'une seule image ligne de l'espace CIE-XYZ 2°. Les résultats sont les suivants :

— pour l'estimation des composantes spectrales, l'erreur relative moyenne est de **13,98%** sur la plage de longueurs d'onde [401 nm - 1000 nm], qui se décomposent en **22,70%** sur la plage de longueurs d'onde [780 nm - 1000 nm] et de **9,55%** sur la plage de longueurs d'onde [401 nm - 780 nm] ;

— pour l'estimation des paramètres de BRDF, l'erreur relative moyenne est de **8,98%** ;

— pour l'estimation des facteurs de transmission spectraux de vitrage, l'erreur relative moyenne est de **6,65%** sur la plage de longueurs d'onde [401 nm - 1000 nm], qui se décomposent en **11,83%** sur la plage de longueurs d'onde [780 nm - 1000 nm] et de

4,05% sur la plage de longueurs d'onde [401 nm - 780 nm].

Enfin, des tests d'estimation de facteurs de transmissions spectrales de vitrages à partir de photographies 8 bits capturées à l'aide d'un iPad en mode automatique ont été réalisés. En utilisant l'approche d'étalonnage colorimétrique développée, les facteurs de transmission spectraux ont pu être estimés avec une erreur relative moyenne de **13,80%**.

Perspectives

Robustesse des réseaux de neurones pour l'estimation de BRDF spectrale à partir de photographies réelles

Le réseau de neurones pour l'estimation des BRDF spectrales de matériaux a été entraîné avec des données issues d'un code de simulation de la lumière, sous des conditions géométriques maîtrisées. Cependant, les images capturées avec un appareil photographique sont obtenues pour des conditions géométriques généralement variées, d'autant plus si l'image est capturée avec un smartphone tenu à la main. Ainsi, enrichir la base de données avec des images correspondant à des conditions géométriques dispersées autour d'une configuration géométrique recommandée pourrait permettre d'améliorer l'estimation des paramètres de BRDF ; la question de la capacité de discrimination des paramètres de BRDF et de la position de la caméra reste ouverte – des images d'entrée en deux dimensions pourraient être nécessaires, ce qui impliquerait de revoir l'architecture du réseau.

L'estimation à partir de la base de données correspondant à une unique configuration géométrique pourrait être rendue opérationnelle en utilisant un support pour fixer l'appareil photographique (smartphone ou autre) afin que celui-ci soit dans cette configuration géométrique.

Le modèle de BRDF utilisé pour la création des images permettant l'estimation par le réseau de neurones présente une zone diffuse non constante et une zone brillante. L'évolution du modèle de BRDF à l'interface entre ces deux zones est plus abrupte que celle observée dans le cas de BRDF mesurées ; une modification du modèle afin qu'il présente une évolution plus fidèle aux mesures pourrait avoir un impact bénéfique.

Agrandissement de la base de données de BRDF spectrales mesurées de matériaux

La base de données a été premièrement constituée à partir de mesures de matériaux, puis a été agrandie à l'aide de méthodes mathématiques : 185 mesures de composantes spectrales et 8 BRDF tabulées ont été utilisées. La diversité des matériaux du bâtiment étant élevée, une augmentation du nombre de matériaux mesurés avant agrandissement de la base de données permettrait une meilleure représentativité.

Estimation de propriétés optiques spectrales de matériaux texturés

La méthode proposée dans ce travail pourrait donner lieu à des extensions pour l'estima-

tion de propriétés optiques spectrales de matériaux texturés. En effet, la texture des matériaux joue un rôle important dans leur manière de réfléchir la lumière incidente. Une base de données de propriétés optiques spectrales pourrait être construite à partir de mesures réalisées avec le gonio-photomètre de l'ENTPE [Andréani, 2020]. Des méthodes numériques apparentées à celles proposées pourraient être exploitées pour agrandir cette base de données, aux côtés d'autres méthodes plus spécifiques, comme l'extension procédurale des textures [Efros et Freeman, 2023].

Modélisation de la BRDF à partir de bases canoniques

L'utilisation d'une base canonique de BRDF construite à partir de BRDF mesurées représentative de matériaux du bâtiment pourrait être expérimentée ; un matériau serait alors représenté comme des coefficients dans cette base où chacune des BRDF serait définie pour des directions d'incidence et d'observation denses. Des paramétrisations de BRDF pourraient être utilisées à cette fin [Dupuy et Jakob, 2018]. Cette procédure apparentée à celle utilisée pour les composantes spectrales dans ce travail.

Dispositif de caractérisation de BRDF spectrale de matériaux *in situ*

Un dispositif de mesure de composantes spectrales de matériaux *in situ* a été développé. Cependant, ce dispositif présente une taille conséquente, un nombre restreint de sources de lumière, et un nombre limité de configurations géométriques. À l'instar de certains dispositifs expérimentaux présentés dans l'état de l'art, qui caractérisent les matériaux en luminance [V. Muzet, 2008], un dispositif de mesure de BRDF spectrale de matériaux *in situ* portable pourrait être développé. En choisissant judicieusement différentes configurations géométriques, il pourrait être possible de mettre au point un dispositif de mesure plus compact, avec davantage de sources lumineuses. Les sources de lumière pourraient être variées, comme un mélange de LED colorées ou blanches pour obtenir des mesures dans le visible, et des sources halogènes pour obtenir des résultats dans l'infrarouge.

Contributions Scientifiques

Les contributions scientifiques de ce travail sont les suivantes :

— Développement d'un modèle de BRDF à partie diffuse non-constante présentant une erreur inférieure à ceux de la littérature sur les données mesurées testées : erreur relative moyenne de **33,09%** et RMSE moyenne de **0,0951** ;

— Proposition d'une méthode d'étalonnage colorimétrique de l'espace CIE-RGB vers l'espace CIE-XYZ 2° par partition de l'espace colorimétrique en structures tétraédriques passant par des points de référence. Cette méthode présente une erreur inférieure à celles de la littérature sur les tests réalisés : (Δ $\mathbf{E}_{ab}$**=1,55** et Δ $\mathbf{E}_{00}$**=1,06**) dans le cas de dynamiques de luminance variées, et (Δ $\mathbf{E}_{ab}$**=2,02** et Δ $\mathbf{E}_{00}$**=1,18**) dans le cas d'un échantillonnage dense de l'espace colorimétrique ;

— Mise au point d'un dispositif de mesure de composante spectrale de matériaux sur site, éclairés par des sources halogènes sous 9 angles d'incidence. Les mesures sont réalisées avec un spectroradiomètre ;

— Constitution d'une base de données de propriétés optiques de matériaux du bâtiment dans le domaine spectral du visible et du proche infrarouge. 185 composantes spectrales de matériaux ont été acquises (50 matériaux de la construction, 73 matériaux de surfaces et 62 matériaux d'ameublement) ;

— Constitution d'une base de données de propriétés optiques de vitrages du bâtiment dans le domaine spectral du visible et du proche infrarouge. 103 facteurs de transmission spectraux de vitrages ont été acquis ;

— Proposition d'une méthodologie d'extension des bases de données de propriétés optiques mesurées pour l'entraînement de réseaux de neurones, s'appuyant sur l' analyse en composantes principales. Plusieurs centaines de milliers de composantes spectrales artificielles et de facteurs de transmission spectraux artificiels ont été générés ;

— Proposition et évaluation de réseaux de neurones pour estimer des composantes spectrales et des BRDF analytiques de matériaux du bâtiment à partir d'images ligne (erreur relative moyenne d'estimation des composantes spectrales **13,98%** sur la plage de longueurs d'onde [401 nm - 1000 nm] ; erreur relative d'estimation de BRDF analytiques in-plane de **8,98%**) ;

— Proposition et évaluation de réseaux de neurones pour estimer les facteurs de transmission spectraux de vitrages à partir de pixels d'images des vitrages (erreur relative moyenne d'estimation des facteurs de transmission spectraux de vitrage de **6,65%** sur la plage de longueurs d'onde [401 nm - 1000 nm]) ;

— Validation expérimentale de l'estimation de facteurs de transmission spectraux de vitrages à partir de photographies 8 bits acquises avec un appareil photographique d'iPad en mode automatique (erreur relative moyenne d'estimation de **13,80%** sur la

plage de longueurs d'onde [401 nm - 1000 nm]).

Production Scientifique

ACL

— “A review of colorimetric characterisation and calibration methods used in large dynamic scenes : the case of photopic scenes”, Legrand B., Bouillot E. and Labayrade R., Color Research and Application, under revision.

ACTI

— “A new BRDF model for in-situ optical and thermical material characterization”, Bouillot E. and Labayrade R., Proceedings of the 30th Session of the CIE, Ljubljana, Slovenia, September 15 – 23, 2023, DOI : 10.25039/x50.2023.PO088.

— “Estimating the VIS-NIR spectral BRDF of a material from a photograph", Bouillot E. and Labayrade R., IEEE Sustainable Smart Lighting World Conference LS2024, Eindhoven, Netherlands, November 11 – 14, 2024.

Bibliographie

[CIE, 1924] (1924). *CIE : Commission Internationale de l'Éclairage Proceedings, 1924*.

[Agi, 2022] (2022). *Agilent Cary 7000 universal measurement spectrophotometer*.

[Xri, 2023] (2023). *MA-T12 Spectrophotomètre multiangle*.

[11664-1, 2019] 11664-1, N. . I. (2019). Colorimetry part 1 : Cie standard colorimetric observers.

[11664-3, 2019] 11664-3, N. . I. (2019). Colorimetry part 3 : Cie tristimulus values.

[11664-4, 2019] 11664-4, N. . I. (2019). Colorimetry part 4 : Cie 1976 l*a*b* colour space.

[11664-6, 2022] 11664-6, N. . I. (2022). Partie 6 : Formule de la différence de couleur ciede2000.

[A. Bilgili, 2011] A. Bilgili, A. Öztürk, M. K. (2011). A general brdf representation based on tensor decomposition. *In Computer Graphics Forum*, volume 30, pages 2427–2439. Wiley Online Library.

[A. Brady, 2014] A. Brady, J. Lawrence, P. P.-W. W. (2014). genbrdf : Discovering new analytic brdfs with genetic programming. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 33(4):1–11.

[A. Gholamy, 2018] A. Gholamy, V. Kreinovich, O. K. (2018). Why 70/30 or 80/20 relation between training and testing sets : A pedagogical explanation.

[A. L. Maas, 2013] A. L. Maas, A. Y. Hannun, A. Y. N. (2013). Rectifier nonlinearities improve neural network acoustic models. *Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning*.

[A. Olhoff, 2023] A. Olhoff, J. Christensen, W. L. M. P. T. K. M. E. T. F. J. R. P. P. P. J. B. G. M. N. R. Y. M. O. G. M. G. M. B. M. M. (2023). Unep emissions gap report 2023.

[AFE, 2019] AFE, A. F. d. l. (2019). Fiches pratiques Éclairage dans les collectivitÉs.

[Akima, 1970] Akima, H. (1970). A new method of interpolation and smooth curve fitting based on local procedures. *Journal of the ACM*, 17(4):589–602.

[Andréani, 2020] Andréani, A. (2020). Conception d'un dispositif de mesure de bsdf pour l'éco-conception de bâtiments.

[Apian-Bennewitz, 2010] Apian-Bennewitz, P. (2010). New scanning gonio-photometer for extended brtf measurements. *Reflection, Scattering, and Diffraction from Surfaces II*, 7792.

[Ashikhmin et Premoze, 2007] Ashikhmin, M. et Premoze, S. (2007). Distribution-based brdfs. *Unpublished Technical Report, University of Utah*.

[Ashikhmin et Shirley, 2000] Ashikhmin, M. et Shirley, P. (2000). An anisotropic phong brdf model. *Journal of graphics tools*, 5(2):25–32.

[Blinn, 1977] Blinn, J. F. (1977). Models of light reflection for computer synthesized pictures. *In Proceedings of the 4th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 192–198.

[Bracewell, 1999] Bracewell, R. (1999). The impulse symbol. *The Fourier Transform and Its Applications*, 3:69–97.

[Burley et Animation, 2012] Burley, B. et Animation, S. W. D. (2012). Physically-based shading at disney. *In ACM Siggraph*, volume 2012, pages 1–7.

[C. P. Igiri, 2015] C. P. Igiri, A. O. Uzoma, S. A. I. (2015). Effect of learning rate on artificial neural network in machine learning. *International Journal of Engineering Research & Technology*, 4(2):359–363.

[C. S. McCamy, 1976] C. S. McCamy, H. Marcus, J. G. D. (1976). A color-rendition chart. *Journal of Applied Photographic Engineering*, pages 95–99.

[Charles et Weston, 1976] Charles, A. H. et Weston, W. M. (1976). Optimal error bounds for cubic spline interpolation. *Journal of Approximation Theory*, 16(2):105–122.

[Contribution of Working Groups I et III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel Contribution of Working Groups I, I. et III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, H. Lee, J. R. e. (2023). Ipcc, 2023 : Climate change 2023 : Synthesis report.

[Cook et Torrance, 1982] Cook, R. L. et Torrance, K. E. (1982). A reflectance model for computer graphics. *ACM Transactions on Graphics (ToG)*, 1(1):7–24.

[D. E. Rumelhart, 1986] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, R. J. W. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, pages 533–536.

[D. H. Xiao, 1991] D. H. Xiao, K. E Torrance, F. X. S. D. P. G. (1991). A comprehensive physical model for light reflection. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 25(4):175–186.

[D. Varghese,] D. Varghese, R. Wanat, R. M. Colorimetric calibration of high dynamic range images with a colorchecker chart.

[Delaunay, 1934] Delaunay, B. (1934). Sur la sphère vide. *Academy of Sciences of the Union of Soviet Socialist Republics*, 6:793–800.

[d'Eon, 2021] d'Eon, E. (2021). An analytic brdf for materials with spherical lambertian scatterers. 40(4):153–161.

[Deschaintre, 2019] Deschaintre, V. (2019). Lightweight material acquisition using deep learning.

[Digital, 2019] Digital, E. (2019). Logiciel de rendu graphique ocean, développé par eclat digital.

[Dupuy et Jakob, 2018] Dupuy, J. et Jakob, W. (2018). An adaptive parameterization for efficient material acquisition and rendering. *ACM Transactions on Graphics*, 37(6):1–14.

[E. M. Valero, 2007] E. M. Valero, J. L. Nieves, S. M. C. N. K. A. D. H. F. (2007). Recovering spectral data from natural scenes with an rgb digital camera and colored filters. 32(5):352–360.

[E. P. Lafortune, 1997] E. P. Lafortune, F. Sing-Choong, K. E. T. D. P. G. (1997). Non-linear approximation of reflectance functions. *In Proceedings of the 24th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 117–126.

[E. Reinhard, 2010] E. Reinhard, W. Heidrich, P. D. S. P. G. W. K. M. (2010). Hdr image capture. *High Dynamic Range Imaging*, 2.

[E. Saint-Jacques, 2017] E. Saint-Jacques, E. Dumont, C. V. (2017). Characterisation of the reflection properties of road surfaces using an in-lab gonioreflectometer. pages 433–442.

[Efros et Freeman, 2023] Efros, A. A. et Freeman, W. T. (2023). Image quilting for texture synthesis and transfer. *Seminal Graphics Papers : Pushing the Boundaries*, 2(59):571–576.

[F. Guo, 2023] F. Guo, J. Zhu, L. H. H. L. J. D. X. Z. K. W. H. L. X. H. (2023). A modified brdf model based on cauchy-lorentz distribution theory for metal and coating materials. *In Photonics*, volume 10, page 773. MDPI.

[F. Nicodemus, 1977] F. Nicodemus, J. Richmond, J. H. I. G. T. L. (1977). Geometrical considerations and nomenclature for reflectance.

[F. Romeiro, 2008] F. Romeiro, Y. Vasilyev, T. Z. (2008). Passive reflectometry. *In Computer Vision-ECCV 2008 : 10th European Conference on Computer Vision, Marseille, France*, pages 859–872. Springer.

[G. Dreyfus, 2002] G. Dreyfus, J. M. Martinezz, M. S. M. B. G. F. B. S. T. L. H. (2002). *Réseaux de Neurones : Méthodologie et Applications*.

[G. Hong, 2000] G. Hong, M. Luo, P. R. (2000). A study of digital camera colorimetric characterization based on polynomial modeling. *Color Research and Application*, 26:76–84.

[G. Sharma, 2005] G. Sharma, W. Wu, E. N. D. (2005). The ciede2000 color-difference formula : Implementation notes, supplementary test data, and mathematical observations. *Color Research & Application*, 30(1):21–30.

[G. Ward, 2014] G. Ward, M. Kurt, N. B. (2014). Reducing anisotropic bsdf measurement to common practice. *In Material Appearance Modeling*, pages 5–8.

[G. Zissis, 2021] G. Zissis, P. Dupuis, L. C. N. P. (2021). *Smart Lighting Systems for Smart Cities*, pages 75–92.

[Gilchrist et Nobbs, 2000] Gilchrist, A. et Nobbs, J. (2000). *Colorimetry, Theory*, pages 337–343.

[Gordon et Holub, 1993] Gordon, J. et Holub, R. (1993). On the use of linear transformations for scanner calibration. *Color Research and Application*, 18:218–219.

[Granier et Heidrich, 2003] Granier, X. et Heidrich, W. (2003). A simple layered rgb brdf model. *Graphical Models*, 65(4):171–184.

[Guild, 1932] Guild, J. (1932). The colorimetric properties of the spectrum. *Trans. Opt. Soc. London*, 230:149–187.

[H. Haneishi, 1995] H. Haneishi, T. Hirao, A. S. Y. M. (1995). Colorimetric precision in scanner calibration using matrices. *Color and Imaging Conference*, 3:106–108.

[Hebb, 1949] Hebb, D. O. (1949). *The Organization of Behavior*.

[Henessy et Patterson, 2019] Henessy, J. L. et Patterson, D. A. (2019). A new golden age for computer architecture. *Communications of the ACM*, pages 48–60.

[J. Fan, 2022] J. Fan, B. Wang, M. H. J. Y. L. Q. Y. (2022). Neural layered brdfs. *In ACM SIGGRAPH 2022 Conference Proceedings*, pages 1–8.

[J. Liu, 2015] J. Liu, N. Stefanoski, T. A. A. G. A. S. (2015). Chromatic calibration of an hdr display using 3d octree forests.

[J. R. Maxwell, 1973] J. R. Maxwell, J. Beard, S. W. D. L. S. L. (1973). Bidirectional reflectance model validation and utilization. *Environmental Research Institute of Michigan (ERIM) Technical Report AFAL-TR-73-303*.

[J. Young Shin, 2012] J. Young Shin, G. Young Yun, J. T. K. (2012). View types and luminance effects on discomfort glare assessment from windows. *Energy and Buildings*, 46:139–145. Sustainable and healthy buildings.

[Keys, 1981] Keys, R. (1981). Cubic convolution interpolation for digital image processing. *IEEE transactions on acoustics, speech, and signal processing*, 29(6):1153–1160.

[Kingma et Ba, 2017] Kingma, D. P. et Ba, J. L. (2017). Adam : A method for stochastic optimization.

[Kovalenko, 2001] Kovalenko, S. (2001). Descartes-snell law of refraction with absorption. *Semiconductor Physics, Quatum Eletronics and Optoelectronics*, 4(3):214–218.

[L. Simonot, 2019] L. Simonot, G. Obein, B. B. D. M. (2019). Modeling, measuring, and using brdfs : significant french contributions. *JOSA A*, 36(11):40–50.

[L. Simonot, 2014] L. Simonot, M. Hébert, D. D. (2014). Goniocolorimetry : from measurement to representation in the cielab color space. *Journal of Optics*, 36(3).

[L. Yuying, 2020] L. Yuying, D. Jingjing, Z. S. Z. J. S. W. L. T. Z. Y. L. T. W. Z. (2020). Optimization of five-parameter brdf model based on hybrid ga-pso algorithm. *Optik*, 219: 114–126.

[Labayrade et Andreani, 2018] Labayrade, R. et Andreani, A. (2018). Dispositif optique pour la mesure des propriétés optiques des matériaux.

[Labsphere, 2019] Labsphere (2019). Spectralon model srs-99-010 reflectance standard.

[Levesque, 2016] Levesque, M. (2016). Measurement and modeling of the spectralon spectro-polarimetric bidirectional reflectance distribution function (brdf).

[Lewis, 1994] Lewis, R. R. (1994). Making shaders more physically plausible. *In Computer Graphics Forum*, volume 13, pages 109–120. Wiley Online Library.

[Lippman, 2004] Lippman, R. P. (2004). Pattern classification using neural networks. *Pattern Recognition*, 4:47–64.

[Lombardi et Nishino, 2015] Lombardi, S. et Nishino, K. (2015). Reflectance and illumination recovery in the wild. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 38(1):129–141.

[Luo, 2024] Luo, M. R. (2024). The new preferred memory color (pmc) chart. *Color Research and Application*, pages 1–13.

[M. R. Luo, 2000] M. R. Luo, G. Cui, B. R. (2000). The development of the cie 2000 colour-difference formula :ciede2000. *JOURNAL OF THE OPTICAL SOCIETY OF AMERICA*, 26(5):340–350.

[M. Shanker, 1996] M. Shanker, M. Y. Hu, M. S. H. (1996). Effect of data standardization on neural network training. *Omega*, 24(4):385–397.

[Matusik, 2003] Matusik, W. (2003). *A data-driven reflectance model*. Thèse de doctorat, Massachusetts Institute of Technology.

[McCulloh et Pitts, 1943] McCulloh, W. S. et Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biology*, 52(1/2):99–115.

[Minnaert, 1941] Minnaert, M. (1941). The reciprocity principle in lunar photometry. *Astrophysical Journal*, 93:403–410.

[Mokrzycki et Tatol, 2011] Mokrzycki, W. S. et Tatol, M. (2011). Colour difference e - a survey. *Machine Graphic & Vision*, 20(4):383–411.

[Montes et Ureña, 2012] Montes, R. et Ureña, C. (2012). An overview of brdf models. *University of Grenada, Technical Report LSI-2012-001*.

[MTE, 2021] MTE, M. d. l. T. E. (2021). Re 2020 : Eco-construire pour le confort de tous.

[MTES, 2024] MTES, M. d. l. T. E. e. d. l. C. d. T. (2024). Bilan énergétique de la france en 2022 - données définitives.

[Muzet et Abdo, 2018] Muzet, V. et Abdo, J. (2018). On site photometric characterisation of cement concrete pavements with coluroute device. *Light & Engineering*, 26(2):88–94.

[N. S. Keskar, 2017] N. S. Keskar, D. Mudigere, J. N. M. S. P. T. P. T. (2017). On large-batch training for deep learning : Generalization gap and sharp minima.

[Nair et Hinton,] Nair, V. et Hinton, G. E. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines. *Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning*, pages 807–814.

[Nimeroff et Yurow, 1965] Nimeroff, I. et Yurow, J. A. (1965). Degree of metamerism. *JOURNAL OF THE OPTICAL SOCIETY OF AMERICA*, 55(2):185–190.

[Noe, 1999] Noe, N. (1999). *Etude de fonctions de distribution de la réflectance bidirectionnelle*. Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne.

[Oren et Nayar, 1994] Oren, M. et Nayar, S. K. (1994). Generalization of lambert's reflectance model. *In Proceedings of the 21st annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 239–246.

[P. Menesatti, 2012] P. Menesatti, C. Angelini, F. P. F. A. J. A. C. C. (2012). Rgb color calibration for quantitative image analysis : the '3d thin-plate spline' warping approach. *Sensors (Basel)*, 12:7063–7079.

[P. Ramachandran, 2017] P. Ramachandran, B. Zoph, Q. V. L. (2017). Searching for activation functions. *arXiv :1710.05941*.

[P. Stigell, 2007] P. Stigell, K. Miyata, M. H.-K. (2007). Wiener estimation method in estimating of spectral reflectance from rgb images. *Image Processing, Analysis, Recognition, and Understanding*, 17:233–242.

[Pascale, 2006] Pascale, D. (2006). Rgb coordinates of the macbeth color checker.

[Pearson, 1901] Pearson, K. (1901). On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *Philosophical Magazine*, 2(6):559–572.

[Phong, 1975] Phong, B. T. (1975). Illumination for computer generated pictures. *Graphics and Image Processing*, 18:311–317.

[Qamar et Dobler, 2023] Qamar, F. et Dobler, G. (2023). Atmospheric correction of vegetation refectance with simulation-trained deep learning for ground-based hyperspectral remote sensing. *Plant Methods*, 19(74).

[R. Charrière, 2013] R. Charrière, M. Hébert, A. T.-N. D. (2013). Color calibration of an rgb camera mounted in front of a microscope with strong color distortion. *Applied Optics*, 52:5262–5271.

[R. Deeb, 2019] R. Deeb, J. Van de Weijer, D. M. M. H. A. T. (2019). Deep spectral reflectance and illuminant estimation from self-interreflections. *Journal of the Optical Society of America A*, 36:105–114.

[R. Pacanowski, 2012] R. Pacanowski, O. S. Celis, C. S. X. G. P. P. A. C. (2012). Rational brdf. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 18(11):1824–1835.

[R. Schettini, 1995] R. Schettini, B. Barolo, E. B. (1995). Colorimetric calibration of color scanners by back-propagation. *Pattern Recognition Letters*, 16:1051–1056.

[Rump et Klein, 2008] Rump, M. et Klein, R. (2008). Measurement and editing of metallic car paint brdf. *In Central European Seminar on Computer Graphics for Students*, pages 70–83. Citeseer.

[Rusinkiewicz, 1998] Rusinkiewicz, S. M. (1998). A new change of variables for efficient brdf representation. *In Rendering Techniques' 98 : Proceedings of the Eurographics Workshop in Vienna, Austria*, pages 11–22. Springer.

[S. Georgoulis, 2016] S. Georgoulis, K. Rematas, T. R. E. G. M. F. L. V. G. T. T. (2016). Reflectance and natural illumination from single-material specular objects using deep learning. *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*.

[S. R. Marschner, 1999] S. R. Marschner, S. H. Westin, E. P. F. L. K. E. T. D. P. G. (1999). Image-based brdf measurement including human skin. *Program of Computer Graphics*.

[S. Sakar, 2018] S. Sakar, S. Rönnberg, M. B. (2018). Light intensity behavior of led lamps within the thermal stabilization period.

[Sandmeier et Itten, 1999] Sandmeier, R. et Itten, K. I. (1999). A field goniometer system (figos) for acquisition of hyperspectral brdf data. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, 37(2):978–986.

[Schaller, 1997] Schaller, R. R. (1997). Moore's law : past, present, and future. *IEEE Spectrum*, pages 52–59.

[Schanda, 2007] Schanda, J. (2007). *CIE Colorimetry*, pages 29–82.

[Shannon, 1950] Shannon, C. E. (1950). Programming a computer for playing chess. *Philosophical Magazine*, 41(314).

[Smith et Guild, 1931] Smith, T. et Guild, J. (1931). The c.i.e colorimetric standards and their use. *Transactions of the Optical Society*, 33.

[Stathakis, 2009] Stathakis, D. (2009). How many hidden layers and nodes ? *International Journal of Remote Sensing*, 30(8):2133–2147.

[Strauss, 1990] Strauss, P. S. (1990). A realistic lighting model for computer animators. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 10(6):56–64.

[Synopsys, 2022] Synopsys (2022). *Synopsys REFLET 180S Bench 3D (hemispheric) Scatterometer BRDF/BTDF*.

[T. N. Woods, 2009] T. N. Woods, P. C. Chamberlin, J. W. H. R. A. H. M. S. F. G. E. J. F. W. E. M. E. C. R. (2009). Solar irradiance reference spectra (sirs) for the 2008 whole heliosphere interval (whi). *GEOPHYSICAL RESEARCH LETTERS*, 36.

[Torrance et Sparrow, 1966] Torrance, K. E. et Sparrow, E. M. (1966). Off-specular peaks in the directional distribution of reflected thermal radiation. *Journal of the Optical Society of America*, 9.

[Turing, 1950] Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59:433–460.

[U.N, 2023] U.N, U. N. (2023). Outcome of the first global stocktake.

[Unsplash,] Unsplash.

[V. Borisov, 2024] V. Borisov, T. Leemann, K. S. J. H. M. P. G. K. (2024). Deep neural networks and tabular data : A survey. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 35(6):7499–7519.

[V. Muzet, 2008] V. Muzet, J. Paumier, Y. G. (2008). Coluroute : a mobile gonio-reflectometer to characterize the road surface photometry.

[Villa et Labayrade, 2016] Villa, C. et Labayrade, R. (2016). A suitable and energy-efficient luminous environment for a shared office. *Lighting Research & Technology*, 48(6): 755–770.

[Ward, 1992] Ward, G. J. (1992). Measuring and modeling anisotropic reflection. *Computer Graphics*, 6:793–800.

[Weil-Zattelman et Kizel, 2022] Weil-Zattelman, S. et Kizel, F. (2022). Image-based brdf measurement. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 3:171–177.

[Wright, 1929] Wright, W. D. (1928-1929). A re-determination of the trichromatic coefficients of the spectral colours. *Trans. Opt. Soc. London*, 30:141–164.

[Wright, 1930] Wright, W. D. (1929-1930). A re-determination of the trichromatic coefficients of the spectral colours. *Trans. Opt. Soc. London*, 31:201–211.

[X. Sun, 2007] X. Sun, K. Zhou, Y. C. S. L. J. S. B. G. (2007). Interactive relighting with dynamic brdfs. *In ACM SIGGRAPH 2007 Papers*, SIGGRAPH 2007, page 27–es. Association for Computing Machinery.

[Y. Lecun, 2015] Y. Lecun, Y. Bengio, G. H. (2015). Deep learning. *Nature*, pages 436–444.

[Y. Lecun, 1998] Y. Lecun, L. Bottou, Y. B. P. H. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86:2278–2324.

[Y. Lin, 2019] Y. Lin, P. Peers, A. G. (2019). On-site example-based material appearance acquisition. *Eurographics Symposium on Rendering*, 38(4).

[Y. Wu, 2013] Y. Wu, A. Onwuachumba, M. M. (2013). Bad data detection and identification using neural network-based reduced model state estimator. *In 2013 IEEE Green Technologies Conference (GreenTech)*, pages 183–189.

[Ying, 2019] Ying, X. (2019). An overview of overfitting and its solutions. *Journal of Physics : Conference Series*, 1168(2).

[Zissis et Kitsinelis, 2009] Zissis, G. et Kitsinelis, S. (2009). State of art on the science and technology of electrical light sources : from the past to the future. *Journal of Physics D : Applied Physics*, 42.