

UNIVERSITE PARIS 7 – DENIS DIDEROT
UFR DE PHYSIQUE

**Thèse présentée en vue de l'obtention du grade de Docteur de
l'Université Paris 7 – Denis Diderot**

Discipline : Méthodes physiques en télédétection

Par Gilles MARTINOTY

Sujet de la thèse :
Reconnaissance de matériaux sur des images aériennes en
multirecouvrement, par identification de fonctions de réflectances
bidirectionnelles.

Thèse dirigée par Hervé LE MEN
Co-encadrée par Stéphane JACQUEMOUD

Soutenue le 28 janvier 2005, devant le jury composé de :

Monsieur Xavier Briottet	Rapporteur
Monsieur Henri Maître	Rapporteur
Monsieur Hervé Le Men	Directeur de thèse
Monsieur Stéphane Jacquemoud	Co-directeur de thèse
Monsieur François-Marie Bréon	Examineur
Monsieur Jacques Rilling	Examineur

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier Hervé Le Men et Stéphane Jacquemoud, mes directeurs de thèse, qui ont toujours été disponibles, m'ont conseillé efficacement tout au long de ces trois années, tout en me laissant une grande liberté dans mon travail.

Un grand merci également à Didier Boldo, qui, en tant que responsable de l'action de recherche MORIS, puis en tant que chef du laboratoire, a suscité mon intérêt initial pour les problèmes concernant la radiométrie des images aériennes, et a ensuite toujours été présent au quotidien pour m'aider à surmonter les diverses difficultés, m'encourager, et me prodiguer de bons conseils.

Je suis aussi reconnaissant à Xavier Briottet et Henri Maître d'avoir accepté d'être rapporteurs de ma thèse, ainsi qu'à François-Marie Bréon et Jacques Rilling d'avoir bien voulu participer au jury de thèse.

De plus, je remercie bien évidemment l'ensemble des chercheurs du laboratoire MATIS et du LOEMI, pour la très bonne ambiance de travail qu'ils ont su créer. Merci particulièrement à mes différents camarades de bureau qui se sont succédé (Didier, Matthieu, Roger, Olivier, Florent), pour les bons moments passés avec eux pendant ces années.

Je n'oublie pas aussi les stagiaires et ingénieurs « en courts séjours » dans notre bureau (en particulier Mathieu, Emilie, Laure) pour leur aide appréciable et leur bonne humeur indéfectible !

Je remercie également le personnel administratif et de soutien technique du laboratoire pour son efficacité et sa bonne humeur. Une attention toute particulière à François Boyero, pour son support logistique et informatique indispensable, notamment pour l'organisation de la soutenance.

Enfin, merci à tous les membres de ma famille et à mes amis extérieurs au laboratoire pour leur sollicitude, et le soutien qu'ils ont su m'apporter pendant ces trois années.

Mots-clés :

matériaux urbains, BRDF, classification, modélisation radiométrique, correction des ombres.

Résumé :

Depuis quelques années, l'apparition de nouveaux capteurs aéroportés et satellitaires a conduit à l'obtention d'images numériques à des résolutions submétriques, qui permettent d'envisager de nouveaux modes d'étude des environnements naturels et humains. En particulier, l'étude du milieu urbain, dont une des caractéristiques principales est sa structure tridimensionnelle, bénéficie de l'apport de ces nouvelles données. Cette thèse s'inscrit ainsi dans le cadre général des techniques de télédétection appliquées au milieu urbain à très grande échelle. Nous nous intéressons plus particulièrement à la caractérisation des matériaux couvrant les bâtiments. Pour cela, nous avons retenu une approche essentiellement physique consistant à exploiter la façon dont ces matériaux réfléchissent la lumière selon leur orientation relative par rapport aux sources lumineuses et aux directions d'observation. L'objectif de cette thèse est ainsi d'obtenir leur classification exclusivement à partir de leurs propriétés angulaires de réflexion, ce qui se traduit par l'identification de leur BRDF (Bidirectional Reflectance Distribution Function) dans des images aériennes.

Nous disposons en effet d'images couleur à large bande en multirecouvrement, et d'un modèle 3D de la scène urbaine déjà segmenté. Une surface telle qu'un toit est typiquement vue sur une dizaine d'images, c'est-à-dire sous une dizaine de points de vue différents. L'identification des BRDF des matériaux revient essentiellement à un problème d'inversion de l'équation de transfert radiatif ayant conduit à la formation des images. Il s'agit, par le biais des images aériennes et de notre connaissance sur les conditions de prises de vue de la scène, d'accéder aux éclairiments incidents sur les surfaces observées ainsi qu'aux luminances reçues par la caméra. On en déduit alors la BRDF des matériaux et, *in fine*, leur classification. Le problème peut donc être divisé en trois grandes étapes : tout d'abord, la compréhension et la modélisation des principaux termes radiométriques en milieu urbain ; ensuite, l'établissement de l'équation radiométrique conduisant à la formation des images et son inversion ; enfin, la classification proprement dite des surfaces en classes homogènes de matériaux.

Ainsi, nous nous sommes tout d'abord intéressés aux processus physiques conduisant à l'éclairiment des surfaces et à la formation des images dans la caméra numérique. Nous avons notamment créé un outil de simulation des éclairiments arrivant sur une scène urbaine, connaissant les conditions de prises de vue, en particulier les conditions atmosphériques. Cet outil présente de plus un intérêt intrinsèque, puisqu'il a permis de réaliser des corrections des ombres de très bonne qualité en milieu urbain dense, validant ainsi les valeurs relatives des éclairiments obtenus.

Connaissant les termes radiométriques dominants en milieu urbain, nous avons pu établir une équation radiométrique reliant les éclairiments issus des sources lumineuses, les luminances reçues par la caméra, et les BRDF des matériaux. Après avoir choisi un modèle paramétrique de BRDF bien adapté à notre cadre d'étude, le modèle Torrance-Sparrow-Oren-Nayar, nous avons réalisé l'inversion de cette équation radiométrique. Nous avons ainsi obtenu pour chaque surface les paramètres dont dépend le modèle de BRDF.

Nous avons enfin réalisé une classification non supervisée des différentes surfaces en classes homogènes de matériaux. Pour cela, nous avons proposé une mesure de similarité entre modèles de BRDF, permettant de s'affranchir des problèmes d'ambiguïtés et de mauvaises déterminations des paramètres des modèles de BRDF. Les résultats obtenus permettent de mettre en évidence l'intérêt de tenir compte des propriétés de réflectance directionnelle des matériaux pour les différencier, et les limites de l'approche.

Abstract:

Recent advances in satellite and airborne cameras have made it possible to acquire new digital images with submetric resolutions for a few years. The latter give us a new insight into natural and man-made environments. In particular, urban areas' studies should really benefit from those new data, especially since one of the main features of urban areas is their 3-dimensional structure. Hence, this thesis belongs to the field of remote sensing of urban areas at a very large scale. We will especially focus on the identification of urban materials. Keeping this in mind, we decided to take advantage of the following physical properties of materials: They reflect different amount of energies depending on their relative orientation towards light sources and observation directions. The main goal of this thesis is to classify urban materials seen in aerial images, by only taking into account their reflection properties, which means by identifying their Bidirectional Reflectance Distribution Functions (BRDF).

To achieve our ends, we have overlapping, large-band, coloured aerial images, and a segmented 3D model of the urban areas of interest. A surface, like a roof, is usually seen on around 10 images, i.e. from 10 view angles. The identification of materials' BRDF essentially boils down to inverting the radiative transfer equation explaining the formation of images. Using the images, and knowledge on the shooting conditions, it means being able to evaluate the irradiances received by the observed surfaces, and the radiances measured by the camera. The material BRDFs are computed from those data, and finally a clustering of the observed materials can be done. Thus, the method basically comes in three steps: First, to understand and model the most important radiometric terms in urban areas; Second, to write a radiometric equation explaining the formation of the images and to invert it; Third, to cluster the surfaces effectively.

We first studied the physical processes explaining the irradiances received by the surfaces and the radiances measured by the digital camera. We especially set up a computer code simulating the irradiances measured in urban scenes, taking into account the shooting conditions, and in particular the atmospheric conditions. This program is all the more interesting as it enables us to correct shadows quite well in dense urban areas, validating the different irradiance terms.

Knowing the most important radiometric terms, we could write a radiometric equation linking irradiances due to the light sources, radiances measured by the camera, and materials' BRDF. After the choice of a relevant parametric BRDF model (Torrance-Sparrow-Oren-Nayar model), we could invert the radiometric equation. As a result, we obtained parameters of the BRDF model for every surface.

Finally, we clustered the different surfaces. We used a new measure of similarity between BRDF models, in order to overcome ambiguities and bad determinations of parameters during the previous inversion. Results show that using reflectance properties of materials is indeed interesting to classify them, but limitations of the method are also highlighted.

Tables des matières

1	Introduction	14
1.1	Eléments de contexte	14
1.1.1	Position et intérêt du sujet	14
1.1.2	Travaux connexes	14
1.2	Problématique	16
1.2.1	L'objectif	16
1.2.2	Le moyen principal : l'identification des BRDF des matériaux	16
1.3	Approche suivie	17
1.3.1	Principe général	17
1.3.2	Plan du mémoire	17
2	Données utilisées	19
2.1	Introduction	19
2.2	Conditions des prises de vue aériennes	19
2.2.1	Conditions météorologiques	19
2.2.2	Plans de vol	19
2.3	La caméra et les images obtenues	20
2.3.1	Type de caméra utilisée	20
2.3.2	Caractéristiques géométriques	21
2.3.3	Caractéristiques radiométriques	21
2.4	Modélisation de la scène urbaine	23
3	Analyse et modélisation des effets radiométriques dominants en milieu urbain	26
3.1	Introduction	26
3.2	Processus physiques contribuant à l'éclairage d'une scène urbaine	26
3.2.1	Termes d'éclairage à prendre en compte	26
3.2.2	Calcul des termes d'éclairage	27
3.2.2.1	Principe	27
3.2.2.2	Modélisation des sources d'éclairages	28
3.2.3	Validation de la modélisation	30
3.2.3.1	Validation du modèle de ciel	30
3.2.3.2	Validation du modèle de soleil	31
3.2.4	Obtention des termes d'éclairages souhaités	31
3.2.5	Application : étude des ordres de grandeur dans le cas réel d'une rue en centre-ville	33
3.2.5.1	Terme E_{direct}	34
3.2.5.2	Terme E_{diffus}	34
3.2.5.3	Terme $E_{réfléchi}$	35
3.3	Processus physiques contribuant à l'énergie reçue par le capteur	35
3.3.1	Termes de luminances à prendre en compte	35
3.3.2	Evaluation du « voile » $L_{parasite}$	36
3.4	Validation indirecte : application à la correction des ombres	39
3.4.1	Principe	39
3.4.2	Exemples de correction des ombres	40
3.4.2.1	Parvis de la cathédrale d'Amiens	40
3.4.2.2	Rue encaissée entre deux bâtiments	40
3.4.2.3	Impression globale sur une zone plus large	42
4	Choix d'un modèle de BRDF	44
4.1	Introduction	44

4.2	Phénomènes physiques pris en compte par la BRDF	44
4.2.1	La BRDF : une représentation simplifiée des interactions entre une surface et la lumière	44
4.2.1.1	La diffusion en surface	45
4.2.1.2	La diffusion sous la surface	46
4.2.2	La BRDF : une notion indissociable de l'échelle d'observation	47
4.3	Etat de l'art non exhaustif des modèles de BRDF	47
4.3.1	Panorama des modèles existants	47
4.3.2	Modèles physiques de BRDF	48
4.3.2.1	Modèles de diffusion en surface	48
4.3.2.2	Modèles de diffusion sous la surface	49
4.3.3	Modèles de BRDF empiriques et <i>ad hoc</i>	49
4.3.3.1	Le modèle de Phong et ses dérivés	49
4.3.3.2	Les modèles plutôt dédiés à la représentation des BRDF de sols	50
4.3.3.3	Les modèles plutôt dédiés à l'étude des BRDF dues à la végétation	51
4.4	Critères de choix et modèle retenu dans notre contexte	51
4.4.1	Qualités requises du modèle	51
4.4.1.1	Un modèle générique	52
4.4.1.2	Un modèle physique	52
4.4.1.3	Un modèle avec peu de paramètres	52
4.4.2	Le modèle choisi	53
4.4.2.1	Expression mathématique du modèle	53
4.4.2.2	Dépendance de la BRDF en fonction de la longueur d'onde	55
4.4.2.3	Avantages et inconvénients de ce modèle	56
5	Obtention des modèles de réflexion des matériaux	57
5.1	Introduction	57
5.2	Equation radiométrique utilisée	57
5.2.1	Luminance liée à l'éclairement dû au soleil (E_{direct})	57
5.2.2	Luminance liée aux éclairagements dus au ciel (E_{diffus})	57
5.2.3	Luminance liée aux éclairagements dus aux réflexions sur les autres facettes ($E_{réfléchi}$)	58
5.2.4	Luminance totale reçue	58
5.3	Inversion de l'équation radiométrique	59
5.3.1	Principe	59
5.3.2	Adaptation de l'équation radiométrique	59
5.3.3	Nombre d'équations typiquement disponibles	61
5.3.4	Obtentions des paramètres géométriques et radiométriques des facettes	61
5.3.5	Algorithme utilisé	62
5.4	Evaluations de la technique d'inversion	63
5.4.1	Utilisations d'images simulées	63
5.4.1.1	Résultats d'inversions sur des images simulées avec uniquement le soleil	63
5.4.1.2	Résultats d'inversions sur des images simulées avec le soleil et le ciel	71
5.4.1.3	Implications pour les inversions dans le cas réel	75
5.4.2	Inversions dans le cas réel	75
6	Classification des matériaux	78
6.1	Introduction	78
6.2	Etat de l'art des techniques de classification non supervisée	79
6.2.1	Classifications hiérarchiques	80
6.2.2	Algorithmes de partitionnement	82
6.2.3	Classification par la densité	83
6.2.4	Classification basée sur la quantification par grille	84
6.2.5	Autres techniques	84
6.2.6	Détermination du nombre « optimal » de classes	84
6.3	Application à notre problème	85
6.3.1	Définition d'une « distance » entre modèles de BRDF	85

6.3.1.1	Une « distance » dans l'espace des paramètres des modèles ?	85
6.3.1.2	Une « distance » directement dans l'espace des modèles de BRDF	86
6.3.2	Choix d'un algorithme de classification non supervisée	87
6.3.3	Choix du nombre pertinent de classes	87
6.3.4	Choix de la fonction objectif	88
6.4	Résultats	89
6.4.1	Nombre de classes retenues	89
6.4.2	Résultats qualitatifs obtenus sur les images	90
6.4.2.1	Commentaires sur la classe 1, les « ardoises »	92
6.4.2.2	Commentaires sur la classe 2, les « bitumes », « ciments » lambertiens	95
6.4.2.3	Commentaires sur la classe 3, les « tuiles orange »	96
6.4.2.4	Commentaires sur les classes 4 et 5, les « tôles »	97
6.4.3	Résultats quantitatifs obtenus à partir d'observations-terrain	98
6.4.3.1	Classe 1, les ardoises	98
6.4.3.2	Classes 2, les asphaltes, ciments et matériaux « lambertiens »	99
6.4.3.3	Classe 3, les tuiles orange	103
6.4.3.4	Classes 4 et 5, les tôles à joints debout	105
6.4.3.5	Evaluation quantitative de la classification	107
6.4.4	Comparaison avec une classification simple utilisant les k-moyennes	108
7	Conclusion	112
7.1	Introduction	112
7.2	Principales contributions	112
7.2.1	Outil de simulation et évaluations des termes radiométriques dans une scène urbaine	112
7.2.2	Classification des BRDF des différentes surfaces	113
7.3	Perspectives	113
7.3.1	Sensibilité au bruit géométrique pour la correction des ombres	113
7.3.2	Application à la détection de changement en milieu urbain	114
7.3.3	Utilisation conjointe des effets directionnels et d'autres informations : texture, contexte, données multispectrales...	114
8	Annexe 1 : Résultats de la classification des facettes classe par classe à l'aide de la mesure de similarité entre BRDF	116
8.1	Classe 1 : les ardoises	116
8.2	Classe 2 : les asphaltes, ciments et matériaux « lambertiens »	118
8.3	Classe 3 : les tuiles orange	120
8.4	Classe 4 : les tôles	122
8.5	Classe 5 : les tôles	124
9	Annexe 2 : Résultats de la classification des facettes classe par classe à l'aide des k-moyennes sur les vecteurs $(R,V,B)/\cos\theta_s$	126
9.1	Classe 1 : les ardoises	126
9.2	Classe 2 : les asphaltes, ciments et matériaux « lambertiens »	128
9.3	Classe 3 : les tuiles orange	130
9.4	Classe 4 : les tôles	132
9.5	Classe 5 : les tôles	134
10	Annexe 3 : expressions mathématiques des modèles de BRDF cités	136
10.1	Modèles physiques de BRDF	136
10.1.1	Modèles de diffusion en surface	136
10.1.1.1	Modèle de [Torrance and Sparrow 1967]	136
10.1.1.2	Modèle de [Cook and Torrance 1981]	136

10.1.1.3	Modèle de [Snyder and Wan 1998]	137
10.1.1.4	Modèle de [van-Ginneken, et al. 1998]	137
10.1.1.5	Modèle de [He, et al. 1991]	138
10.1.1.6	Modèle de [Ward 1992]	139
10.1.1.7	Modèle de [Schlick 1994a]	140
10.1.2	Modèles de diffusion sous la surface	140
10.1.2.1	Modèle de [Lambert 1760]	140
10.1.2.2	Modèle de [Oren and Nayar 1995]	140
10.1.2.3	Modèle de [van-Ginneken, et al. 1998]	141
10.1.2.4	Modèle de [Koenderink, et al. 1999]	141
10.1.2.5	Modèle de [Beard and Maxwell 1973]	142
10.1.2.6	Modèle de [Hanrahan and Krueger 1993]	143
10.2	Modèles de BRDF empiriques et ad hoc	143
10.2.1	Le modèle de Phong et ses dérivés	143
10.2.1.1	Le modèle de [Phong 1975]	143
10.2.1.2	Le modèle de [Blinn 1977]	144
10.2.1.3	Le modèle de [Lewis 1994]	144
10.2.1.4	Le modèle de [Neumann, et al. 1999]	144
10.2.1.5	Le modèle de [Ashikhmin and Shirley 2000]	145
10.2.1.6	Le modèle de [Lafortune, et al. 1997]	145
10.2.2	Les modèles plutôt dédiés à la représentation des sols	145
10.2.2.1	Le modèle de [Hapke 1981]	145
10.2.2.2	Le modèle de [Rahman, et al. 1993]	146
10.2.2.3	Le modèle de [Walthall, et al. 1985]	146
10.2.2.4	Le modèle de [Liang and Strahler 1994]	146
10.2.2.5	Le modèle de [Meister, et al. 1996]	147
10.2.2.6	Le modèle de [Shibamaya and Wiegand 1985]	147
10.2.2.7	Le modèle de [Staylor and Suttles 1986]	147
10.2.2.8	Le modèle de [Pickup, et al. 1995]	147
10.2.2.9	Le modèle de [Dymond and Qi 1997]	147
10.2.3	Les modèles plutôt dédiés à l'étude des BRDF dues à la végétation	148
10.2.3.1	Les modèles utilisant les fonctions-noyaux	148
10.2.3.2	Le modèle de [Ross 1981]	149
10.2.3.3	Le modèle de [Verstraete, et al. 1990]	149
10.2.3.4	Le modèle de [Deering, et al. 1990]	150

Bibliographie

151

Table des figures

Figure 1-1 Quelques exemples de la façade de la cathédrale de Rouen par Monet, vue sous différents angles et sous différents éclairagements.	15
Figure 1-2 Termes utilisés pour la définition de la BRDF.	16
Figure 2-1 Configuration habituelle des prises de vues aériennes ; un même point de la scène est vu sur 9 clichés à partir de points de vue différents.	20
Figure 2-2 Les caméras numériques utilisées.	20
Figure 2-3 Réponses spectrales des trois filtres.	22
Figure 2-4 Efficacité quantique du capteur CCD.	22
Figure 2-5 Réponses des caméras utilisées dans la mission aérienne exemple sur Amiens.	23
Figure 2-6 A gauche : modélisation 3D de la scène urbaine sous forme d'un modèle vectoriel ; A droite : la scène correspondante dans une des images.	24
Figure 2-7 En haut : une vue rapprochée du modèle 3D ; En bas : le même modèle 3D texturé avec les images disponibles.	25
Figure 3-1 A gauche : sources d'éclairément en sol plat ; A droite : sources d'éclairément dues au sursol.	27
Figure 3-2 Processus d'obtention des simulations d'éclairéments par lancer de rayons.	29
Figure 3-3 Validation du ciel.	30
Figure 3-4 Cas réel d'une rue en centre-ville ; En bas, photographie de la façade de droite au soleil.	33
Figure 3-5 Vue schématique du profil de la rue, et valeurs des différents termes d'éclairéments le long du profil dans les trois canaux R, V, B.	34
Figure 3-6 Luminances à prendre en compte au niveau du capteur.	36
Figure 3-7 Mise en évidence de la valeur relative des ombres dans une image (plus clair = plus d'énergie).	36
Figure 3-8 Image initiale et résidus obtenus avec les modèles de Le Men, Le Men-Boldo, et Hapke/cos(θ_v).	38
Figure 3-9 Correction d'ombres sur le parvis de la cathédrale d'Amiens.	41
Figure 3-10 Correction des ombres dans la rue encaissée. A gauche, image initiale ; au milieu, image corrigée avec $E_{réfléchi}$; à droite, image corrigée sans $E_{réfléchi}$.	41
Figure 3-11 Correction des ombres sur une zone plus large du centre-ville d'Amiens. En haut, image initiale ; en bas, image corrigée.	43
Figure 4-1 Réflexion dans la direction spéculaire pour une surface idéale parfaitement lisse.	45
Figure 4-2 Influence de la rugosité de la surface sur la forme de la BRDF (modélisée ici avec le modèle TSON, cf. paragraphe 4.4.2).	46
Figure 4-3 BRDF d'une surface lambertienne.	46
Figure 4-4 microfacettes en forme de « V » modélisant la microsurface des matériaux, vues en coupe.	53
Figure 4-5 Définitions des angles utilisés dans le modèle TSON.	54
Figure 4-6 Réflectances spectrales de divers matériaux urbains et réponses des caméras.	55
Figure 5-1 Identifiants des facettes servant à réaliser les tests.	64
Figure 5-2 Paramètres obtenus après inversion ; plan $k_d - \sigma$.	64
Figure 5-3 Paramètres obtenus après inversion ; plan $\rho_r - \rho_v$.	65
Figure 5-4 Erreurs sur les paramètres ($\sigma ; k_d ; \rho_r ; \rho_v ; \rho_b$) pour les différentes facettes.	66
Figure 5-5 Fonctions de répartition des erreurs sur les paramètres.	67
Figure 5-6 Quelques configurations [directions d'éclairément-facette-directions de visée] ayant conduit à la détermination de paramètres « erronés ».	68
Figure 5-7 Quelques configurations [directions d'éclairément-facette-directions de visée] ayant conduit à la détermination de paramètres acceptables.	69
Figure 5-8 Ecart moyen sur les valeurs de la BRDF entre la référence et la détermination par inversion, et fonction de répartition des erreurs pour le canal R.	70
Figure 5-9 Paramètres obtenus après inversion ; plan $k_d - \sigma$.	72
Figure 5-10 Paramètres obtenus après inversion ; plan $\rho_r - \rho_v$.	72
Figure 5-11 Erreurs sur les paramètres ($\sigma ; k_d ; \rho_r ; \rho_v ; \rho_b$) pour les différentes facettes.	73
Figure 5-12 Fonctions de répartition des erreurs sur les paramètres.	74
Figure 5-13 Ecart moyen sur les valeurs de la BRDF entre la référence et la détermination par inversion, et fonctions de répartition des erreurs pour le canal R.	74
Figure 5-14 Facettes servant d'exemple pour le classification dans le cas réel.	77
Figure 6-1 Résultats de la classification des facettes.	92

Figure 6-2 Exemples de facettes d'ardoise bien classées.	93
Figure 6-3 Exemples de confusion entre « ardoises » et « bitumes ».	93
Figure 6-4 Trois facettes classées dans la même classe « 1 » par erreur, et mise en évidence de l'importance du contexte dans l'identification des matériaux.	94
Figure 6-5 Quelques facettes d'« ardoises » bien rassemblées dans la même classe.	94
Figure 6-6 Quelques exemples de « bitumes » et « ciments » probables.	95
Figure 6-7 Erreurs de classification dans la classe « bitumes » et « ciments ».	96
Figure 6-8 Zooms sur des exemples de confusion entre les « ciments » et les « tôles ».	96
Figure 6-9 Exemples de facettes de « tuile orange » bien classées.	97
Figure 6-10 Exemples de facettes de « tôles » bien classées.	97
Figure 6-11 Vue globale du centre-ville d'Amiens (permettant de voir les bâtiments de la Figure 6-1 b).	98
Figure 6-12 Gros plan d'une surface d'ardoises bien classée.	99
Figure 6-13 Gros plan d'une autre surface d'ardoise bien classée.	99
Figure 6-14 Gros plan d'un toit en fibrociment.	100
Figure 6-15 Exemple d'un toit en fibrociment.	100
Figure 6-16 Autre exemple d'un toit en fibrociment.	101
Figure 6-17 Exemple d'asphalte de route.	101
Figure 6-18 Autre exemple d'asphalte de route.	102
Figure 6-19 Couverture de toit asphaltée.	102
Figure 6-20 Tôle bleue mal classée.	103
Figure 6-21 Tôle recouvrant la quasi-totalité des chiens-assis d'Amiens. La surface au premier plan est mal classée.	103
Figure 6-22 tuiles « romaines » orange.	104
Figure 6-23 Gros plan sur des tuiles orange « mécaniques ».	104
Figure 6-24 Autre exemple de tuiles orange « mécaniques ».	104
Figure 6-25 Chiens-assis recouverts de zinc.	105
Figure 6-26 Toits à faible pente faisant apparaître les « joints debout ».	105
Figure 6-27 Autre exemple de toit à faible pente probablement en zinc.	106
Figure 6-28 Autre exemple de tôle.	106
Figure 6-29 Toit métallique dans les images aériennes qui a été refait depuis la prise de vue.	107
Figure 6-30 Résultats de la classification des facettes avec les k-moyennes.	110

Liste des tableaux

Tableau 2-1 Temps de pose et ouvertures utilisés dans la mission aérienne exemple sur Amiens. _____	22
Tableau 3-1 Eclairéments mesurés selon la complexité de la discrétisation du ciel. _____	31
Tableau 3-2 Résultats obtenus avec les différents modèles de $L_{parasite}$ (image 16bits). _____	37
Tableau 3-3 Résultats sur plusieurs images successives. _____	39
Tableau 6-1 Interprétation de la qualité d'une classe en fonction de sa silhouette. _____	88
Tableau 6-2 Meilleure silhouette moyenne en fonction du nombre de classes. _____	90
Tableau 6-3 Silhouettes des classes obtenues. _____	90
Tableau 6-4 Paramètres du modèle de BRDF pour les facettes constituées d'ardoises de la Figure 6-5. _____	94
Tableau 6-5 Matrice de confusion de la classification obtenue. _____	107
Tableau 6-6 Matrice de confusion de la classification obtenue avec les k-moyennes. _____	111

1 Introduction

1.1 *Éléments de contexte*

1.1.1 Position et intérêt du sujet

Au cours des dernières décennies, la télédétection a permis de disposer de nouveaux outils pour mieux observer, comprendre et analyser notre environnement. Consistant à recueillir à distance des informations sur les objets et les matériaux détectés, elle est devenue un moyen d'étude reconnu et couramment utilisé dans de nombreux domaines (cf. par exemple [Jensen 2000] pour une revue de quelques applications). Une des évolutions majeures de ces dernières années est la diffusion de données numériques de plus en plus détaillées (résolutions submétriques jusqu'à une vingtaine de centimètres, données hyperspectrales) grâce à l'apparition de nouveaux capteurs aussi bien aéroportés (par exemple [Thom and Jurvillier 1997]) que satellitaires (par exemple [QuickBird], [Ikonos], et bientôt [Pléiades]). Ces nouvelles données, qui permettent des études plus précises des environnements, nécessitent l'adaptation des techniques classiques de télédétection ou le développement de nouvelles stratégies.

En particulier, l'environnement urbain à des résolutions submétriques n'a fait l'objet que de peu de recherches. Depuis quelques années, les nouvelles images ont permis le développement de techniques d'études du milieu urbain à très haute résolution, et nous ne doutons pas que leur utilisation connaisse un essor dans les années à venir, au fur et à mesure qu'elles seront plus facilement disponibles et répandues. La dernière génération de capteurs apporte en effet des informations nouvelles, à la fois géométriques et radiométriques. Parmi les multiples applications potentielles, nous nous intéresserons plus particulièrement dans cette thèse à l'identification des matériaux urbains, tâche qui peut avoir une grande importance pour différentes applications. Ainsi, la connaissance des matériaux est nécessaire pour tout ce qui touche à la réalité virtuelle (notamment la simulation réaliste des scènes selon des éclairages différents de ceux de la prise de vue), l'architecture, ou les plans d'urbanisme. La détection des types de matériaux peut également être intéressante comme complément d'information à la détection de changements en milieu urbain. Des applications dans le domaine de la téléphonie mobile existent par ailleurs : il est souvent nécessaire de connaître les propriétés électromagnétiques des matériaux, ce qui requiert leur identification.

1.1.2 Travaux connexes

Quelques travaux se sont déjà penchés sur cette problématique d'identification des matériaux en milieu urbain. L'exploitation d'images hyperspectrales est une technique d'étude qui a souvent été retenue. Essentiellement grâce à des capteurs aéroportés tels que [Casi], [HyMap] ou encore [Mivis], des images utilisant une dizaine à plusieurs centaines de bandes spectrales sont disponibles sur diverses zones urbaines. Les matériaux sont alors identifiés grâce à leur réponse spectrale, avec des succès divers ([Homayouni and Roux 2004], [Lemp and Weidner 2004], [Roessner, et al. 2001], [Fiumi 2001]).

Une approche alternative, qui demeure beaucoup moins explorée, existe néanmoins. La distinction entre plusieurs matériaux ne se fait pas grâce à leurs réponses spectrales, mais grâce à leurs propriétés de réflexion directionnelle. Il s'agit d'utiliser des propriétés physiques

dont nous pouvons faire l'expérience tous les jours : un matériau apparaît sous des aspects différents selon l'angle sous lequel il est vu, et selon la direction d'éclairage. Ces différences d'apparence permettent souvent de différencier deux matériaux. Ces idées ont été mises en œuvre dans le domaine artistique depuis plusieurs siècles, notamment par les peintres ou plus récemment par les photographes. Par exemple, Monet, en peignant entre 1892 et 1894 plus de 30 toiles représentant la même cathédrale de Rouen sous des angles et des sources de lumière différentes (cf. Figure 1-1, également [Rouen_revisited]), a probablement mis en évidence avant l'heure les propriétés de réflexion directionnelle des matériaux urbains !



Figure 1-1 Quelques exemples de la façade de la cathédrale de Rouen par Monet, vue sous différents angles et sous différents éclairagements.

Dans le domaine scientifique, seul [Carriléro, et al. 2001] à notre connaissance a partiellement utilisé ce principe parmi d'autres critères (chroma, géométrie) pour réaliser une classification des matériaux en milieu urbain. Notre travail s'inscrit dans la continuité de cette approche.

1.2 Problématique

1.2.1 L'objectif

L'objectif final de cette thèse est l'obtention d'une classification ou d'une caractérisation des différentes surfaces de la scène urbaine observée. Pour cela, nous disposons exclusivement d'images couleur large bande issues d'une caméra numérique aéroportée dont les caractéristiques seront décrites par la suite. Nous proposons d'exploiter la façon dont les matériaux réfléchissent la lumière selon leur orientation relative par rapport aux sources lumineuses. **Ainsi, cette thèse vise à l'identification des matériaux par le biais de l'identification de leurs propriétés de réflexion. Cela passe par l'identification de leurs fonctions de distribution de réflectance bidirectionnelle (bidirectional reflectance distribution function, BRDF), qui sont au cœur de notre problème.**

1.2.2 Le moyen principal : l'identification des BRDF des matériaux

Derrière cet acronyme un peu barbare de « BRDF » se cache la notion intuitive que nous évoquons au paragraphe précédent : l'apparence d'un matériau dépend de la manière dont il est éclairé et de la direction dans laquelle on le regarde. La BRDF est ainsi l'outil qui permet de traduire mathématiquement et d'exploiter cette réalité. La BRDF est définie de la manière suivante [Nicodemus, et al. 1977], grâce à la géométrie représentée sur la Figure 1-2.

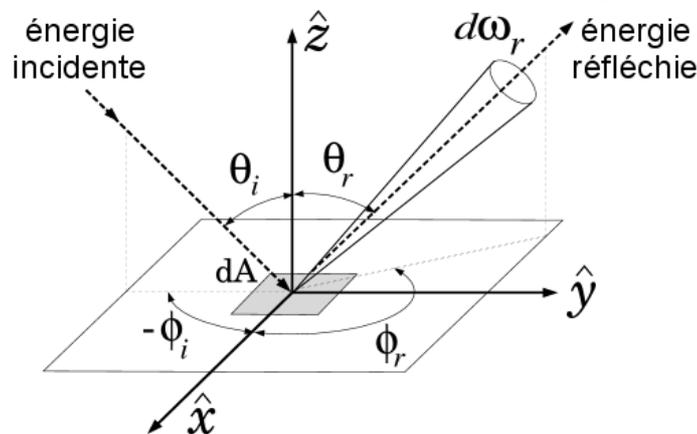


Figure 1-2 Termes utilisés pour la définition de la BRDF.

Un élément de surface dA est illuminé dans la direction (θ_i, ϕ_i) et est vu dans la direction (θ_r, ϕ_r) par un capteur. Les angles θ et ϕ sont les angles habituels dans une représentation sphérique.

L'éclairement de la surface représente l'énergie incidente dans la direction (θ_i, ϕ_i) . Il est défini comme le flux d'énergie incidente $\phi_i(\theta_i, \phi_i)$ (en W) par unité de surface :

$$E(\theta_i, \phi_i) = \frac{d\phi_i(\theta_i, \phi_i)}{dA} \quad (1.1)$$

L'énergie mesurée par le capteur est proportionnelle à la luminance de la surface dans la direction (θ_r, φ_r) . La *luminance* est définie comme le flux d'énergie émis dans la direction (θ_r, φ_r) , par unité d'angle solide et par unité de surface projetée :

$$L(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) = \frac{d\phi_r(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)}{dA \cos\theta_r d\omega_r} \quad (1.2)$$

Les propriétés de réflexion caractéristiques du matériau sont alors traduites par les relations entre les éclairagements et les luminances dans les différentes directions : à une longueur d'onde donnée, c'est la BRDF ρ qui traduit le rapport entre la luminance réfléchie dans la direction (θ_r, φ_r) et l'éclaircement incident dans la direction (θ_i, φ_i) :

$$\rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) = \frac{dL_r(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)}{dE(\theta_i, \varphi_i)} \quad (1.3)$$

1.3 Approche suivie

1.3.1 Principe général

Afin d'atteindre l'objectif qui vient d'être décrit, nous proposons d'adopter la méthodologie suivante.

Tout d'abord, nous venons de souligner que la BRDF est la fonction qui décrit le lien entre les radiations reçues et réfléchies sur une surface. Il sera donc avant tout nécessaire de comprendre et modéliser les différents termes d'éclaircement et de luminance existant pour des surfaces urbaines, en tenant compte de toutes les spécificités du milieu urbain à très haute résolution : grande importance de la géométrie locale, termes d'énergie supplémentaires dus aux interréflections entre façades par exemple, etc.

Connaissant les différents termes radiométriques dominants en milieu urbain, nous pourrons alors déterminer pour chaque surface les équations les reliant. Nous définirons ensuite la procédure d'inversion de ces équations. Il s'agit en effet d'être capable d'obtenir et de caractériser la BRDF de chaque surface, à partir uniquement des informations radiométriques disponibles dans les images aériennes sur lesquelles la surface apparaît. Pour cela, nous chercherons à nous doter d'un modèle paramétrique de BRDF bien adapté à notre problématique en milieu urbain. L'inversion consistera alors à déterminer pour chaque surface les paramètres dont dépend le modèle de BRDF.

A l'issue de cette étape, nous disposerons d'une modélisation de la BRDF de chaque surface étudiée. Nous serons donc finalement en mesure de réaliser une classification des surfaces constituées de matériaux identiques en regroupant les surfaces présentant des BRDF similaires, exploitant ainsi l'idée que des propriétés de réflexion distinctes correspondent à des matériaux différents.

1.3.2 Plan du mémoire

Le plan du mémoire reprend les différents problèmes qui viennent d'être évoqués. Le chapitre 2 présentera plus précisément les données à notre disposition. Le type de caméra utilisée, les conditions de prises de vue, les caractéristiques des images obtenues seront rappelés. Le chapitre 3 proposera une étude des termes radiométriques dominants en milieu urbain. Nous verrons comment modéliser ces différents termes, et une validation indirecte sera réalisée par le biais de l'application des résultats à la correction des ombres. Nous

reviendrons au chapitre 4 sur les phénomènes physiques effectivement pris en compte par la BRDF en général, et par les modèles de BRDF existants. Après avoir brossé un large panorama de ces modèles, nous en choisirons un adapté à notre problème. Le chapitre 5 sera l'occasion de définir l'équation radiométrique reliant éclairagements, luminances et BRDF pour une surface, et d'identifier quelles approximations sont nécessaires. Nous verrons comment inverser cette équation et évaluerons la technique d'inversion à l'aide d'images simulées et réelles. Enfin, le chapitre 6 présentera une méthode permettant de regrouper effectivement les surfaces en classes homogènes du point de vue des matériaux les constituant. Différents résultats et évaluations seront présentés à cette occasion. Finalement, le chapitre 7 conclura le mémoire.

2 Données utilisées

2.1 Introduction

Avant d'aborder la méthodologie suivie pour atteindre les objectifs évoqués, il est important de décrire dans un premier temps les données disponibles. En effet, nous serons amenés par la suite à effectuer des choix de méthodes de traitement ou à faire certaines hypothèses simplificatrices : les données expérimentales constituent évidemment un facteur majeur dans les raisons qui président à ces choix.

Le cadre général dans lequel s'inscrivent nos développements est celui de prises de vue aériennes en milieu urbain. Premièrement, en ce qui concerne les images, nous rappellerons dans le paragraphe 2.2 les conditions dans lesquelles se déroule une prise de vue aérienne « standard », en insistant sur les spécificités importantes pour notre étude. Deuxièmement, un autre élément essentiel est le type de caméra utilisée, qui détermine les caractéristiques géométriques et radiométriques des images. Nous décrirons ces éléments au paragraphe 2.3. Enfin, s'agissant du milieu urbain étudié, nous présenterons au paragraphe 2.4 les modélisations tridimensionnelles des scènes urbaines que nous utilisons en entrée de nos algorithmes.

2.2 Conditions des prises de vue aériennes

2.2.1 Conditions météorologiques

Les prises de vues aériennes standards de l'Institut Géographique National ont lieu dans un cadre bien maîtrisé, notamment en ce qui concerne les conditions météorologiques. Les conditions acceptables font l'objet de spécifications contenues dans les « spécifications générales relatives aux prises de vues verticales » [IGN 2002] : « les photographies ne sont prises que lorsque l'éclairement et les conditions météorologiques sont satisfaisants. Le sol ne doit pas être obscurci par de la brume, de la fumée ou de la poussière. Les clichés doivent être exempts de nuages ou d'ombres de nuages ». Dans les faits, les prises de vue qui nous intéressent ont toujours lieu par temps très clair, avec des **visibilités météorologiques horizontales de l'ordre de 20 km**. La visibilité météorologique horizontale est définie comme la distance à laquelle l'intensité d'un faisceau collimaté à $\lambda = 0,555 \mu\text{m}$ tombe à 2% de sa valeur initiale. C'est un paramètre bien connu et facilement accessible, puisque les aéroports le mesurent quotidiennement.

2.2.2 Plans de vol

Les images aériennes sont traditionnellement acquises « par bandes ». Chaque « bande » correspond à un axe de passage de l'avion le long duquel les images sont prises. L'avion opère ensuite un virage et permet l'acquisition d'une nouvelle bande (cf. Figure 2-1).

Les recouvrements entre clichés sont importants : au sein d'une bande, la fréquence d'acquisition de la caméra est suffisamment grande (relativement à la vitesse de l'avion) pour disposer d'un recouvrement intrabande de 60 %. En interbandes, les axes de vols sont ici

choisis de sorte que le recouvrement soit également de 60 %. Un tel recouvrement permet de s'assurer que l'ensemble des points de la zone survolée est vu sur au moins 4 clichés. Les surfaces, telles que les toits, qui ne sont pas masquées par des objets plus hauts à proximité, sont vues la plupart du temps sur **9 clichés** (3 images par bande sur 3 bandes). Un fort recouvrement est évidemment essentiel pour notre problème, puisque plus on dispose de prises de vue d'une même surface, plus on a d'informations potentielles sur ses propriétés de réflectance directionnelle.

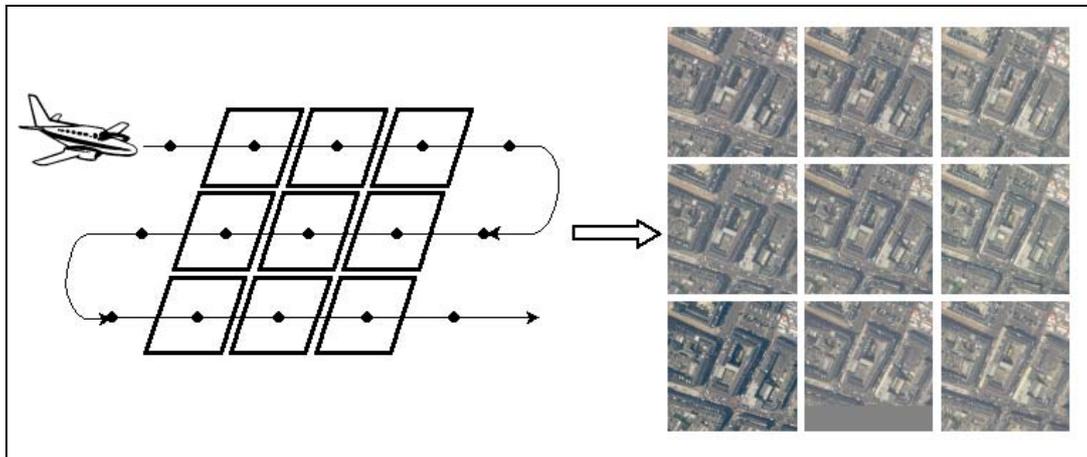


Figure 2-1 Configuration habituelle des prises de vues aériennes ; un même point de la scène est vu sur 9 clichés à partir de points de vue différents.

2.3 La caméra et les images obtenues

2.3.1 Type de caméra utilisée

Les caméras numériques utilisées sont fabriquées par le laboratoire d'instrumentation de l'IGN, le LOEMI. Les capteurs de ces caméras sont des matrices CCD de grande taille, puisqu'elles mesurent 4096 x 4096 pixels. Pour obtenir trois canaux rouge, vert et bleu, trois caméras distinctes sont installées à bord des avions (cf. Figure 2-2) et leur déclenchement est synchronisé à chaque nouvelle image. Comme on peut le voir sur la Figure 2-2, une quatrième caméra est maintenant utilisée pour fournir un canal proche-infrarouge. Cette quatrième caméra n'était cependant pas disponible au cours de cette thèse.



Figure 2-2 Les caméras numériques utilisées.

2.3.2 Caractéristiques géométriques

Nous disposons des techniques classiques de photogrammétrie (aérotriangulation) pour positionner très précisément les images aériennes dans l'espace (cf. [Boldo 2002]). De plus, différentes techniques d'étalonnage permettent de mesurer et de corriger les phénomènes de distorsion des éléments optiques de la caméra. Enfin, les trois images issues des trois caméras sont recalées les unes par rapport aux autres, de manière à compenser leurs différences d'orientations relatives. L'ensemble de ces traitements permet d'obtenir une précision de positionnement (par rapport à des mesures sur le terrain) subpixelaire, de l'ordre du tiers de pixel.

Les images que nous utilisons ici sont des images à très haute résolution, puisque la taille du pixel est de 25 μm . Les effets directionnels étant essentiellement dus à la rugosité des matériaux (et donc à leur échelle d'observation, comme nous le discuterons plus en détail au chapitre 4), il est important de disposer effectivement d'images à haute résolution pour pouvoir espérer les mesurer.

Les focales utilisées sont des focales courtes, mesurant 28 mm. En effet, il est important de disposer d'angles de visée importants si l'on souhaite pouvoir mesurer des effets directionnels significatifs sur les matériaux. Sachant qu'un pixel mesure approximativement 9 μm , l'angle maximal de visée dans un coin de l'image se calcule évidemment de la manière suivante :

$$\tan\theta_{\max} = \frac{\frac{Nb_{\text{pixels}}}{2} \cdot \text{taille}_{\text{pixel}} \cdot \sqrt{2}}{f} \quad (2.1)$$

Avec :

Nb_{pixels} le nombre de pixels de la caméra (ici, 4096 pixels),

$\text{taille}_{\text{pixels}}$ la taille d'un pixel (ici, 9 μm /pixel),

f la taille de la focale utilisée (ici, 28 mm).

On obtient ainsi un angle maximal de visée d'environ **43°**.

2.3.3 Caractéristiques radiométriques

Les images étant obtenues grâce à un capteur CCD, le lien entre l'énergie reçue et la valeur du pixel est linéaire, à condition de corriger les images des défauts mis en évidence dans [Boldo 1999] : les images utilisées sont ainsi déjà corrigées du « flat-field » ainsi que du courant d'obscurité. Les caméras se comportent alors comme des radiomètres, ce qui permet d'espérer obtenir des mesures « physiques ». Les spécifications des matrices CCD utilisées dans les caméras numériques précisent à ce sujet [IGN 2002] : « dans les conditions nominales d'utilisation à 25 °C (...) la réponse des pixels à la lumière est linéaire. Les écarts par rapport à cette linéarité ne peuvent excéder 2%. La réponse des pixels à un même éclaircissement est uniforme à mieux que 3% ». Les images que nous utilisons sont bien entendu les images brutes codées sur 12 bits, n'ayant donc subi aucun traitement radiométrique comme c'est le cas habituellement (passage sur 8 bits, étalement d'histogramme, etc.).

Les caméras étant mises au point à l'IGN même, il est possible d'avoir une bonne connaissance des différents dispositifs utilisés dans les trois caméras rouge, vert et bleu. Ainsi, pour la mission aérienne sur laquelle nous avons réalisé nos expérimentations, on peut déterminer la réponse des trois filtres à des énergies incidentes (en W) aux différentes longueurs d'onde. Cette réponse doit tout d'abord tenir compte de la transmission des différents filtres (Figure 2-3).

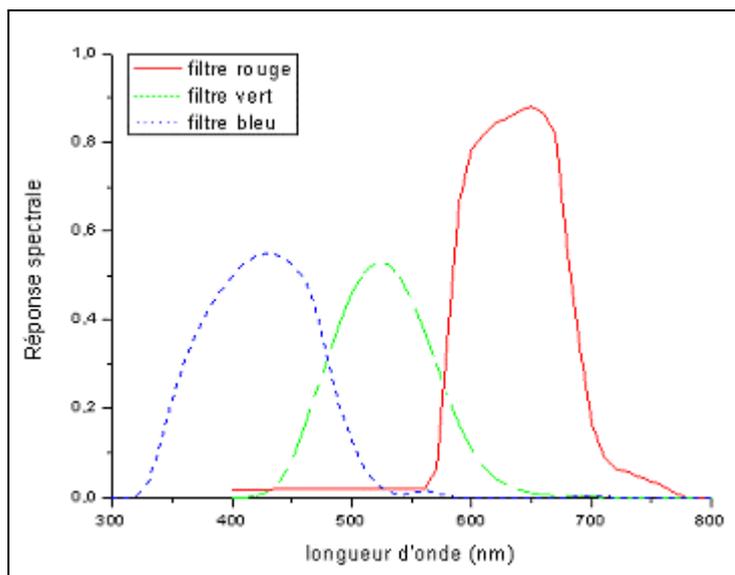


Figure 2-3 Réponses spectrales des trois filtres.

De plus, la courbe d'efficacité quantique du capteur est également documentée (cf. Figure 2-4).

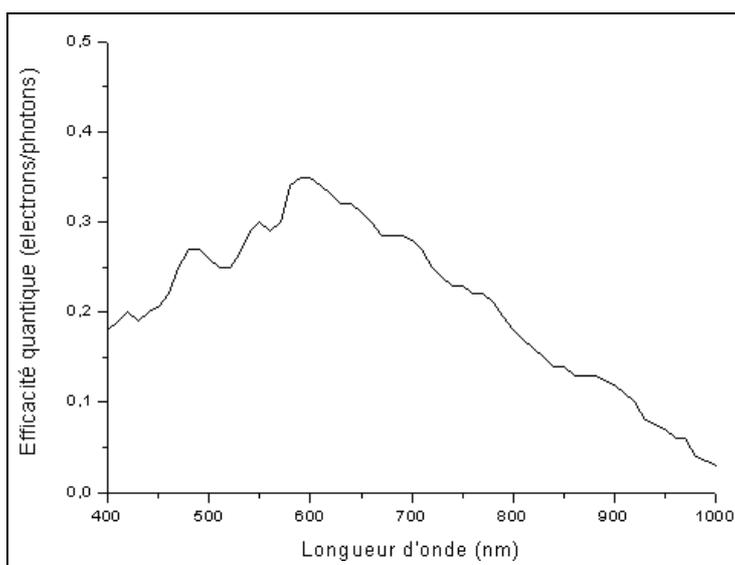


Figure 2-4 Efficacité quantique du capteur CCD.

Enfin, les temps de pose et les ouvertures utilisés pendant la mission sont connus. Par exemple, pour la mission aérienne sur Amiens qui nous servira d'exemple tout au long de ce mémoire, les temps de pose et les ouvertures étaient ceux indiqués dans le Tableau 2-1.

Canal	Temps de pose	Ouverture
rouge	12 ms	f/8
vert	12,6 ms	f/5,6
bleu	24 ms	f/5,6

Tableau 2-1 Temps de pose et ouvertures utilisés dans la mission aérienne exemple sur Amiens.

On peut alors calculer une réponse proportionnelle au compte numérique des pixels de la manière suivante :

$$C_{numérique} \propto \int (R_{spectrale}(\lambda) \cdot C_{électron/photon}(\lambda) \cdot \lambda \cdot S \cdot t_{pose} \cdot L_{reçue}(\lambda)) d\lambda \quad (2.2)$$

où :

$C_{numérique}$ est le compte numérique des pixels (sur 12 bits),

$R_{spectrale}$ est la réponse spectrale du filtre considéré (Figure 2-3),

$C_{électron/photon}$ est l'efficacité quantique du capteur (Figure 2-4),

S est l'ouverture de la caméra,

t_{pose} est le temps de pose,

$L_{reçue}$ est la luminance (en W/m²/sr) reçue par la caméra

λ est la longueur d'onde.

Les courbes $R_{totale}(\lambda) = R_{spectrale}(\lambda) \cdot C_{électron/photon}(\lambda) \cdot \lambda \cdot S \cdot t_{pose}$ avec lesquelles il faut multiplier la luminance reçue $L_{reçue}$ sont ainsi indiquées sur la Figure 2-5 :

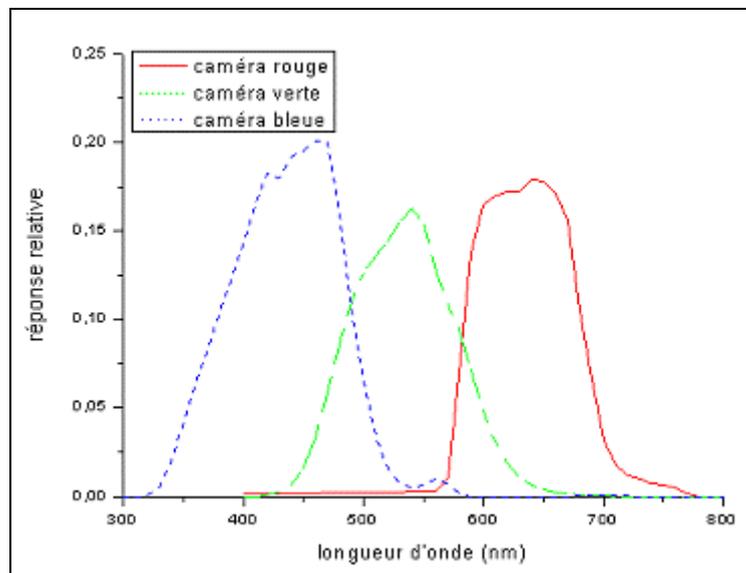
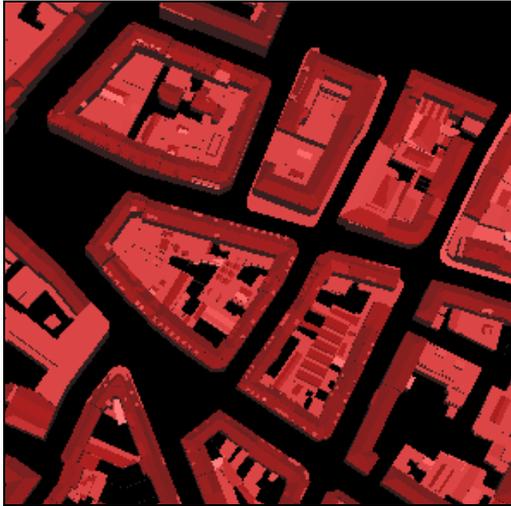


Figure 2-5 Réponses des caméras utilisées dans la mission aérienne exemple sur Amiens.

Pour que les caméras se comportent en vrais « radiomètres », il manque encore la constante de conversion « absolue » entre un nombre d'électrons et un niveau de gris. Cet étalonnage est très délicat et doit être réalisé par l'Onéra. La non-connaissance de cette constante ne nous a cependant pas trop handicapés, comme nous le verrons par la suite.

2.4 Modélisation de la scène urbaine

Afin de nous focaliser sur les problèmes radiométriques sans nous soucier des questions géométriques, nous utilisons un modèle géométrique 3D complet obtenu par stéréorestitution par des opérateurs, tel que celui présenté sur la Figure 2-6 concernant le centre-ville d'Amiens.



**Figure 2-6 A gauche : modélisation 3D de la scène urbaine sous forme d'un modèle vectoriel ;
A droite : la scène correspondante dans une des images.**

Un tel modèle est extrêmement détaillé, et possède une précision de l'ordre de 20 cm en altimétrie et en planimétrie, qui nous permet de disposer de données très fidèles à la réalité. En effet, il est prévu par les spécifications [IGN 1990] que les modèles de ce type (les plus précis) prennent en compte par exemple les chiens-assis, les locaux techniques d'ascenseur, etc. La vue rapprochée visible sur la Figure 2-7 permet de se rendre compte de la précision de ce modèle. Tous les détails existants sur les toits ne sont pour autant pas restitués : les supports d'antennes, les balcons, les cheminées ne sont par exemple pas inclus dans le modèle 3D. Une légère généralisation des formes de toits est également tolérée. Le modèle que nous utilisons ici date de 1983, ce qui explique que quelques bâtiments actuels n'existent pas dans le modèle. Cependant, on peut constater que le centre-ville d'Amiens a très peu évolué en 20 ans.

Par ailleurs, ce modèle est déjà segmenté en de grandes facettes planes, correspondant à des limites de matériaux homogènes. Dans le cadre de cette thèse, cette segmentation en matériaux homogènes a déjà été réalisée par les opérateurs lors de la constitution du modèle 3D, et est fournie *a priori*. Si tel n'avait pas été le cas, il aurait été bien entendu possible d'utiliser des techniques de segmentation d'images (par exemple, [Carriléro 2002], [Guigues, et al. 2003]) pour obtenir des facettes de matériaux homogènes.



Figure 2-7 En haut : une vue rapprochée du modèle 3D ;
En bas : le même modèle 3D texturé avec les images disponibles.

3 Analyse et modélisation des effets radiométriques dominants en milieu urbain

3.1 Introduction

Comme nous l'avons rappelé en introduction, la BRDF permet, au niveau d'une facette, de relier les éclairagements incidents aux luminances réfléchies par la facette dans les différentes directions. Or, si dans le cadre de mesures de BRDF en laboratoire par exemple, les éclairagements émis et les luminances mesurées peuvent être parfaitement maîtrisés, la situation est tout autre dans notre problème. En effet, dans notre cadre de prises de vues aériennes standards, les images, et donc les sources de mesures, sont obtenues en éclairage naturel, avec toute la complexité que cela comporte. De plus, la présence de l'atmosphère introduit des perturbations du signal dont il faut tenir compte. Enfin, une complication supplémentaire est due au relief de la scène urbaine elle-même, qui nécessite la prise en compte de trajets lumineux supplémentaires.

Ainsi, il est indispensable de comprendre et de modéliser les différents effets radiométriques dominants en milieu urbain, aussi bien au niveau de la scène elle-même (éclairagements reçus), qu'au niveau des caméras (luminances mesurées). Il sera ensuite nécessaire d'évaluer ces contributions à partir des images ou de les calculer à partir de nos connaissances sur les conditions de prises de vue.

Par conséquent, ce chapitre est organisé de la façon suivante. Tout d'abord, les différents termes d'éclairage dont il faut tenir compte en milieu urbain seront décrits dans le paragraphe 3.2. Nous verrons à cette occasion comment les calculer, notamment grâce à la mise en place d'un outil de simulations des éclairagements par lancer de rayons. L'importance relative des différents termes sera également mise en évidence dans le cas réel d'une rue encaissée typique en centre-ville. Ensuite, les différents termes de luminance mesurés au niveau des caméras seront analysés dans le paragraphe 3.3. La modélisation retenue pour les évaluer à partir des images aériennes sera alors détaillée. Enfin, dans le paragraphe 3.4, nous effectuerons une validation indirecte de l'ensemble des différents termes. Pour cela, nous nous intéresserons à la problématique de la correction des ombres en milieu urbain, qui présente de plus un intérêt en soi.

3.2 Processus physiques contribuant à l'éclairage d'une scène urbaine

3.2.1 Termes d'éclairage à prendre en compte

La source primaire de lumière correspond bien évidemment au soleil. Pour une surface plane, nous pouvons identifier trois contributions à l'éclairage d'un point (cf. Figure 3-1 à gauche) :

- Tout d'abord, le terme le plus évident est l'éclairage direct du soleil (E_{direct}), pour lequel il faut simplement tenir compte de l'atténuation (absorption et diffusion) due à la traversée de l'atmosphère.
- Une deuxième source d'éclairage correspond à l'éclairage diffus provenant de l'ensemble du ciel (E_{diffus}).

- Troisièmement, il existe un couplage entre le sol et l'atmosphère ($E_{couplage}$), pour lequel des rayons en provenance de divers points de la scène sont diffusés à de multiples reprises par l'atmosphère, ce qui constitue à une troisième source d'éclairage.

Lorsque l'on tient compte de la rugosité de la scène, deux termes supplémentaires sont à considérer, correspondant au rayonnement réfléchi par une surface avant d'atteindre le point considéré (cf. Figure 3-1 à droite) :

- L'énergie directe du soleil peut se réfléchir sur une façade et constituer un 4e terme d'éclairage ($E_{direct-réfléchi}$).
- De même, l'énergie diffuse du ciel réfléchi par un bâtiment contribue à un 5e terme d'éclairage ($E_{diffus-réfléchi}$).

Ces deux termes sont regroupés par la suite sous l'appellation $E_{réfléchi}$.

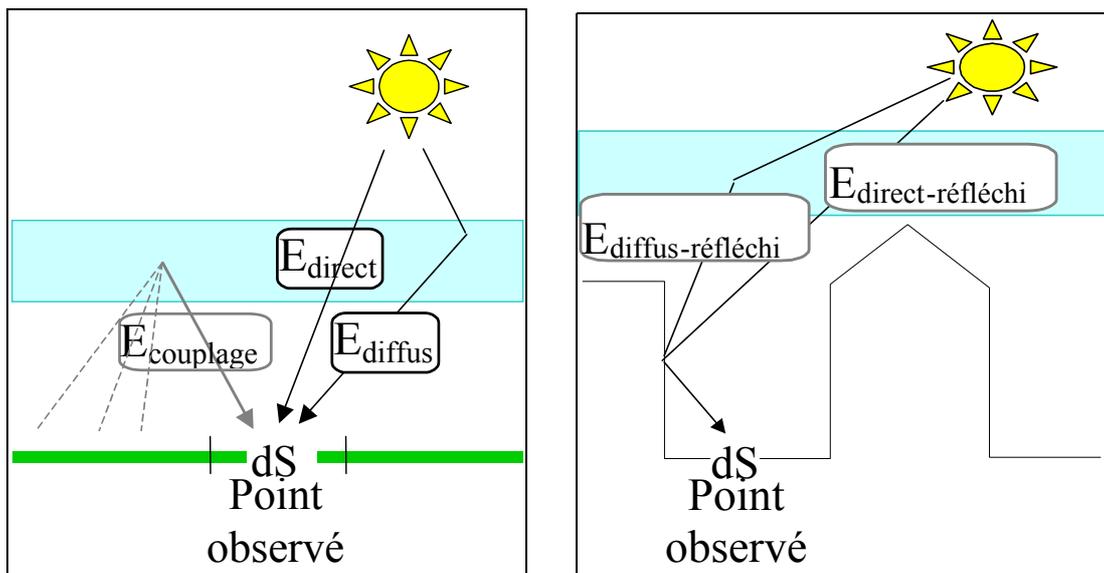


Figure 3-1 A gauche : sources d'éclairage en sol plat ;
A droite : sources d'éclairage dues au sursol.

3.2.2 Calcul des termes d'éclairage

3.2.2.1 Principe

Pour effectuer le calcul des éclairagements incidents sur une scène, deux approches sont envisageables. La première, que l'on peut qualifier d'« analytique », consiste à effectuer des approximations de certains termes, à en négliger d'autres, etc., afin d'aboutir à une expression calculable explicitement. La seconde, que l'on peut qualifier de « stochastique », consiste à calculer les termes en utilisant des techniques de simulation informatique. La première approche développée par exemple dans [Boldo 2002] aboutit à des résultats intéressants, qui mettent également en évidence certains problèmes introduits par des hypothèses trop simplificatrices (éclairagements du ciel uniformes par exemple).

Nous avons donc plutôt retenu la deuxième approche. Le problème nous a semblé très similaire à celui du calcul d'éclairage en synthèse de scènes. Des techniques telles que le lancer de rayons, la radiosité et plus généralement les algorithmes d'illumination globale nous ont ainsi semblé pertinentes pour résoudre ce problème. Pour une description de toutes ces techniques, on pourra se reporter par exemple à [Dutré, et al. 2003] ou à [Shirley and

Morley 2003]. L'intérêt majeur de ces techniques est qu'elles tiennent compte des occlusions, des interrélaxions, etc., présentes dans une scène à géométrie complexe comme un centre-ville.

La technique retenue ici est celle du lancer de rayons stochastique. En quelques mots, cet algorithme consiste à générer les traits de lumière correspondant au transport de l'énergie lumineuse entre les sources de lumière et la scène éclairée. Pour cela, un rayon est généré pour chaque pixel de l'image finale, partant de l'observateur vers la scène. Si ce rayon rencontre un objet, de nouveaux rayons sont lancés depuis ce point afin de déterminer son éclairage. Il s'agit donc d'une procédure récursive, qui crée un cheminement des rayons dans la scène, jusqu'à ce qu'ils rencontrent une des sources de lumière (ou qu'un autre critère d'arrêt, comme le nombre maximal de réflexions, soit atteint). L'algorithme est dit stochastique, car les directions des nouveaux rayons sont choisies aléatoirement à chaque réflexion. Cette description très succincte du principe fondamental du lancer de rayons cache évidemment les nombreuses améliorations et subtilités nécessaires pour obtenir un algorithme efficace sur de grandes scènes. En particulier, il est nécessaire de diminuer le bruit dans l'image résultant de l'aspect stochastique de l'algorithme. On peut citer notamment le lancer de plusieurs rayons pour chaque pixel afin de diminuer le crénelage et le bruit dans l'image, l'échantillonnage explicite des directions des sources de lumière pour rendre efficace le calcul du terme d'éclairage direct, la prise en compte de l'importance relative de la puissance des différentes sources pour choisir les directions des rayons, la prise en compte de la forme de la BRDF éventuelle de la surface pour mieux distribuer les rayons pour le calcul des interrélaxions, etc.

Un avantage notable de la technique de lancer de rayons stochastique est la possibilité de prendre en compte des propriétés de réflectance quelconques pour les surfaces. On peut ainsi disposer d'une plateforme de simulations de matériaux divers. Ce type d'algorithme présente cependant aussi quelques inconvénients. Il est en effet avant tout très consommateur en temps de calcul. De plus, les calculs sont effectués pixel par pixel : tous les calculs doivent être relancés dès lors que le point de vue change, à la différence par exemple d'un algorithme tel que celui de la radiosité (mais qui ne permet de traiter que des surfaces parfaitement diffuses). Nous avons donc décidé d'utiliser un logiciel de lancer de rayons physique mettant en œuvre cet algorithme, tel que Renderpark [Bekaert, et al. 2001]. On dispose de modèles vecteurs tridimensionnels des bâtiments formant la scène considérée (cf. chapitre 2). Les sources lumineuses que sont le soleil et le ciel sont introduites dans la simulation de la manière décrite au paragraphe suivant. L'ensemble de ces éléments nous permet alors de disposer d'un outil de simulation des éclairages d'une scène quelconque.

3.2.2.2 Modélisation des sources d'éclairages

Afin d'obtenir un outil respectant des bases physiques, nous avons utilisé les modèles du soleil et du ciel qui ont été validés dans le code 6S [Vermote, et al. 1997]. Celui-ci requiert de nombreux paramètres pour décrire l'atmosphère, en particulier le type, les proportions et la répartition des aérosols. Dans le cas d'une simulation, il est possible de préciser l'ensemble de ces paramètres et d'utiliser le modèle de ciel obtenu. Cependant, dans le cas réel d'une mission aérienne standard, il est clair que nous n'avons pas accès à l'ensemble de ces paramètres. Si l'on souhaite obtenir des éclairages potentiellement cohérents avec ceux qui ont illuminé une image aérienne réelle, il est nécessaire d'utiliser des hypothèses simplificatrices. Fort heureusement, les missions aériennes n'ont lieu que par temps dégagé, avec un soleil relativement haut (hauteur minimale de 30° dans les spécifications de vol, mais le soleil est habituellement bien plus haut) et une grande visibilité horizontale (~ 20 km), ce

qui constitue une simplification forte. Ainsi, nous utilisons dans 6S un modèle d'aérosols urbains, avec la visibilité horizontale comme seul paramètre. La visibilité horizontale est facile à obtenir, puisque c'est une information sauvegardée par les aéroports. De plus, les réponses spectrales des trois caméras utilisées sont également prises en compte dans 6S. Ainsi, en sortie de 6S, nous obtenons les éclairements émis par le soleil (atténués par la traversée de l'atmosphère) et par le ciel dans les conditions de la mission aérienne (cf. Figure 3-2).

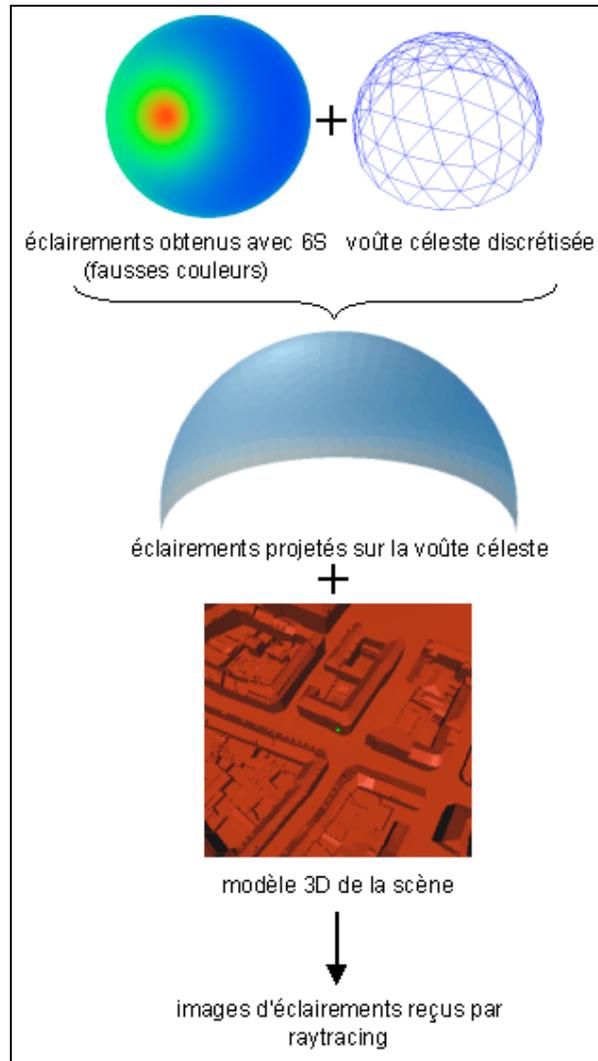


Figure 3-2 Processus d'obtention des simulations d'éclairéments par lancer de rayons.

Modélisation du soleil

Le soleil est inclus dans notre scène sous la forme d'une sphère lambertienne placée aux coordonnées obtenues à partir de la date et de l'heure souhaitées. Les proportions de cette sphère par rapport à son éloignement de la scène sont respectées, de sorte que l'angle solide apparent du soleil correspond bien à l'angle solide réel.

Modélisation du ciel

Le ciel se comporte comme une source hémisphérique non homogène englobant l'ensemble de la scène. Nous discrétisons la voûte céleste en une multitude de facettes formant un icosaèdre, chacune se comportant comme un émetteur lambertien (c'est-à-dire que l'énergie est réfléchi de manière équivalente dans toutes les directions, on reviendra sur cette notion plus en détail

au paragraphe 4.3.2.2) émettant une énergie donnée par le modèle de ciel obtenu avec 6S (cf. Figure 3-2). Cette discrétisation est nécessaire puisque les algorithmes de lancer de rayons ne peuvent travailler que sur des scènes représentées sous forme de facettes. Or, une bonne approximation de la sphère nous est fournie par un icosaèdre.

Prise en compte du terme de couplage

La simulation de ce terme est particulièrement délicate, puisqu'elle implique de tenir compte de l'ensemble des radiométries dans plusieurs images autour du point considéré, et de simuler par raytracing la présence d'une couche atmosphérique diffusiv. Or, notre étude a pour spécificités de se situer en milieu urbain, qui présente une réflectance plutôt faible en moyenne (de l'ordre de 0,1 à 0,2), sous une atmosphère particulièrement claire (visibilité horizontale de l'ordre de 20 km). Dans ces conditions particulières, des simulations réalisées avec 6S montrent que le terme $E_{couplage}$ est de plus d'un ordre de grandeur inférieur aux deux autres. De plus, on peut constater que ce terme crée une contribution diffuse supplémentaire sur la scène, du même type que E_{ciel} , mais pratiquement isotrope en moyenne. En conséquence, plutôt que de simuler précisément ce terme avec la complexité que cela implique, il est inclus dans les luminances issues du ciel sous la forme d'un terme additif obtenu grâce à la simulation 6S.

3.2.3 Validation de la modélisation

3.2.3.1 Validation du modèle de ciel

Une validation du modèle de ciel est nécessaire à différents niveaux. D'une part, nous représentons la sphère céleste sous la forme d'un icosaèdre possédant plus ou moins de facettes. Il est donc nécessaire de vérifier que ce nombre est suffisant pour la précision souhaitée. Cependant, il faut avoir à l'esprit que plus le nombre de facettes est important, plus les temps de calcul seront longs. D'autre part, nous avons souhaité vérifier dans des cas simples, pour lesquels une approche analytique est possible, que les calculs par lancer de rayons permettaient d'obtenir une valeur exacte.

Pour effectuer cette validation, nous avons disposé au centre de l'icosaèdre représentant le ciel une plaque carrée lambertienne d'albédo 1 dans le plan $z = 0$ (cf. Figure 3-3).

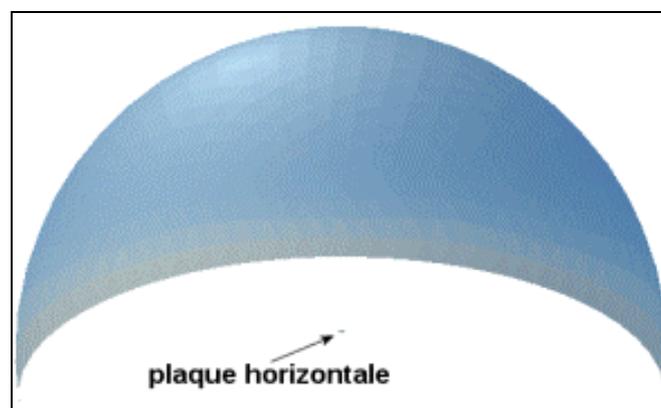


Figure 3-3 Validation du ciel.

Nous avons alors effectué des simulations avec 40, 160, 360, 640 et 1000 facettes. Nous obtenons les résultats suivants :

Nombre de facettes	Eclairement mesuré (\propto W/m ²)
40	24.82
160	26.32
360	26.42
640	26.51
1000	26.53

Tableau 3-1 Eclairiments mesurés selon la complexité de la discrétisation du ciel.

On constate qu'un bon compromis entre le nombre de facettes et la valeur calculée est obtenu à partir de 160 facettes. Nous avons donc retenu cette configuration pour la suite de nos expérimentations.

Deuxièmement, pour vérifier la valeur absolue obtenue, nous connaissons les luminances de notre modèle de ciel dans toutes les directions. Or, l'éclairement reçu au centre d'une sphère émettrice est donné par :

$$E = \iint_{\Omega} L^{\downarrow}(\theta, \varphi) \cos(\theta) d\omega = \sum_i \sum_j L^{\downarrow}(\theta_i, \varphi_j) \cos(\theta_i) \sin(\theta_i) \Delta\theta \Delta\varphi \quad (3.1)$$

Nous pouvons donc connaître la valeur « théorique » de l'éclairement et la comparer à la valeur obtenue par lancer de rayons. Pour le ciel correspondant aux valeurs du Tableau 3-1, la valeur calculée explicitement est de 26,55. Nous constatons donc que les calculs faits par lancer de rayons fournissent des résultats satisfaisants à $\sim 1\%$ près.

Enfin, il est nécessaire de prendre garde à ce que le rayon de l'icosaèdre soit suffisamment grand pour que l'on puisse considérer que la scène dans son ensemble se situe au centre de la voûte céleste. Nous avons constaté qu'un rayon 100 fois supérieur à la dimension caractéristique de la scène est suffisant.

3.2.3.2 Validation du modèle de soleil

Nous avons validé le modèle de soleil à l'aide de la même scène que précédemment. Connaissant l'angle zénithal θ_s du soleil, l'éclairement reçu au sol par la plaque test est donné par :

$$E = L_{soleil} \cos\theta_s \Omega_{soleil} \quad (3.2)$$

puisque Ω_{soleil} ($\sim 6.83 \cdot 10^{-5}$) est très faible.

Pour un soleil avec $\theta_s = 24^\circ$ (correspondant au modèle de ciel de la Figure 3-3), on obtient par lancer de rayons un éclairement de 128.49 (\propto W/m²), alors que le calcul explicite donne 131,09, soit une erreur d'environ 2%. Nous pouvons donc considérer que notre modèle de soleil est validé.

3.2.4 Obtention des termes d'éclairiments souhaités

Pour obtenir les termes d'éclairement E_{direct} , E_{diffus} , $E_{réfléchi}$, il suffit de réaliser les simulations par lancer de rayons suivantes.

L'éclairement dû au soleil, E_{direct} , est facile à obtenir : on ne met que le soleil dans la simulation et l'on ne permet pas de réflexion de l'énergie sur les facettes. Cela revient à dire que la profondeur de récursivité de l'algorithme de lancer de rayons (décrit au paragraphe 3.2.2.1) est limitée à la première surface rencontrée.

Le principe de détermination de l'éclairement dû au soleil, E_{diffus} , est exactement le même : le ciel est l'unique source lumineuse de la simulation, et l'on n'autorise pas de réflexions d'énergie sur les facettes.

L'obtention des termes $E_{réfléchi}$ est plus délicate, car elle implique de connaître les propriétés de réflexion des matériaux constituant la scène. Pour une pure simulation, on peut mettre les modèles de réflexion (c'est-à-dire les BRDF) que l'on souhaite. En revanche, dans le cas d'une scène réelle, nous proposons la méthode suivante pour nous approcher des valeurs effectives présentes dans la scène. Nous utilisons les images réelles en tant que sources d'information pour obtenir des estimations des albédos des matériaux. Pour cela, on les considère comme lambertiens, c'est-à-dire que leur BRDF est approximée par une constante, et l'on ne prend en compte que les éclairagements direct et diffus arrivant sur les surfaces. Dans ce cas, l'équation reliant les luminances mesurées dans les images aux éclairagements reçus s'écrit :

$$L_{image} = e^{-\tau^\uparrow / \cos\theta_v} \cdot \frac{\rho(\text{constante})}{\pi} \cdot (E_{direct} + E_{diffus}) + L_{parasite} \quad (3.3)$$

On rappelle que les termes d'éclairement tiennent déjà compte de l'absorption par l'atmosphère entre le soleil et le sol. Le terme $e^{-\tau^\uparrow / \cos\theta_v}$ sert à prendre en compte l'absorption entre le sol et l'avion. τ^\uparrow est l'épaisseur optique de l'atmosphère entre le sol et l'avion, et θ_v est l'angle zénithal de visée entre la verticale et la direction reliant le point observé et la caméra.

Dans cette équation, E_{direct} et E_{diffus} sont les éclairagements direct et diffus déterminés par les simulations par lancer de rayons précédentes. $L_{parasite}$ est l'ensemble des énergies « parasites » ne venant pas de la surface considérée. Ce terme est détaillé au paragraphe 3.3.1 et évalué par la méthode décrite au paragraphe 3.3.2. L_{image} correspond aux luminances mesurées sur les images, et est donc connu. τ^\uparrow est fourni par les simulations issues de 6S. Nous pouvons donc obtenir une approximation de l'albédo ρ de chaque surface à l'aide de cette équation.

Nous utilisons alors la même technique de lancer de rayons que précédemment. Cette fois-ci, aussi bien le ciel que le soleil sont pris en compte comme sources lumineuses éclairant la scène. Toutes les surfaces sont décrites comme étant constituées d'un matériau lambertien utilisant les albédos qui viennent d'être déterminés. On prend en compte cette fois la première réflexion de l'énergie sur les surfaces, ce qui signifie que la profondeur de récursion est supérieure d'une unité aux deux cas précédents. Ce lancer de rayons nous permet ainsi d'obtenir une image contenant en chaque point la somme de E_{direct} , E_{diffus} et $E_{réfléchi}$ avec les albédos approximatifs évalués précédemment. En soustrayant du résultat obtenu les éclairagements directs venant du soleil et du ciel, E_{direct} et E_{diffus} , nous obtenons finalement une estimation des interréflexions entre les facettes. On peut ensuite raffiner le résultat obtenu en prenant en compte le $E_{réfléchi}^0$ obtenu pour améliorer la détermination des albédos ρ en écrivant l'équation :

$$L_{image} = e^{-\tau^\uparrow / \cos\theta_v} \cdot \frac{\rho(\text{constante})}{\pi} \cdot (E_{direct} + E_{diffus} + E_{réfléchi}^0) + L_{parasite} \quad (3.4)$$

On peut ainsi réitérer le processus décrit, afin d'obtenir une évaluation meilleure $E_{réfléchi}^1$. Cependant, l'expérience montre que la première détermination est suffisante dans la pratique.

3.2.5 Application : étude des ordres de grandeur dans le cas réel d'une rue en centre-ville

Nous nous sommes intéressés au cas d'une rue d'Amiens, dont l'environnement est typique d'un milieu urbain dense en centre-ville. Comme on peut le voir sur la Figure 3-4, cette rue apparaît comme très encaissée entre deux bâtiments assez grands. La prise de vue (et la simulation) a eu lieu le 23 mai 2001, ce qui correspond à une hauteur du soleil de 60° . La rue est ainsi en partie à l'ombre. La visibilité est fixée à 18 km. La Figure 3-4 montre également le côté éclairé de la rue sur une autre image aérienne et sur une photographie prise depuis le sol : on peut constater que la façade est plutôt réfléchissante, avec une composante rouge supérieure aux composantes verte et bleue.

Grâce à l'outil décrit précédemment, nous pouvons calculer l'importance relative des différents termes sur chacune des facettes, notamment le long du profil indiqué en gras sur la Figure 3-4. Les résultats sont indiqués ci-dessous sur la Figure 3-5.



Figure 3-4 Cas réel d'une rue en centre-ville ; En bas, photographie de la façade de droite au soleil.

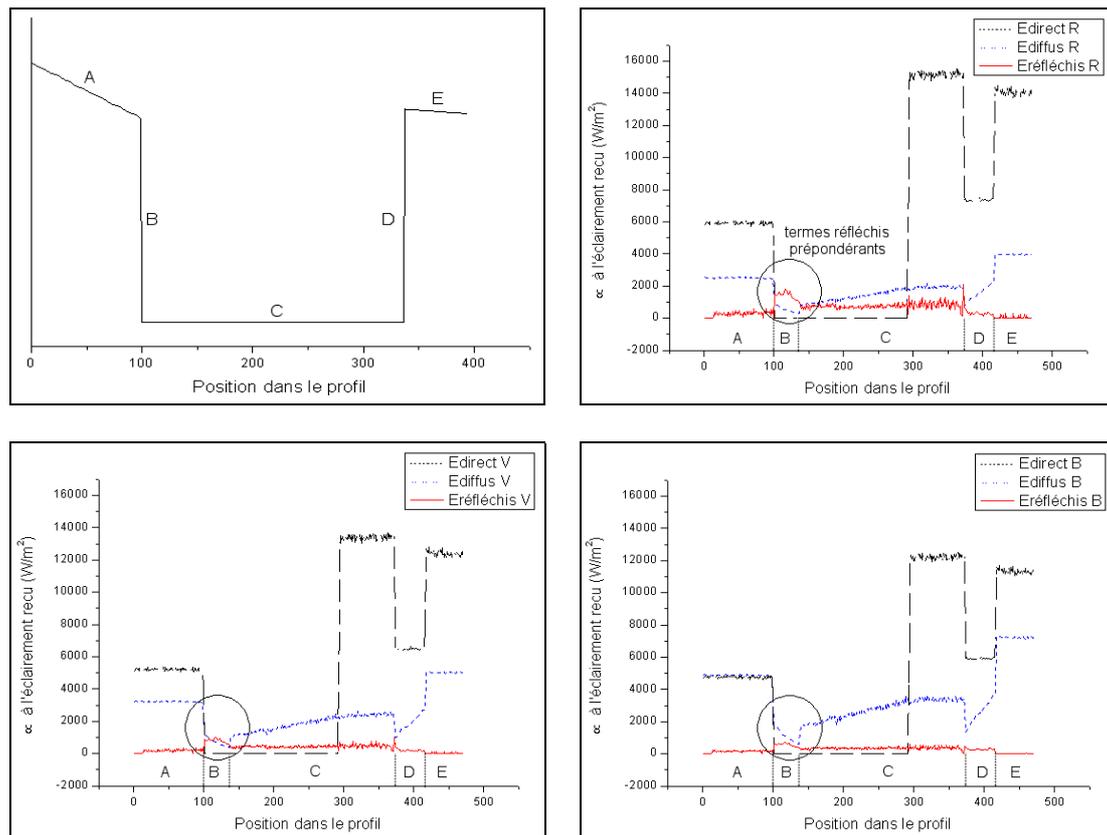


Figure 3-5 Vue schématique du profil de la rue, et valeurs des différents termes d'éclairéments le long du profil dans les trois canaux R, V, B.

Ces résultats appellent les commentaires suivants :

3.2.5.1 Terme E_{direct}

En ce qui concerne le terme E_{direct} , on observe fort logiquement différents paliers, correspondant respectivement au toit pentu à gauche (surface « A » sur la Figure 3-5, en éclairage plutôt rasant, $\theta_s \sim 70^\circ$), à l'ombre projetée sur le mur vertical (surface « B ») et sur une partie de la rue, à l'éclairément reçu par le fond de la rue au soleil (surface « C »), à celui reçu par la façade au soleil (surface « D ») et enfin à celui reçu par le toit plat à droite de la rue (surface « E »). Les facettes étant chaque fois plates, on obtient des paliers qui correspondent à la variation d'angle entre la normale à la facette et la direction du soleil.

3.2.5.2 Terme E_{diffus}

Après le plateau correspondant à l'énergie diffuse reçue par le toit en pente « A », on observe une très forte décroissance du terme E_{diffus} sur le mur vertical « B ». Les valeurs sont jusqu'à plus de 10 fois inférieures à celles reçues par le toit en pente (notamment tout en bas de la façade). Cela s'explique par le fait que la portion d'angle solide du ciel vue par cette façade est plus faible que pour le toit en pente, d'autant plus que l'on se situe en bas de la façade. D'autre part, au fond de la rue, l'énergie décroît plus on entre dans l'ombre. En effet, l'énergie émise par le ciel est d'autant plus faible que l'on s'éloigne de la position du soleil. Ce phénomène d'ombres d'autant plus sombres que l'on se rapproche d'un bâtiment apparaît nettement sur des images aériennes réelles. La nécessité de prendre en compte cette

anisotropie des éclairagements venant du ciel est également mise en évidence par la comparaison de la façade éclairée à celle qui est à l'ombre. Nous pouvons constater que l'énergie diffuse sur la façade au soleil « D » est 2 à 3 fois plus élevée que celle arrivant sur la façade à l'ombre « B ». Une approximation lambertienne du ciel, qui est parfois utilisée dans la littérature pour accélérer des calculs (cf. par exemple [Boldo 2002]), conduirait à deux énergies égales. Nous mettons donc en évidence ici dans quelle mesure cette approximation n'est pas valide.

3.2.5.3 Terme $E_{réfléchi}$

En ce qui concerne les termes $E_{réfléchi}$, les résultats sont particulièrement intéressants. Bien évidemment, ces termes sont nuls sur les deux toits « A » et « E » puisqu'aucune surface n'est susceptible de réfléchir un rayonnement vers ces surfaces. C'est dans la rue elle-même qu'apparaissent les résultats les plus instructifs. Considérons tout d'abord la façade à l'ombre « B ». L'essentiel de l'angle solide qu'elle intercepte correspond à la façade en regard « D », qui, elle, est en plein soleil. Le rayonnement en provenance de cette façade est donc particulièrement important : c'est ce terme qui devient largement prépondérant, devant E_{diffus} . De plus, un biais colorimétrique est introduit, puisque le rayonnement réfléchi présente la couleur de la façade au soleil. Au fond de la rue, le terme $E_{réfléchi}$ conserve une grande importance par rapport à E_{diffus} , notamment dans le rouge. Il n'est donc absolument pas négligeable. Ce n'est que dans les zones au soleil que l'importance relative de ce terme devient faible.

3.3 Processus physiques contribuant à l'énergie reçue par le capteur

3.3.1 Termes de luminances à prendre en compte

L'énergie provenant du pixel observé (L_{direct}) contient l'information sur les propriétés de réflectance de la surface : c'est elle qui nous intéresse. Cependant, en raison de la présence de l'atmosphère, d'autres contributions s'ajoutent, venant « perturber » le signal utile. Il s'agit des termes suivants (cf. Figure 3-6) :

- $L_{atmosphère}$, l'énergie diffusée par l'atmosphère qui ne touche pas le sol, mais est directement rétrodiffusée vers le capteur.
- $L_{direct-diffus}$, l'énergie provenant directement du soleil, réfléchi par l'environnement de la surface considérée, et qui contribue malgré tout à l'énergie semblant venir de la surface en raison de la diffusion par l'atmosphère.
- $L_{diffus-diffus}$, l'énergie provenant de l'ensemble du ciel, et réfléchi par l'environnement de la même manière que la précédente.
- les autres termes (réflexions multiples, couplage avec l'atmosphère, etc.) provenant également de l'environnement.

L'ensemble de ces termes est regroupé dans la suite sous l'appellation $L_{parasite}$, puisqu'ils correspondent à toutes les énergies « parasites » ne provenant pas de la surface considérée.

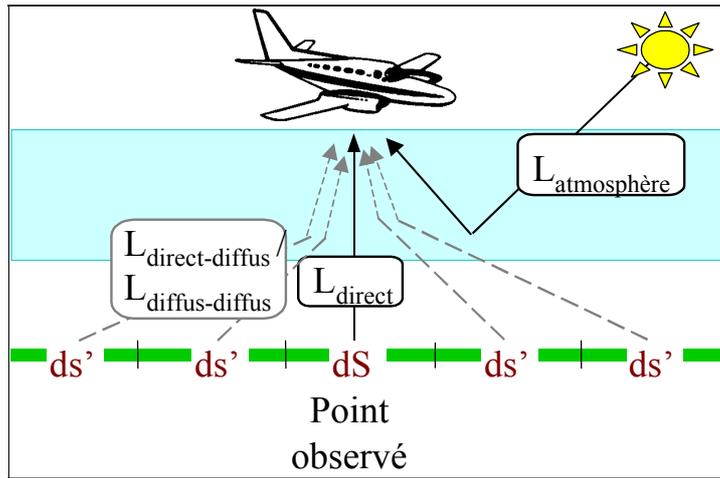


Figure 3-6 Luminances à prendre en compte au niveau du capteur.

3.3.2 Evaluation du « voile » $L_{parasite}$

L'évaluation de $L_{parasite}$ est loin d'être évidente. Traditionnellement, on utilise la méthode dite du « point noir » pour évaluer $L_{parasite}$ [Kaufman and Sendra 1988]. Il s'agit de trouver un point à l'ombre, sur une surface la plus sombre possible (de l'eau par exemple). De cette manière, on peut considérer que l'énergie provenant de la zone elle-même est pratiquement négligeable, et on ne mesure que le terme $L_{parasite}$. Cependant, la valeur de ce terme est très variable au sein d'une même image, et il est donc nécessaire de modéliser cette variabilité intra-image. Considérons à titre d'illustration la Figure 3-7 pour laquelle la dynamique a été ajustée afin de mettre en évidence les valeurs des ombres.

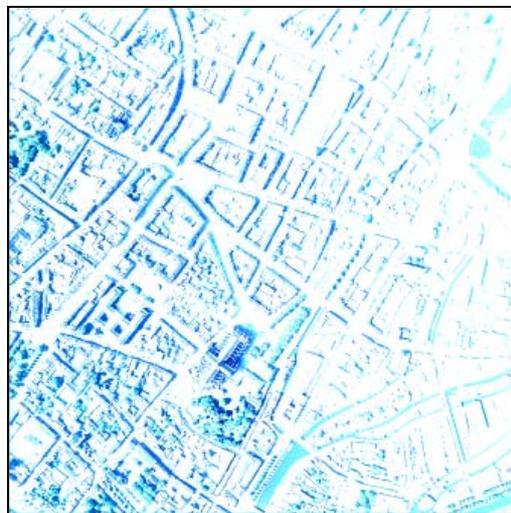


Figure 3-7 Mise en évidence de la valeur relative des ombres dans une image (plus clair = plus d'énergie).

L'effet prédominant immédiatement visible est le phénomène de hot spot, à savoir que la scène semble plus claire lorsque la direction d'observation se rapproche de la direction du soleil (à droite sur l'image). Cela est dû notamment aux ombres qui sont de moins en moins visibles lorsque l'on s'approche de la direction du soleil. S'il ne s'agissait que de cela, le hot spot ne serait qu'une impression visuelle. Mais, en réalité, les radiométries de la scène, et en particulier celles des ombres, sont plus élevées du côté du hot spot. Cela est dû notamment

aux fonctions de phase des molécules et des aérosols qui présentent des maxima locaux dans la direction de rétrodiffusion. Des approximations du terme $L_{parasite}$ obtenues par modélisation du transfert radiatif ([Boldo 2002], [Deschamps, et al. 1983]) mettent effectivement en évidence cette caractéristique.

En conséquence, nous avons utilisé des modèles suivant prioritairement la forme du hot spot pour rendre compte de l'évolution des radiométries dans les ombres au sein des images de scènes urbaines. Nous avons ainsi comparé les résultats obtenus avec trois modèles, le premier issu d'une modélisation du transfert radiatif, les deux autres étant plus empiriques.

Nous avons premièrement retenu le modèle issu de la modélisation décrite dans [Le-Men 1996], qui s'écrit après simplification :

$$L_{parasite} = \frac{K}{\cos\theta_v} \cdot (a - b \cdot \cos g + 3 \cdot (1 - a) \cdot \cos^2 g) \quad (3.5)$$

où K , a et b sont trois paramètres à déterminer, θ_v est l'angle entre la verticale et la direction d'observation, et g est l'angle entre la direction d'observation et la direction d'illumination par le soleil (angle de phase).

- Un autre modèle de hot spot, empirique, est celui proposé dans [Le-Men and Boldo 2000], qui s'écrit :

$$L_{parasite} = K \cdot \left(k + (1 - k) \cdot \frac{1 - e \cdot \cos\theta_s}{1 - e \cdot \cos g} \right) \quad (3.6)$$

où K , k et e sont trois paramètres à déterminer, θ_s est l'angle zénithal du soleil.

- Un troisième modèle de hot spot évalué est celui utilisant le noyau de Hapke [Hapke 1981], divisé par $\cos(\theta_v)$ afin de tenir compte de la variation de l'épaisseur optique traversée. Il prend la forme suivante :

$$L_{parasite} = \frac{K / \cos(\theta_v)}{1 + 1/h \cdot \tan(g/2)} \quad (3.7)$$

où K et h sont deux paramètres à déterminer.

Pour évaluer les paramètres, nous découpons l'image en grandes dalles régulières (par exemple 100 m par 100 m), et cherchons le minimum de radiométrie dans chacune de ces dalles. Les paramètres sont alors obtenus par une minimisation par moindres carrés.

A titre d'exemple, pour l'image visible sur la Figure 3-8 à gauche, nous obtenons les résultats contenus dans le Tableau 3-2, ainsi que les cartes de résidus (sur le canal rouge) pour les différents modèles (cf. Figure 3-8).

modèle	paramètres R	paramètres V	paramètres B	res. moy. R	res. moy. V	res. moy. B
Le Men	K=12156; a=0,656; b=1,293	K=18442; a=0,670; b=1,315	K=11832; a=0,712; b=0,939	347	377	391
Le Men-Boldo	K=3673; k=0,795; e=0,966	K=4962; k=0,851; e=0,979	K=6486; k=0,773; e=0,907	354	375	410
Hapke/cos(θ_v)	K=5749; h=0,50	K=7290; h=0,60	K=8350; h=0,89	330	360	387

Tableau 3-2 Résultats obtenus avec les différents modèles de $L_{parasite}$ (image 16bits).

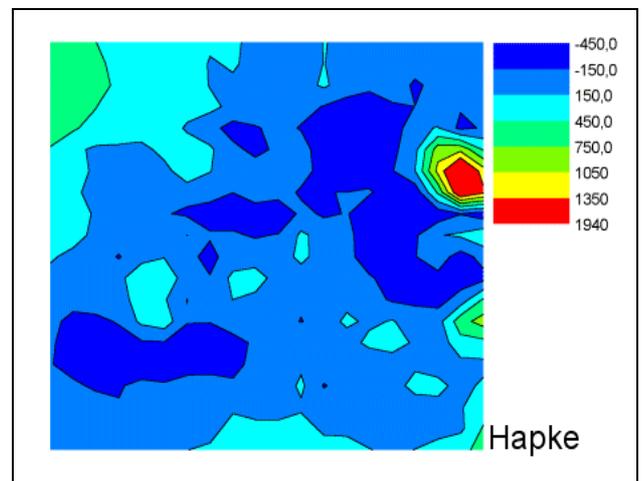
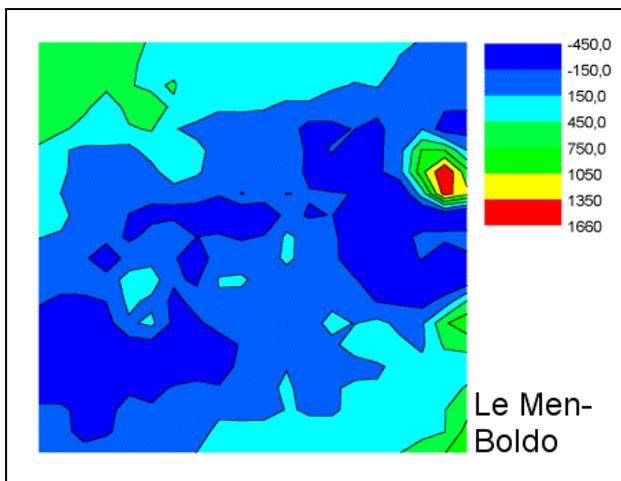
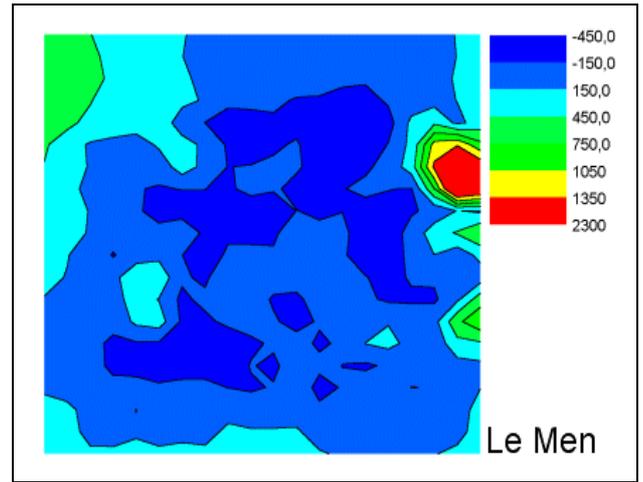
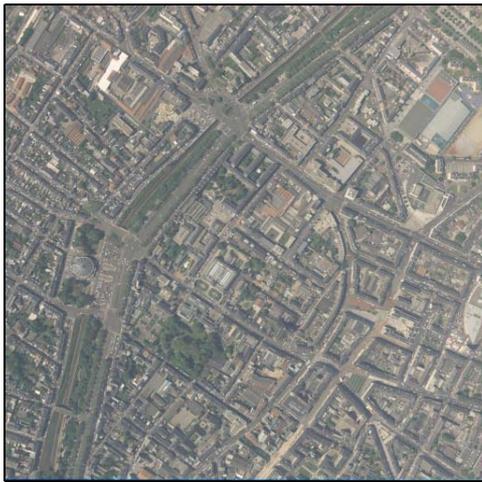


Figure 3-8 Image initiale et résidus obtenus avec les modèles de Le Men, Le Men-Boldo, et Hapke/cos(θ_v).

Nous pouvons constater que les trois modèles donnent des résidus moyens sensiblement équivalents. Les cartes des résidus semblent cependant montrer que les modèles de Le Men et Hapke sont préférables au modèle de Le Men-Boldo, puisque les forts résidus sont répartis moins uniformément pour ce dernier. Notons que le résidu très important présent à droite sur les trois cartes est dû à la présence d'un parc aquatique très étendu dans l'image, pour lequel on ne trouve pas de valeur d'ombre pertinente.

Le modèle de Le Men a l'avantage d'être linéaire, ce qui permet d'obtenir directement le résultat de la minimisation par moindres carrés. Cependant, son utilisation sur différentes images montre une instabilité des paramètres obtenus.

Le modèle de Hapke quant à lui est non linéaire par rapport à h , mais l'interprétation de ses paramètres est plus immédiate : K correspond à l'« intensité » du voile, et h détermine son « extension » dans l'image. Les paramètres obtenus montrent que l'intensité du voile augmente lorsque l'on passe du canal rouge au canal bleu, ce qui est conforme à l'augmentation de la diffusion de Rayleigh du rouge au bleu. De même, on peut constater que h augmente lorsque l'on passe du canal rouge au bleu. C'est bien ce à quoi l'on s'attend, puisque la fonction de phase de l'effet Rayleigh entraîne une diffusion importante dans toutes les directions, contrairement aux fonctions de phase des aérosols (effet Mie), qui correspondent à une diffusion essentiellement vers l'avant. Nous retenons ce modèle pour modéliser le terme $L_{parasite}$. Sur une grande partie de l'image, nous pouvons constater que les

résidus sont inférieurs à 150 niveaux (sur 16 bits), soit moins de 5 % de la valeur de l'ombre. Nous verrons plus loin que cette précision est suffisante pour notre application. D'autre part, pour des images successives correspondant à des scènes urbaines, nous obtenons les résultats contenus dans le Tableau 3-3.

N° de l'image	paramètres R	paramètres V	paramètres B
1	K=5675; h=0,49	K=7162; h=0,67	K=7768; h=1,10
2	K=5313; h=0,57	K=7007; h=0,74	K=7738; h=1,18
3	K=5749; h=0,50	K=7290; h=0,60	K=8350; h=0,89
4	K=5103; h=0,48	K=6900; h=0,64	K=8072; h=0,84
5	K=4913; h=0,52	K=6600; h=0,68	K=7629; h=0,99

Tableau 3-3 Résultats sur plusieurs images successives.

En dépit de la variabilité des scènes urbaines vues dans chaque image, les paramètres trouvés restent relativement stables d'une image à l'autre. Cette constatation est satisfaisante, puisque l'environnement et l'atmosphère restent constants entre deux prises de vue rapprochées dans une même bande. En revanche, dès que l'on se situe à la limite entre des scènes urbaines et des scènes rurales, le modèle ne converge plus. Cette modélisation et cette méthode de détermination du modèle semblent pratiquement caractéristiques des scènes urbaines.

3.4 Validation indirecte : application à la correction des ombres

3.4.1 Principe

Si les évaluations des différents termes d'éclaircissements et de luminance précédemment décrits sont en accord avec la réalité, il doit être possible de « rééclairer » les zones à l'ombre dans les images aériennes réelles correspondant à la scène simulée, et ainsi d'obtenir une teinte réaliste en accord avec les zones au soleil situées à proximité. Ainsi, nous effectuons à travers la correction des ombres une validation indirecte des évaluations.

Afin de réaliser cette correction, nous utilisons les hypothèses suivantes. Nous ne connaissons pas *a priori* les propriétés de réflectances directionnelles des matériaux à l'ombre. Aussi nous plaçons-nous dans une hypothèse de matériaux lambertiens pour effectuer les corrections. Dans ce cadre, l'équation reliant les luminances des images aux éclaircissements reçus s'écrit :

$$L = e^{-\tau^{\uparrow}/\cos\theta_v} \cdot \frac{\rho(\text{constante})}{\pi} \cdot (E_{\text{direct}} + E_{\text{diffus}} + E_{\text{réfléchis}}) + L_{\text{parasite}} \quad (3.8)$$

avec ρ l'albédo (constant) du matériau.

Puisque dans l'approximation lambertienne, l'albédo est constant, nous pouvons écrire :

$$L_{\text{ombre}} = e^{-\tau^{\uparrow}/\cos\theta_v} \cdot \frac{\rho}{\pi} \cdot (E_{\text{diffus}} + E_{\text{réfléchis}}) + L_{\text{parasite}} \quad (3.9)$$

$$L_{\text{soleil}}(\text{cherché}) = e^{-\tau^{\uparrow}/\cos\theta_v} \cdot \frac{\rho}{\pi} \cdot (E_{\text{direct}} + E_{\text{diffus}} + E_{\text{réfléchis}}) + L_{\text{parasite}} \quad (3.10)$$

D'où :

$$\frac{L_{\text{soleil}} - L_{\text{parasite}}}{L_{\text{ombre}} - L_{\text{parasite}}} = 1 + \frac{E_{\text{direct}}}{E_{\text{diffus}} + E_{\text{réfléchis}}} \quad (3.11)$$

C'est cette dernière équation qui nous permet de « rééclairer » les zones à l'ombre. Dans cette équation, la luminance L_{ombre} est connue puisqu'issue des images, tandis que les termes

d'éclairement E_{direct} , E_{diffus} et $E_{réfléchi}$ sont issus de simulations. Le terme $L_{parasite}$ est issu du modèle décrit au paragraphe 3.3.2.

3.4.2 Exemples de correction des ombres

3.4.2.1 Parvis de la cathédrale d'Amiens

Commençons par considérer le parvis de la cathédrale d'Amiens. Ce cas est intéressant, car le parvis est particulièrement grand et dégagé. La façade de la cathédrale étant à l'ombre, il n'y a pratiquement pas d'énergie réfléchie éclairant le parvis ($E_{réfléchi} = 0$), ce qui nous permet de vérifier les importances relatives de E_{direct} et E_{diffus} uniquement. Nous obtenons le résultat visible sur la Figure 3-9. Seule l'ombre projetée par la cathédrale est corrigée, car nous disposons uniquement du modèle 3D de la cathédrale, et pas de celui des divers bâtiments entourant la place. De même, le bâtiment situé en bas à droite est corrigé comme s'il appartenait au parvis, car il n'est pas modélisé dans la base de données. Si l'on se focalise sur les radiométries obtenues sur le parvis lui-même, on peut constater que le résultat visuel est plutôt satisfaisant, comme le confirme le profil réalisé le long de la ligne indiquée sur l'image précédente (cf. Figure 3-9). Les différentes teintes du parvis initialement à l'ombre apparaissent clairement. Nous pouvons déduire de ce résultat que les importances relatives des termes E_{direct} et E_{diffus} sont bien cohérentes avec la réalité.

3.4.2.2 Rue encaissée entre deux bâtiments

Nous nous intéressons maintenant à la même rue encaissée que celle décrite au paragraphe 3.2.5. En prenant en compte l'ensemble des termes E_{direct} , E_{diffus} , $E_{réfléchi}$ évalués précédemment, nous obtenons le résultat visible sur la Figure 3-10 au milieu. Ce résultat est relativement satisfaisant, les teintes des trottoirs étant plutôt bien conservées. On constate cependant qu'il reste une légère tendance rougeâtre dans la rue la plus à droite de l'image, probablement due à un défaut de correction du terme $E_{réfléchi}$ malgré nos efforts. Pour mieux se rendre compte de la qualité de cette correction, il est intéressant de voir le résultat obtenu sans tenir compte du terme $E_{réfléchi}$, qui est le plus difficile à calculer. On obtient le résultat visible à droite sur la Figure 3-10. Comme on pouvait s'y attendre, la façade est complètement saturée, puisque sur cette façade le terme dominant est le terme $E_{réfléchi}$. On constate également que le fond de la rue apparaît beaucoup plus rouge que précédemment. Même dans cette zone, il est nécessaire de tenir compte du terme $E_{réfléchi}$ pour obtenir un résultat visuellement acceptable.

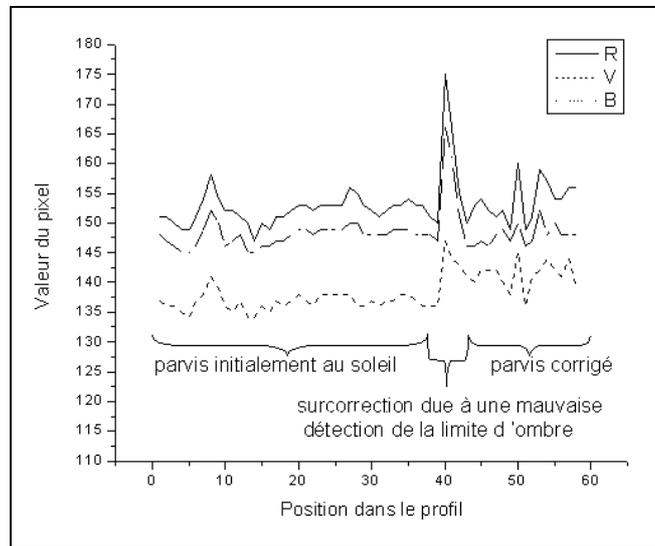


Figure 3-9 Correction d'ombres sur le parvis de la cathédrale d'Amiens.

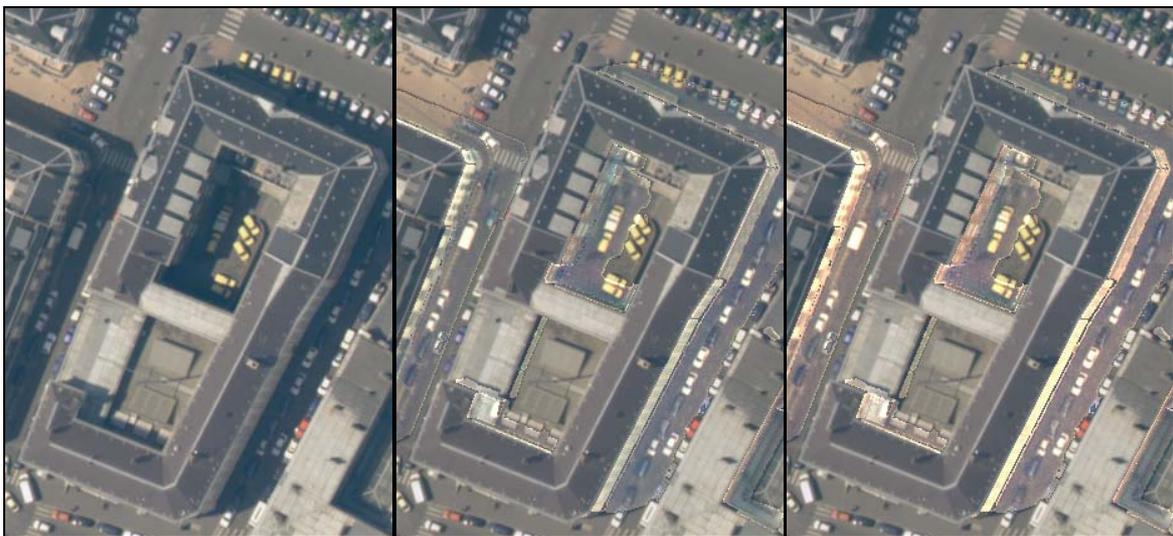


Figure 3-10 Correction des ombres dans la rue encaissée.
 A gauche, image initiale ; au milieu, image corrigée avec $E_{réfléchi}$; à droite, image corrigée sans $E_{réfléchi}$.

3.4.2.3 Impression globale sur une zone plus large

Un résultat sur une zone plus large est visible sur la Figure 3-11. L'image corrigée a été obtenue avec l'ensemble des termes d'éclairement décrits précédemment. Les temps de calcul des termes d'éclairement E_{direct} et E_{diffus} sont relativement faibles, de l'ordre de quelques heures sur un Pentium IV à 1,4 GHz. En revanche, le calcul du terme $E_{réfléchi}$ est très consommateur en temps de calcul, puisqu'il est nécessaire de tenir compte des réflexions entre facettes. L'obtention d'un $E_{réfléchi}$ faiblement bruité nécessite alors environ une semaine de temps de calcul pour une image comme celle montrée ci-dessous (image 1500×1500 avec une scène composée d'environ 15 000 polygones).

L'image est corrigée du voile, c'est-à-dire que le terme $L_{parasite}$ n'a pas été ajouté à l'issue du rééclairage. La balance des blancs a ensuite été réalisée sur l'image 16 bits corrigée pour obtenir la Figure 3-11 corrigée sur 8 bits. Seuls les modèles 3D des bâtiments ont été utilisés, ce qui explique que des arbres situés dans les ombres projetées des bâtiments soient surcorrigés. Quelques ombres subsistent (notamment en haut à droite) pour les bâtiments dont on ne dispose pas du modèle 3D. Ce résultat montre notamment que le modèle utilisé pour $L_{parasite}$ semble suffisant sur une large zone, puisque les teintes des zones corrigées restent relativement homogènes pour un même matériau sur l'ensemble de l'image. Cependant, on constate également qu'une image dont les ombres sont toutes corrigées devient plus difficilement interprétable, car l'image apparaît sans « relief ».

En définitive, ces résultats satisfaisants de corrections des ombres permettent de valider les modélisations des différents termes d'éclairements et de luminance décrits dans ce chapitre. De plus, nous montrons que la prise en compte des trois types d'éclairement précédents, ainsi qu'une bonne modélisation du voile atmosphérique, sont nécessaires et suffisantes pour obtenir des corrections satisfaisantes.



Figure 3-11 Correction des ombres sur une zone plus large du centre-ville d'Amiens.
En haut, image initiale ; en bas, image corrigée.

4 Choix d'un modèle de BRDF

4.1 Introduction

Comme nous l'avons déjà souligné au chapitre 1, la BRDF est la fonction essentielle dans la tâche d'identification des matériaux, puisque c'est grâce à l'identification de BRDF différentes que nous espérons pouvoir faire la différence entre deux matériaux distincts. Nous avons déjà indiqué la définition « mathématique » de la BRDF au chapitre 1. Cependant, il est également important de s'intéresser aux phénomènes physiques effectifs que nous prenons en compte avec la BRDF ainsi que ceux que nous négligeons. En effet, cela permet de mieux comprendre en quoi la BRDF est intimement liée aux caractéristiques structurales et optiques du matériau, et pourquoi elle doit permettre de distinguer des matériaux différents. Cette discussion fera l'objet du paragraphe 4.2.

Nous pourrions alors nous intéresser aux différents modèles proposés dans la littérature pour représenter la BRDF d'une surface. En effet, nous ne disposerons que d'un échantillonnage réduit des BRDF des matériaux observés dans les images aériennes (une dizaine de directions au mieux). Nous ne pourrions donc pas nous contenter des valeurs dans ces directions : nous les utiliserons au contraire pour déterminer les paramètres d'un modèle de BRDF paramétrique, qui permet de mieux « régulariser » les formes de BRDF. Le choix de ce modèle est donc crucial, puisqu'il déterminera les différentes formes des BRDF que nous pourrions représenter et donc identifier. Nous brosserons ainsi un panorama non exhaustif de différents modèles existants au paragraphe 4.3.

Nous soulignerons alors au paragraphe 4.4 les critères importants auxquels le modèle doit répondre pour être bien adapté à notre problématique en milieu urbain. Grâce à ces différents éléments, nous pourrions alors retenir un modèle de BRDF précis pour notre étude, que nous présenterons plus en détail.

4.2 Phénomènes physiques pris en compte par la BRDF

4.2.1 La BRDF : une représentation simplifiée des interactions entre une surface et la lumière

A travers la BRDF, nous cherchons en définitive à étudier et modéliser l'interaction entre un matériau et la lumière, le résultat de cette interaction fournissant des informations sur le matériau lui-même. Or, il faut garder à l'esprit que la BRDF, bien que déjà complexe, est une approximation qui néglige de nombreux phénomènes physiques. Dans le cas général, pour une surface quelconque, une modélisation complète de l'interaction surface-lumière devrait prendre notamment en compte les phénomènes de diffusions de surface, de transport d'énergie sous la surface, de polarisation, de fluorescence, etc. En s'intéressant à la BRDF, on ne prend en compte que les phénomènes de diffusion de surface, et de diffusion sous la surface pour lesquels la lumière qui pénètre dans le matériau se réfléchit au même point. Il s'agit donc d'une simplification du modèle plus général de fonction de distribution de la diffusion de surface bidirectionnelle (BSSRDF, bidirectional surface scattering distribution function) dans lequel on tient compte du transport en volume de l'énergie lumineuse entre deux points de la surface qui peuvent être différents (cf. par exemple [Jensen, et al. 2001]).

Le contexte de notre étude, le milieu urbain, justifie que nous nous intéressions uniquement à la BRDF. En effet, les matériaux rencontrés ne sont pas ceux présentant un transport d'énergie significatif sous la surface (ce sont plutôt les matériaux « translucides » qui présentent cette propriété, ou encore la neige ou l'eau) et ne sont pas fluorescents. De plus, nous ne prenons pas en compte les propriétés de polarisation. Celles-ci pourraient très certainement apporter des informations complémentaires sur les matériaux, mais, dans le cadre de cette thèse, nous ne pourrions pas mesurer ces propriétés, puisque l'éclairage naturel est non polarisé, tout comme les caméras servant à obtenir les images. C'est ainsi que l'on peut s'intéresser à la BRDF telle que définie au chapitre 1 et rappelée ci-dessous, dans laquelle la BRDF apparaît comme une fonction des angles d'incidence et de réflexion uniquement, à une longueur d'onde donnée :

$$\rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) = \frac{dL_r(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)}{dE(\theta_i, \varphi_i)} \quad (4.1)$$

Dans ce cadre, la BRDF globale est habituellement décrite comme résultant des deux phénomènes physiques évoqués précédemment : une partie de l'énergie incidente est diffusée en surface, tandis qu'une autre partie pénètre plus profondément dans le matériau et est diffusée sous la surface. La valeur finale de la BRDF dans une direction donnée et pour une longueur d'onde résulte de l'importance relative de ces deux phénomènes, déterminée avant tout par les propriétés optiques (proportion totale d'énergie transmise, absorbée, réfléchie...) des composants du matériau.

4.2.1.1 La diffusion en surface

Cette diffusion correspond à de l'énergie directement réfléchi par la surface, sans pénétrer au sein du matériau et y subir de multiples réflexions. Dans le cas général, l'existence d'une composante directionnelle dans la BRDF, c'est-à-dire de directions de réflexion privilégiées, dépend principalement de l'importance de ce terme. Par exemple, dans le cas limite d'une surface parfaitement lisse, ce terme correspond à l'énergie réfléchi parfaitement dans la direction symétrique de la direction d'incidence par rapport à la normale : la direction spéculaire (cf. Figure 4-1). On parle alors d'une surface parfaitement spéculaire, et l'ensemble des surfaces présentant une diffusion en surface importante est décrit comme des surfaces spéculaires (ou présentant une « spécularité » marquée).

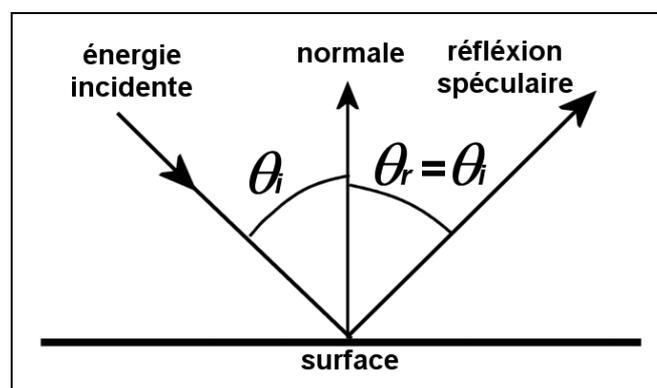


Figure 4-1 Réflexion dans la direction spéculaire pour une surface idéale parfaitement lisse.

Lorsque la surface est rugueuse, l'importance et la forme de cette composante directionnelle de la BRDF dépendent principalement de l'état de surface du matériau. Les phénomènes d'ombres portées, de réflexions multiples, d'inter-masquages entre les composants de la

surface, doivent alors être pris en compte. Ainsi, on comprend mieux à travers ce terme qu'un lien fort peut être mis en évidence entre la microstructure du matériau et la forme de la BRDF, et qu'ainsi la BRDF peut aider à identifier un type de matériau. A titre d'illustration, on peut voir sur la Figure 4-2 l'effet sur ce terme d'une surface de plus en plus rugueuse, de la gauche vers la droite, alors que la direction d'éclairement reste constante. Ces figures montrent le profil de l'indicatrice de la BRDF. Plus la surface est rugueuse, moins le pic spéculaire est prononcé.

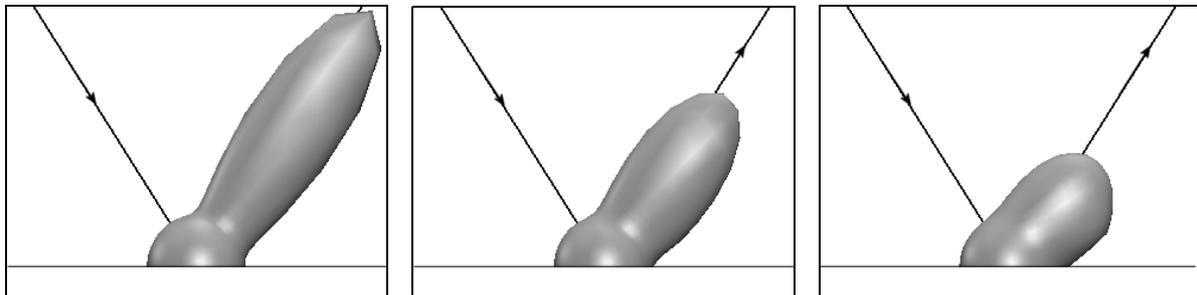


Figure 4-2 Influence de la rugosité de la surface sur la forme de la BRDF (modélisée ici avec le modèle TSON, cf. paragraphe 4.4.2).

4.2.1.2 La diffusion sous la surface

Une partie de l'énergie incidente sur un matériau pénètre en dessous de la surface, puis est diffusée à de multiples reprises par les composants formant le matériau avant de ressortir et de contribuer à l'énergie réfléchie : il s'agit de l'énergie diffusée « en subsurface », c'est-à-dire sous la surface. Très souvent, cette énergie subit de multiples interactions avec les composants de la surface, et la directionnalité de l'éclairement est rapidement perdue. Ainsi, ce terme contribue principalement à une composante non directionnelle de la BRDF, c'est-à-dire une composante « diffuse », pour laquelle de l'énergie est réfléchie dans toutes les directions. Le cas limite d'une surface idéale pour laquelle l'énergie est réfléchie de manière équivalente dans toutes les directions de visée est ainsi une surface lambertienne [Lambert 1760], dont l'indicatrice de la BRDF est indiquée Figure 4-3. D'une façon générale, la diffusion en subsurface est très souvent approximée par une composante lambertienne.

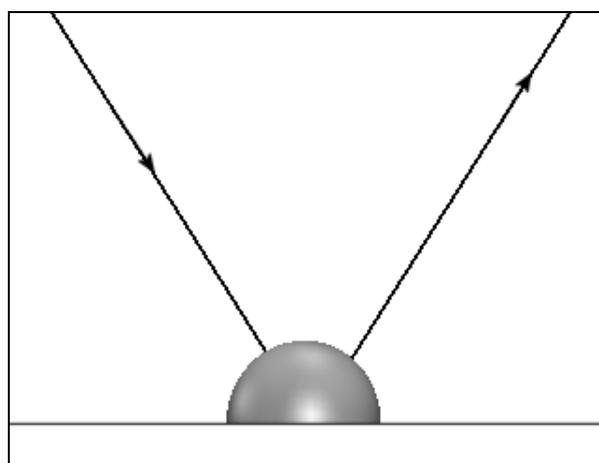


Figure 4-3 BRDF d'une surface lambertienne.

4.2.2 La BRDF : une notion indissociable de l'échelle d'observation

Une hypothèse implicite, mais rarement évoquée dans la définition de la BRDF, est que les valeurs prises dépendent complètement de l'échelle à laquelle la surface est observée : il est vain de parler de BRDF sans spécifier l'échelle d'observation. En effet, nous avons déjà souligné précédemment que la rugosité de la surface joue un rôle primordial dans la BRDF obtenue. En fait, la BRDF à une échelle donnée est le résultat de la rugosité de la surface à plus petite échelle. Or, on conçoit bien que la rugosité à prendre en compte dépend complètement de l'échelle d'observation. Cela explique certains phénomènes qui ne sont pas forcément très intuitifs. Les trois exemples suivants permettent d'illustrer les effets de la rugosité à prendre en compte.

Tout d'abord, considérons une surface composée exclusivement de microfacettes parfaitement lambertiennes. Une telle surface peut malgré tout présenter un effet directionnel lorsque la direction de visée se rapproche de la direction d'éclairage (direction de rétrodiffusion ou « hot spot »), pourvu que la surface soit rugueuse. Ce sont notamment les intermasquages et les ombres portées qui permettent d'expliquer ce phénomène.

Deuxièmement, de nombreux matériaux urbains, tels que l'ardoise par exemple, présentent une specularité marquée lorsqu'ils sont considérés isolément. Néanmoins, lorsque l'on considère la BRDF d'une ville dans son ensemble, la rugosité à prendre en compte est celle due aux bâtiments et aux axes de circulation, qui forment l'équivalent des microfacettes de l'exemple précédent, tout en étant tout à fait macroscopique. La BRDF typique d'une ville, pourtant composée de nombreux matériaux spéculaires, ne présente alors pas de pic spéculaire, mais plutôt un effet de rétrodiffusion [Meister 2000].

De même, les feuilles de la plupart des espèces végétales présentent un caractère spéculaire important, car elles sont très lisses. Lorsque l'on considère un couvert végétal dans son ensemble, sa BRDF fait au contraire typiquement apparaître une rétrodiffusion prononcée. En effet, à cette échelle, la rugosité dominante est celle des plantes, qui entraîne là encore des masquages et des ombres portées. De plus, le phénomène de diffusion sous la surface devient prépondérant : dans ce cas il ne s'agit pas d'une diffusion sur des échelles microscopiques au sein des feuilles (qui est faible puisque les feuilles en question sont spéculaires), mais d'une diffusion à l'intérieur du couvert végétal, sous la canopée [Ross and Marshak 1989].

A travers ces exemples, il apparaît clairement que la BRDF dépend de l'échelle d'observation de la surface considérée. Dans tous les cas, la BRDF apporte des informations sur les propriétés structurelles de la surface, mais à des échelles différentes.

Pour notre part, nous nous intéressons à des images ayant une résolution au sol de 25 cm. Or, des matériaux communs en milieu urbain tels que les tuiles ou les ardoises sont conditionnés sous la forme d'objets ayant une taille caractéristique typiquement de cet ordre de grandeur. D'autres matériaux comme les bitumes, les ciments ou les tôles, se présentent sous la forme de grandes plaques ou dalles, dont les propriétés de réflectance sont statistiquement uniformes. Globalement, on pourra donc considérer que l'on mesure effectivement dans nos images uniquement les effets directionnels des matériaux constitutifs des différentes surfaces.

4.3 Etat de l'art non exhaustif des modèles de BRDF

4.3.1 Panorama des modèles existants

La description des phénomènes physiques pris en compte par la BRDF nous permet de mieux comprendre les modèles de BRDF existant dans la littérature. Ainsi, une première grande

catégorie correspond à des modèles utilisant des hypothèses physiques sur la structure du matériau, et qui sont alors obtenus par des considérations d'optique géométrique et statistique. En particulier, ces modèles physiques de BRDF cherchent souvent à modéliser les deux types de diffusion décrits précédemment, à savoir les diffusions en surface et en subsurface, comme nous le verrons au paragraphe 4.3.2.

Cependant, pour que ces modèles soient calculables mathématiquement, des hypothèses simplificatrices sont nécessaires, ce qui restreint les types de surface qu'ils peuvent modéliser. Cela explique pourquoi, à côté de ces modèles physiques, existe une classe très fournie de modèles empiriques et *ad hoc*, pertinents uniquement pour certaines surfaces. Chaque domaine scientifique possède ses modèles favoris, et c'est souvent surtout leur adéquation à des données expérimentales ou leur simplicité qui ont conduit à leur utilisation. Nous en évoquerons un certain nombre au paragraphe 4.3.3. Les expressions mathématiques des modèles cités peuvent être consultées dans l'annexe 3.

4.3.2 Modèles physiques de BRDF

Pratiquement tous les modèles supposent qu'une partie de l'énergie incidente est diffusée en surface, tandis qu'une autre est diffusée en subsurface. L'énergie finale apparaît alors comme l'addition de ces deux contributions, selon l'équation générale suivante :

$$\rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) = \rho_{\text{subsurface}}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) + \rho_{\text{surface}}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \quad (4.2)$$

Dans ce cadre, le calcul des modèles de BRDF consiste à expliciter les expressions $\rho_{\text{subsurface}}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)$ et $\rho_{\text{surface}}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)$, correspondant aux deux types de diffusion.

4.3.2.1 Modèles de diffusion en surface

La plupart des modèles partent de l'hypothèse sous-jacente à la définition de la BRDF évoquée au paragraphe 4.2.2, selon laquelle la BRDF à grande échelle est le résultat de la rugosité de la surface à petite échelle. La rugosité de la surface est alors décrite par le biais de microfacettes aux orientations aléatoires, dont la distribution des pentes suit une loi statistique donnée (par exemple gaussienne). Ce modèle de microfacettes a été proposé par Bouguer dès 1760. Beckmann et Spizzichino [Beckmann and Spizzichino 1963] ont développé différents résultats issus de ce modèle dans un formalisme plus moderne, qui a été par la suite adopté et amélioré dans différents modèles de BRDF. Très souvent, chaque microfacette est considérée comme un réflecteur parfaitement spéculaire. La rugosité de la surface oblige à prendre en compte les intermasquages, ombrages et réflexions multiples entre les microfacettes. Le calcul conduit ainsi à un terme présentant une directionnalité marquée, d'autant plus que la rugosité est faible, du même type que celui déjà présenté sur la Figure 4-2. Divers modèles utilisent cette approche, tels que : [Torrance and Sparrow 1967], [Cook and Torrance 1981], [Snyder and Wan 1998], [van-Ginneken, et al. 1998] ou encore [He, et al. 1991]. [Schlick 1994b] a effectué différentes simplifications des expressions mathématiques des modèles précédents, afin d'aboutir à des modèles calculables rapidement pour la synthèse d'images. [Ward 1992] a également proposé un modèle très similaire aux précédents, mais permettant la prise en compte de l'anisotropie de certaines surfaces. Pour cela, son modèle utilise deux paramètres de rugosité dans deux directions perpendiculaires au lieu d'un seul. Cette modification est cependant d'ordre plutôt empirique. Le modèle [Schlick 1994a], qui est issu en partie de considérations similaires aux précédentes, permet aussi de tenir compte de l'anisotropie de la surface. Ce modèle se situe en quelque sorte entre les modèles physiques et les modèles

empiriques. D'autres modèles, tels que ceux de Westin [Westin, et al. 1992] et d'Ashikhmin [Ashikhmin, et al. 2000], permettent de prendre en compte des surfaces constituées de microfacettes dont les distributions sont quelconques et ne suivent pas des lois données sous forme analytique. L'inconvénient est alors bien entendu une plus grande complexité de calcul.

4.3.2.2 Modèles de diffusion sous la surface

Comme nous l'avons déjà indiqué précédemment, le modèle lambertien [Lambert 1760] est très souvent utilisé pour approximer ce terme. Cependant, quelques modèles existent permettant de prendre en compte plus finement les phénomènes réels de diffusion sous la surface.

Ainsi, le modèle d'Oren-Nayar [Oren and Nayar 1995] utilise la même description de la surface en microfacettes que précédemment. En revanche, les facettes sont maintenant considérées comme des réflecteurs parfaitement lambertiens. Le modèle permet ainsi de prendre en compte l'influence de la rugosité de la surface sur le terme de diffusion sous la surface, bien que l'interaction microfacette/lumière utilise encore l'approximation lambertienne. Ce modèle conduit à l'existence d'une augmentation de l'énergie dans la direction du hot spot dès lors que la surface est très rugueuse. Les modèles [van-Ginneken, et al. 1998] et [Koenderink, et al. 1999] permettent d'obtenir des résultats du même type à partir de modélisations différentes de la micro-surface.

D'autres modèles ont également cherché à modéliser plus finement les diffusions sous la surface en s'affranchissant si possible de l'hypothèse lambertienne. Des modèles spécifiquement dédiés à la représentation des phénomènes physiques ayant lieu dans des surfaces composées de multiples couches ont ainsi été développés. C'est le cas notamment des modèles [Beard and Maxwell 1973], [Hanrahan and Krueger 1993], [Icart and Arquès 2000], ou encore [Hirayama, et al. 2000] qui tiennent compte de la diffusion de la lumière à travers le matériau. Cependant, cette meilleure prise en compte de la diffusion sous la surface se fait au détriment de la simplicité des modèles, qui dépendent alors d'un grand nombre de paramètres.

4.3.3 Modèles de BRDF empiriques et *ad hoc*

4.3.3.1 Le modèle de Phong et ses dérivés

Le modèle de Phong [Phong 1975] mérite une place à part en raison de son omniprésence dans de nombreux domaines d'application, particulièrement dans celui de la synthèse d'images. Les cartes graphiques actuelles disposent d'ailleurs de fonctions d'accélération permettant de calculer rapidement ce modèle. Ce modèle peut être qualifié de semi-empirique, dans le sens où il modélise le phénomène physique de diffusion en surface, mais l'expression mathématique correspondante est empirique. Celle-ci correspond à un lobe d'énergie parfaitement centré sur la direction spéculaire, ce qui n'est pas en accord avec les mesures expérimentales sur les matériaux présentant une spécularité marquée, mais constitue néanmoins une approximation souvent acceptable. Sa popularité provient de sa simplicité et de sa capacité à simuler des apparences relativement plausibles pour plusieurs classes de matériaux, les plastiques notamment.

L'omniprésence et la popularité de ce modèle ont contribué au développement d'autres modèles qui l'ont utilisé comme base de travail pour le modifier et l'améliorer. Tout d'abord,

le modèle de Phong ne respecte pas certaines propriétés physiques (cf. paragraphe 4.4.1.2) dans sa formulation initiale, ce qui rend ce modèle non plausible physiquement. Le modèle [Lewis 1994] corrige ce défaut, et porte souvent le nom de modèle de Phong réciproque.

Schlick a également proposé diverses améliorations du modèle initial [Schlick 1994b], permettant notamment d'effectuer les calculs plus rapidement, de modéliser aussi bien des surfaces métalliques que des surfaces proches des plastiques, et permettant de prendre en compte des surfaces anisotropes.

Le modèle [Neumann, et al. 1999] améliore le modèle de Lewis : il conserve le caractère physiquement plausible, améliore la forme du modèle pour des angles rasants, et permet une meilleure représentation de matériaux métalliques.

Le modèle [Ashikhmin and Shirley 2000] réutilise le modèle de Neumann, et permet en plus de représenter des surfaces anisotropes. Il propose également une forme plus complexe que le modèle lambertien pour représenter la diffusion sous la surface, de manière à tenir compte de l'importance relative de la partie diffuse et de la partie spéculaire en fonction de l'angle d'incidence de l'éclairement.

Le modèle [Blinn 1977] est très proche du modèle initial, et permet un calcul plus rapide sans modifier fondamentalement la forme de la BRDF obtenue.

Le modèle [Lafortune, et al. 1997] est une généralisation du modèle de Phong : la BRDF globale apparaît comme la somme pondérée de différents lobes d'énergie dont les expressions sont mathématiquement similaires au modèle de Phong. Ce modèle peut alors représenter des BRDF aux formes complexes.

Le modèle [Poulin and Fournier 1990] utilise une variation du modèle de Phong afin de représenter les propriétés de réflexion microscopiques de microcylindres répartis sur une surface. Il permet ainsi de représenter la BRDF d'une surface anisotrope, présentant comme direction privilégiée l'axe de révolution des microcylindres.

Enfin, une composante du modèle [Granier and Heidrich 2003] utilise aussi le modèle de Phong pour tenir compte d'effets de décomposition de la lumière dans un matériau composé de plusieurs couches.

4.3.3.2 Les modèles plutôt dédiés à la représentation des BRDF de sols

De très nombreux modèles empiriques de BRDF ont été proposés pour modéliser les effets directionnels dus à des sols nus ou cultivés. Une des applications des modèles de BRDF consiste en effet à corriger les images satellitaires ou aériennes des effets directionnels des surfaces, pour effectuer par exemple de grandes mosaïques, ou pour obtenir des images d'albédos utilisables pour des classifications automatiques du sol. Des modèles génériques pouvant s'adapter à plusieurs types de sol différents ont ainsi été développés. Parmi les modèles les plus utilisés nous pouvons citer les modèles suivants : [Hapke 1981], [Rahman, et al. 1993] ou encore [Walthall, et al. 1985], modifié ultérieurement par [Liang and Strahler 1994], puis par [Meister, et al. 1996]. Mais de nombreux autres modèles existent également et ont été développés pour leur bonne adéquation à des données expérimentales précises, tels que les modèles suivants : [Shibamaya and Wiegand 1985], [Staylor and Suttles 1986], [Pickup, et al. 1995], [Dymond and Qi 1997]. Nous ne détaillerons pas ici les caractéristiques de ces différents modèles, car il est apparu en définitive qu'ils sont trop spécialisés pour être bien adaptés à notre problématique en milieu urbain. D'une façon générale, leur caractéristique principale commune est d'accorder une grande importance à la prise en compte du phénomène de hot spot, qui est le phénomène dominant pour de nombreux sols. Pour plus de détails, on pourra se référer à [Despan 2004].

4.3.3.3 Les modèles plutôt dédiés à l'étude des BRDF dues à la végétation

Contrairement au cas précédent, les effets directionnels dus à la BRDF peuvent également être considérés non pas comme des effets à corriger, mais comme des effets à exploiter pour obtenir des informations sur les propriétés des surfaces. Cette approche a connu un grand développement particulièrement pour l'étude des surfaces végétales, telles que les cultures, les forêts, les savanes, etc. De nombreux modèles de BRDF ont donc été proposés, mais, comme pour la BRDF des sols, il est apparu que ces derniers étaient extrêmement spécialisés pour l'étude de la végétation. Nous ne les citerons donc ici que pour mémoire afin de disposer du bilan le plus complet possible des modèles de BRDF existants.

Une des approches les plus développées est celle décrivant la BRDF comme une combinaison linéaire de fonctions-noyaux. Chacune de ces fonctions correspond à un phénomène physique différent. Traditionnellement, ces BRDF s'écrivent :

$$\rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) = f_{iso} + f_{géo} \cdot k_{géo}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) + f_{vol} \cdot k_{vol}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \quad (4.3)$$

où $k_{géo}$ et k_{vol} sont des fonctions-noyaux,

et f_{iso} , $f_{géo}$, f_{vol} sont des paramètres du modèle.

Le premier terme correspond à une réflexion isotrope (lambertienne). Le deuxième terme correspond à un terme directionnel, dû à la réflexion de surface. Il s'agit systématiquement d'un terme prenant en compte le phénomène de hot spot dans le cas de la végétation. Enfin, le troisième terme décrit l'énergie issue de la diffusion sous la surface étudiée, c'est-à-dire la diffusion dans le volume du couvert végétal. Les facteurs (f_x) sont les paramètres dont dépendent les BRDF, reliés de manière plus ou moins complexe aux paramètres structuraux du couvert végétal (indice foliaire, réflectance des feuilles, densité d'éléments, paramètres géométriques du couvert...). Les modèles suivants ont ainsi été obtenus : modèles volumiques de Ross-thin, Ross-thick [Wanner, et al. 1995], de Roujean [Roujean, et al. 1992], modèles géométriques de Li-sparse, Li-dense [Wanner, et al. 1995], Li-transit [Gao, et al. 2000]. En définitive, de tels modèles sont souvent décrits comme étant semi-empiriques : leur obtention dérive certes de la modélisation de phénomènes physiques réels, mais ils dépendent exclusivement de paramètres linéaires afin de pouvoir être inversés facilement.

D'autres modèles, basés sur les mêmes principes, mais n'utilisant pas la décomposition en fonctions-noyaux, ont également été développés. On peut notamment citer [Ross 1981], [Verstraete, et al. 1990], [Deering, et al. 1990], [Strahler and Jupp 1991], [Snyder and Wan 1998].

4.4 Critères de choix et modèle retenu dans notre contexte

4.4.1 Qualités requises du modèle

L'état de l'art précédent nous a donné une idée assez précise des différents types de modèles de BRDF existants. Or, le contexte de notre étude est bien spécifique : nous cherchons à identifier des matériaux assez divers, en milieu urbain, et avec relativement peu d'informations (une dizaine de directions d'observations). En raison de ces spécificités, certains modèles sont plus pertinents que d'autres. Nous avons ainsi identifié les critères suivants pour qu'un modèle de BRDF soit bien adapté à notre problématique.

4.4.1.1 Un modèle générique

Nous préférons utiliser un modèle capable de simuler des BRDF aux formes très diverses, correspondant aussi bien à des matériaux lambertiens qu'à des matériaux très spéculaires. En effet, nous souhaitons utiliser un modèle unique pour représenter l'ensemble des matériaux étudiés. Ainsi, nous pourrions comparer les modèles obtenus entre eux facilement, dans un cadre unifié. Certains modèles de BRDF sont certes particulièrement bien adaptés à la représentation de certaines classes de matériaux, mais la prise en compte de modèles différents selon les surfaces serait plus délicate, d'autant que nous n'utilisons pas d'informations *a priori* sur les surfaces étudiées.

4.4.1.2 Un modèle physique

Nous privilégions dans cette thèse les méthodes proches des phénomènes physiques effectivement mis en jeu, plutôt que d'utiliser des techniques plus « informatiques » de traitement d'images. C'est dans cet esprit que nous avons par exemple modélisé les effets radiométriques dominants en milieu urbain au chapitre 3. De même, il nous semble indispensable ici d'utiliser un modèle de BRDF respectant les principes physiques plutôt qu'un modèle complètement empirique. En particulier, un modèle de BRDF doit respecter au moins les deux propriétés importantes suivantes pour être physiquement plausible [Lewis 1994]. Il doit tout d'abord respecter le principe de symétrie de Helmholtz, de sorte que si les directions d'observation et de visée sont échangées, la valeur de la BRDF doit rester identique :

$$\rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) = \rho(\theta_r, \varphi_r, \theta_i, \varphi_i) \quad (4.4)$$

Deuxièmement, la loi de conservation de l'énergie doit être respectée, c'est-à-dire que la surface ne peut réfléchir plus d'énergie qu'elle n'en reçoit :

$$\forall(\theta_r, \varphi_r), \int \rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \cdot \cos\theta_i \cdot d\omega_i \leq 1 \quad (4.5)$$

avec $d\omega_i = \sin\theta_i d\theta_i d\varphi_i$.

Certains modèles empiriques ne respectent pas ces conditions, même s'ils ont souvent été modifiés pour les prendre en compte.

Par ailleurs, un modèle issu de considérations physiques a pour autre avantage que les paramètres dont il dépend sont plus facilement interprétables. Il est également *a priori* possible de comparer les résultats obtenus à une base de données de BRDF de matériaux connus (telles que celle présentée dans [Koenderink, et al. 1996]), ou à des mesures expérimentales (de rugosité par exemple).

4.4.1.3 Un modèle avec peu de paramètres

Une des contraintes principales pour notre application est que le modèle de BRDF retenu n'utilise que peu de paramètres. En effet, rappelons que notre objectif consiste à identifier les matériaux à partir de leurs BRDF. Or, identifier un modèle de BRDF revient à déterminer ses paramètres. Comme nous le verrons en détail au chapitre 5, il sera donc nécessaire de réaliser une inversion des modèles de BRDF afin d'obtenir les paramètres dont ils dépendent, connaissant l'apparence des matériaux dans les différentes images. Puisque nous ne disposons habituellement que d'une dizaine de directions d'observation pour une surface donnée, il est indispensable que le modèle ne dépende que de peu de paramètres (moins de 5) pour que l'inversion soit possible avec une redondance d'informations suffisante.

4.4.2 Le modèle choisi

4.4.2.1 Expression mathématique du modèle

Après avoir confronté les qualités souhaitées décrites ci-dessus aux différents modèles décrits au paragraphe 4.3, nous avons décidé de retenir le modèle de BRDF résultant de la combinaison linéaire des modèles de Torrance-Sparrow (TS) et d'Oren-Nayar (ON). L'intérêt de ces deux modèles est qu'ils partagent la même modélisation physique de la rugosité de la surface à petite échelle, ce qui permet de les associer. De plus, l'association de ces deux modèles a déjà été utilisée avec succès pour la modélisation de BRDF de matériaux urbains dans [Meister 2000] et de BRDF de matériaux très divers dans [Koenderink, et al. 1996], ce qui confirme sa bonne adaptation à notre problématique et sa grande flexibilité.

L'hypothèse sous-jacente à ces modèles est que la surface est constituée de cavités en forme de « V » (cf. Figure 4-4) dont les orientations sont aléatoires, mais dont les pentes suivent une distribution gaussienne. Les microfacettes formant la cavité sont soit spéculaires (modèle de Torrance-Sparrow), soit lambertiennes (modèle d'Oren-Nayar).



Figure 4-4 microfacettes en forme de « V » modélisant la microsurface des matériaux, vues en coupe.

Ce modèle prend la forme suivante :

$$\rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) = k_d \cdot \rho_{Oren-Nayar}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) + k_s \cdot \rho_{Torrance-Sparrow}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \quad (4.6)$$

Les termes $\rho_{Oren-Nayar}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)$ et $\rho_{Torrance-Sparrow}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)$ correspondent aux modèles d'Oren-Nayar, et de Torrance-Sparrow. Le paramètre k_s ($=1-k_d$) détermine la proportion d'énergie qui est réfléchi en surface par rapport à celle qui est diffusée sous la surface. Théoriquement, la combinaison des deux modèles est complexe, et la combinaison linéaire des contributions n'est qu'une approximation. Une attention particulière doit alors être portée à la normalisation des deux fonctions, de sorte que le modèle reste physiquement plausible.

Le modèle de Torrance-Sparrow s'écrit :

$$\rho_{Torrance-Sparrow}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) = \frac{G \cdot P}{4 \cdot \cos\theta_i \cdot \cos\theta_r} \quad (4.7)$$

G est le « facteur d'atténuation géométrique », qui prend en compte les effets d'intermasquages et d'ombrages entre les microfacettes. Dans le cas de cavités en forme de « V », ce terme peut s'écrire :

$$G = \min \left\{ 1, \frac{2(\mathbf{N} \cdot \mathbf{H})(\mathbf{N} \cdot \mathbf{V})}{(\mathbf{V} \cdot \mathbf{H})}, \frac{2(\mathbf{N} \cdot \mathbf{H})(\mathbf{N} \cdot \mathbf{L})}{(\mathbf{V} \cdot \mathbf{H})} \right\} \quad (4.8)$$

Les vecteurs \mathbf{L} , \mathbf{V} et \mathbf{H} correspondent respectivement à la direction d'éclairage, à la direction de visée, et au vecteur bissecteur entre \mathbf{L} et \mathbf{V} . Ils sont définis sur la Figure 4-5. P correspond à la fonction de distribution des pentes des micro-facettes, qui suit une loi gaussienne telle que :

$$P = c \cdot \frac{e^{-\frac{\theta_a^2}{2\sigma^2}}}{\cos\theta_a} \quad (4.9)$$

Le paramètre σ est l'écart-type de cette distribution, et est donc lié à la rugosité de la surface.

Le terme c tel que $\frac{1}{c} = \int_{\theta_a=0}^{\pi/2} \int_{\varphi_a=0}^{2\pi} e^{-\frac{\theta_a^2}{2\sigma^2}} \sin\theta_a d\varphi_a d\theta_a$ permet de respecter la contrainte de normalisation pour que le modèle reste physiquement plausible. θ_a et φ_a sont les angles sphériques habituels de \mathbf{H} par rapport à la normale à la surface \mathbf{N} .

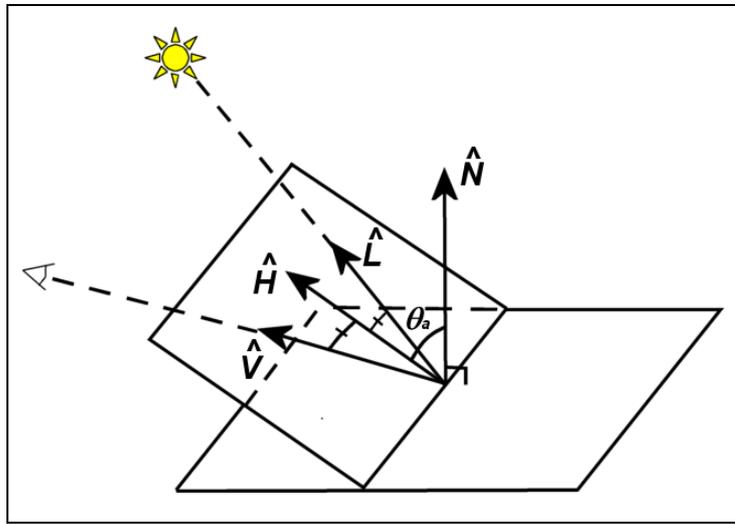


Figure 4-5 Définitions des angles utilisés dans le modèle TSON.

Le **modèle d'Oren-Nayar** s'écrit pour sa part de la manière suivante :

$$\rho_{Oren-Nayar}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) = \frac{\rho}{\pi} (C_1 + C_2 \cdot \cos\varphi \cdot \tan\beta + C_3 \cdot (1 - |\cos\varphi|) \cdot \tan\frac{\alpha + \beta}{2}) + 0,17 \cdot \frac{\rho^2}{\pi} \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + 0,13} \cdot \left(1 - \cos\varphi \cdot \left(\frac{2\beta}{\pi} \right)^2 \right) \quad (4.10)$$

avec :

$$\beta = \min(\theta_i, \theta_r),$$

$$\alpha = \max(\theta_i, \theta_r),$$

$$C_1 = 1 - \frac{\sigma^2}{2\sigma^2 + 0,66},$$

$$C_2 = \frac{0,45 \cdot \sigma^2}{\sigma^2 + 0,09} \text{ si } \cos\varphi \geq 0, \quad C_2 = \frac{0,45 \cdot \sigma^2}{\sigma^2 + 0,09} \cdot \left(\sin\alpha - \left(\frac{2\beta}{\pi} \right)^3 \right) \text{ si } \cos\varphi < 0$$

$$C_3 = \frac{2\sigma^2}{\sigma^2 + 0,09} \left(\frac{\alpha\beta}{\pi^2} \right)^2$$

Il s'agit d'une approximation analytique du calcul d'une intégrale complexe. Un paramètre supplémentaire est introduit : ρ , qui correspond à l'albédo de cette partie diffuse.

4.4.2.2 Dépendance de la BRDF en fonction de la longueur d'onde

Nous avons indiqué dès l'introduction que la BRDF était définie à une longueur d'onde donnée. Cependant, les caméras dont nous disposons possèdent des bandes larges comme nous l'avons vu au chapitre 2. Dans chaque canal, si nous écrivons à titre d'exemple le compte numérique mesuré (proportionnel à la luminance reçue), en fonction de l'éclairement direct (par exemple) reçu par une surface et de sa BRDF, nous obtenons une expression du type :

$$C_{numérique} \propto \int R_{totale}(\lambda) \cdot \rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r, \lambda) \cdot E_{direct}(\theta_i, \varphi_i, \lambda) \cdot d\lambda \quad (4.11)$$

En ce qui concerne la dépendance spectrale du terme d'Oren-Nayar, nous la prenons en compte à travers un unique coefficient ρ par canal, soit au total trois coefficients ($\rho_r; \rho_v; \rho_b$). Cela revient à considérer que les réflectances des matériaux ne présentent pas de très grandes variations dans chaque canal. Dans le spectre visible, cette approximation est plutôt bien vérifiée, comme on peut le constater sur la Figure 4-6.

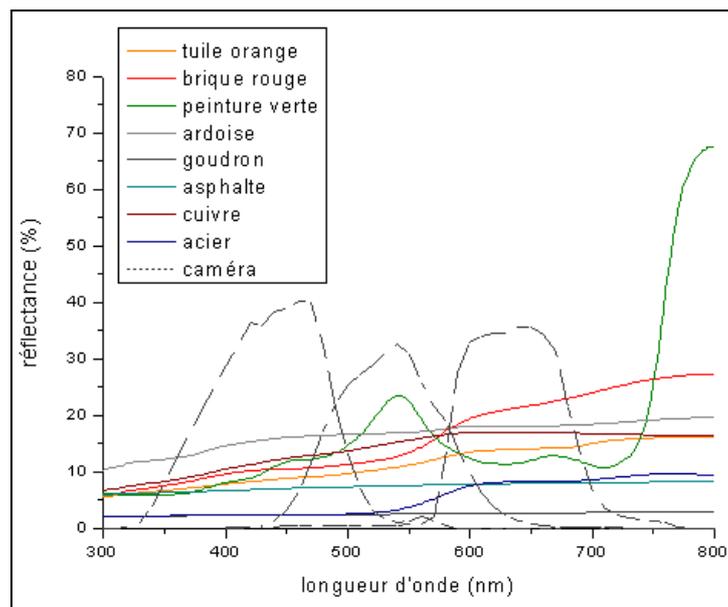


Figure 4-6 Réflectances spectrales de divers matériaux urbains et réponses des caméras.

D'autre part, en ce qui concerne la dépendance spectrale du terme de Torrance-Sparrow, on peut considérer qu'elle est indépendante de la longueur d'onde, puisque ce terme dépend uniquement des propriétés de rugosité de la surface. Ainsi, un unique paramètre σ est utilisé pour les trois canaux. De même, on peut faire l'hypothèse que k_d ne dépend pas de la longueur d'onde dans le spectre visible, puisque l'importance relative du terme spéculaire dépend essentiellement des propriétés de surface du matériau. Des mesures expérimentales, telles que celles de [Meister 2000], le confirment.

Au final, cela revient à dire que pour les trois canaux d'une image couleur, le modèle TSON possède cinq paramètres : $(\sigma; k_d; \rho_r; \rho_v; \rho_b)$. Avec ces hypothèses, l'expression de la luminance reçue précédente s'écrit, dans chaque canal :

$$C_{numérique} \propto \rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \cdot \int R_{totale}(\lambda) \cdot E_{direct}(\theta_i, \varphi_i, \lambda) \cdot d\lambda = \rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \cdot E_{direct} \quad (4.12)$$

Cette expression fait apparaître le terme E_{direct} , qui correspond à l'éclairement calculé au chapitre 3 tenant justement compte des caractéristiques spectrales des caméras numériques. Ainsi, les hypothèses précédentes vont nous permettre d'utiliser les éclaircements E_{direct} , E_{diffus} et $E_{réfléchi}$ calculés précédemment, afin d'établir les expressions des luminances reçues correspondant à chaque éclaircissement. Nous verrons quelles formes prennent ces expressions au chapitre 5.

4.4.2.3 Avantages et inconvénients de ce modèle

Le modèle TSON répond bien aux trois critères décrits précédemment. Il permet de représenter des surfaces aussi bien spéculaires que diffuses (suivant l'importance relative de k_d et k_s), le terme d'Oren-Nayar permettant même de représenter des surfaces diffuses rugueuses, donc non lambertiennes. Il est aussi issu de considérations physiques, et ses 3 paramètres (ou 5 si l'on tient compte des trois canaux RVB), ont une signification physique directe qui a été donnée précédemment.

Le modèle TSON décrit ci-dessus a cependant pour inconvénient de ne pas être complètement général : certaines propriétés de réflectance des métaux ne peuvent pas être représentées par ce modèle. En effet, l'expression (4.7) fait apparaître que le coefficient de Fresnel (défini par exemple dans [Hapke 1993]) a été négligé dans le terme spéculaire, alors qu'il permet notamment d'expliquer la couleur du terme spéculaire de certains métaux, ou encore les variations de teintes lorsque la direction d'éclaircissement devient de plus en plus rasante. Il s'est avéré nécessaire de ne pas le prendre en compte, car il dépend de l'indice de réfraction complexe du matériau, ce qui représente deux paramètres supplémentaires. Le modèle aurait donc comporté 5 paramètres (c'est-à-dire 11 paramètres pour les trois canaux RVB), et nous ne disposons pas de suffisamment d'observations pour obtenir de bonnes estimations de tous ces paramètres.

5 Obtention des modèles de réflexion des matériaux

5.1 Introduction

Nous avons décrit au chapitre 3 les effets radiométriques principaux existants en milieu urbain, et nous avons déterminé un modèle de BRDF bien adapté à notre problème au chapitre 4. A l'aide de ces différents éléments, nous pouvons maintenant détailler comment obtenir les paramètres dont dépend le modèle de BRDF pour chaque facette de la scène, c'est-à-dire obtenir les modèles de réflexion des matériaux constituant chaque facette.

Grâce à la BRDF, il va être possible d'écrire une équation radiométrique permettant de relier les différents termes d'éclairéments et de luminance mis en évidence au chapitre 3. L'établissement de cette équation radiométrique fera l'objet du paragraphe 5.2. Disposant de cette équation, l'obtention des paramètres dont dépend le modèle de BRDF passe par l'inversion de cette équation. La technique d'inversion que nous utiliserons sera détaillée au paragraphe 5.3. Enfin, nous pourrons évaluer les performances de cette technique sur des scènes simulées et sur une scène réelle dans le paragraphe 5.4.

5.2 Equation radiométrique utilisée

L'équation radiométrique est l'équation reliant les luminances reçues par les caméras (c'est-à-dire les valeurs mesurées dans l'image) aux éclairéments incidents sur la scène, en faisant intervenir la BRDF du matériau pour une facette donnée. Ainsi, chaque terme d'éclairément identifié au chapitre 3 contribue spécifiquement à la luminance totale reçue.

5.2.1 Luminance liée à l'éclairément dû au soleil (E_{direct})

La luminance $L_{directe\ au\ sol}$ correspondante s'écrit directement, par définition même de la BRDF :

$$L_{directe\ au\ sol} = \rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \cdot E_{direct} \quad (5.1)$$

Il reste à tenir compte de l'absorption entre le sol et l'avion pour obtenir $L_{directe}$:

$$L_{directe} = e^{-\tau^\uparrow / \cos\theta_v} \cdot \rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \cdot E_{direct} \quad (5.2)$$

où τ^\uparrow est l'épaisseur optique de l'atmosphère entre le sol et l'avion, et θ_v est l'angle zénithal entre la verticale et la direction reliant le point observé et la caméra, comme on l'a déjà vu au paragraphe 3.2.4.

C'est ce terme qui contient l'essentiel de l'information sur les propriétés de réflectance directionnelle des matériaux.

5.2.2 Luminance liée aux éclairéments dus au ciel (E_{diffus})

Nous avons vu précédemment que le ciel se comportait comme une source lumineuse dont les luminances sont anisotropes. Il est donc nécessaire d'intégrer la BRDF d'un matériau dans toutes les directions incidentes afin d'obtenir la luminance $L_{diffuse}$ réfléchiée par la surface :

$$L_{diffuse} = e^{-\tau^\uparrow / \cos\theta_v} \cdot \iint_{\Omega_{visible}} L_{ciel}^\downarrow(\theta_i, \varphi_i) \cdot \cos(\theta_i) \cdot \rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \cdot d\omega_i \quad (5.3)$$

ou encore en faisant apparaître E_{diffus} :

$$L_{diffuse} = e^{-\tau^\uparrow / \cos\theta_v} \cdot E_{diffus} \cdot \frac{\iint_{\Omega_{visible}} L_{ciel}^\downarrow(\theta_i, \varphi_i) \cdot \cos(\theta_i) \cdot \rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \cdot d\omega_i}{\iint_{\Omega_{visible}} L_{ciel}^\downarrow(\theta_i, \varphi_i) \cdot \cos(\theta_i) \cdot d\omega_i} \quad (5.4)$$

Nous pouvons constater que la BRDF est en quelque sorte « moyennée » dans cette expression : cela explique pourquoi il est illusoire d'espérer obtenir les propriétés directionnelles d'un matériau à l'ombre qui ne serait éclairé que par E_{diffus} (et éventuellement par $E_{réfléchi}$).

5.2.3 Luminance liée aux éclairagements dus aux réflexions sur les autres facettes ($E_{réfléchi}$)

Comme pour la luminance précédente, la luminance liée aux éclairagements issus des réflexions sur d'autres facettes se calcule en prenant en compte toutes les luminances incidentes sur le point considéré :

$$L_{réfléchi} = e^{-\tau^\uparrow / \cos\theta_v} \cdot \iint_{\Omega_{visible}} L_{incidente}(\theta_i, \varphi_i) \cdot \cos(\theta_i) \cdot \rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \cdot d\omega_i \quad (5.5)$$

$L_{incidente}(\theta_i, \varphi_i)$ correspond à une luminance reçue par le point considéré P, issue de réflexions sur d'autres points M situés à proximité : pour chaque point M du voisinage, et pour les différentes directions d'illumination (θ'_i, φ'_i) qui éclairent le point M, on a :

$$L_{incidente}(\theta_r', \varphi_r') = \rho_M(\theta'_i, \varphi'_i, \theta_r', \varphi_r') \cdot \cos\theta'_i \cdot L_{soleil \text{ ou } ciel}^\downarrow(\theta'_i, \varphi'_i) \quad (5.6)$$

avec $\rho_M(\theta'_i, \varphi'_i, \theta_r', \varphi_r')$ la BRDF du point M qui rééclaire le point P.

$L_{incidente}(\theta_i, \varphi_i)$ au niveau du point P peut être considérée comme égale à $L_{incidente}(\theta_r', \varphi_r')$ au point M car on néglige les éventuelles atténuations de la lumière sur le trajet entre M et P. En effet, le milieu urbain est particulièrement rugueux, et l'énergie réfléchi provient essentiellement des surfaces proches du point considéré (façades en vis-à-vis par exemple).

En définitive, le terme $L_{réfléchi}$ s'écrit donc :

$$L_{réfléchi} = \int_{\substack{M \text{ vus} \\ \text{depuis } P}} \iint_{\substack{\Omega_{visible} \\ \text{depuis } M}} \iint_{\substack{\Omega_{visible} \\ \text{depuis } P}} \left(\begin{array}{l} \rho_M(\theta'_i, \varphi'_i, \theta_r', \varphi_r') \cdot \cos\theta'_i \cdot e^{-\tau^\uparrow / \cos\theta_v} \cdot \\ L_{soleil \text{ ou } ciel}^\downarrow(\theta'_i, \varphi'_i) \cdot \cos(\theta_i) \cdot \rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \end{array} \right) \cdot d\omega'_i \cdot d\omega_i \cdot dS_M \quad (5.7)$$

avec (θ_r', φ_r') les coordonnées sphériques du vecteur \overline{MP} dans le repère local de M, alors que (θ_i, φ_i) correspond aux coordonnées du vecteur \overline{PM} dans le repère local de P.

5.2.4 Luminance totale reçue

En définitive, la luminance totale reçue par la caméra, et correspondant à la valeur mesurée dans l'image, s'écrit :

$$\begin{aligned}
L_{totale} = & e^{-\tau^\uparrow / \cos\theta_v} \cdot (\rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)) \cdot E_{direct} \\
& + E_{diffus} \cdot \frac{\iint_{\Omega_{visible}} L_{ciel}^\downarrow(\theta_i, \varphi_i) \cdot \cos(\theta_i) \cdot \rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \cdot d\omega_i}{\iint_{\Omega_{visible}} L_{ciel}^\downarrow(\theta_i, \varphi_i) \cdot \cos(\theta_i) \cdot d\omega_i} \\
& + \int_{\substack{M \text{ vis} \\ \text{depuis } P}} \iint_{\substack{\Omega_{visible} \\ \text{depuis } M}} \iint_{\substack{\Omega_{visible} \\ \text{depuis } P}} \left(\begin{array}{l} \rho_M(\theta'_i, \varphi'_i, \theta'_r, \varphi'_r) \cdot \cos\theta'_i \cdot \\ L_{soleil \text{ ou } ciel}^\downarrow(\theta'_i, \varphi'_i) \cdot \cos(\theta_i) \cdot \rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \end{array} \right) \cdot d\omega'_i \cdot d\omega_i \cdot dS_M \\
& + L_{parasite}
\end{aligned} \tag{5.8}$$

Le terme $L_{parasite}$ a déjà été explicité au paragraphe 3.3.2 et correspond à l'ensemble des énergies ne venant pas du point observé.

Dans cette équation radiométrique, le terme L_{totale} est connu puisque directement mesuré dans l'image. Le terme $L_{parasite}$ est également connu puisqu'il a été modélisé à partir de mesures dans l'image. Les termes d'éclairement E_{direct} , E_{diffus} et les luminances du ciel $L_{ciel}^\downarrow(\theta_i, \varphi_i)$ ne sont également pas des inconnues, puisqu'ils ont été simulés comme indiqué au chapitre 3 en fonction des conditions de prises de vue effectives de la mission aérienne. L'épaisseur optique τ^\uparrow entre le sol et l'avion est également connue, grâce à la simulation 6S ayant servi à déterminer les modèles de ciel et de soleil. Ainsi, nous constatons que les seules inconnues dans cette équation sont les paramètres dont dépend la BRDF : il s'agit donc d'« inverser » cette équation afin d'obtenir ces paramètres.

5.3 Inversion de l'équation radiométrique

5.3.1 Principe

Comme nous pouvons le constater grâce à l'équation (5.8) et à l'expression de la BRDF choisie explicitée au chapitre 4, le problème n'est pas linéaire par rapport aux 5 inconnues $(\sigma; k_d; \rho_r; \rho_v; \rho_b)$. En conséquence, le principe de l'inversion est le suivant : partant d'une initialisation donnée des inconnues, il s'agit d'utiliser un algorithme itératif qui évalue l'équation radiométrique avec le modèle courant, puis compare les valeurs courantes de L_{totale} aux valeurs réelles dans les images sur lesquelles la facette est visible. L'algorithme se poursuit ensuite en modifiant les paramètres de la BRDF (par exemple par une descente de gradient) afin de minimiser la somme des résidus au carré entre les valeurs prévues et les valeurs réelles $\varepsilon = \sum_{\substack{\text{images } i | \\ \text{surface soit vue}}} (L_{totale \text{ mesurée}}(i) - L_{totale \text{ calculée}}(i))^2$.

5.3.2 Adaptation de l'équation radiométrique

La formulation de l'équation (5.8) n'est pas bien adaptée à la problématique de l'inversion de cette équation. En effet, les expressions des termes $L_{diffuse}$ et $L_{réfléchie}$ indiquées précédemment nécessitent de prendre en compte les occlusions dans les intégrations. Le calcul de ces termes fait de plus intervenir la valeur courante de la BRDF, ce qui fait que l'évaluation de ces

termes à chaque itération conduirait à des temps de calcul prohibitifs. Dans ce paragraphe, nous allons justifier qualitativement certaines simplifications des différents termes pour pouvoir réaliser l'inversion de l'équation globale. Ces diverses approximations ne doivent pas entraîner d'erreurs conséquentes, tout en permettant de réaliser l'inversion. Nous nous assurerons de leur validité par la suite au paragraphe 5.4.1.

D'une part, nous approximations le terme $L_{diffuse}$ par l'expression suivante :

$$L_{diffuse} = e^{-\tau^\uparrow / \cos\theta_v} \cdot E_{diffus} \cdot \frac{\iint_{\Omega_{visible}} \cos(\theta_i) \cdot \rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \cdot d\omega_i}{\iint_{\Omega_{visible}} \cos(\theta_i) \cdot d\omega_i} \quad (5.9)$$

En introduisant l'albédo plan a_p qui s'écrit par définition :

$$a_p = \iint_{\Omega_{visible}} \rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \cdot \cos\theta_i \cdot d\omega_i \quad (5.10)$$

on obtient :

$$L_{diffuse} = e^{-\tau^\uparrow / \cos\theta_v} \cdot E_{diffus} \cdot \frac{a_p}{\iint_{\Omega_{visible}} \cos(\theta_i) \cdot d\omega_i} \quad (5.11)$$

Cette approximation revient à considérer que les luminances du ciel ne varient pas beaucoup dans la portion de ciel visible depuis la facette pour évaluer la fraction à droite. L'ensemble du ciel n'est en effet que rarement visible par une facette telle qu'un toit, et la variation des luminances dans la portion visible est souvent faible. On rappelle cependant que ce calcul n'est pas équivalent à considérer un ciel uniforme, car le terme E_{diffus} prend bien en compte l'anisotropie des éclairagements du ciel et les occlusions.

En ce qui concerne le terme $a_p / \iint_{\Omega_{visible}} \cos(\theta_i) \cdot d\omega_i$, on pourrait précalculer pour chaque facette

la portion de ciel vu, et ainsi évaluer ce terme à chaque itération. Cependant, on peut aussi chercher à s'affranchir de ce calcul des occlusions, en réalisant les intégrations des deux termes de la fraction uniquement sur la portion de ciel vue au dessus de l'horizontale. Les erreurs sur les deux termes sont du même ordre de grandeur, et ainsi l'erreur globale sur la fraction doit être faible, tandis que le calcul est simplifié. Ainsi, a_p est remplacé par a'_p tel que :

$$a'_p = \iint_{\Omega_{au\ dessus\ de\ l'horizontale}} \rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \cdot \cos\theta_i \cdot d\omega_i \quad (5.12)$$

L'expression (5.11) est alors remplacée par l'expression suivante :

$$L_{diffuse} = e^{-\tau^\uparrow / \cos\theta_v} \cdot E_{diffus} \cdot \frac{a'_p}{\iint_{\Omega_{au\ dessus\ de\ l'horizontale}} \cos(\theta_i) \cdot d\omega_i} \quad (5.13)$$

D'autre part, nous avons vu que l'expression des luminances dues aux réflexions sur d'autres facettes est particulièrement complexe. La distribution des luminances réfléchies incidentes sur un point peut également être très compliquée en fonction de la complexité de l'environnement du point considéré. Ainsi, plutôt que d'évaluer l'expression (5.7), nous utilisons l'albédo plan pour évaluer ce terme, de la même manière que [Miesch, et al. 2000] pour l'évaluation de leur terme $L_{coupling-direct}$. Une précision moindre est requise sur le terme $L_{réfléchie}$, puisqu'il s'agit d'un terme correctif.

Le terme $L_{réfléchi}$ s'écrit alors :

$$L_{réfléchi} = e^{-\tau^{\uparrow}/\cos\theta_v} \cdot E_{réfléchi} \cdot a'_p \cdot \frac{1}{\pi} \quad (5.14)$$

Finalement, l'équation radiométrique modifiée s'écrit :

$$L_{totale} = e^{-\tau^{\uparrow}/\cos\theta_v} \cdot (\rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \cdot E_{direct} + E_{diffus} \cdot \frac{a'_p}{\iint_{\Omega_{au\ dessus\ de\ l'horizontale}} \cos(\theta_i) \cdot d\omega_i} + E_{réfléchi} \cdot a'_p \cdot \frac{1}{\pi}) + L_{parasite} \quad (5.15)$$

La validité des différentes approximations sera vérifiée à l'aide d'images de scènes urbaines simulées au paragraphe 5.4.1.

5.3.3 Nombre d'équations typiquement disponibles

Pour une facette donnée, nous disposons d'autant d'équations que de points de vue à partir desquels la facette est visible, multipliées par le nombre de canaux colorés, c'est-à-dire trois pour les images couleur utilisées ici. Ainsi, dans le cas typique d'une facette vue sur 9 points de vue, nous disposons de 27 équations, sachant que le modèle de BRDF possède 5 paramètres ($\sigma; k_d; \rho_r; \rho_v; \rho_b$). L'ensemble de ces paramètres est déterminé simultanément par la procédure d'inversion décrite précédemment. En effet, l'utilisation d'images couleur permet de rendre plus robuste la détermination des paramètres de BRDF. Par rapport à une détermination sur un seul canal, l'utilisation de trois canaux simultanément fait augmenter le nombre d'inconnues de 2 (ρ_v et ρ_b en plus par exemple), car les paramètres σ et k_d ne dépendent pas de la longueur d'onde, et donc pas du canal. Mais en même temps, le nombre d'équations est multiplié par 3. Nous pouvons ainsi constater que le rapport nombre d'équations/nombre d'inconnues est bien plus favorable, passant de 3 à 5,4.

5.3.4 Obtentions des paramètres géométriques et radiométriques des facettes

La BRDF fait intervenir les angles $(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)$ dans le repère local de la facette. Autrement dit, il est nécessaire de déterminer les vecteurs \mathbf{N} , \mathbf{L} et \mathbf{V} pour chaque facette (cf. paragraphe 4.4.2), qui sont des paramètres dépendant de la géométrie de la facette.

S'agissant de la normale \mathbf{N} , nous avons vu au paragraphe 2.4 que nous disposons d'un modèle 3D des bâtiments, déjà segmentés en facettes planes. La normale à chaque facette est donc connue.

En ce qui concerne les éclairements \mathbf{L} incidents sur une facette, ils sont également bien connus puisque nous disposons de l'heure, de la date et des conditions de prises de vue, ce qui nous permet de déterminer la position du soleil et la distribution des éclairements du ciel. Les éclairements arrivant sur une facette sont uniformes sur l'ensemble de la facette, puisque les sources d'éclairements (ciel et soleil) sont situées suffisamment loin pour être considérées « à l'infini ».

Enfin, la direction de visée \mathbf{V} pour chaque facette est également facilement accessible. L'avion étant éloigné de la scène (altitude de vol de l'ordre de 1000 à 2000 m), on peut considérer une direction d'observation unique pour chaque facette. Cette direction est obtenue

grâce à la connaissance du sommet de prise de vue (par aérotriangulation) et la position dans l'image du barycentre de la facette.

D'autre part, il est nécessaire dans le processus d'inversion de disposer des valeurs radiométriques « de référence » issues des images, par rapport auxquelles l'algorithme cherche à minimiser l'écart avec les valeurs données par le modèle de BRDF. Une unique valeur est retenue pour chaque facette dans chaque image, puisqu'aussi bien les sources d'éclairage que le capteur sont très éloignés de la facette : il n'y a pas de variation d'apparence directionnelle au sein des facettes. Pour obtenir la radiométrie de chaque facette, nous calculons la médiane des radiométries mesurées à l'intérieur de la facette. En effet, bien que la segmentation des facettes corresponde grossièrement à des matériaux différents, les radiométries au sein des facettes ne sont jamais parfaitement homogènes. Il peut subsister des zones de couleur différentes correspondant par exemple à des fenêtres non modélisées, à des zones salies par la pollution, etc. L'utilisation de la médiane des radiométries permet de s'affranchir de cette variabilité en retenant la radiométrie majoritairement présente sur la facette.

5.3.5 Algorithme utilisé

Afin de réaliser l'inversion, nous utilisons l'algorithme classique non linéaire d'optimisation de Levenberg-Marquardt issu des Numerical Recipes [Press, et al. 1995]. Comme nous l'avons souligné dans le rappel du principe de l'inversion, le résultat obtenu dépend de l'initialisation des paramètres, puisqu'un tel algorithme ne trouve qu'un optimum local. En conséquence, pour chaque facette, nous réalisons 1000 initialisations aléatoires des paramètres, chacun d'entre eux étant choisi avec une probabilité uniforme dans une gamme de valeurs physiquement acceptables :

$$\sigma \in [0;1]; k_d \in [0,80;1]; \rho_r \in [0;1]; \rho_v \in [0;1]; \rho_b \in [0;1] \quad (5.16)$$

De plus, la convergence se déroule sans contraintes sur les paramètres, les modèles contenant des paramètres non physiques étant éliminés *a posteriori*. L'expérience montre que l'on converge souvent vers des paramètres ayant un sens physique, même en l'absence de contraintes, ce qui permet d'avoir une plus grande confiance dans la physique des déterminations obtenues. En effet, sur 1000 initialisations aléatoires, on obtient généralement un nombre de convergences ayant un sens physique très souvent supérieur à 600 et systématiquement supérieur à 200, aussi bien dans le cas des images simulées (paragraphe 5.4.1) que des images réelles (paragraphe 5.4.2). Etant donné ce grand nombre de bonnes déterminations, nous n'avons réalisé en définitive que 100 initialisations aléatoires par facette dans les expérimentations qui suivent, ce qui s'est avéré suffisant.

En définitive, le modèle de BRDF retenu pour une facette est obtenu de la façon suivante. A la suite des différentes initialisations et après élimination des paramètres non physiques, nous disposons de multiples ensembles de paramètres $(\sigma; k_d; \rho_r; \rho_v; \rho_b)$ qui correspondent à des convergences ayant un sens physique. La plupart du temps, ces ensembles de paramètres ne correspondent qu'à deux ou trois modèles de BRDF distincts, mais les paramètres obtenus ne sont jamais strictement égaux en raison des erreurs de précision numérique lors de l'inversion. Par contre, l'ensemble des paramètres $(\sigma; k_d; \rho_r; \rho_v; \rho_b)$ correspondant à un même modèle de BRDF présente des résidus sensiblement identiques. Ainsi, nous regroupons tout d'abord les ensembles de paramètres en classes présentant un résidu identique. Nous utilisons pour cela un algorithme des k-moyennes standard ([MacQueen 1967], cf. également le paragraphe 6.2) avec pour distance uniquement la distance euclidienne entre deux résidus. Nous retenons alors

la classe présentant l'effectif le plus grand, qui correspond donc au modèle de BRDF vers lequel une majorité d'initialisations a convergé. Les paramètres finaux de ce modèle sont enfin calculés comme étant la médiane des paramètres des différents membres de la classe, afin d'éviter de biaiser le résultat avec les quelques convergences erronées qui auraient été classées par erreur dans la classe.

5.4 Evaluations de la technique d'inversion

5.4.1 Utilisations d'images simulées

Afin d'évaluer l'impact des approximations introduites précédemment dans la performance du processus d'inversion, il nous a semblé important de considérer dans un premier temps des inversions dans un cadre parfaitement maîtrisé, en utilisant des images de scènes urbaines simulées. La question est de savoir si l'on est capable de retrouver, à travers la procédure d'inversion décrite précédemment, les modèles de BRDF connus ayant servi à la synthèse des images de simulation.

La démarche adoptée est la suivante. Nous avons implémenté le modèle TSON dans notre outil de simulation décrit au chapitre 3. Nous avons alors imposé un modèle identique de BRDF (c'est-à-dire un unique ensemble $(\sigma; k_d; \rho_r; \rho_v; \rho_b)$) pour toutes les facettes du modèle 3D de la scène. Nous avons ainsi utilisé des valeurs correspondant à un modèle réaliste d'ardoise, assez spéculaire, tel que :

$$(\sigma; k_d; \rho_r; \rho_v; \rho_b) = (0,23; 0,97; 0,10; 0,10; 0,10) \quad (5.17)$$

Nous avons alors synthétisé des images dans les mêmes conditions que celles d'une mission aérienne de référence. Ainsi, nous avons placé le soleil et les sommets de prises de vue aux mêmes endroits que dans les prises de vue réelles, afin de disposer de configurations d'angles réalistes entre les sources lumineuses, l'observateur et les facettes. La mission aérienne qui nous a servi de référence est la même que celle de mai 2001 qui a déjà été présentée au chapitre 3. Un bruit de l'ordre de 1 à 2 % sur les images de synthèse est introduit en raison de l'utilisation de l'algorithme de lancer de rayons stochastique pour les générer.

Deux types de simulations ont été étudiés : le cas le plus simple où seul le soleil est présent, et le cas plus complet où le soleil et le ciel sont pris en compte.

5.4.1.1 Résultats d'inversions sur des images simulées avec uniquement le soleil

Dans ce cas, l'équation radiométrique (5.15) à inverser se résume à l'expression suivante :

$$L_{totale} = \rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \cdot E_{direct} \quad (5.18)$$

Nous nous focaliserons dans ce paragraphe sur les résultats obtenus sur les 30 facettes visibles sur la Figure 5-1 ci-dessous. En effet, ces facettes présentent des orientations assez variables, ce qui nous permet d'obtenir des résultats concernant des configurations (soleil-facette-caméra) diverses et représentatives d'un cas réel.



Figure 5-1 Identifiants des facettes servant à réaliser les tests.

Pour représenter les résultats, nous utilisons des graphiques 2D permettant de visualiser simultanément deux paramètres du modèle de BRDF (cf. Figure 5-2 et Figure 5-3). Les étiquettes (correspondant à celles de la Figure 5-1) des facettes sont indiquées à chaque fois afin d'identifier les configurations (soleil-facette-caméra) qui posent éventuellement problème. La marque rouge correspond aux valeurs imposées sur toutes les faces : ce sont donc les valeurs autour desquelles les valeurs obtenues dans l'inversion doivent se rassembler. La Figure 5-2 et la Figure 5-3 montrent respectivement les plans des paramètres $k_d - \sigma$ et $\rho_r - \rho_v$ pour l'ensemble des facettes précédentes. Les résultats obtenus dans le plan $\rho_v - \rho_b$ sont en tous points similaires à ceux obtenus dans le plan $\rho_r - \rho_v$ et ne sont donc pas reproduits ci-dessous.

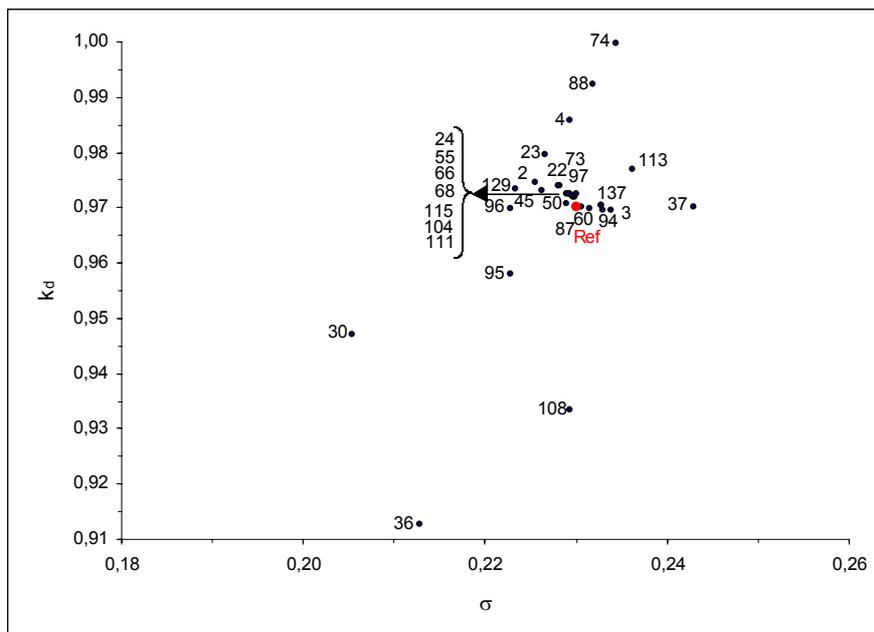


Figure 5-2 Paramètres obtenus après inversion ; plan $k_d - \sigma$.

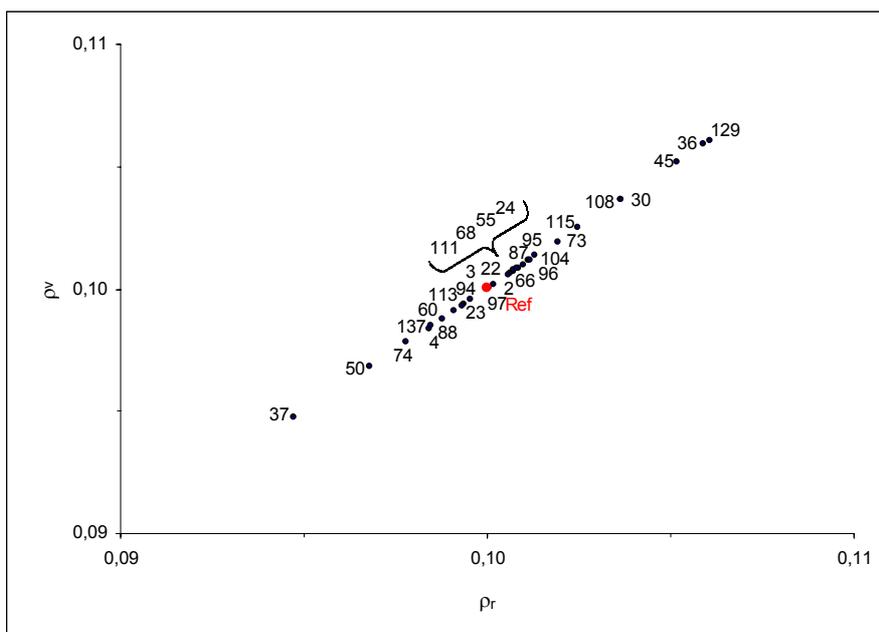


Figure 5-3 Paramètres obtenus après inversion ; plan $\rho_r - \rho_v$.

Afin de mieux quantifier les différences entre les paramètres obtenus par inversion et les paramètres de référence, nous avons également représenté ci-dessous (cf. Figure 5-4) les erreurs de détermination des différents paramètres par rapport aux valeurs de référence :

$$\Delta(\text{param}_{\text{inversion}}, \text{param}_{\text{référence}}) = \left| \frac{(\text{param}_{\text{inversion}} - \text{param}_{\text{référence}})}{\text{param}_{\text{référence}}} \right| \times 100 \quad (5.19)$$

Ces résultats appellent les commentaires suivants. On constate avant tout que sur 30 facettes étudiées, le processus d'inversion a permis de retrouver les paramètres du modèle de BRDF qui ont permis de synthétiser les images de test pour environ 20 facettes. Comme on peut le voir sur la Figure 5-5 montrant la fonction de répartition des erreurs des facettes pour les différents paramètres, les erreurs de détermination sur les albédos et sur σ sont inférieures à 2-3 %, et celles sur k_d sont inférieures à 0,5 % pour ces facettes. L'erreur sur k_d n'est pas du même ordre que celles sur $\sigma, \rho_r, \rho_v, \rho_b$, car la plage des variations physiquement possibles pour k_d est plus réduite que pour les autres paramètres, et une faible variation de k_d induit une grande variation dans la forme de la BRDF modélisée.

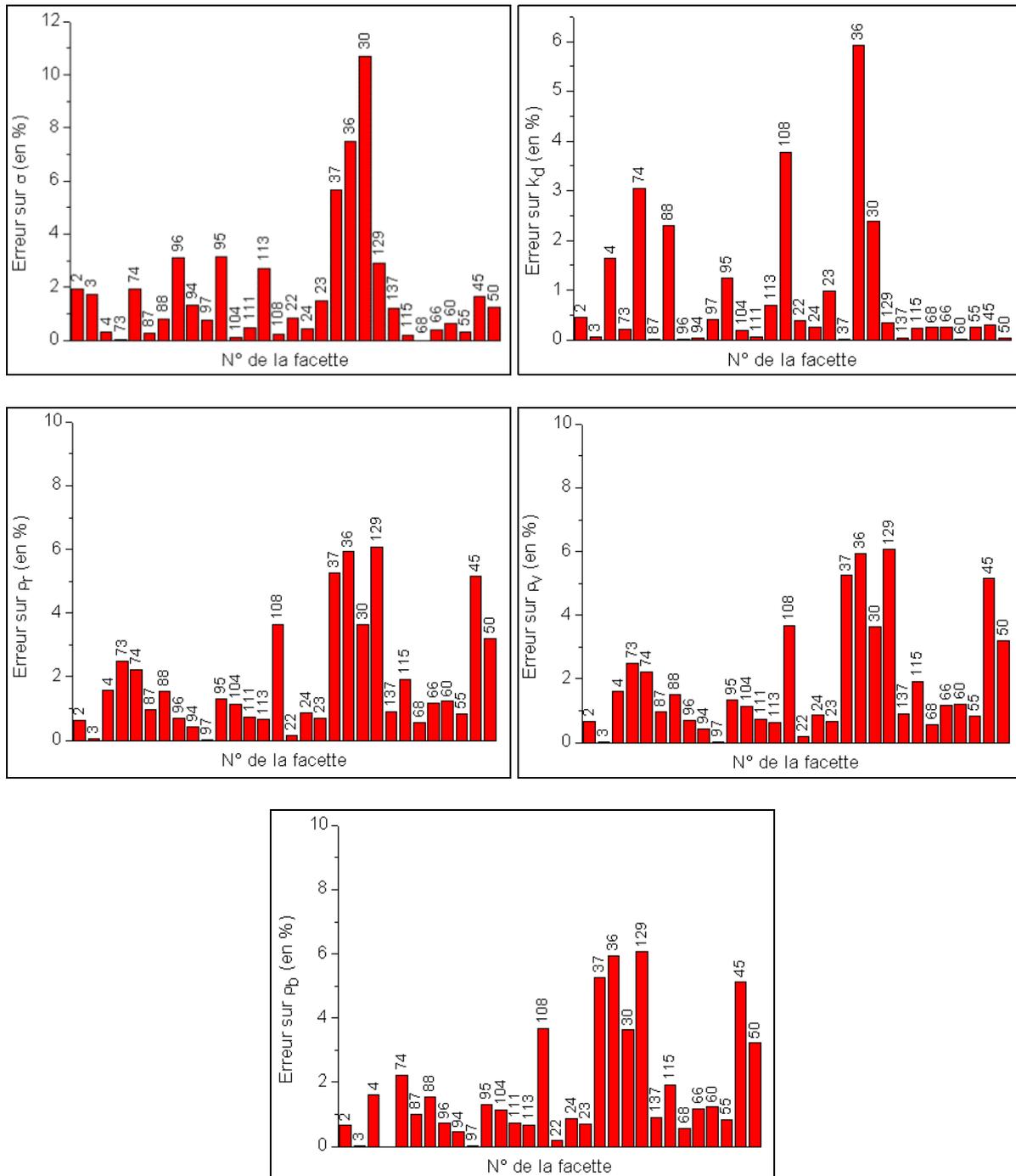


Figure 5-4 Erreurs sur les paramètres ($\sigma; k_d; \rho_r; \rho_v; \rho_b$) pour les différentes facettes.

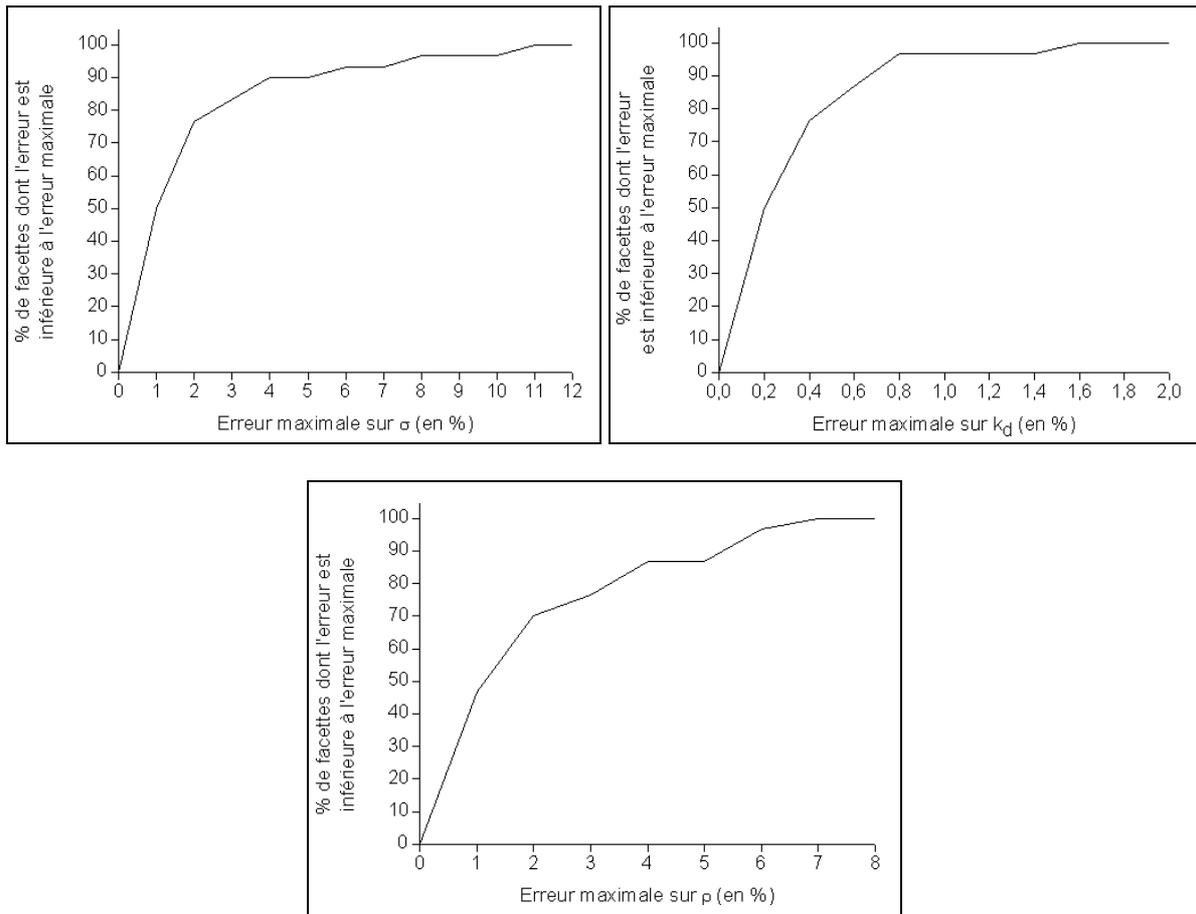


Figure 5-5 Fonctions de répartition des erreurs sur les paramètres.

Mais par ailleurs, il est flagrant que pour un nombre non négligeable de facettes, près d'une dizaine, le processus d'inversion a convergé vers des valeurs très différentes de celles prévues, bien que nous soyons dans le cas simple où seul le soleil est présent. Deux types d'informations sur ces facettes sont susceptibles d'éclairer la compréhension de ces « échecs ». D'une part, il nous a semblé intéressant de mettre en évidence les configurations relatives des facettes, des directions d'observations, et des directions d'observations. D'autre part, il peut également être instructif de mesurer l'écart entre les valeurs renvoyées entre le modèle de BRDF « théorique » et le modèle obtenu par inversion dans les différentes directions de visée.

En ce qui concerne les configurations (soleil-facette-caméra), on a représenté sur la Figure 5-6 les configurations de quelques facettes conduisant à des résultats « erronés », et sur la Figure 5-7 celles de quelques facettes donnant un résultat acceptable. Pour chaque facette, les directions d'éclairement et d'observations par rapport à la normale de la facette sont indiquées. La normale correspond au point noir central, les cercles concentriques correspondant à $\theta = 30^\circ, 60^\circ, 90^\circ$. Les points roses sont les directions d'éclairement pour chaque image. Il y en a 9 ou 10 (ce bâtiment est vu selon 9 ou 10 points de vue dans la mission aérienne réelle), mais on ne voit en général que trois points roses, car les photographies aériennes sont prises par bande, et sont issues de 3 bandes. Deux images d'une même bande étant prises à quelques secondes d'intervalle, le soleil n'a pas eu le temps de bouger. Les points verts, symétriques des précédents par rapport à la normale à la surface, permettent de matérialiser la direction spéculaire. Les points rouges sont les directions de

prises de vue. L'azimut $\varphi = 0$ correspond dans chaque graphique à l'azimut du soleil dans la première image.

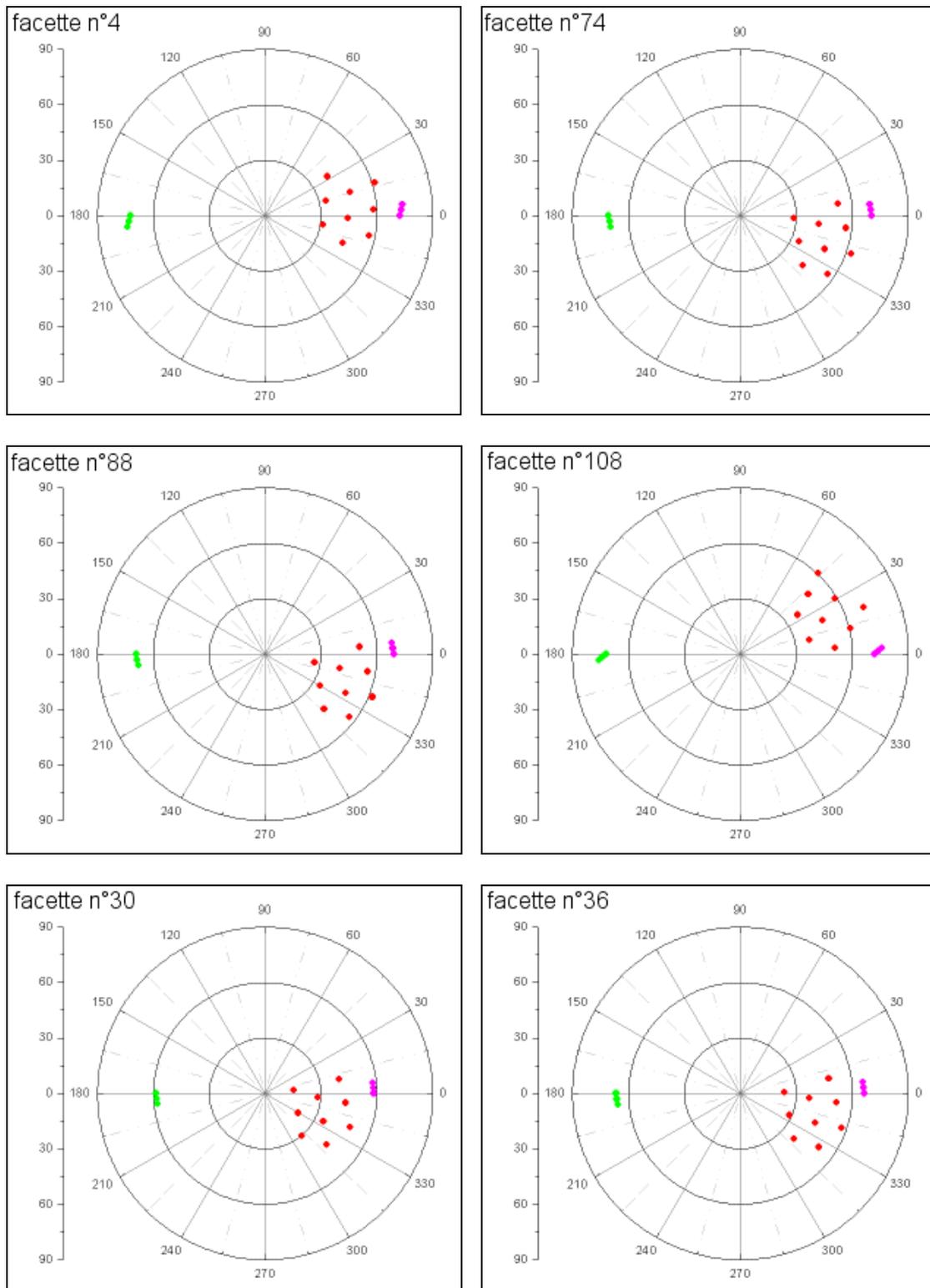


Figure 5-6 Quelques configurations [directions d'éclairement-facette-directions de visée] ayant conduit à la détermination de paramètres « erronés ».

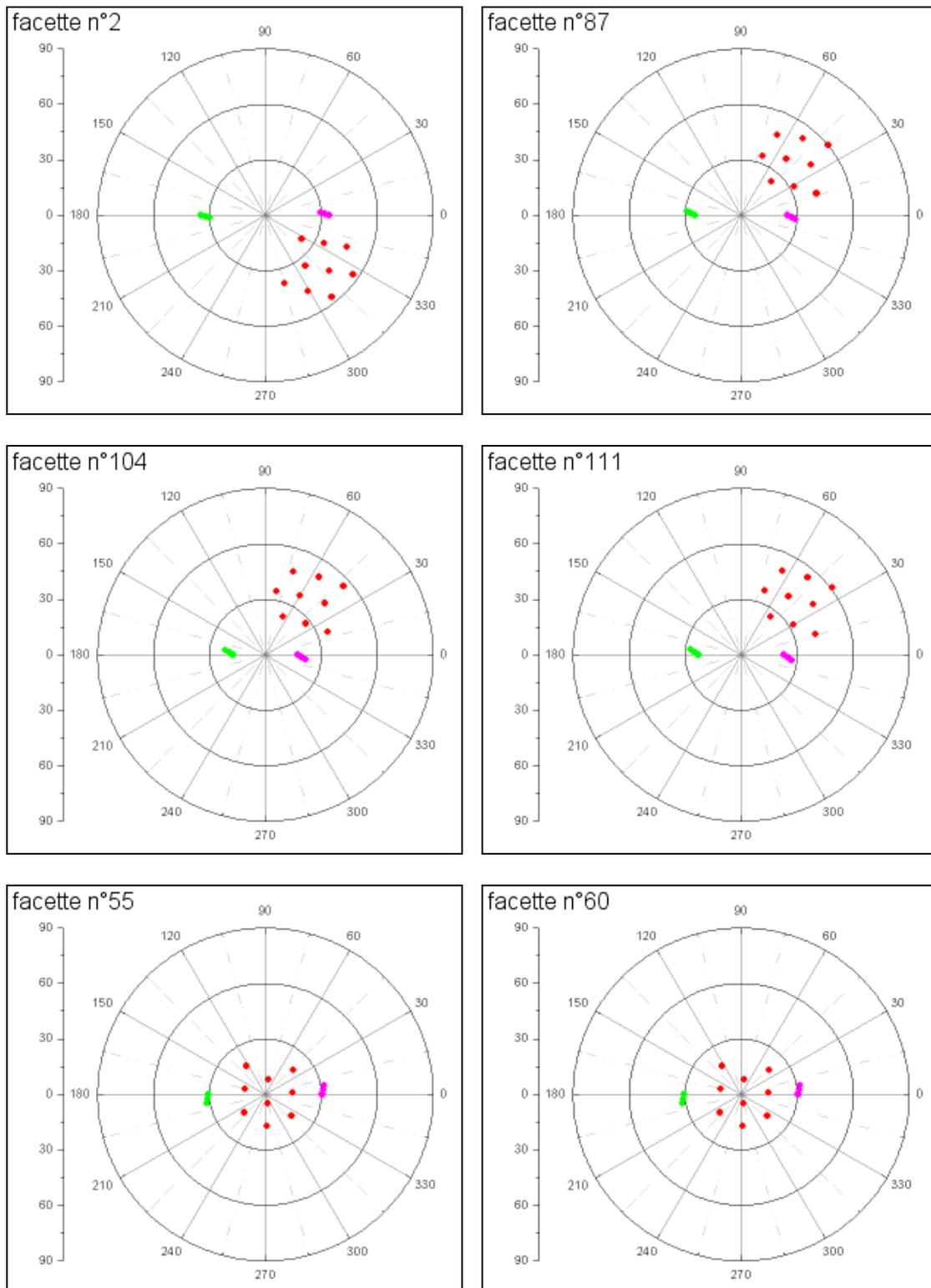


Figure 5-7 Quelques configurations [directions d'éclairment-facette-directions de visée] ayant conduit à la détermination de paramètres acceptables.

Ces schémas nous permettent de constater que les directions d'observations sont essentiellement situées en rétrodiffusion pour l'ensemble des facettes. En ce qui concerne les facettes donnant des résultats non satisfaisants, on peut remarquer que pour les six graphiques de la Figure 5-6, les orientations relatives des facettes par rapport aux directions d'éclairment et d'observation correspondent à des configurations délicates, puisque ces directions sont

souvent rasantes (on a notamment systématiquement $\theta_s > 60^\circ$). Dans ces cas, la variabilité de l'apparence du matériau selon la direction est très faible, et le matériau peut apparaître comme pratiquement lambertien à partir des directions d'observations disponibles, toutes en rétrodiffusion. Cela explique pourquoi les différents paramètres sont mal déterminés pour de telles facettes.

Intéressons-nous également à l'écart moyen dans les différentes directions de visée entre les valeurs renvoyées par le modèle de BRDF « théorique » connu et le modèle obtenu après inversion. Cet écart est calculé de la manière suivante :

$$d(i, j) = \frac{100}{N_{\text{directions observations}}} \cdot \sum_{k=1}^{N_{\text{directions observations}}} \left| \frac{BRDF_{\text{référence}}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)_k - BRDF_{\text{inversion}}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)_k}{BRDF_{\text{référence}}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)_k} \right| \quad (5.20)$$

Cette expression correspond au calcul de la différence relative entre les deux modèles dans les différentes directions d'observations grâce auxquelles on effectue l'inversion. Les valeurs obtenues dans les trois plans (R, V, B) sont indiquées sur la Figure 5-8. Cette figure met en évidence que les erreurs relatives sur les facettes correspondant à des modèles de BRDF « erronés » ne sont en général pas plus importantes que sur les autres facettes.

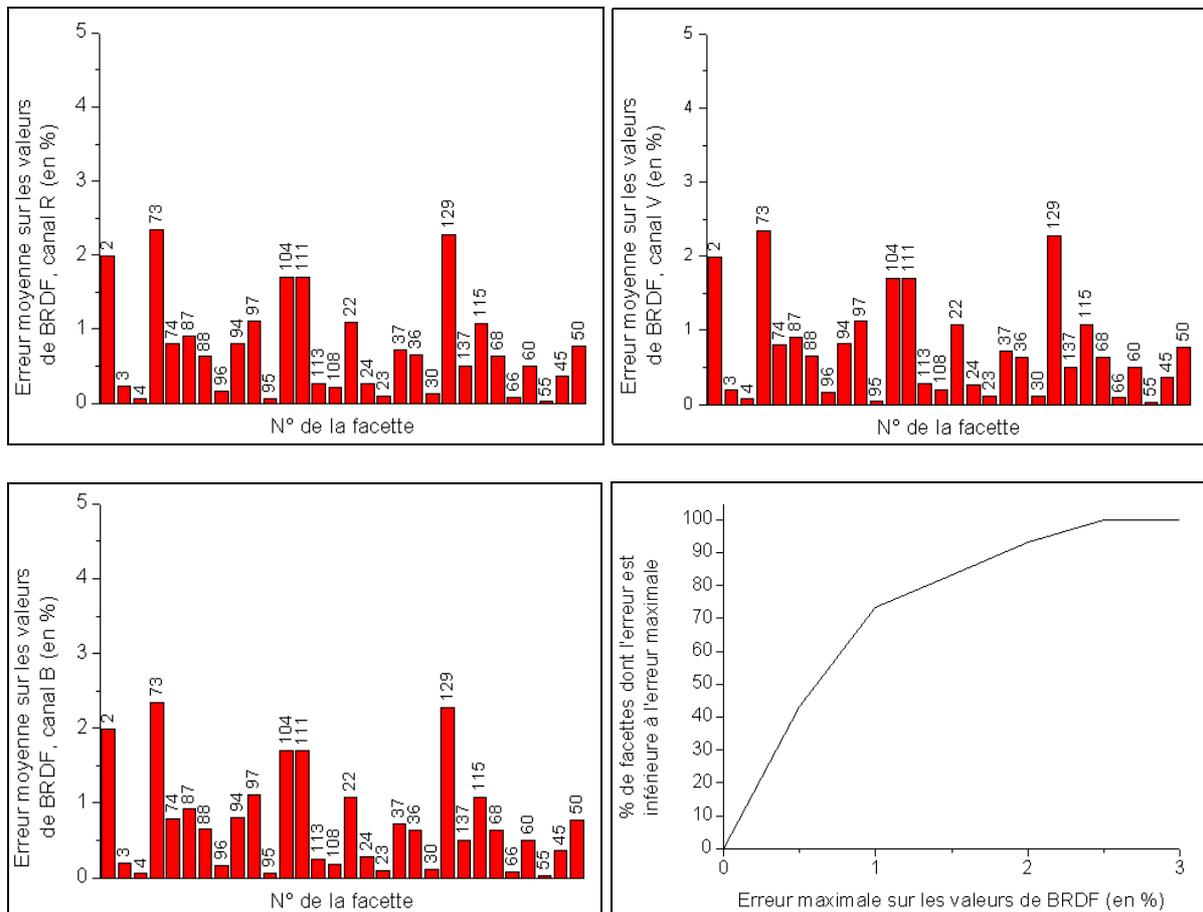


Figure 5-8 Ecarts moyens sur les valeurs de la BRDF entre la référence et la détermination par inversion, et fonction de répartition des erreurs pour le canal R.

Ainsi, l'ensemble de ces éléments montre que dans le cas de facettes présentant des configurations délicates, notamment pour des directions d'observation ou d'éclairage plutôt rasantes, il semble que de nombreux ensembles de paramètres permettent d'obtenir un faible

résidu pendant l'inversion. Les paramètres obtenus ne sont pas « faux », mais la conclusion est que de telles configurations ne permettent plus de déterminer les paramètres initiaux, car des BRDF ayant des paramètres très différents peuvent prendre des valeurs pratiquement identiques dans les configurations ayant servi à l'inversion. Il est cependant intéressant de constater que même pour les facettes ayant conduits à des paramètres éloignés des paramètres « théoriques », les valeurs prises par la BRDF trouvée sont peu éloignées de celles obtenues avec la BRDF théorique, du moins dans les directions de visée ayant servies à l'inversion.

5.4.1.2 Résultats d'inversions sur des images simulées avec le soleil et le ciel

Malgré les difficultés d'inversion des paramètres évoqués dans le cas précédent, voyons quels résultats sont obtenus en tenant compte à la fois du soleil et du ciel. L'équation radiométrique à inverser s'écrit cette fois-ci :

$$L_{totale} = \rho(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) \cdot E_{direct} + E_{diffus} \cdot a'_p \cdot \frac{1}{\iint_{\Omega_{\text{au dessus de l'horizontale}}} \cos(\theta_i) \cdot d\omega_i} \quad (5.21)$$

Comme précédemment, nous observons les paramètres obtenus par inversions pour les facettes de la Figure 5-1. Les paramètres obtenus pour les différentes facettes sont indiqués Figure 5-9 et Figure 5-10. Les écarts en pourcentage entre ces paramètres et les paramètres théoriques sont visibles sur la Figure 5-11, et les fonctions de répartition des erreurs sur la Figure 5-12. Enfin, les écarts moyens dans les différentes directions de visée entre les valeurs obtenues avec le modèle de BRDF théorique et celles obtenues par inversion sont indiqués sur la Figure 5-13.

A la lumière de ces résultats, nous pouvons constater que les paramètres erronés correspondent globalement aux mêmes facettes que précédemment, ce qui n'est guère étonnant. Les paramètres obtenus présentent également une dispersion plus grande qu'en présence du soleil seul (sauf pour k_d), ce qui est attribuable aux indéterminations supplémentaires introduites par le terme E_{diffus} et également à l'approximation effectuée sur ce terme.

Mais le point remarquable est de constater que les valeurs moyennes de la BRDF obtenues par inversion restent plutôt proches de celles de la BRDF de référence, comme le montre la Figure 5-13. Les écarts moyens ont certes augmenté par rapport au cas où seul le soleil était présent, mais restent relativement faibles, au pire de l'ordre de 6 %.

Ainsi, nous pouvons conclure que les incertitudes sur la détermination des paramètres sont encore amplifiées par la présence du ciel. Par contre, les valeurs prises par les modèles obtenus restent proches de celles du modèle théorique dans les configurations utilisées dans l'inversion.

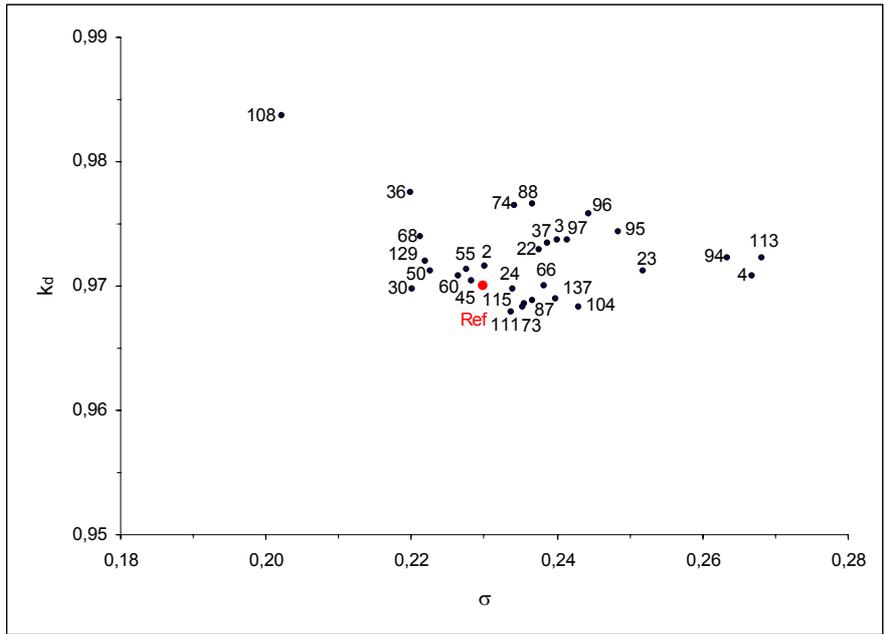


Figure 5-9 Paramètres obtenus après inversion ; plan $k_d - \sigma$.

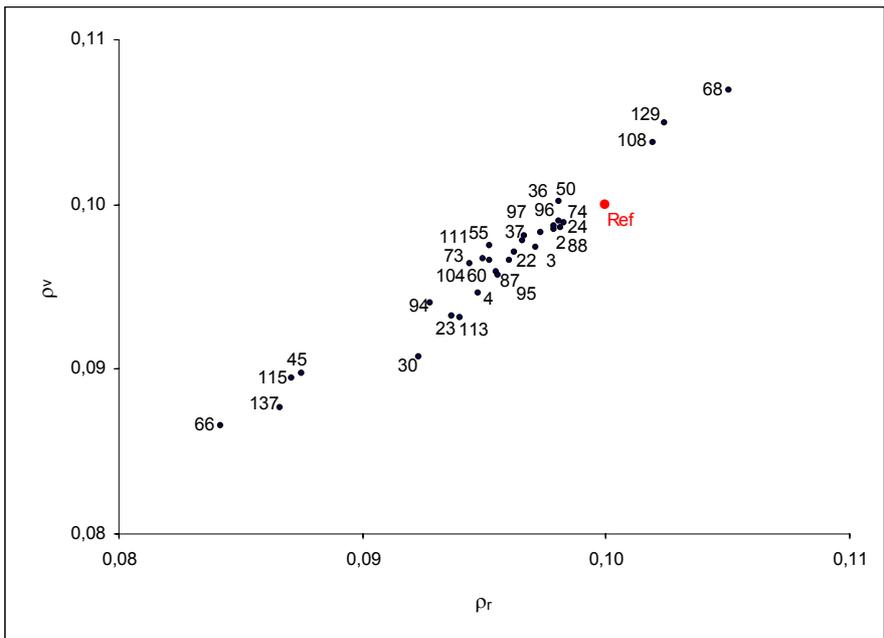


Figure 5-10 Paramètres obtenus après inversion ; plan $\rho_r - \rho_v$.

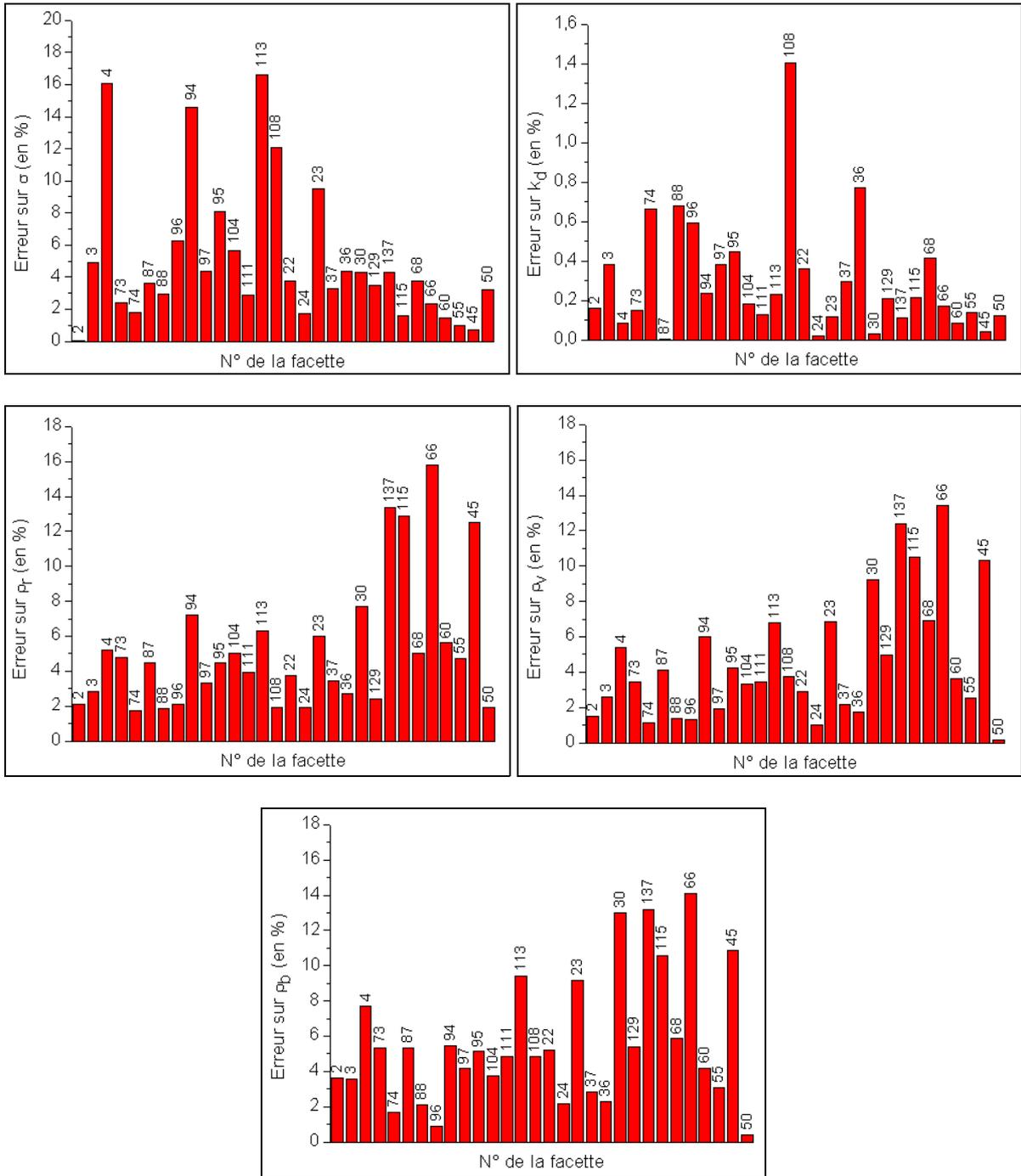


Figure 5-11 Erreurs sur les paramètres (σ ; k_d ; ρ_r ; ρ_v ; ρ_b) pour les différentes facettes.

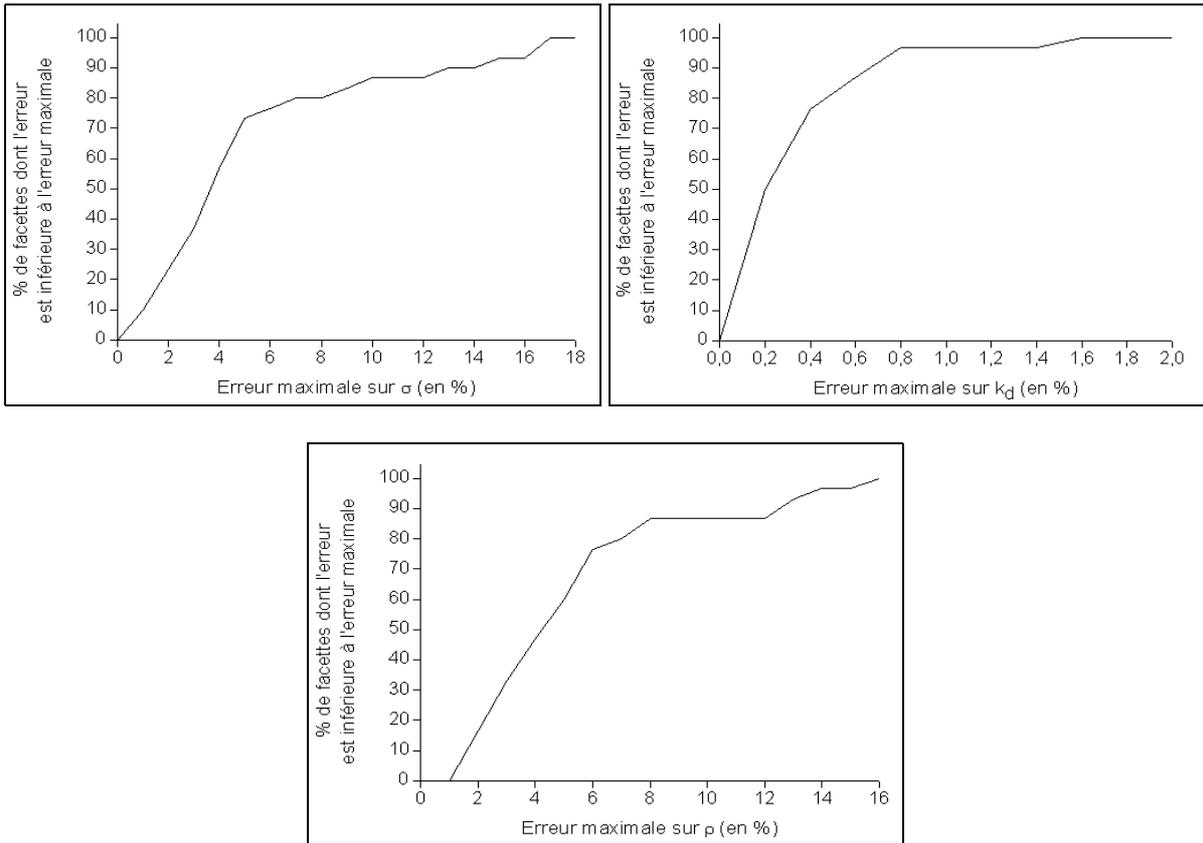


Figure 5-12 Fonctions de répartition des erreurs sur les paramètres.

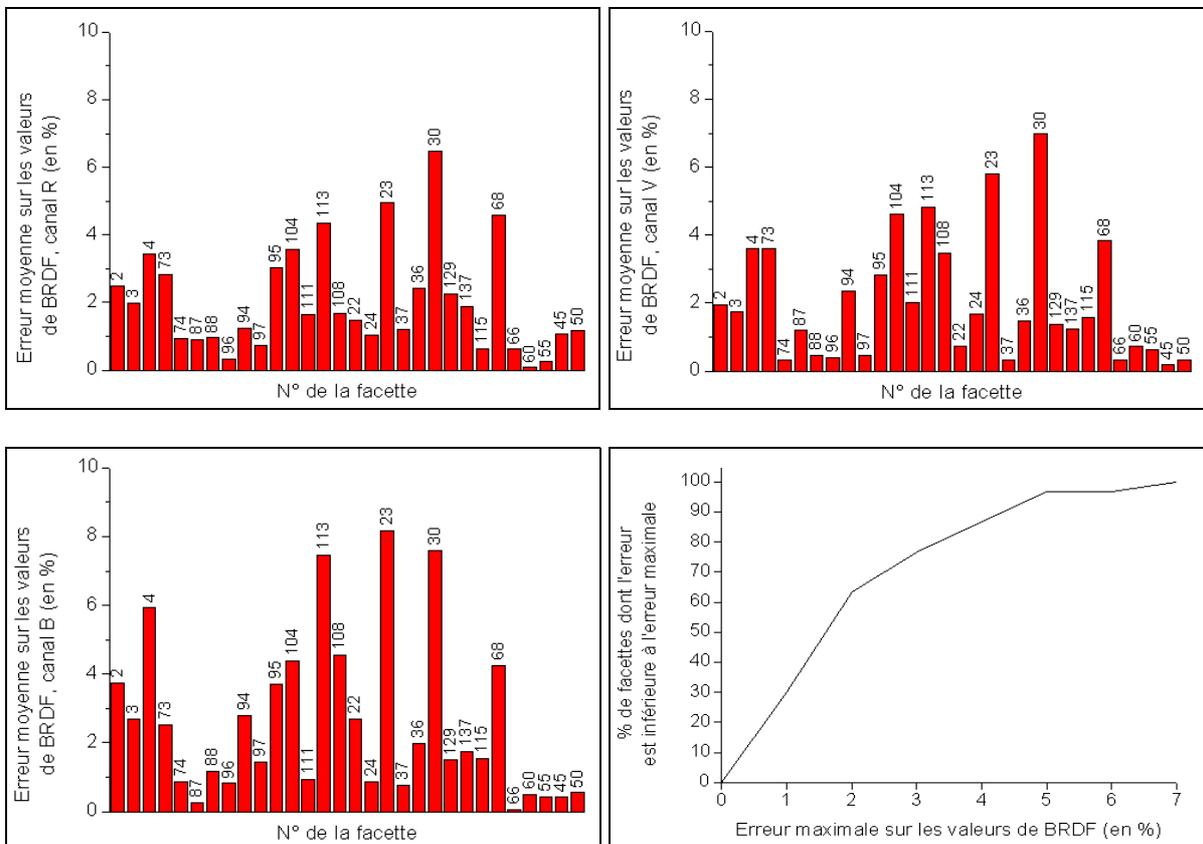


Figure 5-13 Ecarts moyens sur les valeurs de la BRDF entre la référence et la détermination par inversion, et fonctions de répartition des erreurs pour le canal R.

5.4.1.3 Implications pour les inversions dans le cas réel

La conclusion de ces simulations est que l'on ne pourra *a priori* pas accorder de crédit aux paramètres des modèles de BRDF obtenus. Bien que le modèle de BRDF ne repose que sur 5 paramètres, il semble que nous ne disposons pas de suffisamment de configurations d'observations pour pouvoir lever les indéterminations sur les paramètres, particulièrement en présence du soleil et du ciel. Dans les configurations dont nous disposons, des ensembles de paramètres très différents peuvent conduire à des résidus faibles.

Ainsi, même si les paramètres ont une signification physique lorsqu'ils sont parfaitement déterminés, il faut plutôt voir les modèles de BRDF obtenus comme un moyen de résumer et d'extrapoler le modèle au mieux à partir des informations très partielles dont on dispose, à savoir la dizaine de configurations d'observation. Dans une optique de regroupement de matériaux similaires entre eux, on pressent dès à présent qu'un problème de définition d'une distance entre modèles de BRDF va se poser : d'après ce qui précède, des comparaisons entre les valeurs des paramètres risquent d'être délicates, et il vaudrait mieux comparer les valeurs des modèles dans les différentes configurations. Ce problème sera traité au paragraphe 6.3.

5.4.2 Inversions dans le cas réel

Dans le cas réel, l'équation radiométrique utilisée est l'équation (5.15) complète. Les termes E_{direct} , E_{diffus} , $E_{réfléchi}$ et $L_{parasite}$ sont évalués grâce aux modèles et aux simulations décrits au chapitre 3. L'inversion a été réalisée sur une scène-test regroupant une dizaine de bâtiments. De nombreuses facettes de la scène ne permettent pas la détermination d'un modèle de BRDF, car trop peu de configurations (soleil-facette-caméra) sont disponibles, comme c'est le cas par exemple pour les façades. Nous n'avons donc retenu que les surfaces qui sont visibles selon au moins 8 directions de prises de vue différentes, ce qui nous a conduits à nous intéresser essentiellement à des surfaces de toit ou d'éléments en hauteur. Les facettes utilisées sont celles directement issues du modèle 3D vectoriel disponible : certains éléments (par exemple certains chiens-assis) ne sont pas modélisés, ce qui explique l'absence de ces facettes. De même, quelques facettes de bâtiments récents ne sont pas modélisées. Lorsqu'une facette est partiellement à l'ombre, on ne tient compte que de la partie au soleil pour déterminer le modèle de BRDF, puisque comme nous l'avons souligné au paragraphe 5.2.2, les zones à l'ombre ne permettent pas d'accéder aux propriétés de réflectance directionnelle des matériaux.

Au final, ce sont les 487 facettes encadrées sur la Figure 5-14 qui ont été prises en compte. Un modèle de BRDF a bien pu être déterminé pour chaque de ces facettes. Disposant des simulations d'éclairage évoquées au chapitre 3, le calcul des modèles de BRDF est relativement lent, puisqu'il faut typiquement 5 minutes par facette pour effectuer les 100 déterminations sur un Pentium IV à 1,4 GHz. C'est la nécessité de calculer à la volée le terme a'_p qui explique essentiellement le temps requis par chaque détermination de modèles. Une fois ces derniers obtenus, nous allons chercher à classer les facettes en matériaux similaires au chapitre suivant.



(a)



(b)



(c)

Figure 5-14 Facettes servant d'exemple pour le classification dans le cas réel.

6 Classification des matériaux

6.1 Introduction

A l'issue des opérations décrites dans les chapitres précédents, nous avons pu obtenir un modèle de BRDF, décrit par les paramètres $(\sigma; k_d; \rho_r; \rho_v; \rho_b)$, pour chaque facette de la scène. Connaissant ces modèles, qui « résument » les propriétés de réflexions des différents matériaux visibles dans la scène, il nous reste à décrire la méthode utilisée afin de procéder à l'identification des différents matériaux.

Que faut-il entendre par « identification des matériaux » ? Idéalement, il serait souhaitable d'obtenir une classification absolue, en se référant par exemple à une base de matériaux dont les BRDF ont été mesurées en laboratoire, telles que celle présentée dans [Koenderink, et al. 1996]. Une telle classification permettrait de savoir quel matériau est de l'ardoise, quel autre est du béton, etc. Cependant, l'expérience montre qu'un tel objectif est particulièrement ambitieux, voire irréaliste. En effet, les matériaux visibles dans les images aériennes sont soumis aux rigueurs climatiques et à celles propres au milieu urbain : décolorations dues à l'éclairement solaire, usure à la suite des écoulements de pluie, oxydations diverses sous l'effet de la pollution, dégradations des matériaux soumis au passage de voitures, etc. L'ensemble de ces agressions entraîne une altération de l'état de surface des matériaux. Or, les phénomènes de réflexions bidirectionnelles sont intimement liés aux microstructures de la surface des matériaux. En conséquence, les BRDF de matériaux neufs, mesurées en laboratoire, peuvent être nettement différentes de celles des matériaux usagés, effectivement mesurées en ville. Pour ces raisons, il ne nous a pas semblé envisageable de réaliser une telle identification absolue des matériaux. Notre choix s'est plutôt tourné vers une identification relative des matériaux : en utilisant uniquement les images, nous cherchons à créer des classes de facettes dont les matériaux sont similaires au sein d'une même classe et différents d'une classe à l'autre. Il s'agit donc d'une classification non supervisée (« clustering ») des matériaux de la scène.

La classification non supervisée de données est une question qui a connu un développement considérable depuis une trentaine d'années. Cependant, quelles que soient les techniques utilisées pour la classification, une classification non supervisée se décompose traditionnellement en trois étapes au minimum [Jain and Dubes 1988] :

- La représentation des données sous une forme exploitable (notamment l'extraction de caractéristiques pertinentes),
- La définition d'une mesure de la similarité entre les données à classifier,
- La classification proprement dite.

Dans notre problème, la première étape correspond à l'ensemble des opérations décrites précédemment qui nous ont permis d'obtenir pour chaque facette un modèle de BRDF $(\sigma; k_d; \rho_r; \rho_v; \rho_b)$. Ce sont ces modèles de BRDF que l'on cherche maintenant à classifier.

La définition d'une mesure de similarité adaptée aux données que l'on cherche à classifier est une étape essentielle, qui détermine largement la qualité des classes obtenues. Cette étape est ainsi l'occasion de mettre en œuvre une bonne compréhension de l'espace des données dans lequel on cherche à effectuer la classification.

Enfin, les techniques de classification non supervisée sont extrêmement variées, et ont fait l'objet d'une abondante littérature depuis de nombreuses années. Aucun algorithme n'est adapté à tout type de données ni approprié pour résoudre tous les problèmes. Cependant, les

avantages et inconvénients de chacun sont assez variés, et il est important de les avoir à l'esprit pour choisir un algorithme bien adapté à notre problème.

En conséquence, ce chapitre est organisé de la manière suivante. Nous commençons par décrire un bref état de l'art des techniques de classifications non supervisées (paragraphe 6.2). Nous indiquons ensuite la mesure de similarité entre les modèles de BRDF que nous avons choisie, et soulignons les raisons ayant conduit à ce choix (paragraphe 6.3). Nous verrons que cette mesure n'est pas neutre sur les choix possibles de l'algorithme de classification. Celui retenu sera également décrit plus en détail. Enfin, nous pourrons mettre en œuvre l'ensemble de la procédure et analyser les résultats de classification obtenus dans le paragraphe 6.4, en procédant notamment à une validation à partir de quelques données terrain.

6.2 Etat de l'art des techniques de classification non supervisée

Notre propos dans ce paragraphe ne sera bien évidemment pas de réaliser une étude exhaustive des différentes techniques de classifications non supervisées, mais plutôt de broser le panorama des grandes classes de techniques existantes, afin de pouvoir choisir la plus adaptée à notre problème en connaissance de cause. Pour avoir plus de détails sur les techniques contemporaines de classification non supervisée, on pourra se reporter à l'étude très détaillée [Berkhin 2002], ainsi qu'au livre [Han and Kamber 2000]. Des références plus anciennes, mais qui restent intéressantes, incluent [Jain and Dubes 1988], [Kaufman and Rousseeuw 1990], [Jain, et al. sep, 1999].

Nous nous attacherons à souligner les forces et les faiblesses de chaque grande classe de techniques. De façon générale, il est important de s'intéresser aux points suivants, qui sont susceptibles d'être importants pour notre problème [Han and Kamber 2000] :

- Le type d'attributs que peut gérer l'algorithme, et notamment la nécessité ou non de pouvoir définir une moyenne entre les données. En effet, selon la distance que l'on choisit, il n'est pas toujours possible de définir une moyenne de plusieurs objets.
- La complexité théorique, et donc la capacité de gérer un grand nombre de données. Si l'on s'intéresse à l'ensemble d'un centre-ville, il est nécessaire de pouvoir gérer un grand nombre de facettes.
- La gestion des données aberrantes. Si une BRDF a été mal déterminée sur une facette, il est souhaitable que celle-ci ne perturbe pas la classification des autres facettes.
- La nécessité ou non de rentrer des paramètres définis par l'utilisateur. Il est évidemment préférable d'avoir le moins de paramètres possible.
- La capacité de l'algorithme à identifier des classes présentant des formes irrégulières dans l'espace des paramètres.
- L'interprétabilité des résultats. On souhaite pouvoir facilement comprendre les classes obtenues.

Traditionnellement et historiquement, les algorithmes de classification non supervisée sont répartis en deux grandes catégories : les classifications hiérarchiques d'une part, et les algorithmes de partitionnement d'autre part. Nous décrivons ces deux grandes classes dans les paragraphes 6.2.1 et 6.2.2. Cependant, depuis la fin des années 90, de nouveaux algorithmes sont apparus, faisant appel à de nouvelles idées : il s'agit notamment des algorithmes basés sur la densité, ainsi que ceux utilisant une quantification par grille pour résumer les propriétés des objets. Ces algorithmes plus récents feront l'objet des paragraphes 6.2.3 et 6.2.4. D'autres techniques qui ne rentrent pas dans les catégories précédentes seront mentionnées au paragraphe 6.2.5. D'autre part, nous verrons que plusieurs algorithmes nécessitent de

connaître le nombre de classes souhaitées. Les techniques permettant de trouver le nombre le plus « adéquat » aux données seront brièvement indiquées au paragraphe 6.2.6.

6.2.1 Classifications hiérarchiques

Les classifications hiérarchiques consistent à construire une décomposition hiérarchique des objets, c'est-à-dire de construire un arbre de classes appelé dendrogramme. Pour ce faire, deux approches sont possibles : la construction des classes peut être ascendante ou descendante. Dans le premier cas, on part des objets initiaux que l'on considère comme des classes initiales, et à chaque étape on fusionne séquentiellement les classes les plus « proches ». A l'inverse, les méthodes descendantes partent du « cluster » unique formé de tous les objets et le divisent petit à petit jusqu'à arriver à des clusters singletons. Les algorithmes les plus classiques définissent la distance entre deux classes à partir de la mesure de dissimilarité entre les objets constituant chaque groupe. De nombreuses distances sont ainsi possibles : la distance du lien simple ($D_{\min}(C_i, C_j) = \min_{p \in C_i, p' \in C_j} d(p, p')$ avec C_i et C_j deux

clusters, $d(p, p')$ la mesure de dissimilarité entre les objets p et p' des clusters), du lien complet ($D_{\max}(C_i, C_j) = \max_{p \in C_i, p' \in C_j} d(p, p')$), du lien moyen ($D_{\text{moyen}}(C_i, C_j) = d(m_i, m_j)$ avec m_i

la moyenne du cluster i si l'on peut la calculer), etc. Des exemples classiques de tels algorithmes sont contenus dans [Kaufman and Rousseeuw 1990], en particulier les méthodes AGNES (Agglomerative Nesting) ou DIANA (Divisive nesting).

Ces méthodes classiques sont intéressantes dans le sens où elles sont intrinsèquement multirésolutions : différentes classes à plusieurs niveaux de similarité sont retournées par les algorithmes. De plus, ces méthodes permettent l'utilisation de tout type de mesures de dissimilarités. Néanmoins, elles présentent également des inconvénients non négligeables. La complexité de ces algorithmes est au moins en $O(n^2)$, voire $O(n^3)$ pour les méthodes les plus simples comme AGNES. De plus, les fusions/divisions de classes se déroulent sans jamais remettre en cause les associations déjà constituées, ce qui peut conduire à des classes peu représentatives (notamment en présence de données aberrantes). La forme des classes obtenues est très dépendante des distances de lien utilisées : le lien minimal donne plutôt des classes « allongées » tandis que le lien complet donne plutôt des classes sphériques. Il est également nécessaire que l'utilisateur définisse un nombre de classes souhaitées ou alternativement un critère d'arrêt lors de la fusion/division des classes.

Plus récemment, de nouvelles méthodes de classification hiérarchique ont été proposées, afin d'éviter la majorité des problèmes décrits ci-dessus. Il s'agit notamment des algorithmes CURE (Clustering Using Representatives) [Guha, et al. 1998], ROCK [Guha, et al. 2000] et CHAMELEON [Karypis, et al. 1999]. Ils utilisent des techniques bien plus évoluées que précédemment pour effectuer les opérations de fusion/division, ce qui permet d'obtenir de meilleurs résultats.

CURE utilise pour représenter les classes un nombre fixe k de représentants. Pour déterminer les deux classes les plus proches, les représentants subissent une homothétie d'un facteur α vers le centre de la classe et les deux classes dont les représentants sont les plus proches sont fusionnées à chaque étape de l'algorithme. L'avantage de l'utilisation de ces représentants est de pouvoir décrire des classes aux formes variées. L'utilisation d'une distance « du lien entre représentants » permet également d'éviter les problèmes associés aux distances du lien classiques décrites précédemment. De plus, l'homothétie de facteur α sert à s'affranchir des problèmes de données aberrantes. Afin de réduire la complexité, l'algorithme utilise des techniques de partitionnement de l'espace des paramètres et d'échantillonnage aléatoire des

données. Une évaluation de la complexité donnée par les auteurs est en $O(N_{\text{échantillons}})$, où $N_{\text{échantillons}}$ est la taille de l'échantillon. Des inconvénients subsistent cependant. Tout d'abord, il nécessite la définition du centre d'une classe, donc de la moyenne de plusieurs objets (pour l'étape destinée à éviter les données aberrantes). Deuxièmement, le nombre de paramètres requis est relativement grand : il est nécessaire de préciser α , le nombre de représentants, la taille de chaque échantillon, le nombre de partitions, le nombre final de classes souhaitées. Il semble que la sensibilité au choix des paramètres soit relativement importante.

L'algorithme CHAMELEON utilise et généralise certaines idées des algorithmes CURE et ROCK. Il utilise le graphe des K -plus proches voisins qu'il partitionne afin d'obtenir des petites classes initiales correspondant à des zones « denses » de l'espace des paramètres. Les différentes classes sont alors fusionnées hiérarchiquement en se basant sur un principe d'autosimilarité : cela signifie que la classe résultant d'une fusion doit être « similaire » aux deux classes initiales. Des mesures locales de la proximité (RC : relative closeness) et de l'inter-connexion (RI : relative interconnectivity) entre deux classes sont ainsi utilisées. Cet algorithme présente comme avantage de ne nécessiter que la définition d'une mesure de dissimilarité pour fonctionner. Il est également capable de décrire des classes aux formes variées. Sa complexité est au pire en $O(n^2)$ (notamment lorsque l'on ne peut calculer que des distances), mais peut s'approcher de $O(n \cdot \log n)$ lorsque l'espace est vectoriel. Il nécessite cependant plusieurs paramètres : K , la taille minimale des classes initiales, un paramètre réglant l'importance relative de RI et RC. De plus, il ne présente pas une bonne résistance au bruit. Enfin, il s'agit d'un algorithme complexe qui nécessite des opérations peu évidentes sur les graphes.

Enfin, l'algorithme BIRCH [Zhang, et al. 1996] est particulièrement intéressant du fait des nouvelles idées qu'il a introduites. Il propose de résumer les données initiales sous forme de « caractéristiques » remarquables (clustering features) et d'utiliser un arbre pour les gérer. Toutes les données initiales ne sont vues qu'une fois. A l'issue de cette étape de création des caractéristiques, un algorithme hiérarchique classe les différentes feuilles de l'arbre des caractéristiques obtenu, mais d'autres algorithmes peuvent être utilisés. L'intérêt de cette approche est sa complexité en $O(n)$. Les données aberrantes sont également gérées au cours de la construction de l'arbre. Cependant, BIRCH a pour inconvénient de devoir fixer trois paramètres pour la construction de l'arbre. De plus, les caractéristiques remarquables font appel à des statistiques simples telles que le nombre d'objets, leur moyenne, leur écart type. Il est donc nécessaire de pouvoir calculer ces éléments. Cependant, l'algorithme BUBBLE [Ganti, et al. 1999] a étendu les idées de BIRCH afin de pouvoir classer des données pour lesquelles seule la distance est calculable, tout en restant avec une complexité en $O(n)$.

Dans [Zhou and Sander 2003], les auteurs soulignent cependant que la mise à jour de l'arbre de BIRCH est très consommateur en temps de calcul, et complexe à mettre en œuvre. Ils proposent ainsi un algorithme alternatif à base de « bulles de données » : il s'agit de résumer les données initiales par des « bonnes » représentations (les bulles), puis de classifier ces représentations par un algorithme utilisant la densité (cf. OPTICS [Ankerst, et al. 1999] plus loin), et enfin d'affecter l'ensemble des données à la classe la plus proche. La complexité de cet algorithme est en $O(n)$, et il est capable de gérer des données non vectorielles pour lesquelles seul le calcul de la distance est possible. Les autres avantages et inconvénients sont ceux des algorithmes par la densité du type DBSCAN [Ester, et al. 1996] ou OPTICS [Ankerst, et al. 1999] comme nous le verrons plus loin.

6.2.2 Algorithmes de partitionnement

Contrairement aux méthodes de classifications hiérarchiques qui construisent les classes progressivement, les algorithmes de partitionnement construisent directement une partition des données en k groupes. Dans le cas général, par définition d'une partition, cela signifie que chaque groupe doit contenir au moins une donnée, et que chaque donnée doit appartenir à une unique classe (cependant, les algorithmes dits « flous » n'imposent pas cette condition). Pour ce faire, étant donné le nombre k de classes requises, ces algorithmes génèrent une partition initiale, puis cherchent à l'« améliorer » en réattribuant les données d'une classe à l'autre. Il n'est bien entendu pas possible d'énumérer toutes les partitions possibles. Ces algorithmes recherchent donc des maximums locaux en optimisant une fonction objectif qui traduit que les objets doivent être « similaires » au sein d'une même classe, et « dissimilaires » d'une classe à une autre.

La méthode la plus classique et qui reste très utilisée est celle des k -moyennes [MacQueen 1967] et les nombreuses variations qui en découlent. Les classes sont représentées par leur « centroïde », qui correspond à la moyenne de l'ensemble des objets contenus dans la classe. Dans sa version la plus classique, l'algorithme consiste à sélectionner aléatoirement k données initiales qui représentent les centroïdes initiaux. Une donnée est assignée au cluster pour lequel la distance entre la donnée et le centroïde est minimale. Les centroïdes sont alors recalculés et l'on passe à l'itération suivante. La fonction objectif traditionnellement utilisée est basée sur la norme L^2 :

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} d(x, m_i)^2 \quad (6.1)$$

avec :

m_i les centroïdes courants,

x les objets à classer.

L'avantage de cet algorithme est avant tout sa grande simplicité. Sa complexité algorithmique est également intéressante, puisqu'elle est en $O(nkt)$ où t est le nombre d'itérations, avec $t \ll n$ habituellement. De plus, les classes sont facilement interprétables et représentées naturellement par les centroïdes. Cependant, ses inconvénients sont nombreux. Tout d'abord, il nécessite évidemment de pouvoir définir une moyenne entre les données. Deuxièmement, le calcul des moyennes est très sensible aux données aberrantes. Troisièmement, il est nécessaire de définir le nombre de clusters k , et le résultat de la classification est très dépendant du choix des centroïdes initiaux.

Afin de résoudre notamment le problème de sensibilité aux données aberrantes des k -moyennes, un autre type d'algorithme a été développé, à savoir les k -médoides, dont l'algorithme PAM (Partition Around Medoids) est un exemple typique [Kaufman and Rousseeuw 1990]. La principale différence avec les k -moyennes se situe au niveau du choix du représentant d'une classe. Dans les k -médoides, chaque classe est représentée par un de ses membres appelé médoides, et non plus par un centroïde, moyenne de l'ensemble des membres. Ainsi, après un choix aléatoire de k médoides initiaux, l'algorithme passe en revue tous les couples d'objets tels que l'un est un médoides et l'autre un non-médoides, en évaluant si l'échange des deux objets permet d'améliorer la fonction objectif. L'échange qui permet la plus grande amélioration de la fonction objectif est réalisé. Une nouvelle itération a alors lieu. Au final, les différents objets sont affectés à la classe du médoides le plus proche. Cet algorithme présente l'avantage d'une bonne résistance aux données erronées, puisque les médoides ne sont sensibles qu'aux données proches du « centre » de la classe. De plus, il est possible d'utiliser tout type de distance avec les k -médoides, puisqu'il n'est pas nécessaire de définir la moyenne des objets. Cependant, l'absence de centroïde qui « résume » les données

se fait au détriment de la complexité, puisqu'il apparaît d'après le descriptif précédent de l'algorithme que chaque itération est en $O(k(n-k)^2)$. De plus, comme pour les k -moyennes, il est nécessaire de spécifier le nombre de clusters k . Afin de résoudre partiellement le problème des temps élevés de calcul avec les algorithmes de type PAM, l'algorithme CLARANS (Clustering large applications based upon randomized search) [Ng and Han 1994, Ng and Han 2002] est très souvent utilisé. Plutôt que d'essayer tous les échanges entre chaque médoïde et chaque non-médoïde, CLARANS choisit aléatoirement un des k médoïdes et un des $(n-k)$ autres objets et regarde si l'échange permet d'améliorer la fonction objectif. Si ce n'est pas le cas au bout d'un nombre d'itérations maximales fixé, l'optimum local est considéré comme atteint. On relance alors l'algorithme en partant d'autres centroïdes initiaux choisis aléatoirement et cela $N_{itérations}$ fois. La meilleure partition parmi les différents essais est alors retenue. La limitation de l'algorithme à un nombre limité d'itérations permet d'obtenir une complexité en $O(n)$.

6.2.3 Classification par la densité

Le principe de ces méthodes est de caractériser une classe comme étant une zone où le nombre de données initiales est plus important qu'ailleurs. Un des algorithmes les plus utilisés est DBSCAN (Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise) [Ester, et al. 1996], et ses dérivés tels que OPTICS [Ankerst, et al. 1999] ou DBCLASD [Xu, et al. 1998]. L'idée principale est de définir la notion de voisinage de rayon ε d'un point : tous les points situés à une distance de ce point inférieure à ε appartiennent au voisinage. Pour qu'une classe soit identifiée, il est nécessaire qu'un voisinage contienne plus de $N_{MinPoints}$ autres points. Les clusters sont alors agrandis en associant de proche en proche les points de voisinages qui respectent les conditions précédentes. Ce type d'algorithme peut *a priori* gérer tout type de données. Cependant le calcul d'un voisinage de taille ε pose problème au niveau de la complexité. C'est uniquement dans le cas de données spatiales de faible dimension que l'on peut calculer ces voisinages en $O(\log n)$. Ainsi, la complexité de l'algorithme est en $O(n \log n)$ pour de telles données, et en $O(n^2)$ dans le cas général. Cet algorithme présente l'intérêt de trouver lui-même une évaluation du nombre de classes. Celles-ci peuvent avoir des formes arbitraires. L'algorithme permet également de bien gérer les données aberrantes, qui ne sont pas affectées aux clusters détectés. Cependant, il requiert la donnée des paramètres ε et $N_{MinPoints}$, et l'expérience montre que les résultats obtenus sont très sensibles aux choix de ces paramètres.

Un autre algorithme du même type est l'algorithme DENCLUE (Density-based clustering) [Hinneburg and Keim 1998]. Il généralise l'approche de DBSCAN puisque celui-ci en est un cas particulier. DENCLUE modélise l'influence de chaque point sur son voisinage par une fonction d'influence (dépendant de la distance entre les objets et au moins d'un paramètre σ réglant l'échelle du voisinage influencé). Une fonction de densité est alors définie comme étant la somme de toutes les fonctions d'influence. Les classes apparaissent comme étant les zones de l'espace où la fonction de densité est supérieure à un seuil ε . Afin de permettre une gestion d'un grand nombre de données, l'algorithme utilise dans une première étape une quantification de l'espace en hypercubes de taille fixe (cf. plus bas les algorithmes basés sur une quantification par grille) qui servent à accéder rapidement à des zones voisines de l'espace. L'utilisation de cette quantification permet d'obtenir une complexité linéaire en $O(n)$. Cependant, il est nécessaire de pouvoir notamment calculer des moyennes des données. Cet algorithme permet de trouver des clusters aux formes arbitraires, sans fixer *a priori* le

nombre de clusters recherchés. Il est également robuste au bruit. Cependant, il nécessite un choix adapté des paramètres σ et ε .

6.2.4 Classification basée sur la quantification par grille

Ces algorithmes reposent sur l'idée de diviser l'espace en un nombre fini de cellules formant une grille. Les opérations de classification ont lieu sur les cellules qui « résument » les objets qu'elles contiennent.

L'algorithme STING (statistical information grid) [Wang, et al. 1997] utilise ainsi une grille multirésolution. Les données dans chaque cellule sont résumées par le nombre d'objets dans la grille et par leur moyenne. L'algorithme recherche alors à chaque résolution les cellules qui sont susceptibles d'avoir une densité supérieure à une densité demandée et construit ainsi peu à peu les classes. STING présente l'avantage d'avoir une complexité en $O(n)$, puisqu'une fois la grille construite, les opérations ne dépendent plus que du nombre de cellules dans la grille. Cet algorithme gère également bien les données aberrantes, puisque seules les cellules très peuplées sont importantes. Cependant, il nécessite la définition de la moyenne des données, est dépendant du paramètre fixant la résolution de la grille, et obtient forcément des classes « rectangulaires ».

Un autre algorithme marquant de cette catégorie est l'algorithme WaveCluster [Sheikholeslami, et al. 2000]. Comme précédemment, l'espace des données initiales est quantifié par une grille régulière. Une transformée en ondelettes opérant sur les cellules permet de passer dans l'espace fréquentiel. Les classes sont alors détectées comme étant les zones denses dans le nouvel espace. La complexité de l'algorithme est en $O(n)$, permet de s'affranchir des données aberrantes naturellement, et peut obtenir des classes de forme quelconque. Il ne peut cependant que classer des données numériques, et est également très dépendant de la résolution de la grille servant à quantifier les données.

6.2.5 Autres techniques

D'autres techniques, plus éloignées de nos préoccupations, existent bien évidemment. On peut citer notamment les techniques d'évaluation de modèles statistiques, les techniques de modélisation par réseaux de neurones, les approches génétiques, etc.(cf. [Berkhin 2002])

6.2.6 Détermination du nombre « optimal » de classes

Les descriptions précédentes de différents algorithmes ont fait apparaître que nombre d'entre eux nécessitent comme paramètres le nombre de classes souhaitées. De ce point de vue, ces algorithmes ne sont plus complètement non supervisés. Cependant, différentes techniques existent afin de déterminer à partir des données le nombre « optimal » de classes. Ce problème est très délicat du fait de l'absence d'une définition vraiment explicite de ce que l'on entend par « classe », et fait l'objet en soi d'une abondante littérature [Milligan and Cooper 1985], [Gordon 1999], [Hardy 1996]. Nous nous bornerons ici à décrire les grands principes des techniques existantes. On part dans tous les cas de l'hypothèse où l'on dispose des résultats de classification en k classes pour $k \in [1..M]$.

Une première grande classe de méthodes consiste à utiliser une fonction objectif, qui atteint son maximum pour le nombre optimal de classes, en cherchant typiquement à maximiser les

distances interclasses tout en minimisant les distances intraclasses. Il suffit donc de calculer cette fonction objectif pour chaque k et de choisir le k qui donne le résultat le plus élevé. Les fonctions objectifs dépendent parfois uniquement des distances intraclasses ([Krzanowski and Lai 1985], [Hartigan 1975]), mais aussi des distances interclasses ([Calinski and Harabasz 1974], [Kaufman and Rousseeuw 1990]).

Un autre type de méthodes consiste à chercher également le maximum d'une fonction objectif, mais avec une approche probabiliste différente : il s'agit d'évaluer si l'ajout de nouveaux paramètres au modèle (c'est-à-dire utiliser un k plus grand) conduit à un meilleur modèle ou non. Ces techniques cherchent donc à évaluer un compromis entre l'adéquation du modèle aux données et la complexité du modèle. Différents critères ont été proposés, tels que le critère de la longueur de description minimum (« MDL », [Rissanen 1978]), la longueur du message minimum (« MML », [Wallace and Freeman 1987], [Wallace and Dowe 1994]), le critère de l'information bayésienne (« BIC », [Schwarz 1978], [Fraley and Raftery 1998], [Pelleg and Moore 2000]), ou d'autres critères d'évaluation d'hypothèses statistiques (par exemple [Hamerly and Elkan 2004]).

Un troisième type de méthodes correspond aux méthodes par rééchantillonnage ([Tibshirani, et al. 2001], [Dudoit and Fridlyand 2002]). Elles consistent à comparer les classifications obtenues sur les données réelles à des classifications « de référence », correspondant à l'absence de classes. Pour cela, des données sont simulées à partir de distributions uniformes, et des classifications sont réalisées sur ces échantillons. Le nombre de classes k pour lequel l'écart entre la classification réelle et la classification de référence est le plus grand est le nombre retenu de classes. Ces méthodes présentent l'inconvénient majeur de nécessiter de multiplier les rééchantillonnages afin d'obtenir des classifications de référence fiables. Cela n'est possible que lorsque l'algorithme de classification n'est pas trop consommateur en temps de calcul en lui-même.

6.3 Application à notre problème

Après avoir brièvement passé en revue les différentes techniques de classification non supervisée, il est nécessaire maintenant de voir quelles techniques peuvent être retenues pour notre problème de classification de modèles de BRDF. Les deux éléments fondamentaux qui vont déterminer la qualité finale de la classification obtenue sont le choix de la notion de distance entre les éléments initiaux, et la technique de classification utilisée.

6.3.1 Définition d'une « distance » entre modèles de BRDF

6.3.1.1 Une « distance » dans l'espace des paramètres des modèles ?

Comme nous l'avons vu précédemment, chaque modèle est représenté par l'ensemble des cinq paramètres $(\sigma; k_d; \rho_r; \rho_v; \rho_b)$. Une approche naïve consisterait à se placer dans cet espace des paramètres, et à définir une distance de type L^p entre deux modèles. Cependant, une telle approche ne s'avère pas pertinente pour différentes raisons.

Tout d'abord, les échelles de variation des paramètres ne sont pas les mêmes d'un paramètre à l'autre. Ainsi, k_d varie plutôt sur une plage réduite de valeurs comparé à σ ou à ρ par exemple. Pour pouvoir utiliser une distance de type L^p sur l'espace des paramètres, il faudrait tout d'abord transformer les données pour tenir compte de ces différences de variation. Des techniques classiques existent, telles que la normalisation des données à l'aide de la matrice

de variance-covariance, mais l'expérience montre que les résultats obtenus sont rarement complètement satisfaisants.

Deuxièmement, il est clair qu'il existe des dégénérescences sur les différents paramètres. Lorsque k_d tend vers 1 (c.-à-d. lorsque le matériau est pratiquement parfaitement lambertien), le paramètre σ devient indéterminé.

Troisièmement, nous avons vu au paragraphe 5.4.1 que même dans le cas de la scène synthétique où tous les paramètres sont connus et fixés *a priori*, l'inversion ne permet pas de retrouver systématiquement les paramètres fixés initialement. Rappelons que cela est dû notamment au fait que les directions d'échantillonnage de la BRDF ne sont pas choisies, mais imposées par les passages de l'avion, et que ce nombre de directions est relativement faible. En conséquence, si pour une facette au comportement plutôt spéculaire, nous ne disposons pas de directions d'échantillonnage dans la direction du pic spéculaire, il est normal d'obtenir un modèle représentant un matériau plutôt lambertien. Le modèle obtenu n'est pas « faux », mais correspond à la meilleure détermination possible compte tenu des observations disponibles. Pour ces raisons, l'utilisation d'une distance dans l'espace des paramètres des modèles nous a semblé particulièrement périlleuse, voire inadaptée, ce qui nous a conduits à chercher un autre type de distance entre les modèles de BRDF.

6.3.1.2 Une « distance » directement dans l'espace des modèles de BRDF

D'une façon générale, la comparaison entre deux modèles de BRDF doit chercher à évaluer les différences entre les formes globales des deux BRDF. Cependant, comme nous l'avons indiqué dans le paragraphe précédent, il est nécessaire de tenir compte du fait que nous ne disposons d'observations que dans certaines directions d'échantillonnage. Ces deux points nous ont amenés à proposer la « distance » suivante dans l'espace des modèles de BRDF entre deux facettes m et n :

$$d(m, n) = \sum_{j=1}^{nb_{canaux}} \sum_{k=1}^{nb_{images}} \left(BRDF_{m,j}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)_{n,k} - BRDF_{n,j}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)_{n,k} \right)^2 + \left(BRDF_{n,j}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)_{m,k} - BRDF_{m,j}(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)_{m,k} \right)^2 \quad (6.2)$$

avec :

$BRDF_{m,j}$ le modèle de BRDF déterminé pour la facette m dans le canal j ,

$(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)_{m,k}$ la configuration des directions d'illumination et de visée dans l'image $n^\circ k$ pour la facette m .

Intuitivement, le calcul de cette expression correspond aux idées suivantes. Etant données deux facettes m et n , on dispose pour chacune d'entre elles du modèle de BRDF et des directions d'illumination et de visée ayant servi à la détermination des modèles. Il s'agit de prendre le modèle correspondant à la facette m , et de regarder quelles valeurs il aurait retournées dans les directions d'observations ayant servi à déterminer le modèle de la facette n dans la même géométrie que cette dernière facette. Ces valeurs sont alors comparées à celles obtenues avec le modèle de la facette n . On échange ensuite les rôles de m et n pour obtenir le deuxième terme.

On peut vérifier immédiatement que l'expression ci-dessus vérifie bien les trois propriétés caractéristiques d'une mesure de dissimilarité :

Réflexivité : $\forall i, d(i, i) = 0$

Positivité : $\forall (i, j), d(i, j) \geq 0$

Symétrie : $\forall (i, j), d(i, j) = d(j, i)$

Cependant, il ne s'agit pas d'une distance au sens propre entre deux modèles de BRDF, l'inégalité triangulaire n'ayant pas de raison d'être respectée. Un avantage de cette mesure est de tenir compte de la forme de la BRDF dans les directions qui ont servi à déterminer les modèles, indépendamment des paramètres qui décrivent le modèle de BRDF. Elle évite ainsi les problèmes évoqués au paragraphe 6.3.1.1. où l'on a expliqué pourquoi l'utilisation d'une distance dans l'espace des paramètres était difficile à mettre en œuvre. Elle présente également l'intérêt de pouvoir comparer deux surfaces dont les modèles de BRDF n'ont pas été déterminés avec le même nombre de directions d'observations (par exemple, une facette peut être vue sur 9 images alors qu'une autre sera vue sur 10 images). L'inconvénient principal est que l'espace des modèles de BRDF n'est évidemment pas un espace vectoriel : il n'est donc pas possible de définir un modèle « moyen » à partir d'autres modèles, d'additionner des modèles, etc.

6.3.2 Choix d'un algorithme de classification non supervisée

D'après ce qui précède, il est nécessaire de choisir un algorithme ne nécessitant pas de pouvoir effectuer des opérations vectorielles sur les différents objets. Comme nous l'avons vu au paragraphe 6.2, cela réduit grandement la quantité d'algorithmes disponibles. Dans le cadre des expérimentations que nous avons menées et des résultats que nous présenterons par la suite, nous avons utilisé l'algorithme de partitionnement CLARANS utilisant des médoïdes. Cet algorithme présente de nombreux avantages, et est facile à implémenter. Son principal inconvénient est de ne détecter que des classes plutôt « sphériques » autour des médoïdes. D'autres algorithmes pourraient également être bien adaptés, comme celui des « bulles de données », mais leur mise en œuvre est souvent bien plus complexe.

Le déroulement détaillé de l'algorithme CLARANS est le suivant [Ng and Han 1994] :

- 1) Choisir k médoïdes initiaux aléatoirement.
- 2) Choisir un médoïde et un non-médoïde aléatoirement, et calculer l'évolution qu'entraîne l'échange des 2 éléments sur une fonction objectif.
- 3) Si l'échange conduit à une diminution de la fonction objectif, les nouveaux meilleurs médoïdes sont les médoïdes après l'échange. On retourne alors à l'étape 2.
- 4) Sinon on incrémente un compteur du nombre d'échanges essayés sans modifier les meilleurs médoïdes actuels. Si ce compteur est supérieur à $Max_{échanges}$, on passe à l'étape 5, sinon on retourne à l'étape 2.
- 5) On a trouvé un minimum local pour la fonction objectif. On stocke le résultat et on incrémente un compteur du nombre de minima cherchés. Si ce compteur est supérieur à Max_{iters} , on passe à l'étape 6, sinon on retourne à l'étape 1.
- 6) Le résultat est le minimum des minima locaux obtenus.

Dans le cadre de cet algorithme CLARANS, il nous reste à choisir la méthode pour déterminer le nombre pertinent de classes ainsi qu'à définir la fonction objectif qui est utilisée.

6.3.3 Choix du nombre pertinent de classes

Le nombre pertinent de classes peut être fixé à partir des connaissances *a priori* sur la zone traitée. Ainsi, dans de nombreux centres-villes, notamment historiques, les types de matériaux autorisés font l'objet d'une nomenclature précise fixé par le plan d'occupation du sol. Si l'on

ne dispose pas de telles informations, il est également possible d'utiliser une des nombreuses techniques indiquées précédemment permettant de déterminer le nombre approximatif de classes présentes dans les données. La mesure de la « silhouette moyenne » [Kaufman and Rousseeuw 1990] nous a ainsi semblé intéressante. En effet, ce critère se prête bien à une utilisation avec uniquement une mesure de similarité. Cependant, son inconvénient est d'être long à calculer puisque sa complexité est en $O(n^2)$.

Dans le détail, la « silhouette moyenne » de k classes est égale à la moyenne des silhouettes des k classes, la silhouette d'une classe étant elle-même définie comme étant égale à la moyenne des silhouettes des éléments de la classe. La silhouette $s(i)$ d'un élément permet d'évaluer son degré d'appartenance à sa classe par rapport à la deuxième classe la plus proche, par le calcul suivant :

$$s(i) = \frac{b_i - a_i}{\max(a_i, b_i)} \quad (6.3)$$

où a_i et b_i sont respectivement égaux à la moyenne des dissimilarités entre i et les autres objets de la classe à laquelle i appartient, et entre i et les objets de la deuxième classe la plus proche.

Le nombre de classes k retenu est alors celui qui permet d'obtenir une silhouette moyenne maximale :

$$k_{optimal} = \underset{k}{\operatorname{argmin}}(\operatorname{Sil}_{moyenne}(k)) \quad (6.4)$$

En effet, si k est trop petit, certaines classes normalement différenciées sont regroupées, conduisant à une silhouette moyenne faible. De même, si k est trop grand, des classes sont divisées artificiellement, conduisant de nouveau à une faible silhouette moyenne.

Après avoir réalisé de nombreux tests statistiques, [Kaufman and Rousseeuw 1990] ont déterminé une interprétation approximative de la qualité des classes obtenues en fonction des valeurs des silhouettes des classes. Cette interprétation est indiquée dans le Tableau 6-1.

Silhouette de la classe	Interprétation
0,71-1,0	Classe à la structure très cohérente
0,51-0,70	Classe raisonnablement cohérente
0,26-0,50	Classe potentiellement artificielle
$\leq 0,25$	Pas de réelle structure trouvée

Tableau 6-1 Interprétation de la qualité d'une classe en fonction de sa silhouette.

6.3.4 Choix de la fonction objectif

Dans sa version la plus classique, l'algorithme des k-médoïdes consiste à minimiser les distances entre chaque objet et le médoïde le plus proche, c.-à-d. à minimiser la fonction :

$$f(M_1, \dots, M_K) = - \sum_{j=1}^{nb_{objets}} \min_{k=1, \dots, K} d(o_j, M_k) \quad (6.5)$$

avec :

M_1, \dots, M_K sont les médoïdes cherchés,

o_j est le $j^{\text{ème}}$ objet.

L'avantage de cette fonction est de bien résister aux points erronés, puisque les points très éloignés du « centre » de la classe ont peu d'influence. Cependant, ce comportement présente aussi l'inconvénient de ne pas permettre l'identification de classes de faible effectif en

présence d'une classe majoritaire. L'expérience montre que les plus petites classes, qui peuvent être pertinentes, sont parfois intégrées dans une classe plus grande [van-der-Laan, et al. 2003]. De plus, l'utilisation de cette fonction peut conduire à scinder souvent les grandes classes en classes plus petites. En effet, dans le cas d'une classe très étendue, deux médoïdes plutôt qu'un permettent de minimiser les distances aux objets.

Or, dans le cas de classifications en milieu urbain qui nous intéressent ici, il est très fréquent qu'un type précis de matériau constitue la majorité des revêtements présents : par exemple l'ardoise à Amiens, la tuile rose à Toulouse, etc. Il faut donc s'attendre à ce qu'une classe de matériaux soit largement représentée, et l'on risque de rencontrer les problèmes décrits ci-dessus.

Une solution passe par l'utilisation d'une fonction objectif différente de la précédente. Puisque l'on cherche à obtenir la meilleure silhouette moyenne, il est cohérent d'essayer directement d'optimiser ce critère (algorithme PAMSIL [van-der-Laan, et al. 2003]). La fonction objectif devient donc :

$$f(M_1, \dots, M_K) = - \sum_{j=1}^{nb_{objets}} s_{M_1, \dots, M_K}(o_j) \quad (6.6)$$

Avec cette fonction objectif, les grandes classes ont tendance à ne plus être scindées en plusieurs sous-classes. L'algorithme devient également plus sensible aux petits groupes d'objets, ce qui peut constituer un inconvénient s'il s'agit de mesures erronées, mais s'avère un avantage si de telles classes ont une réelle signification. Cependant, l'inconvénient principal de l'utilisation de cette fonction objectif est la lenteur, puisque cela conduit à un algorithme en $O(n^2)$. Le nombre relativement modéré de facettes à classer (quelques centaines) dans nos expérimentations permet de se contenter d'une telle complexité. Cependant, si l'on ne disposait que d'une segmentation en très petites facettes, ou que l'on souhaitait effectuer une classification de l'ensemble des facettes d'un grand centre-ville, il serait probablement nécessaire d'utiliser un algorithme présentant une complexité moindre, en revenant par exemple à la fonction objectif standard.

6.4 Résultats

6.4.1 Nombre de classes retenues

Nous avons suivi la démarche indiquée au paragraphe 6.3.3. Nous avons ainsi réalisé différentes classifications, avec un nombre de classes allant de 3 à 14. La procédure utilisée pour la classification est celle décrite au paragraphe 6.3.2. Néanmoins, dans cet exemple, nous ne classifions que quelques centaines de surfaces (487 facettes distinctes). Nous avons donc cherché explicitement le meilleur ensemble de médoïdes à partir de l'initialisation, sans nous limiter à l'exploration de seulement $Max_{échanges}$ entre un médoïde et un non-médoïde. Le temps de calcul requis pour obtenir un résultat à partir d'une initialisation aléatoire est de l'ordre de 20 s. Cinq initialisations ont été réalisées pour un nombre fixé de classes. Le résultat présentant la meilleure silhouette moyenne a été retenu chaque fois. Nous avons alors obtenu les résultats indiqués dans le Tableau 6-2.

Nombre de classes	Meilleure silhouette moyenne
3	0,46
4	0,44
5	0,48
6	0,38
7	0,31
8	0,31
9	0,32
10	0,29
11	0,30
12	0,30
13	0,30
14	0,31

Tableau 6-2 Meilleure silhouette moyenne en fonction du nombre de classes.

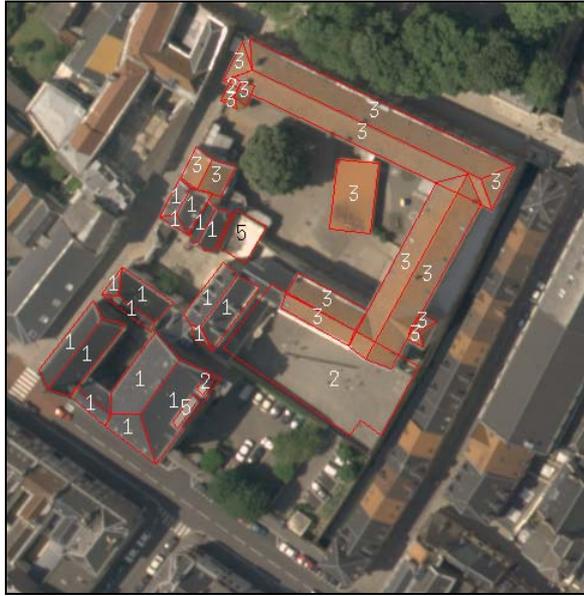
La prise en compte de ce tableau nous a donc conduits à considérer qu'il y avait environ 5 types de matériaux différents, ce qui s'est avéré être une bonne estimation comme on le verra plus bas.

6.4.2 Résultats qualitatifs obtenus sur les images

Pour obtenir les résultats que nous allons commenter par la suite, nous sommes partis du résultat avec 5 classes ci-dessus, et avons raffiné le résultat en optimisant la fonction objectif portant sur la silhouette comme indiqué au paragraphe 6.3.4. Nous avons finalement obtenu le résultat visible sur la Figure 6-1, où chaque facette est étiquetée avec un numéro de classe. Pour une meilleure lisibilité, des images montrant les résultats classe par classe sont disponibles dans l'annexe 1. Les silhouettes des classes finalement obtenues sont indiquées dans le Tableau 6-3.

Label de la classe	silhouette
1	0,69
2	0,32
3	0,68
4	0,73
5	0,48

Tableau 6-3 Silhouettes des classes obtenues.



(a)



(b)



(c)

Figure 6-1 Résultats de la classification des facettes.

Nous analysons dans ce paragraphe les résultats qualitativement à partir des images, tels que l'on peut les commenter si l'on ne dispose pas de vérité-terrain. Nous aurons une approche plus quantitative au paragraphe suivant, grâce à des observations faites à Amiens.

Tout d'abord, on peut constater visuellement qu'il est facile d'attribuer un type de matériau à chaque classe, ce qui traduit que les classes sont relativement cohérentes. Ainsi, la classe 1 correspond clairement aux ardoises, la classe 2 est constituée de bitumes, bétons, asphaltes tous très lambertiens, la classe 3 regroupe des tuiles oranges, les classes 4 correspond à de la tôle très spéculaire, et enfin la classe 5 correspond en fait au même type de tôle, notamment sur les nombreux chiens-assis existants à Amiens.

6.4.2.1 Commentaires sur la classe 1, les « ardoises »

Dans l'ensemble, cette classe constitue un ensemble plutôt bien identifié et homogène (Figure 6-2), comme en atteste la silhouette élevée de cette classe.



Figure 6-2 Exemples de facettes d'ardoise bien classées.

Quelques confusions existent entre les « ardoises » et les « bitumes », mais en nombre réduit (Figure 6-3).



Figure 6-3 Exemples de confusion entre « ardoises » et « bitumes ».

De même, certaines surfaces, telle que celles visibles sur la Figure 6-4 en bas, sont regroupées avec les ardoises, bien qu'à l'œil nu elles nous apparaissent clairement colorées. La difficulté concernant ces surfaces provient notamment de leur orientation relative par rapport au soleil puisque l'éclairage est rasant sur ces facettes. Or, force est de constater que ces surfaces diffèrent peu des surfaces d'ardoises en éclairage rasant également. L'écart sur une des trois composantes RVB est au mieux de 15 %, alors que les deux autres composantes sont du même ordre de grandeur, ce qui n'est pas suffisant pour différencier les deux types de matériaux. On peut d'ailleurs remarquer que le contexte aide beaucoup l'œil humain à identifier la nature de ces facettes : dans l'image initiale (Figure 6-4 en bas), on constate immédiatement que les surfaces appartiennent à des toits bi-pans symétriques, et que donc le matériau est probablement le même sur chaque pan. Si l'on considère les pans séparément comme en haut de la Figure 6-4, la distinction est plus délicate entre la surface d'ardoise et les deux autres surfaces.

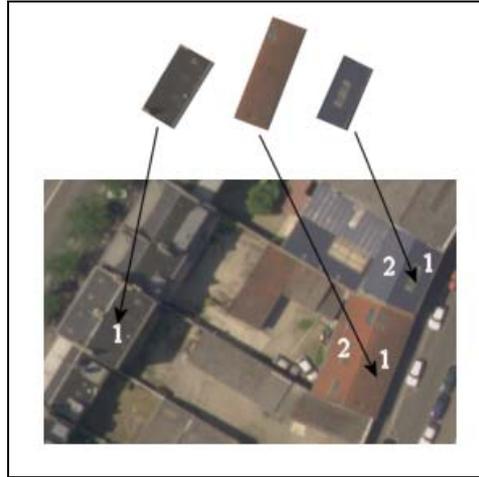


Figure 6-4 Trois facettes classées dans la même classe « 1 » par erreur, et mise en évidence de l'importance du contexte dans l'identification des matériaux.

Ces confusions sont certes gênantes, mais il n'en reste pas moins que la mesure de similarité que nous utilisons permet dans l'ensemble de bien regrouper les deux pans des nombreux toits d'ardoise, ce qui n'était pas évident *a priori*. A titre d'illustration, nous avons regroupé dans le Tableau 6-4 quelques ensembles de paramètres $(\sigma; k_d; \rho_r; \rho_v; \rho_b)$ obtenus pour des facettes constituées de la même ardoise et visible sur la Figure 6-5.

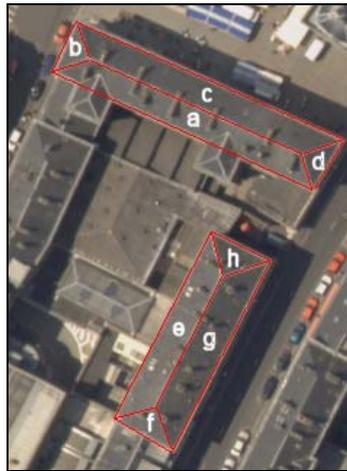


Figure 6-5 Quelques facettes d'« ardoises » bien rassemblées dans la même classe.

Label de la facette	Paramètres $(\sigma; k_d; \rho_r; \rho_v; \rho_b)$
a	(0,2024 ; 0,9806 ; 0,0989 ; 0,1107 ; 0,1133)
b	(0,1828 ; 0,9861 ; 0,0880 ; 0,1036 ; 0,1121)
c	(0,7074 ; 0,9783 ; 0,0795 ; 0,0937 ; 0,1040)
d	(0,5318 ; 1,0215 ; 0,1251 ; 0,1351 ; 0,1282)
e	(0,1862 ; 0,9888 ; 0,1061 ; 0,1214 ; 0,1223)
f	(0,1730 ; 0,9825 ; 0,0943 ; 0,1090 ; 0,1152)
g	(0,8126 ; 0,9863 ; 0,0844 ; 0,0974 ; 0,1003)
h	(0,8035 ; 1,0102 ; 0,1262 ; 0,1302 ; 0,1264)

Tableau 6-4 Paramètres du modèle de BRDF pour les facettes constituées d'ardoises de la Figure 6-5.

On peut constater que les paramètres obtenus par inversion présentent une grande variabilité. Pourtant, les surfaces sont bien classées dans la même classe grâce à l'utilisation de la mesure de similarité proposée précédemment, ce qui montre bien son intérêt.

Les confusions précédemment évoquées sont en pratique intrinsèques à la méthode, puisqu'il est difficile de faire la différence entre deux matériaux qui sont objectivement similaires dans les directions d'observations disponibles. C'est uniquement en utilisant des informations supplémentaires que l'on peut espérer éviter ces confusions (utilisation de plus d'observations, prise en compte du contexte...).

6.4.2.2 Commentaires sur la classe 2, les « bitumes », « ciments » lambertiens

Les résultats concernant cette classe sont mitigés, et sa silhouette est relativement faible. On constate qu'elle regroupe essentiellement des surfaces très lambertiennes, voire rétrodiffusives. Certaines sont clairement constituées de bitume, comme c'est le cas pour les facettes situées au sol dans les rues ; d'autres sont constituées de ciment, comme c'est le cas pour les surfaces à l'intérieur des cours de la Figure 6-1 b). Divers toits plats de la Figure 6-1 c) semblent également être bien classés, mais il est difficile d'être catégorique uniquement à partir des images aériennes. Seule une vérité-terrain permettra de s'en assurer, comme on le verra au paragraphe 6.4.3. On peut simplement souligner que ces regroupements semblent raisonnables (cf. Figure 6-6).



Figure 6-6 Quelques exemples de « bitumes » et « ciments » probables.

En revanche, certaines mauvaises classifications sont flagrantes. Ainsi, il apparaît clairement que les surfaces visibles sur la Figure 6-7 ne sont pas constituées de bitume, asphalté ou ciment. Même en essayant d'augmenter le nombre de classes, nous ne sommes pas parvenus à isoler ce matériau dans une classe propre. En général, nos essais ont montré qu'il était assimilé aux « bitumes » comme c'est le cas ci-dessus, voire parfois aux « ardoises », car dans certaines images il présente une légère spécularité. Sa teinte légèrement bleue n'est semble-t-il pas suffisante pour qu'il soit nettement séparé des autres classes. Peut-être ne dispose-t-on pas de facettes de ce matériau en assez grand nombre pour qu'elles ne soient pas considérées comme des éléments aberrants devant être intégrés à une classe d'effectif plus grand.

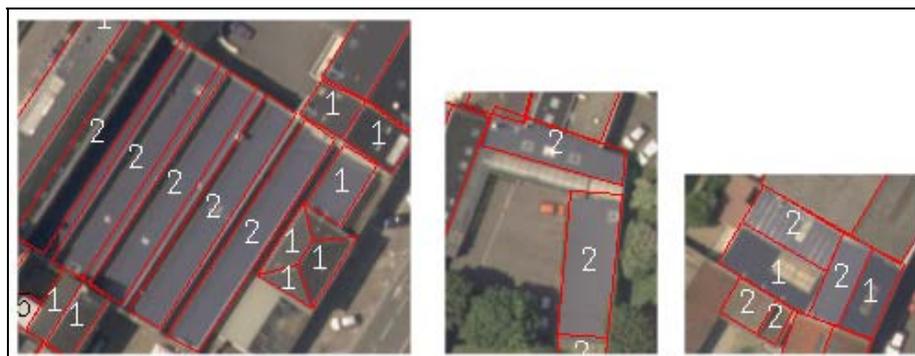


Figure 6-7 Erreurs de classification dans la classe « bitumes » et « ciments ».

D'autre part, on constate un nombre relativement important de confusions entre cette classe et la classe 5, correspondant à une tôle relativement spéculaire, particulièrement au niveau des nombreux chiens-assis fréquents à Amiens. Pour certains, l'explication vient du fait que les surfaces sont particulièrement sales, et ne réfléchissent donc pas la lumière comme elles le devraient (Figure 6-8 a)). Pour d'autres facettes, on peut incriminer la modélisation 3D : comme le montre la Figure 6-8 b), il existe une incohérence entre la position prévue des facettes et l'image réelle. Les informations extraites des images sont donc fausses. Enfin, d'autres confusions sont directement liées aux directions d'observations dont on dispose (Figure 6-8 c)). En effet, les tôles d'une part et les bitumes et ciments d'autre part présentent des albédos diffus gris et similaires, et se différencient principalement par leurs propriétés de réflectance directionnelle : les tôles sont des matériaux à la spécularité marquée, alors que les bitumes et les ciments sont des matériaux très rugueux, plutôt lambertiens voire rétro-diffusifs. Cependant, lorsque l'on ne dispose pour une surface de tôle que de directions d'observations en dehors du voisinage de la direction spéculaire, cette surface apparaît essentiellement comme une surface lambertienne. Il devient très difficile de faire la distinction entre un bitume standard et de la tôle sans mesure proche de la direction spéculaire.

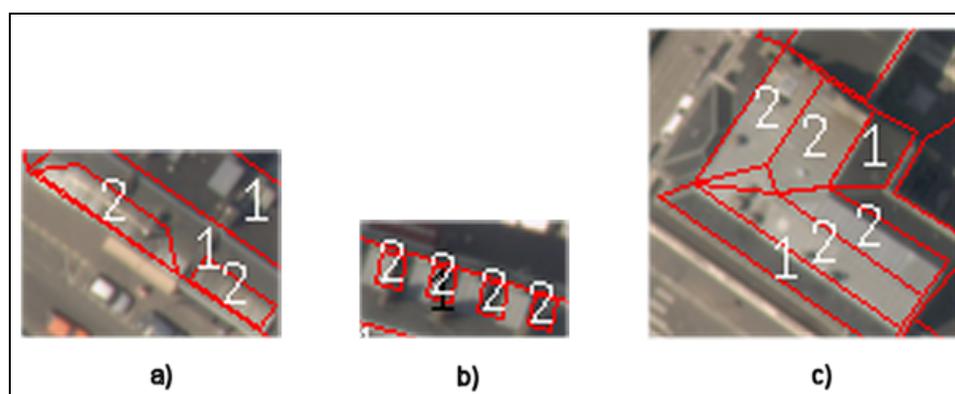


Figure 6-8 Zooms sur des exemples de confusion entre les « ciments » et les « tôles ».

6.4.2.3 Commentaires sur la classe 3, les « tuiles orange »

Les tuiles orange, pratiquement parfaitement lambertiennes, sont très bien séparées des autres classes (Figure 6-9). A la vue de certaines mauvaises classifications dans la classe précédente, on aurait pu craindre que notre méthode se limite à faire uniquement la distinction entre les surfaces à la spécularité marquée et celles plutôt lambertiennes. Cet exemple montre qu'il

n'en est rien, et que la mesure de similarité proposée permet bien de tenir compte aussi bien des variations d'albédos que de spécularités des matériaux.

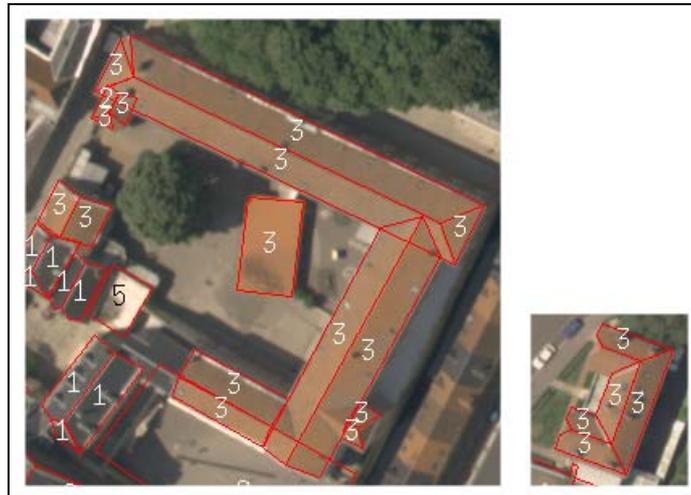


Figure 6-9 Exemples de facettes de « tuile orange » bien classées.

6.4.2.4 Commentaires sur les classes 4 et 5, les « tôles »

Nous avons regroupé ces deux classes, car la classe 4 correspond en fait à des pans de toit face au soleil pour lesquels les directions d'observation sont proches de la direction spéculaire. La spécularité de ces tôles est telle que les facettes face au soleil constituent une classe très homogène en elle-même, et ne sont pas regroupées avec les autres pans de toit et chiens-assis. Si l'on considère ces deux classes comme correspondant à un seul et même matériau, on constate que cette classe est relativement bien identifiée (Figure 6-10). Nous avons simplement déjà évoqué les confusions existantes notamment avec les « ciments », notamment lorsque l'on ne dispose pas de directions d'observations mettant en évidence la spécularité du matériau.



Figure 6-10 Exemples de facettes de « tôles » bien classées.

6.4.3 Résultats quantitatifs obtenus à partir d'observations-terrain

La réalisation d'une vérité-terrain nous a semblé indispensable pour valider quantitativement les classifications obtenues précédemment. En effet, il est particulièrement difficile, même pour un expert en architecture, d'identifier les différentes surfaces sans équivoque uniquement à partir des images aériennes. Par exemple, à une résolution de 25 cm, la présence de tuiles, de bardeaux, ou encore de graviers, c'est-à-dire la microstructure de la surface, n'est pas visible. De plus, l'état de surface réelle (présence de mousses, de lichens, d'usures...) n'apparaît pas. Ainsi, c'est uniquement grâce à des validations de terrain que nous pourrions finalement évaluer quantitativement la justesse des classifications obtenues. Nous nous sommes donc déplacés à Amiens afin de nous rendre compte *de visu* des matériaux réels présents dans la ville. Nous avons ainsi pu prendre des photographies des surfaces depuis le sol, le beffroi de la ville, et la tour nord de la cathédrale. Ces photographies ont malheureusement été prises par un jour particulièrement pluvieux d'octobre 2004 : certaines surfaces apparaissent, dans les images qui suivent, plus spéculaires qu'elles ne le sont réellement, en raison de l'eau encore présente sur les matériaux. De plus, certaines des photographies ont été acquises à l'aide d'un téléobjectif, ce qui explique leur léger flou. Malgré ces réserves, les observations-terrain ont bien permis d'identifier un grand nombre des surfaces classées précédemment, comme nous allons le voir dans les paragraphes qui suivent.

6.4.3.1 Classe 1, les ardoises

Comme nous pouvons le constater sur une vue globale du centre-ville d'Amiens (Figure 6-11), une écrasante majorité des toits du centre-ville d'Amiens est effectivement recouverte d'ardoises.



Figure 6-11 Vue globale du centre-ville d'Amiens (permettant de voir les bâtiments de la Figure 6-1 b)).

Les zooms visibles sur la Figure 6-12 et la Figure 6-13 permettent de bien mettre en évidence le lien entre la spécularité du matériau et sa rugosité : ces toits sont constitués de tuiles d'ardoise très lisses, ce qui explique leur spécularité.

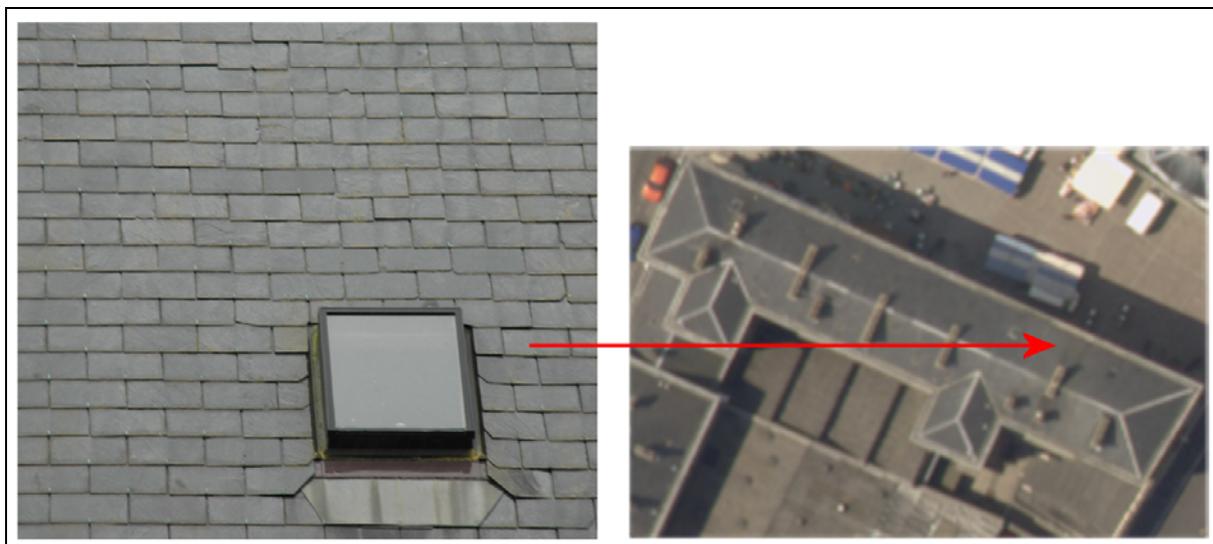


Figure 6-12 Gros plan d'une surface d'ardoises bien classée.

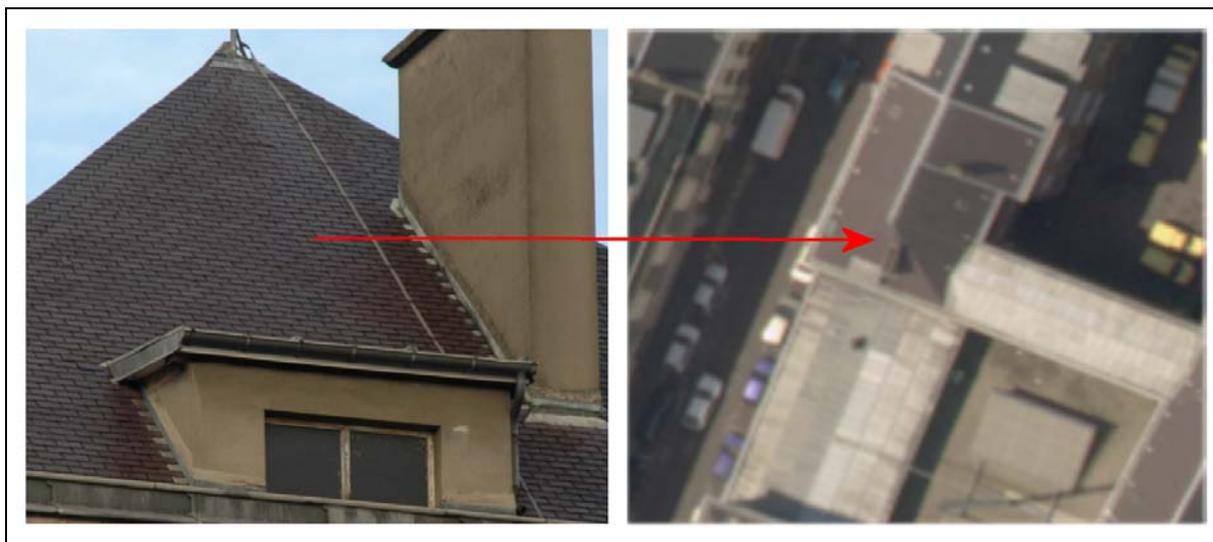


Figure 6-13 Gros plan d'une autre surface d'ardoise bien classée.

6.4.3.2 Classes 2, les asphaltes, ciments et matériaux « lambertiens »

La réalisation d'une vérité-terrain est particulièrement nécessaire pour l'étude de cette classe, puisqu'il est assez difficile de bien distinguer les matériaux sur les images aériennes.

Majoritairement, cette classe trouve sa cohérence dans le regroupement de matériaux très rugueux, et donc très diffusifs. Ainsi, nous pouvons constater depuis le sol que de nombreux toits en plaques ondulées de fibrociments sont bien regroupés dans cette classe, alors qu'il était difficile de caractériser ces matériaux dans les images aériennes (Figure 6-14, Figure

6-15, Figure 6-16). Ce type de toits correspond souvent à des abris de garage, peu pentus. Ils sont alors recouverts de mousses, ce qui renforce leur caractère diffusif.

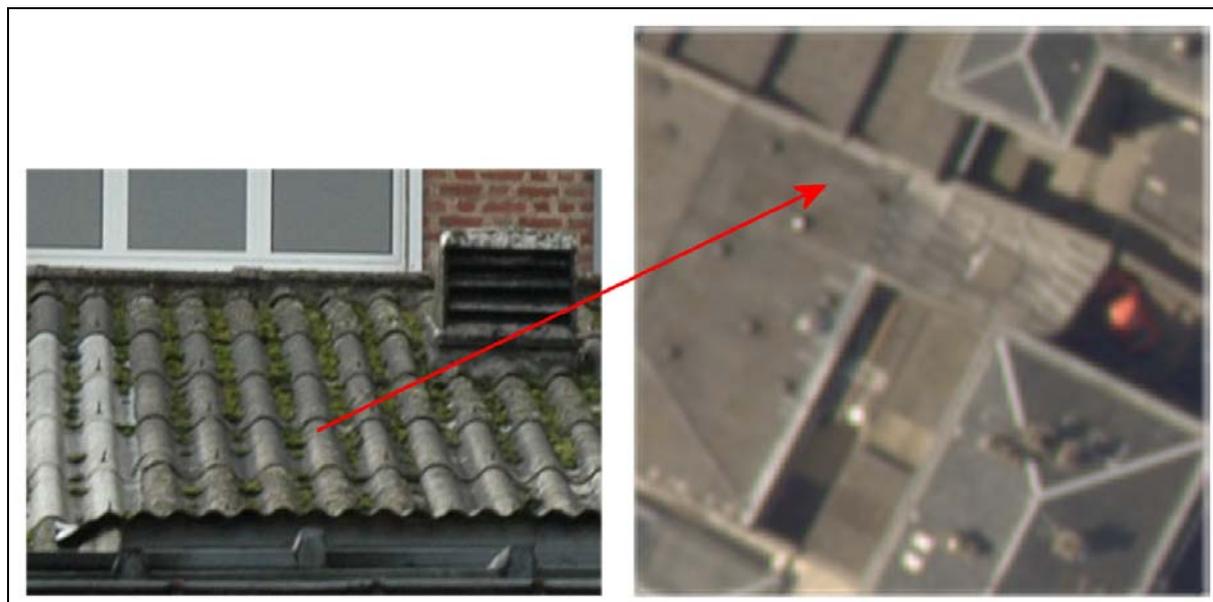


Figure 6-14 Gros plan d'un toit en fibrociment.



Figure 6-15 Exemple d'un toit en fibrociment.

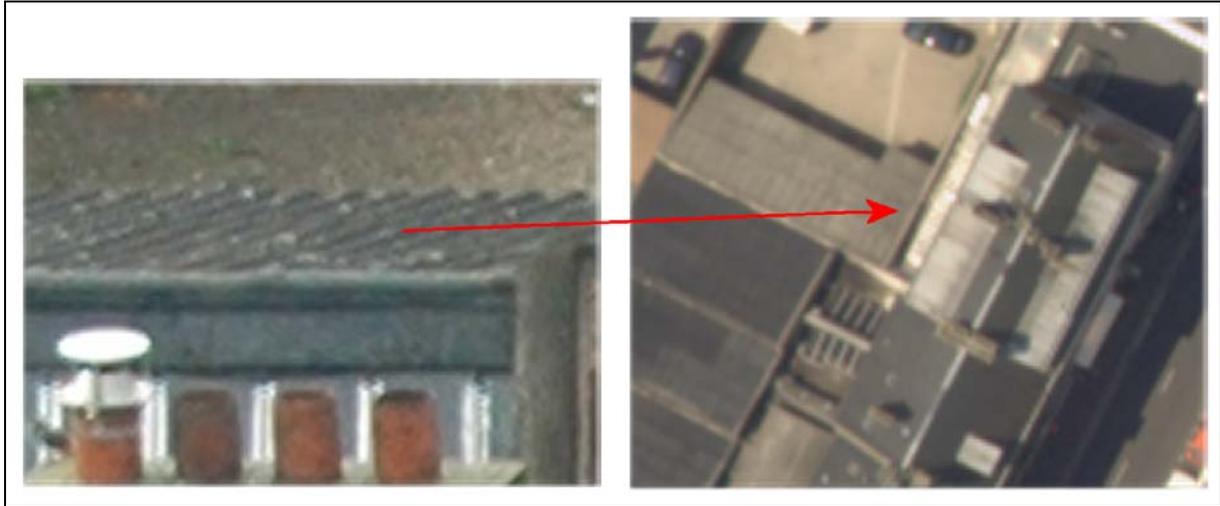


Figure 6-16 Autre exemple d'un toit en fibrociment.

Cette classe regroupe également des asphaltes, aussi bien ceux couvrant les quelques exemples de chaussées que nous avons retenus (Figure 6-17, Figure 6-18), que ceux servant de matériaux de couverture sur des toits plats (Figure 6-19). A une échelle de 25 cm, le regroupement des asphaltes avec les fibrociments est loin d'être déraisonnable, puisque ces surfaces sont toutes très diffusives et présentent des albédos similaires. Visuellement, il est d'ailleurs difficile de les différencier dans les images aériennes si l'on ne prend pas en compte le contexte de la surface.

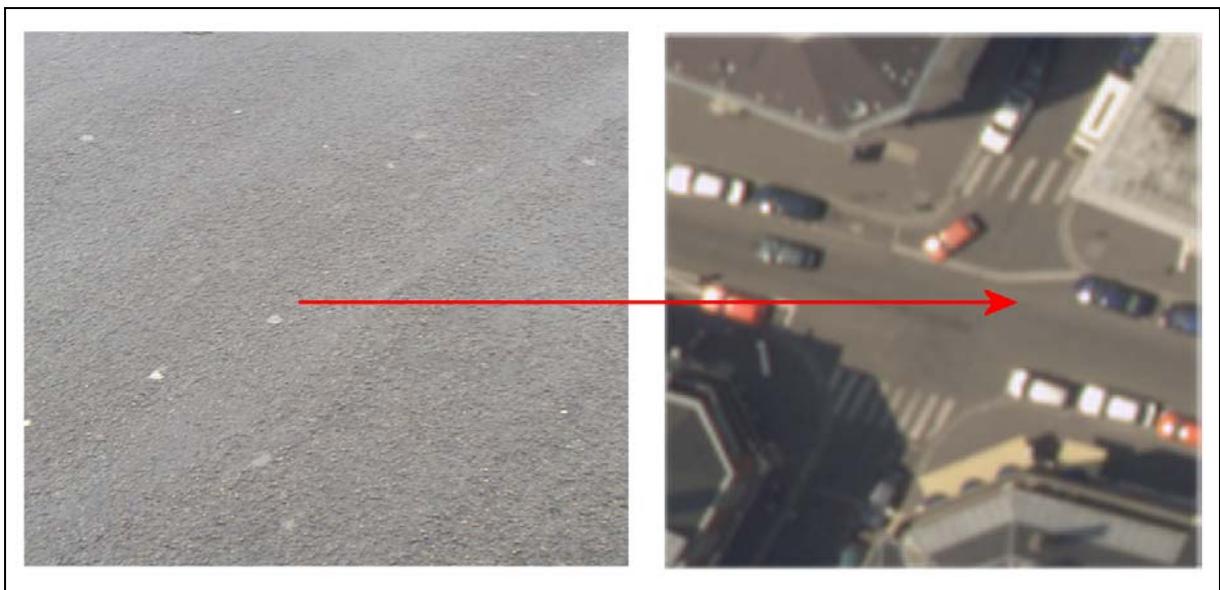


Figure 6-17 Exemple d'asphalte de route.



Figure 6-18 Autre exemple d'asphalte de route.

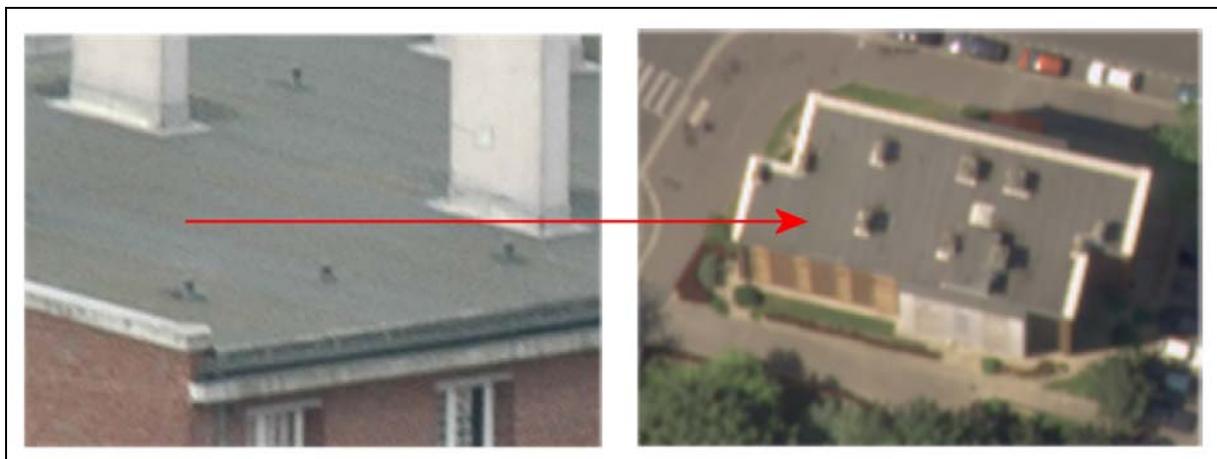


Figure 6-19 Couverture de toit asphaltée.

En revanche, nos observations sur le terrain ont également permis de confirmer les confusions entre classes déjà évoquées précédemment. Comme on peut le constater sur la Figure 6-20, cette classe regroupe également des surfaces constituées d'une tôle bleue, ayant peu à voir avec les asphaltes et ciments. Nous avons déjà évoqué précédemment le problème de ce matériau : il est assez probable qu'il soit en réalité très spéculaire, mais dans les images aériennes dont nous disposons cette spécularité n'apparaît que très faiblement. De plus, sa teinte bleue ne semble pas suffisante pour le différencier des autres matériaux.

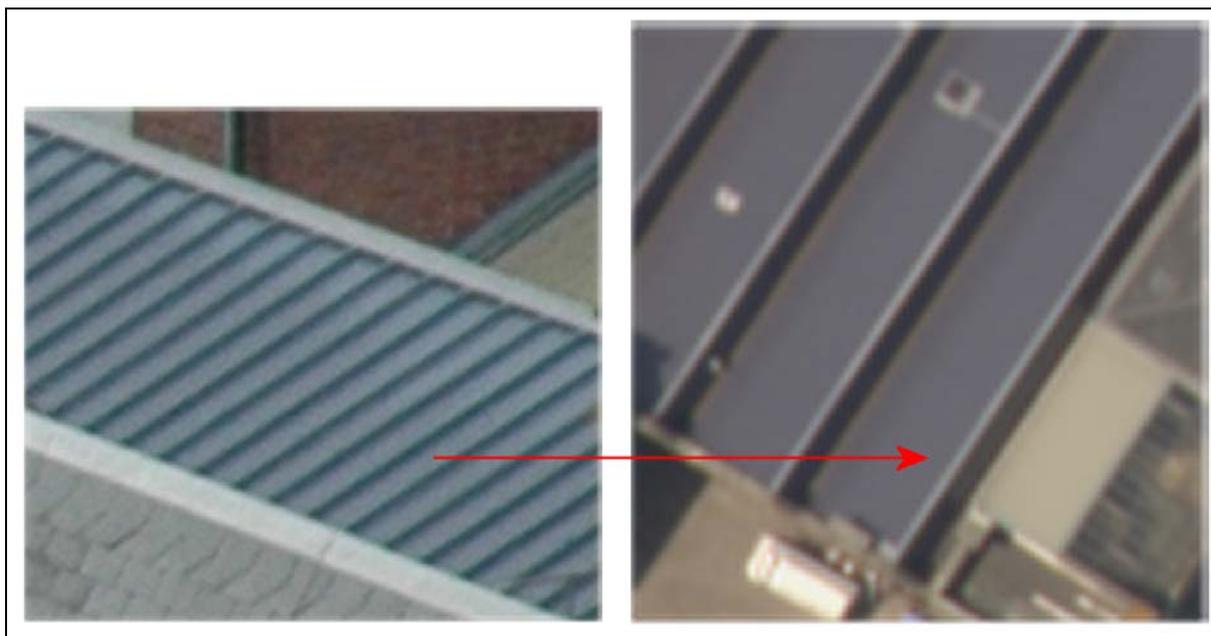


Figure 6-20 Tôle bleue mal classée.

De même, nous pouvons constater que certaines tôles (cf. paragraphe 6.4.3.4 plus loin) sont effectivement mal classées dans cette classe (Figure 6-21). En l'absence d'une spécularité apparente de ces surfaces dans les images disponibles, cette classification erronée est relativement compréhensible.



**Figure 6-21 Tôle recouvrant la quasi-totalité des chiens-assis d'Amiens.
La surface au premier plan est mal classée.**

En définitive, on peut donc souligner que cette classe possède une certaine cohérence interne, mais qu'elle correspond aussi en partie à une classe de « rejet », regroupant les matériaux les moins proches les uns des autres, comme l'indique la faible silhouette obtenue.

6.4.3.3 Classe 3, les tuiles orange

Cette classe regroupe très bien des toits de tuiles orange. Les tuiles des différents bâtiments ne sont pas exactement les mêmes, avec des tuiles « romaines » de forme conique (Figure 6-22)

ou des tuiles « mécaniques » plutôt plates (Figure 6-23 et Figure 6-24). Cependant, l'effet dans les images est similaire : la surface apparaît comme une surface très rugueuse et donc très diffuse.

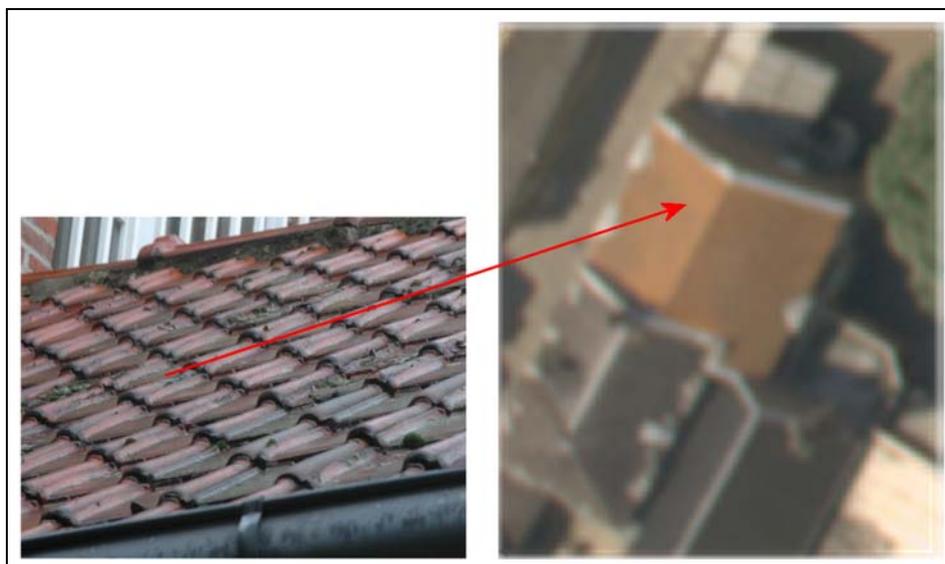


Figure 6-22 tuiles « romaines » orange.

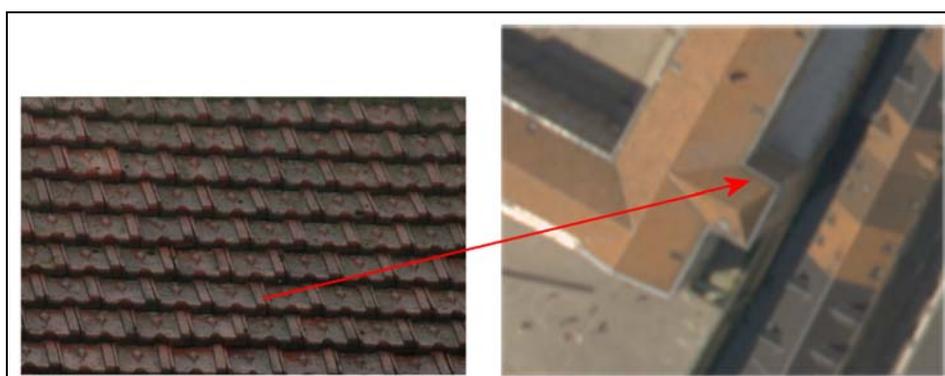


Figure 6-23 Gros plan sur des tuiles orange « mécaniques ».

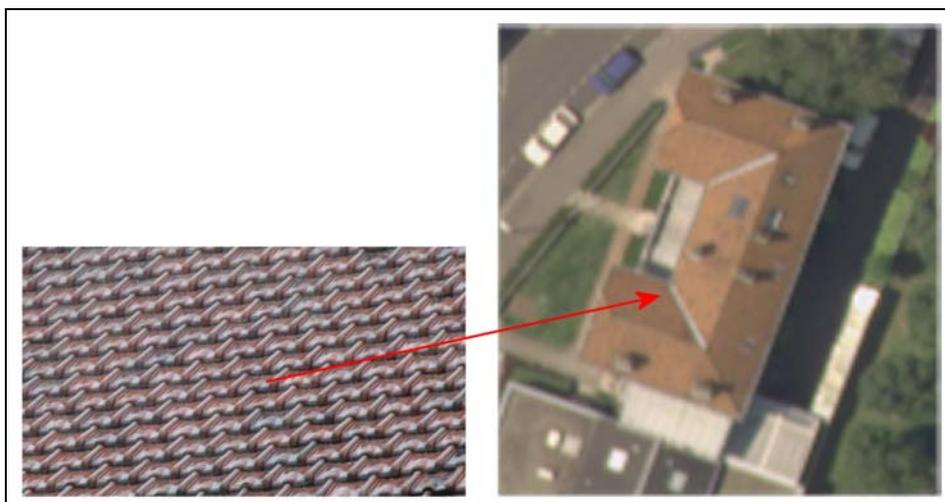


Figure 6-24 Autre exemple de tuiles orange « mécaniques ».

6.4.3.4 Classes 4 et 5, les tôles à joints debout

Tout comme une majorité des toits d'Amiens est constituée d'ardoise, l'essentiel des chiens-assis est recouvert de tôles, très probablement en zinc (Figure 6-25). En centre-ville, de grands toits à faible pente sont recouverts de la même manière, comme on peut le voir sur la Figure 6-26 et la Figure 6-27. Ces tôles sont facilement reconnaissables puisqu'elles sont assemblées selon la technique des « joints debout », faisant apparaître des jointures caractéristiques.

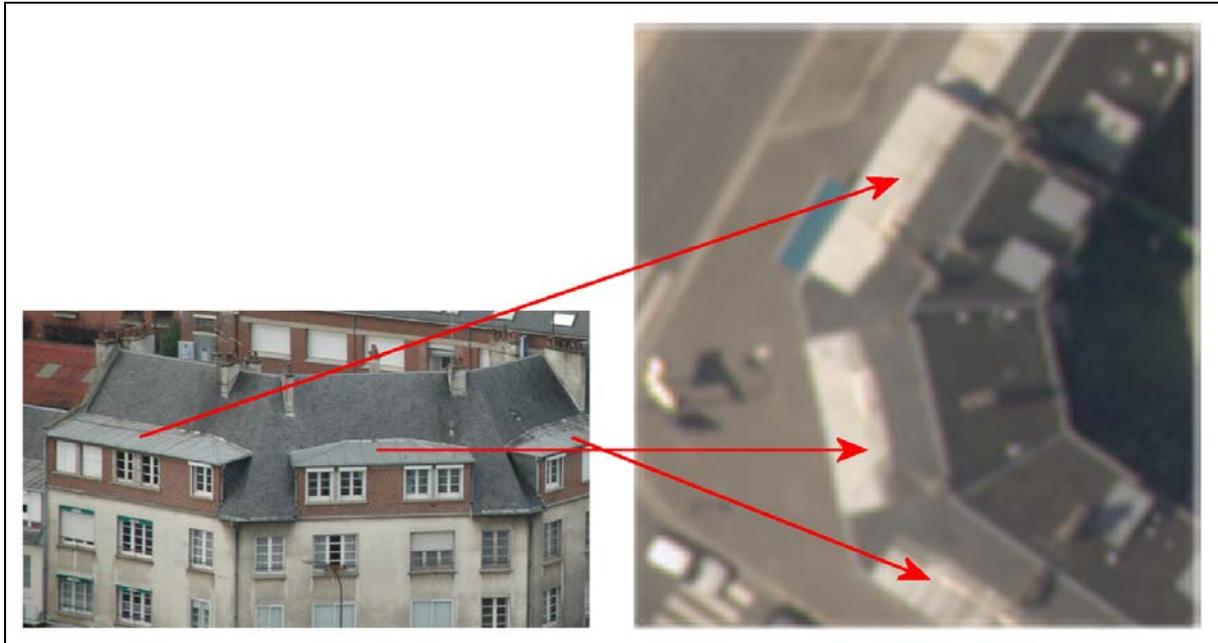


Figure 6-25 Chiens-assis recouverts de zinc.

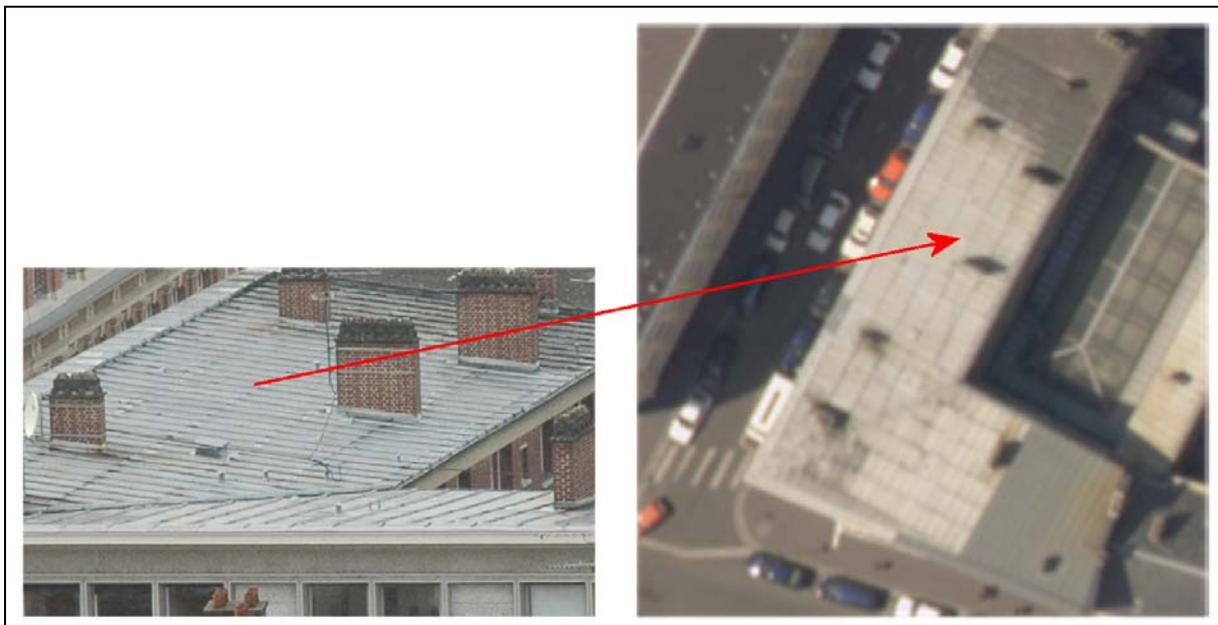


Figure 6-26 Toits à faible pente faisant apparaître les « joints debout ».

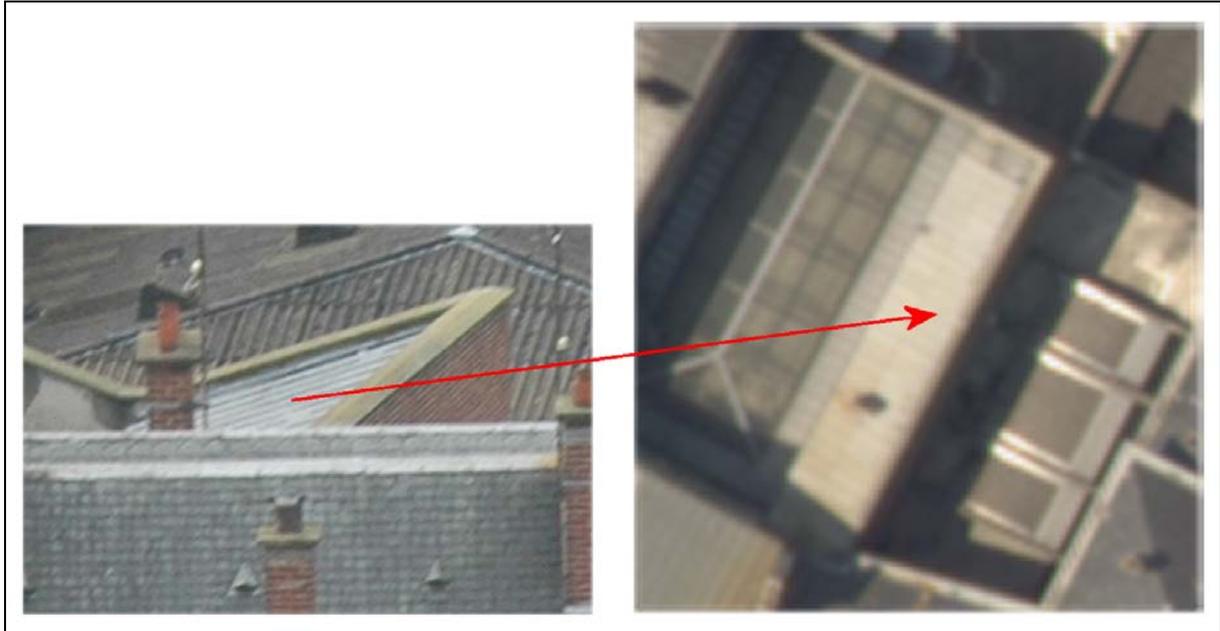


Figure 6-27 Autre exemple de toit à faible pente probablement en zinc.

Cette classe regroupe également les tôles telles que celles visibles sur la Figure 6-28. Il est difficile de dire s'il s'agit du même type de métal, cependant le regroupement de ces matériaux est raisonnable.

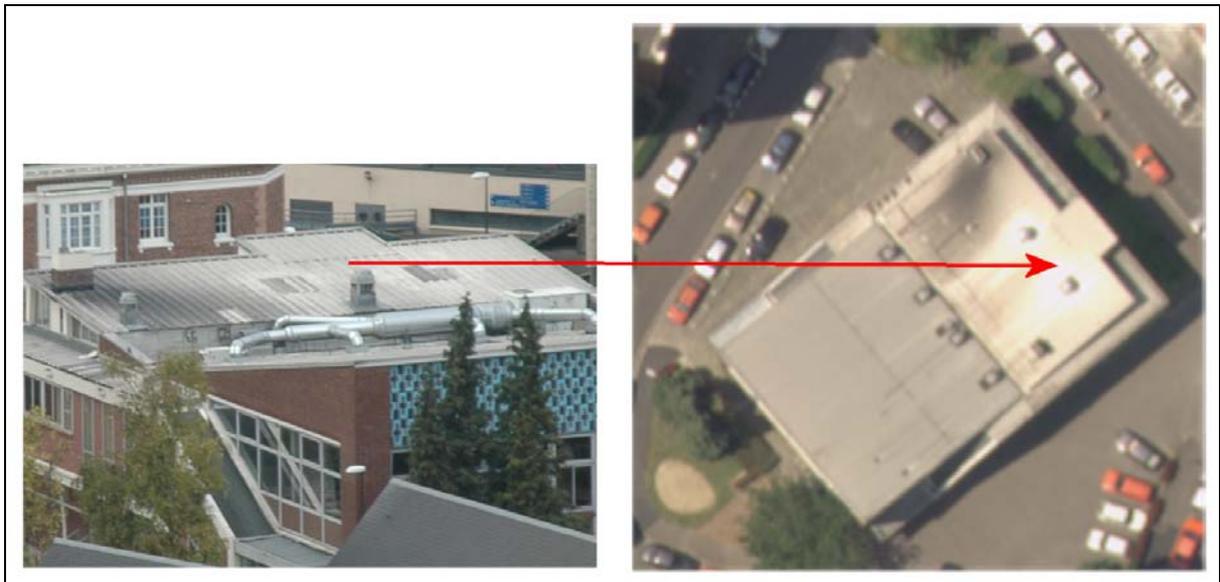


Figure 6-28 Autre exemple de tôle.

On peut noter que la toiture visible sur la Figure 6-29 a été refait depuis la prise de vue aérienne (datant de 2001), pour être recouverte d'asphalte. Il n'y avait cependant pas de doute sur le fait qu'il s'agissait de la même tôle que sur la Figure 6-28.

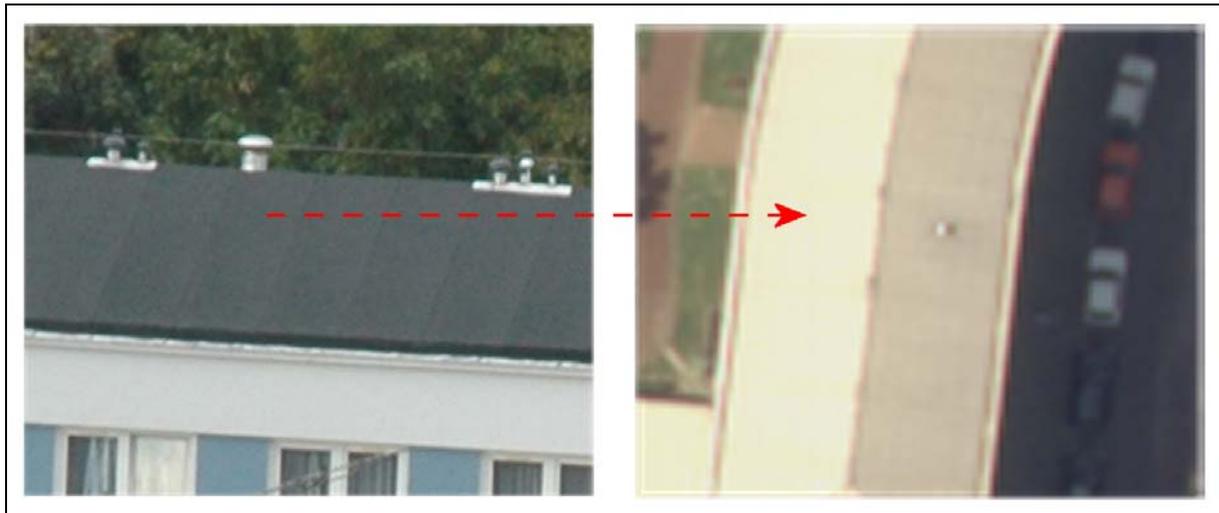


Figure 6-29 Toit métallique dans les images aériennes qui a été refait depuis la prise de vue.

6.4.3.5 Evaluation quantitative de la classification

Grâce aux observations décrites ci-dessus, nous disposons d'une vérité-terrain suffisamment précise pour évaluer la qualité de la classification obtenue. Comme nous l'avons vu, l'établissement de cette vérité-terrain était véritablement indispensable, puisqu'il était bien difficile de caractériser toutes les surfaces uniquement à partir des images aériennes.

Pour évaluer la qualité des résultats obtenus, nous utilisons classiquement une matrice de confusion (Tableau 6-5), qui permet de visualiser facilement à quelles classes sont attribués les matériaux réels, sous la forme du nombre de facettes classées dans une classe par rapport au nombre total de facettes prises en compte pour chaque matériau réel.

Pour établir cette matrice de confusion, nous suivons les principes suivants. En ce qui concerne la classe 3, la moins bien définie, nous considérons que les fibrociments et les asphaltes constituent les éléments bien classés dans cette classe. Les classes 4 et 5 sont regroupées comme précédemment. D'autre part, s'agissant d'une classification non supervisée, toutes les surfaces sont affectées à une des 5 classes : il n'y a donc pas de classe pour les matériaux réels « autres » que ceux identifiés précédemment. Enfin, nous pouvons remarquer que, malgré notre déplacement à Amiens, des ambiguïtés subsistent sur certains matériaux. Nous n'avons alors affecté une facette à une classe que lorsque nous en étions parfaitement sûrs.

Classes de matériaux → ↓ Matériaux réels	Ardoises	Fibrociments, asphaltes	Tuiles orange	Tôles	Total
Ardoises	240	9	0	0	249
Fibrociments, asphaltes	16	87	0	0	103
Tuiles orange	0	1	20	0	21
Tôles	6	20	0	71	97
Autres	1	14	1	1	17
Total	263	131	21	72	487

Tableau 6-5 Matrice de confusion de la classification obtenue.

Le Tableau 6-5 fait apparaître de manière quantitative certaines conclusions déjà évoquées. Il apparaît clairement que les classes d'ardoises, de tuiles, et de tôles sont plutôt bien reconnues, avec des pourcentages de réussite relativement élevés, au pire supérieurs à 73 % . Le pourcentage global de bonne classification se calcule de la manière suivante :

$$\%_{\substack{\text{bonne} \\ \text{classification}}} = \frac{\sum \text{éléments diagonaux}}{Nb_{\text{facettes}}} \quad (6.7)$$

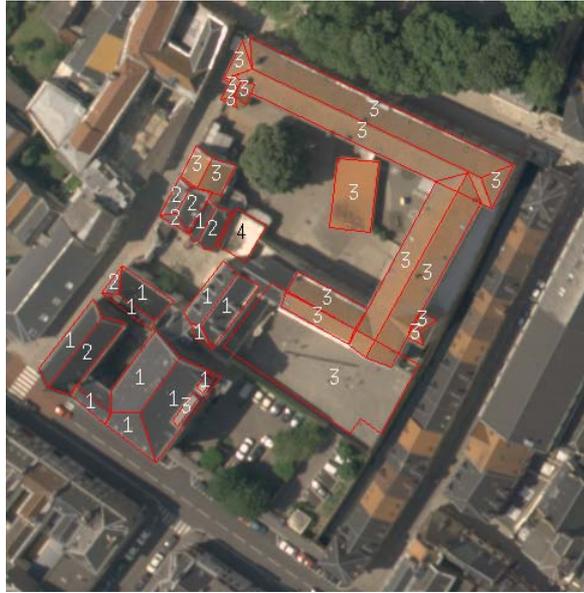
On obtient ainsi un pourcentage global de bonne classification d'environ 85 %.

En revanche, nous voyons également que la classe 2 correspond en quelque sorte à une classe de rejet, puisqu'elle regroupe des matériaux très divers, et notamment les matériaux « autres ». En particulier, nous avons déjà souligné qu'il était décevant que la méthode ne parvienne pas à isoler les tôles bleues, qui semblent pourtant bien différentes des autres matériaux de la classe. Pour tempérer cette déception, il est cependant intéressant de constater que la méthode fournit un indicateur permettant d'avoir une idée *a priori* de la cohérence des différentes classes, à travers la silhouette de chaque classe. Ainsi, nous savions dès le départ que la classe 2 était moins cohérente que les autres classes.

6.4.4 Comparaison avec une classification simple utilisant les k-moyennes

Comme souvent lorsque l'on observe des résultats de classification, une certaine insatisfaction subsiste devant les résultats obtenus. Un taux de bonne classification particulièrement élevé doit être atteint avant que les classifications deviennent satisfaisantes pour l'humain, et un tel taux reste souvent hors de portée même dans des cadres d'étude plus faciles que le milieu urbain. Afin de disposer d'un élément de comparaison objectif des performances obtenues avec notre méthode, nous avons également réalisé une autre classification des mêmes surfaces, en utilisant une approche beaucoup plus simple et classique. Nous avons pris pour observation sur chaque surface la médiane des valeurs R, V, B mesurées dans chaque image, divisée par $\cos\theta_s$ afin de tenir compte de l'inclinaison de chaque facette par rapport au soleil. Cela revient à ne prendre en compte aucun effet directionnel des facettes, et à les considérer toutes comme lambertiennes. Nous avons alors réalisé une classification à l'aide de l'algorithme standard des k-moyennes sur les vecteurs formés par les valeurs $(R,V,B)/\cos\theta_s$, en utilisant une norme L^2 .

Plus de 200 000 initialisations aléatoires ont été réalisées afin d'essayer de trouver l'optimal global. Réaliser autant d'initialisations ne prend que quelques heures car l'algorithme des k-moyennes est particulièrement rapide. Les résultats obtenus sont visibles sur la Figure 6-30. Pour une meilleure lisibilité, les résultats classe par classe sont également disponibles dans l'annexe 2.



(a)



(b)



(c)

Figure 6-30 Résultats de la classification des facettes avec les k-moyennes.

On constate que les confusions inter-classes sont bien plus importantes que précédemment. Il est beaucoup plus difficile au premier coup d'œil de définir précisément la correspondance entre les classes et le type de matériaux. Nous avons cependant essayé d'étiqueter les différentes classes avec les mêmes indices que précédemment. La classe des tôles, notamment celles à droite de la Figure 6-30 c), est pratiquement la seule qui fasse apparaître une cohérence relativement forte. En effet, les informations radiométriques seules semblent effectivement suffisantes pour différencier ces surfaces très réfléchissantes, et donc très claires, des autres. En revanche, les autres classes, même celles des tuiles orange, sont beaucoup plus mélangées. Afin d'évaluer ces confusions quantitativement, une matrice de confusion similaire à celle du Tableau 6-5 est présentée dans le Tableau 6-6.

Classes de matériaux → ↓ Matériaux réels	Ardoises	Fibrociments, asphaltes	Tuiles orange	Tôles	Total
Ardoises	157	82	10	0	249
Fibrociments, asphaltes	25	64	14	0	103
Tuiles orange	0	0	21	0	21
Tôles	6	3	29	59	97
Autres	12	3	1	1	17
Total	200	152	75	60	487

Tableau 6-6 Matrice de confusion de la classification obtenue avec les k-moyennes.

Ce tableau permet de mesurer de manière évidente la mauvaise qualité de cette classification par rapport à la précédente. Le pourcentage global de bonne classification vaut environ 62 %, alors que l'on rappelle que la classification précédente a permis d'atteindre 85 %. Nous avons également lancé cet algorithme en prenant pour initialisations les médoïdes trouvés avec la méthode décrite précédemment. Nous avons obtenu des résultats tout à fait similaires à ceux qui viennent d'être montrés. Cela montre bien que les mauvais résultats ci-dessus ne sont pas dus à un problème d'optimal global difficile à trouver. C'est bien l'absence de prise en compte des effets directionnels qui permet d'expliquer la dégradation notable des résultats. En tout état de cause, cette classification simple est sûrement perfectible, mais elle permet cependant bien de mettre en évidence l'apport de la prise en compte des effets directionnels pour classer les matériaux.

7 Conclusion

7.1 Introduction

L'objectif de cette thèse était de réaliser une classification des matériaux urbains vus dans des images aériennes en multirecouvrement. Notre approche a consisté à exploiter les propriétés de réflectances directionnelles des matériaux dans le domaine visible, à travers l'identification de leurs fonctions de distributions de réflectances directionnelles (BRDF). Les résultats obtenus permettent de conclure que l'objectif initial a bien été atteint, et de valider l'approche « physique » choisie. En effet, une chaîne complète de traitements a été créée, permettant, à partir des images aériennes initiales et de la connaissance des conditions de prises de vue, d'extraire finalement des modèles de BRDF pour les différentes surfaces vues, et de les classer.

Cette thèse nous a conduits à nous intéresser à un panorama de disciplines très diverses, allant de la synthèse d'images à la modélisation physique, en passant par les problèmes de classification. Diverses difficultés ont été surmontées à cette occasion :

- Evaluation des éclairagements sur la scène urbaine cohérents avec les conditions réelles de la prise de vue,
- Etablissement d'une équation radiométrique simplifiée permettant son inversion et l'obtention de modèles de BRDF,
- Prise en compte des ambiguïtés dans la détermination des paramètres des modèles de BRDF obtenus, notamment à cause du faible nombre de directions de visée disponible pour une même surface. Ce problème a trouvé une solution à travers l'utilisation d'une distance dans l'espace des modèles de BRDF plutôt que dans l'espace des paramètres dont dépendent les modèles de BRDF.

Ainsi, nous pensons que la méthode proposée a permis d'apporter plusieurs contributions originales, comme nous le verrons ci-dessous dans le paragraphe 7.2. Les travaux réalisés et les limites de l'approche permettent également d'envisager plusieurs perspectives (paragraphe 7.3).

7.2 Principales contributions

Nous pensons que nous pouvons identifier deux contributions particulièrement significatives dans les travaux réalisés. Le premier concerne l'outil de simulation des éclairagements arrivant sur une scène urbaine, l'autre concerne les techniques permettant de classer les BRDF des différentes surfaces.

7.2.1 Outil de simulation et évaluations des termes radiométriques dans une scène urbaine

Comme nous l'avons vu, cet outil nous permet d'évaluer différents termes d'éclairagements arrivant sur une scène urbaine. Il prend notamment en compte l'énergie venant du soleil, celle venant du ciel en tenant compte de l'anisotropie des luminances du ciel, et enfin celles dues aux réflexions sur les autres facettes, qui sont particulièrement importantes du fait de la structure foncièrement tridimensionnelle du milieu urbain. Cet outil nous était avant tout indispensable afin de disposer d'évaluations des énergies arrivant sur les différentes surfaces

qui soient conformes à la réalité des prises de vues. Ces évaluations ont pu être validées en réalisant des corrections des ombres de très bonne qualité sur les images numériques couleur disponibles : les teintes des zones rééclairées sont très proches visuellement de celles des zones qui étaient déjà au soleil, bien que l'œil humain soit très sensible à ce type de variations de teintes.

D'autre part, cet outil nous a permis de mettre en évidence l'importance relative des différents termes, et de montrer notamment que l'énergie réfléchie sur les façades peut devenir le terme prépondérant dans les zones d'ombre d'une rue très encaissée, comme il y en a beaucoup en centre-ville. C'est précisément parce que l'on tient compte de ces termes que l'on est capable de réaliser des corrections des ombres de bonne qualité. Les bons résultats obtenus montrent de plus qu'il est suffisant de prendre en compte uniquement les trois types d'énergies indiquées précédemment.

Si l'on se réfère aux outils existants dans la littérature, ce n'est pas la première fois qu'est présenté un environnement capable de simuler les différents termes radiométriques arrivant sur une scène. On peut notamment citer les codes Mystic [Mayer and Kylling 2001], Amartis [Miesch, et al. 2000], Dart-3D [Gastellu-Etchegorry, et al. 2003]. Cependant, la différence principale avec notre outil est que ces divers codes ont jusqu'à présent surtout été utilisés en tant qu'outils de pure simulation permettant par exemple de choisir les propriétés de futurs capteurs (contraste potentiellement obtenu [Gascon, et al. 2001], choix de bandes spectrales adaptées [Miesch and Briottet 2001], etc.). Leur confrontation à des prises de vues réelles n'a à notre connaissance pas été réalisée, d'autant que certaines contraintes liées au milieu urbain grande échelle ne sont pas toujours prises en compte : gestion de la 3D, modèles de scène à très grande résolution... Ainsi, les résultats obtenus sur les corrections des ombres dans des images réelles à très grande échelle n'ont à notre connaissance pas d'équivalent actuellement.

7.2.2 Classification des BRDF des différentes surfaces

Nous avons clairement mis en évidence que la détermination des paramètres de modèles de BRDF par inversion de l'équation radiométrique était souvent ambiguë : différents ensembles de paramètres peuvent conduire à des résidus très faibles entre les valeurs de BRDF mesurées et calculées. Il faudrait probablement beaucoup plus de directions d'observations afin de pouvoir lever ces ambiguïtés, ce qui n'est pas possible dans le cadre de missions aériennes « standards » qui est le nôtre. Néanmoins, les modèles de BRDF ne sont pas « faux », mais résument en quelque sorte au mieux la forme de la BRDF à partir des informations disponibles. C'est pourquoi nous avons proposé une mesure de similarité directement entre modèles de BRDF, plutôt qu'entre les paramètres dont dépendent les modèles. Nous pensons que la définition de cette mesure de similarité est un apport intéressant, puisqu'elle permet finalement de réaliser effectivement une classification, même si les paramètres des différents modèles sont parfois mal déterminés.

7.3 Perspectives

7.3.1 Sensibilité au bruit géométrique pour la correction des ombres

Les résultats obtenus au cours de ce travail concernent exclusivement des scènes urbaines dont la géométrie est connue avec une très grande précision, grâce à la disponibilité d'une base de données vecteur à très grande échelle sur la zone d'étude. Cependant, il serait

souhaitable de s'affranchir de l'existence de telles bases de données, car leur disponibilité est inégale dans les différents centres urbains. Or, les travaux actuels de reconstruction du bâti, menés notamment au laboratoire Matis (cf. par exemple [Taillandier 2004]), permettent d'obtenir des reconstructions automatiques des bâtiments. De telles reconstructions sont probablement insuffisamment précises pour la reconnaissance des BRDF (notamment en terme de précision des normales), mais pourraient suffire dans un but de correction des ombres dans les images aériennes. Ainsi, nous envisageons d'évaluer les résultats obtenus pour la correction des ombres avec des reconstructions 3D imparfaites des bâtiments, afin de quantifier les problèmes que posent de telles reconstructions.

7.3.2 Application à la détection de changement en milieu urbain

A l'issue du processus décrit dans ce travail, nous disposons d'un modèle de BRDF pour les différentes surfaces observées. Il est alors possible de déterminer l'apparence des surfaces dans des configurations [position du soleil-surface-position de la caméra] différentes de celles de la prise de vues aériennes ayant servi à déterminer les BRDF. En particulier, on peut envisager de générer des images correspondant aux configurations existant dans une mission aérienne ultérieure. La simple soustraction de l'image obtenue à partir des modèles de BRDF et de l'image issue de la nouvelle prise de vues devrait permettre de détecter des changements entre les deux missions. La prise en compte des effets directionnels devrait permettre d'éviter des fausses détections, notamment pour les surfaces les plus spéculaires. Cette application est envisageable uniquement car les objets existants en milieu urbain ne présentent pas de variabilité saisonnière propre, contrairement à un champ en milieu rural par exemple.

7.3.3 Utilisation conjointe des effets directionnels et d'autres informations : texture, contexte, données multispectrales...

Il nous semble important de souligner que les résultats de classification montrés précédemment ont été obtenus exclusivement à l'aide des propriétés de réflectances directionnelles des matériaux, à l'exclusion de toute autre information. Ce travail a donc permis de quantifier jusqu'à quel point la BRDF des matériaux peut être utilisée pour les classer. Nous avons vu précédemment qu'utiliser les propriétés de réflectances directionnelles des matériaux permettait effectivement d'obtenir des résultats intéressants pour les différencier, mais qu'une telle approche présentait également des limites certaines, puisque des confusions entre classes subsistent.

Or, de nombreuses sources d'informations complémentaires peuvent être introduites pour améliorer les résultats de classification. On peut notamment penser par exemple à la prise en compte de la texture des surfaces. Néanmoins, nous avons vu qu'à une résolution de 25 cm, la texture des matériaux n'est pas vraiment visible. L'utilisation de la texture pourrait cependant devenir utile avec des images encore mieux résolues.

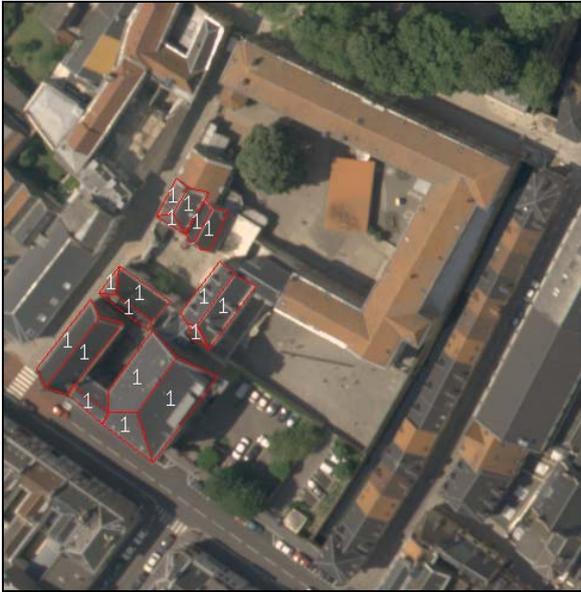
D'autre part, nous avons illustré précédemment que le contexte est un élément essentiel que prend en compte l'œil humain par exemple pour attribuer la même classe à deux pans du même toit. De même, la prise en compte de la pente des surfaces peut aider à attribuer la bonne classe à la surface, puisque certains matériaux de couverture ne sont utilisables que pour des toits plats et d'autres uniquement pour des toits présentant une pente minimale.

Enfin, comme nous l'avons indiqué dès l'introduction, une technique alternative pour classer des matériaux consiste à utiliser des images multispectrales (ou hyperspectrales). La discrimination entre les différents matériaux peut alors être facilitée grâce aux réponses

différentes des matériaux dans une gamme large de longueurs d'onde. Cependant, l'examen de l'état de l'art actuel montre que les problèmes de réflectances directionnelles sont dans ce cas la plupart du temps ignorés, ou traités comme du « bruit » s'ajoutant aux données. Ainsi, notre conviction est que l'utilisation conjointe de données multispectrales et de modèles tenant compte des variations de réflectances dues aux effets directionnels devrait s'avérer être une voie particulièrement prometteuse pour la classification des matériaux avec de faibles taux d'erreur. Une thèse CNES/ONERA/IGN a ainsi été lancée dès la fin 2003 sur ce thème, et une campagne de mesures sur la ville de Toulouse (vol multispectral à 8 caméras numériques) a été réalisée en 2004. Nul doute que les résultats de cette thèse permettront d'évaluer l'apport réciproque des données multispectrales et de la prise en compte des effets directionnels.

8 Annexe 1 : Résultats de la classification des facettes classe par classe à l'aide de la mesure de similarité entre BRDF

8.1 Classe 1 : les ardoises





8.2 Classe 2 : les asphaltes, ciments et matériaux « lambertiens »





8.3 Classe 3 : les tuiles orange





8.4 Classe 4 : les tôles





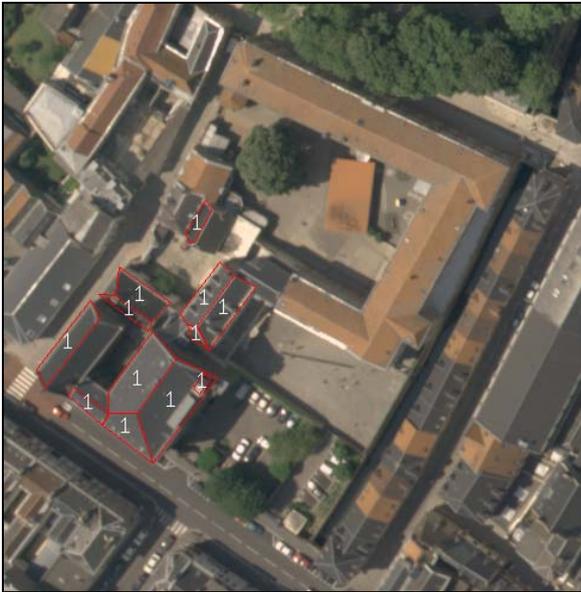
8.5 Classe 5 : les tôles





9 Annexe 2 : Résultats de la classification des facettes classe par classe à l'aide des k -moyennes sur les vecteurs $(R,V,B)/\cos\theta_s$

9.1 Classe 1 : les ardoises





9.2 Classe 2 : les asphaltes, ciments et matériaux « lambertiens »





9.3 Classe 3 : les tuiles orange





9.4 Classe 4 : les tôles





9.5 Classe 5 : les tôles





10 Annexe 3 : expressions mathématiques des modèles de BRDF cités

On trouvera dans cette annexe les expressions mathématiques des modèles cités dans l'état de l'art réalisé au paragraphe 4.3. Pour chaque modèle, on indique uniquement son expression, ainsi que le nombre et la signification des différents paramètres dont il dépend. La présentation des modèles suit le même ordre qu'au paragraphe 4.3.

10.1 Modèles physiques de BRDF

10.1.1 Modèles de diffusion en surface

10.1.1.1 Modèle de [Torrance and Sparrow 1967]

Ce modèle a déjà été décrit au paragraphe 4.4.2.

Il comporte **1 paramètre**, σ , le terme de rugosité de la surface.

10.1.1.2 Modèle de [Cook and Torrance 1981]

$$\rho = \frac{D(\alpha) \cdot F \cdot GAF}{4\pi \cos\theta_i \cos\theta_r} \quad (10.1)$$

$D(\alpha)$, qui est la fonction de distribution des pentes des facettes, a pour expression :

$$D(\alpha) = \frac{e^{-\left(\frac{\tan\alpha}{\sigma}\right)^2}}{\sigma^2 \cos^4\alpha} \quad (10.2)$$

avec :

GAF est le facteur d'atténuation géométrique, défini de la même manière que dans l'équation (4.8),

α est l'angle entre la normale à la surface et le vecteur bissecteur de la direction d'incidence et de la direction d'observation,

σ représente le coefficient de rugosité,

F est le coefficient de Fresnel.

Le coefficient de Fresnel F est défini pour une radiation non polarisée selon la formule :

$$F = \frac{1}{2} \cdot (F_{\perp} + F_{\parallel}) \quad (10.3)$$

$$F_{\perp} = \frac{(\cos\theta_i - G_1)^2 + G_2^2}{(\cos\theta_i + G_1)^2 + G_2^2} \quad (10.4)$$

$$F_{\parallel} = \frac{((n^2 - k^2)\cos\theta_i - G_1)^2 + (2nk\cos\theta_i - G_2)^2}{((n^2 - k^2)\cos\theta_i + G_1)^2 + (2nk\cos\theta_i + G_2)^2} \quad (10.5)$$

$$G_1^2 = \frac{1}{2} \cdot \left((n^2 - k^2 - \sin^2 \theta_i) + \sqrt{(n^2 - k^2 - \sin^2 \theta_i)^2 + 4n^2 k^2} \right) \quad (10.6)$$

$$G_1^2 = \frac{1}{2} \cdot \left(-(n^2 - k^2 - \sin^2 \theta_i) + \sqrt{(n^2 - k^2 - \sin^2 \theta_i)^2 + 4n^2 k^2} \right) \quad (10.7)$$

avec :

n l'indice de réfraction du matériau,

k le coefficient d'absorption du matériau.

En résumé, ce modèle comprend **3 paramètres**, σ le coefficient de rugosité et les deux paramètres contenus dans le facteur de Fresnel.

10.1.1.3 Modèle de [Snyder and Wan 1998]

$$\rho = \frac{F \cdot P(\theta_n, \sigma)}{4 \cos \theta_i \cos \theta_r \cos^4 \theta_n} \quad (10.8)$$

La fonction de probabilité d'observer une réflexion spéculaire dans une direction donnée $P(\theta_n, \sigma)$ vaut :

$$P(\theta_n, \sigma) = \frac{1}{\pi \sigma^2} e^{-\frac{\tan^2 \theta_n}{\sigma^2}} \quad (10.9)$$

avec :

$$\theta_n = \arccos \left[\frac{\cos \theta_r + \cos \theta_i}{2 \cos(\xi/2)} \right],$$

ξ est l'angle de phase entre la direction d'éclairement et la direction d'observation,

σ représente le coefficient de rugosité,

F est le coefficient de Fresnel.

Ce modèle comprend **3 paramètres**: σ le coefficient de rugosité et les deux paramètres contenus dans le facteur de Fresnel.

10.1.1.4 Modèle de [van-Ginneken, et al. 1998]

$$\rho = \frac{C_s \cdot F \cdot P_{ill+vis}(\theta_i, \theta_r, \Delta\varphi, r)}{\cos \theta_i \cdot \cos \theta_r \cdot \cos^4 \alpha} \cdot e^{-\frac{\tan^2 \alpha}{2r^2}} \quad (10.10)$$

$P_{ill+vis}(\theta_i, \theta_r, \Delta\varphi, r)$ correspond au terme d'atténuation géométrique, du même type que le terme GAF dans l'équation (10.1). Ici son expression est assez complexe. Elle est donnée par :

$$P_{ill+vis}(\theta_i, \theta_r, \Delta\varphi, r) = \frac{1}{1 + \Lambda[r, \max(\theta_i, \theta_r)] + \alpha \cdot \Lambda[r, \min(\theta_i, \theta_r)]} \quad (10.11)$$

$$\alpha = \frac{4,41\Delta\varphi}{4,41\Delta\varphi + 1} \quad (10.12)$$

$$\Lambda(r, \theta_i) = \frac{r}{\sqrt{2\pi} \cot|\theta_i|} \exp\left(\frac{-\cot^2 \theta_i}{2r^2}\right) - \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\cot|\theta_i|}{\sqrt{2r}}\right) \quad (10.13)$$

$$\operatorname{erfc}(z) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_z^{\infty} e^{-t^2} dt \quad (10.14)$$

D'autre part, C_s s'écrit :

$$C_s = \frac{1}{4\sqrt{\pi} \cdot U\left(-\frac{1}{2}, 0, \frac{1}{2r^2}\right)} \quad (10.15)$$

$U(a, b, z)$ est la fonction hypergéométrique confluente.

En définitive, on a :

α est l'angle entre la normale à la surface et le vecteur bissecteur de la direction d'incidence et de la direction d'observation,

r représente un coefficient de rugosité,

F est le coefficient de Fresnel.

Ce modèle comprend **3 paramètres**: r le coefficient de rugosité et les deux paramètres contenus dans le facteur de Fresnel.

10.1.1.5 Modèle de [He, et al. 1991]

Ce modèle de BRDF figure parmi les plus complets, car il peut tenir compte de pratiquement tous les phénomènes physiques existants sur une surface rugueuse : phénomènes de polarisation de la lumière, de rugosité apparente de la surface plus faible pour des rayons en incidence rasante, de la réflexion spéculaire en dehors de la direction miroir, etc.

Le terme de diffusion en surface de ce modèle s'écrit :

$$\rho = \rho_{spec} + \rho_{directionnel} \quad (10.16)$$

ρ_{spec} correspond à la réflexion dans la direction spéculaire par rapport au plan moyen de la surface. $\rho_{directionnel}$ correspond à l'énergie réfléchiée en surface à cause de la rugosité du matériau (c'est-à-dire que ce terme est comparable aux précédents modèles).

Dans le cas où la lumière incidente n'est pas polarisée, ces termes prennent les expressions suivantes :

$$\rho_{spec} = \frac{F \cdot e^{-g} \cdot S}{\cos\theta_i d\omega_i} \Delta \quad (10.17)$$

Δ est une fonction de Dirac qui vaut 1 à l'intérieur du cône spéculaire et 0 ailleurs.

g est une fonction de la rugosité σ_0 du matériau, qui vaut :

$$g = \left[\frac{2\pi\sigma}{\lambda} (\cos\theta_i + \cos\theta_r) \right]^2 \quad (10.18)$$

$$\sigma = \sigma_0 \cdot \left[1 + \left(\frac{z_0}{\sigma_0} \right)^2 \right]^{-1/2} \quad (10.19)$$

$$z_0 = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \cdot \frac{\sigma_0}{4} \cdot (K_i + K_r) \cdot \exp\left(-\frac{z_0^2}{2\sigma_0^2}\right) \quad (10.20)$$

$$K_i = \tan\theta_i \cdot \operatorname{erfc}\left(\frac{\tau}{2\sigma_0} \cot\theta_i\right) \quad (10.21)$$

La fonction erfc est définie dans l'équation (10.14).

S est un terme d'atténuation géométrique. Il s'écrit :

$$S = S(\theta_i) \cdot S(\theta_r) \quad (10.22)$$

$$S(\theta_i) = \frac{1 - \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\tau \cot \theta_i}{2\sigma_0}\right)}{\Lambda(\cot \theta_i) + 1} \quad (10.23)$$

$$\Lambda(\cot \theta) = \frac{1}{2} \left(\frac{2}{\sqrt{\pi}} \cdot \frac{\sigma_0}{\tau \cot \theta} - \operatorname{erfc}\left(\frac{\tau \cot \theta}{2\sigma_0}\right) \right) \quad (10.24)$$

τ est la longueur d'autocorrélation de la topographie de la surface du matériau.

Quant au terme $\rho_{directionnel}$, il s'écrit :

$$\rho_{directionnel} = \frac{F \cdot S \cdot G \cdot D}{\pi \cos \theta_i \cos \theta_r} \quad (10.25)$$

On constate la similitude de l'expression (10.25) avec l'expression (10.1). Ainsi, D est une fonction de distribution du même type que celle indiquée dans l'équation (10.2). Ici son expression est cependant nettement plus compliquée :

$$D = \frac{\pi \tau^2}{4\lambda^2} \cdot \sum_{m=1}^{\infty} \frac{g^m e^{-g}}{m! \cdot m} \cdot \exp\left(-\frac{v_{xy}^2 \tau^2}{4m}\right) \quad (10.26)$$

G est un facteur géométrique uniquement :

$$G = \left(\frac{\vec{v} \cdot \vec{v}}{v_z} \right)^2 \cdot \frac{1}{|\hat{k}_r \times \hat{k}_i|^4} \cdot \left[(\hat{s}_r \cdot \hat{k}_i)^2 + (\hat{p}_r \cdot \hat{k}_i)^2 \right] \cdot \left[(\hat{s}_i \cdot \hat{k}_r)^2 + (\hat{p}_i \cdot \hat{k}_r)^2 \right] \quad (10.27)$$

$$\vec{v} = \hat{k}_r - \hat{k}_i, \quad v_{xy} = \sqrt{v_x^2 + v_y^2} \quad (10.28)$$

$$\hat{s}_i = \frac{\hat{k}_i \times \hat{n}}{|\hat{k}_i \times \hat{n}|}, \quad \hat{p}_i = \hat{s}_i \times \hat{k}_i \quad (10.29)$$

Les vecteurs \hat{k}_i et \hat{k}_r sont les vecteurs unitaires des directions d'éclairage et d'observation.

En définitive, ce modèle utilise **4 paramètres** : σ la rugosité effective du matériau, τ la longueur d'autocorrélation de la surface, et les deux paramètres du terme de Fresnel.

10.1.1.6 Modèle de [Ward 1992]

$$\rho = \frac{1}{4\pi mn \sqrt{\cos \theta_i + \cos \theta_r}} e^{\left[\frac{\cos^2 \alpha - 1}{\cos^2 \alpha} \left(\frac{\cos^2 \phi}{m^2} + \frac{\sin^2 \phi}{n^2} \right) \right]} \quad (10.30)$$

avec :

m et n les paramètres de rugosité dans deux directions de la surface, qui permettent de prendre en compte l'anisotropie de la surface.

α a déjà été explicité au paragraphe 10.1.1.2.

Ce modèle ne possède que **2 paramètres**, les paramètres de rugosité m et n , puisqu'il ne prend pas en compte le coefficient de Fresnel.

10.1.1.7 Modèle de [Schlick 1994a]

Ce modèle utilise des fractions rationnelles pour approximer les termes des modèles du type « Cook-Torrance » (équation (10.1)).

$$\rho = \frac{F \cdot G(\cos\theta_i) \cdot G(\cos\theta_r)}{4\pi \cos\theta_i \cdot \cos\theta_r} Z(\cos\alpha) \cdot A(\cos\varphi) \quad (10.31)$$

Z permet de définir la plus ou moins grande spécularité de la surface, alors que A règle son anisotropie. G est un terme d'atténuation géométrique. Ces différents éléments ont les expressions suivantes :

$$Z(\cos\alpha) = \frac{r}{(1 + r \cos^2 \alpha - \cos^2 \alpha)^2} \quad (10.32)$$

$$A(\cos\varphi) = \sqrt{\frac{p}{p^2 - p^2 \cos^2 \varphi + \cos^2 \varphi}} \quad (10.33)$$

avec :

$r \in [0;1]$ un paramètre réglant la rugosité de la surface,

$p \in [0;1]$ un paramètre réglant l'anisotropie de la surface,

α à la même signification que dans le paragraphe 10.1.1.2,

φ est l'angle entre un vecteur tangent de la surface et la projection dans le plan de la surface du vecteur bissecteur de la direction d'éclairage et de la direction d'observation.

F est le coefficient de Fresnel, pour lequel une approximation est également donnée :

$$F = C + (1 - C) \cdot (1 - \cos\beta)^5 \quad (10.34)$$

avec :

C la valeur du coefficient de Fresnel en incidence normale,

β est le demi-angle de phase entre la direction d'éclairage et la direction d'observation.

En définitive, ce modèle a **3 paramètres** : r la rugosité de surface, p son anisotropie et C le coefficient de Fresnel en incidence normale.

10.1.2 Modèles de diffusion sous la surface

10.1.2.1 Modèle de [Lambert 1760]

$$\rho = \frac{\rho_\lambda}{\pi} \quad (10.35)$$

Ce modèle a **un unique paramètre** : l'albédo ρ_λ .

10.1.2.2 Modèle de [Oren and Nayar 1995]

Ce modèle a déjà été décrit au paragraphe 4.4.2.

Il utilise **2 paramètres** : le paramètre de rugosité σ et l'albédo ρ_λ .

10.1.2.3 Modèle de [van-Ginneken, et al. 1998]

Au modèle de diffusion en surface décrit au paragraphe 10.1.1.4 s'ajoute le modèle ci-dessous de diffusion en subsurface pour former le modèle complet.

$$\rho = \frac{P_{ill+vis}(\theta_i, \theta_r, \Delta\varphi, \sigma)}{\cos\theta_i} \cdot \int_0^{\pi/2} P \cdot \frac{\sin\theta_a}{r^2 \cdot \cos^3\theta_a} \exp\left(-\frac{\tan^2\theta_a}{2r^2}\right) d\theta_a \quad (10.36)$$

$$P = C_d \left[\begin{aligned} &\left(\frac{c_1}{2} + c_5\right)(b-a) + \frac{c_1}{4}(\sin 2b - \sin 2a) + \frac{c_2}{4}(\cos 2a - \cos 2b) \\ &+ c_3(\sin b - \sin a) + c_4(\cos a - \cos b) \end{aligned} \right] \quad (10.37)$$

$$C_d = \frac{\rho_\lambda}{2\pi^2 \cos\theta_r \cos\theta_a} \quad (10.38)$$

$$c_1 = \sin\theta_i \sin^2\theta_a \cos\Delta\varphi \sin\theta_r \quad (10.39)$$

$$c_2 = \sin\theta_i \sin^2\theta_a \sin\Delta\varphi \sin\theta_r \quad (10.40)$$

$$c_3 = (\sin\theta_a \cos\theta_a)(\sin\theta_i \cos\theta_r + \cos\theta_i \cos\Delta\varphi \sin\theta_r) \quad (10.41)$$

$$c_4 = \cos\theta_i \cos\theta_a \sin\Delta\varphi \sin\theta_r \sin\theta_a \quad (10.42)$$

$$c_5 = \cos\theta_i \cos\theta_r \cos^2\theta_a \quad (10.43)$$

avec :

$P_{ill+vis}(\theta_i, \theta_r, \Delta\varphi, \sigma)$ est défini dans l'équation (10.11),

a et b sont des bornes d'intégration sur φ_a pour lesquelles les points ne sont pas masqués ni à l'ombre,

ρ_λ est l'albédo des facettes.

L'intégrale restante ne peut être évaluée analytiquement, et est calculée numériquement.

Au final ce modèle possède **2 paramètres** : l'albédo ρ_λ et le paramètre de rugosité r .

10.1.2.4 Modèle de [Koenderink, et al. 1999]

Ce modèle représente la microstructure de la surface sous la forme de cavités hémisphériques. Un pourcentage de la surface est constitué de ces cavités, le reste de la surface étant lambertienne.

La BRDF globale de la surface s'écrit :

$$\rho = \%_{cavités} \cdot \rho_{cavité} + (1 - \%_{cavités}) \cdot \frac{\rho_\lambda}{\pi} \quad (10.44)$$

avec :

$\%_{cavités}$ est le pourcentage de la surface couverte de cavités,

ρ_λ est l'albédo de la surface.

La BRDF d'une cavité s'écrit :

$$\begin{aligned}
\rho_{cavité} = & \frac{\rho_\lambda}{\pi^2 \cos\theta_i \cos\theta_r} (\sin\beta \sin\Delta\varphi \int \sin(\theta_i - \varphi) f_1(\vartheta_{limit}(\varphi)) d\varphi + \\
& \sin\beta \cos\Delta\varphi \int \cos\varphi f_2(\vartheta_{limit}(\varphi)) d\varphi + \\
& \cos\beta \int \sin(\theta_i - \varphi) \sin\varphi f_2(\vartheta_{limit}(\varphi)) d\varphi \\
&) \\
& + \frac{\rho_\lambda^2}{2\pi^2 (2 - \rho_\lambda) \cos\theta_r} (-\sin\theta_r \sin\Delta\varphi \int f_3(\vartheta_{limit}(\varphi)) d\varphi + \\
& \sin\beta \cos\Delta\varphi \int \cos\varphi f_4(\vartheta_{limit}(\varphi)) d\varphi + \\
& \cos\beta \int \sin\varphi f_4(\vartheta_{limit}(\varphi)) d\varphi \\
&)
\end{aligned} \tag{10.45}$$

Les bornes d'intégration correspondent aux régions visibles et illuminées d'une cavité pour le premier terme, et aux régions visibles pour le second.

On a également :

$$f_1(\vartheta) = -\frac{1}{3} \sin^3 \vartheta \tag{10.46}$$

$$f_2(\vartheta) = \frac{2}{3} + \frac{3}{4} \cos\vartheta - \frac{1}{12} \cos^3 \vartheta + \frac{1}{4} \cos\vartheta \sin^2 \vartheta \tag{10.47}$$

$$f_3(\vartheta) = -\frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cos^2 \vartheta \tag{10.48}$$

$$f_4(\vartheta) = \frac{\pi}{2} - \frac{\vartheta}{2} + \frac{1}{2} \cos\vartheta \sin\vartheta \tag{10.49}$$

$$\vartheta_{limit} = \arctan \frac{\sin(2 \cos\theta_r) \sin\Delta\varphi}{\cos(2 \cos\theta_r) \sin\varphi - \cos\Delta\varphi \cos\varphi \sin(2 \cos\theta_r)} \tag{10.50}$$

Les intégrales restantes ne peuvent être calculées analytiquement et sont évaluées numériquement.

Ce modèle utilise au total **2 paramètres** : $\%_{cavités}$ le pourcentage de la surface couverte de cavités, et ρ_λ l'albédo de la surface.

10.1.2.5 Modèle de [Beard and Maxwell 1973]

Ce modèle ajoute un terme au modèle de Lambert pour prendre en compte une réflectance diffuse directionnelle.

$$\rho = \frac{\rho_\lambda}{\pi} + \frac{2\rho_{vol}}{\cos\theta_i + \cos\theta_r} \tag{10.51}$$

Ce modèle utilise **2 paramètres** : la réflectance diffuse ρ_λ et la réflectance volumique ρ_{vol} .

10.1.2.6 Modèle de [Hanrahan and Krueger 1993]

Ce modèle permet la description de matériaux constitués de plusieurs couches aux propriétés physiques différentes. Pour la première couche, la BRDF s'écrit :

$$\rho = \rho_\lambda \cdot T^{12} \cdot T^{21} \cdot P(g, \xi) \frac{[1 - e^{-\tau_d(1/\cos\theta_i + 1/\cos\theta_r)}]}{\cos\theta_i + \cos\theta_r} \quad (10.52)$$

avec :

ρ_λ est l'albédo de la surface,

T^{12} et T^{21} sont les coefficients de transmission de Fresnel entre le milieu extérieur et le matériau,

τ_d est l'épaisseur optique de la couche,

$P(g, \xi)$ est la fonction de phase d'Henye-Greenstein du matériau.

Celle-ci s'écrit :

$$P(g, \xi) = \frac{1}{4\pi} \frac{1 - g^2}{[1 + g^2 - 2g \cos(\pi - \xi)]^{1.5}} \quad (10.53)$$

Dans cette expression, g est un paramètre appelé facteur d'asymétrie, tel que $g \in [-1; 1]$.

Finalement, ce modèle utilise **3 paramètres** : ρ_λ l'albédo de surface, τ_d l'épaisseur optique de la couche et g le facteur d'asymétrie de la fonction de phase.

Pour obtenir la BRDF de matériaux composés de plusieurs couches, un algorithme de Monte-Carlo est utilisé.

10.2 Modèles de BRDF empiriques et ad hoc

10.2.1 Le modèle de Phong et ses dérivés

10.2.1.1 Le modèle de [Phong 1975]

Dans sa formulation initiale, la BRDF du modèle de Phong s'écrit :

$$\rho = k_d + k_s \frac{(\vec{R} \cdot \vec{V})^n}{\cos\theta_i} \quad (10.54)$$

avec :

$\vec{R} = 2\vec{N}(\vec{N} \cdot \vec{S}) - \vec{S}$ est le vecteur symétrique de la direction d'éclairage par rapport à la normale à la surface \vec{N} . \vec{R} pointe donc dans la direction spéculaire,

\vec{V} est un vecteur unitaire dans la direction d'observation,

\vec{S} est un vecteur unitaire dans la direction d'éclairage,

n est l'exposant spéculaire de Phong,

k_d et k_s représentent l'importance relative de la partie diffuse et de la partie spéculaire.

En définitive, ce modèle comprend **3 paramètres** : n , k_d et k_s .

10.2.1.2 Le modèle de [Blinn 1977]

Par rapport au modèle précédent, seul l'angle utilisé est modifié :

$$\rho = k_d + k_s \frac{(\vec{N} \cdot \vec{H})^n}{\cos\theta_i} \quad (10.55)$$

avec :

$\vec{H} = \frac{\vec{S} + \vec{V}}{|\vec{S} + \vec{V}|}$, le vecteur unitaire bissecteur de la direction d'éclairage et de la direction d'observation.

Les autres termes ont la même signification que dans le modèle précédent.

Ce modèle comprend **3 paramètres** : n , k_d et k_s .

10.2.1.3 Le modèle de [Lewis 1994]

L'objectif de Lewis a été de corriger le modèle de Phong pour le rendre réciproque et pour qu'il puisse conserver l'énergie.

$$\rho = k_d + k_s (\vec{N} \cdot \vec{H})^n \quad (10.56)$$

Ce modèle comprend **3 paramètres** : n , k_d et k_s .

10.2.1.4 Le modèle de [Neumann, et al. 1999]

$$\rho = \frac{k_d}{\pi} + k_s \cdot \frac{n+2}{2\pi} \cdot \frac{(\vec{R} \cdot \vec{V})^n}{\max((\vec{N} \cdot \vec{L}), (\vec{N} \cdot \vec{V}))} \cdot F \quad (10.57)$$

avec :

F le facteur de Fresnel simplifié tel que proposé par Schlick (équation (10.34)),

k_d et k_s mesurent l'importance relative de la partie diffuse et de la partie spéculaire, et sont tels que $k_d + k_s \leq 1$.

Les autres termes ont la même signification que précédemment.

Ce modèle contient **4 paramètres** : n , k_d , k_s , et le paramètre contenu dans le facteur de Fresnel.

10.2.1.5 Le modèle de [Ashikhmin and Shirley 2000]

$$\rho = \rho_{spec} + \rho_{diffus} \quad (10.58)$$

$$\rho_{spec} = \frac{\sqrt{(n_u + 1)(n_v + 1)}}{8\pi} \frac{(\vec{N} \cdot \vec{H})^{n_u \cos^2 \varphi + n_v \sin^2 \varphi}}{(\vec{H} \cdot \vec{L}) \max((\vec{N} \cdot \vec{L}), (\vec{N} \cdot \vec{V}))} \cdot F(\vec{H} \cdot \vec{L}) \quad (10.59)$$

$$F(\vec{H} \cdot \vec{L}) = k_s + (1 - k_s) \left(1 - (\vec{H} \cdot \vec{L})\right)^5 \quad (10.60)$$

$$\rho_{diffus} = \frac{28k_d}{23\pi} (1 - k_s) \left(1 - \left(1 - \frac{(\vec{N} \cdot \vec{L})}{2}\right)^5\right) \cdot \left(1 - \left(1 - \frac{(\vec{N} \cdot \vec{V})}{2}\right)^5\right) \quad (10.61)$$

avec :

n_u et n_v sont deux « exposants de Phong » permettant de modéliser une surface anisotrope, φ est un angle dans le plan de la surface permettant d'identifier les directions d'anisotropie comme pour le modèle de Schlick (cf. paragraphe 10.1.1.7), F est le coefficient de Fresnel utilisant l'approximation de Schlick.

Ce modèle empirique assez complet comporte **4 paramètres** : les paramètres d'anisotropie n_u et n_v , et ceux indiquant l'importance relative de la partie diffuse et de la partie spéculaire, k_d et k_s .

10.2.1.6 Le modèle de [Lafortune, et al. 1997]

$$\rho = \frac{k_d}{\pi} + k_s \left[C_x \cdot L_x \cdot V_x + C_y \cdot L_y \cdot V_y + C_z \cdot L_z \cdot V_z \right]^n \quad (10.62)$$

avec :

$[L_x; L_y; L_z]$ les coordonnées du vecteur d'éclairage \vec{L} ,
 $[V_x; V_y; V_z]$ les coordonnées du vecteur d'éclairage \vec{V} .

Les paramètres $[C_x; C_y; C_z]$ permettent, en fonction de leurs valeurs relatives, de définir des surfaces aux propriétés très variées : anisotropie, rétrodiffusion importante, réflexion spéculaire en dehors de la direction spéculaire, etc.

Le modèle possède donc **6 paramètres** : les $[C_x; C_y; C_z]$, l'exposant n , et enfin k_d et k_s .

10.2.2 Les modèles plutôt dédiés à la représentation des sols

10.2.2.1 Le modèle de [Hapke 1981]

$$\rho = \frac{\omega}{4 \cos\theta_i + \cos\theta_r} \frac{1}{(1 + B(\xi))} \left[(1 + B(\xi)) P(g, \xi) + H(\cos\theta_i, \omega) H(\cos\theta_r, \omega) - 1 \right] \quad (10.63)$$

$B(\xi)$ est une fonction de rétrodiffusion, qui s'écrit :

$$B(\xi) = \frac{S(0)}{\omega \cdot P(g, 0)} \frac{1}{[1 + (1/h) \tan(\xi/2)]} \quad (10.64)$$

$H(x, \omega)$ est une fonction destinée à tenir compte des diffusions multiples :

$$H(x, \omega) = \frac{1 + 2x}{1 + 2x\sqrt{1 - \omega}} \quad (10.65)$$

$P(g, \xi)$ est la fonction de phase de Henyey-Greenstein, qui a déjà été définie dans l'équation (10.53) .

Les autres termes ont les significations suivantes :

ω est l'albédo de simple diffusion,

$S(0)$ est l'amplitude du hot-spot,

h contrôle l'étendue du hot-spot.

Ainsi, ce modèle a **4 paramètres** : les deux paramètres concernant le hot-spot $S(0)$ et h , l'albédo ω , et le facteur d'asymétrie g de la fonction de phase.

10.2.2.2 Le modèle de [Rahman, et al. 1993]

$$\rho = \rho_0 P(g, \xi) \left(1 + \frac{1 - \rho_0}{1 + D} \right) [\cos\theta_i \cos\theta_r (\cos\theta_i + \cos\theta_r)]^{k-1} \quad (10.66)$$

$$D = \sqrt{\tan^2 \theta_i + \tan^2 \theta_r - 2 \tan\theta_i \tan\theta_r \cos \Delta\phi} \quad (10.67)$$

avec :

ρ_0 l'intensité de la réflectance de la surface étudiée,

k un paramètre permettant de s'écarter ou non d'un comportement lambertien dans le terme de droite.

Ce modèle possède **3 paramètres** : g le facteur d'asymétrie de la fonction d'Henyey-Greenstein, l'albédo ρ_0 et k .

10.2.2.3 Le modèle de [Walthall, et al. 1985]

$$\rho = p_0 + p_1(\theta_i^2 + \theta_r^2) + p_2\theta_i^2\theta_r^2 + p_3\theta_i\theta_r \cos\phi \quad (10.68)$$

Ce modèle comporte **4 paramètres** empiriques : p_0, p_1, p_2, p_3 .

10.2.2.4 Le modèle de [Liang and Strahler 1994]

$$\rho = \rho_{Walthall} + p_4 e^{-p_5 \tan(\pi - \xi)} \quad (10.69)$$

Le terme ajouté permet de représenter une forme de hot-spot.

Ce modèle possède **6 paramètres** empiriques.

10.2.2.5 Le modèle de [Meister, et al. 1996]

$$\rho = \rho_{Walthall} + p_4 e^{p_5 (0, \theta_r)^2} e^{-p_6 r^2} \quad (10.70)$$

Le terme ajouté permet de représenter un pic spéculaire.

Ce modèle possède **7 paramètres** empiriques.

10.2.2.6 Le modèle de [Shibamaya and Wiegand 1985]

$$\rho = \rho_0 + \rho_0 \sin \theta_r \left[\beta_0 + \beta_1 \sin \left(\frac{\phi}{2} \right) + \frac{\beta_2}{\cos \theta_i} \right] \quad (10.71)$$

Il comporte **4 paramètres** ρ_0 , β_0 , β_1 et β_2 .

10.2.2.7 Le modèle de [Staylor and Suttles 1986]

$$\rho = \frac{1}{\cos \theta_i \cos \theta_r} \left[Y_0 + Y_1 \left(\frac{\cos \theta_i \cos \theta_r}{\cos \theta_i + \cos \theta_r} \right)^N \right] \frac{1 + C_{SW} \cos^2 \xi}{1 + C_{SW} [\cos^2 \theta_i \cos^2 \theta_r + (\sin^2 \theta_i \sin^2 \theta_r)/2]} \quad (10.72)$$

Ce modèle comporte **4 paramètres** : Y_0 , Y_1 , C_{SW} et N .

10.2.2.8 Le modèle de [Pickup, et al. 1995]

$$\rho = p_0 + p_1 \xi + p_2 \xi^2 + p_3 \cos^4 \theta_r \quad (10.73)$$

Le terme en $\cos^4 \theta_r$ avait été introduit pour tenir compte des effets de lentille (vignettage), mais peut aussi prétendument modéliser un effet de volume.

Le modèle utilise **4 paramètres**.

10.2.2.9 Le modèle de [Dymond and Qi 1997]

$$\rho = \frac{4\rho_0}{3\pi^2} \left[\sin \xi + \left(\frac{\pi}{2} - \xi \right) \cos \xi \right] \frac{\cos \theta_i}{\cos \theta_i + R \cos \theta_r} K(\xi, \theta_i) \quad (10.74)$$

$$K(\xi, \theta_i) = 2e^{-\tan(\xi/2)/h\theta_i} \text{ si } \xi < \pi/2, \quad (10.75)$$

$$2e^{-\tan(\pi/4)/h\theta_i} \text{ si } \xi \geq \pi/2.$$

Ce modèle comporte **3 paramètres** : ρ_0 , h et R .

10.2.3 Les modèles plutôt dédiés à l'étude des BRDF dues à la végétation

10.2.3.1 Les modèles utilisant les fonctions-noyaux

Les différentes fonctions noyaux couramment utilisées sont les suivantes :

Ross-thin : [Wanner, et al. 1995]

$$k_{vol} = \frac{(\pi/2 - \xi) \cos \xi + \sin \xi}{\cos \theta_i \cos \theta_r} - \frac{\pi}{2} \quad (10.76)$$

Ross-thick :

$$k_{vol} = \frac{(\pi/2 - \xi) \cos \xi + \sin \xi}{\cos \theta_i + \cos \theta_r} - \frac{\pi}{4} \quad (10.77)$$

On choisit l'un ou l'autre des deux noyaux précédents selon que l'on cherche à modéliser un couvert végétal épais ou non.

Roujean : [Roujean, et al. 1992]

$$k_{vol} = \frac{1}{2\pi} [(\pi - \phi) \cos \phi + \sin \phi] \tan \theta_i \tan \theta_r - \frac{1}{\pi} (\tan \theta_i + \tan \theta_r + D) \quad (10.78)$$

D a déjà été défini dans l'équation (10.67).

Li-Sparse : [Wanner, et al. 1995]

$$k_{geo} = O - (\cos \theta_i)^{-1} - (\cos \theta_r)^{-1} + \frac{1}{2} (1 + \cos \xi') (\cos \theta_r)^{-1} \quad (10.79)$$

avec :

$$\theta_i = \tan^{-1} \left(\frac{b}{r} \tan \theta_r \right) \quad (10.80)$$

$$\theta_r = \tan^{-1} \left(\frac{b}{r} \tan \theta_i \right) \quad (10.81)$$

$$O(b/r, h/b, \theta_i, \theta_r, \phi) = \frac{1}{\pi} [t - \sin t \cos t] [(\cos \theta_r)^{-1} + (\cos \theta_i)^{-1}] \quad (10.82)$$

$$\cos t = \min \left[1, \frac{h}{b} \frac{\sqrt{D'^2 + (\tan \theta_i \tan \theta_r \sin \phi)^2}}{(\cos \theta_r)^{-1} + (\cos \theta_i)^{-1}} \right] \quad (10.83)$$

Les paramètres h , b et r sont des paramètres de forme du couvert végétal. Celui-ci est modélisé sous la forme de sphéroïdes de longueur verticale $2b$, de largeur horizontale $2r$, leur centre étant situé à une hauteur h au-dessus du sol.

Li-Dense :

$$k_{geo} = \frac{(1 + \cos \xi') (\cos \theta_r)^{-1}}{(\cos \theta_i)^{-1} + (\cos \theta_r)^{-1} - O} - 2 \quad (10.84)$$

Li-Transit : [Gao, et al. 2000]

$$k_{geo} = \begin{cases} k_{Li-Sparse} & \text{si } ((\cos \theta_i)^{-1} + (\cos \theta_r)^{-1} - O) \leq 2 \\ k_{Li-Dense} & \text{sinon} \end{cases} \quad (10.85)$$

Les noyaux géométriques ci-dessus permettent de modéliser des couverts denses ou non, en prenant en compte si nécessaire les ombrages entre végétaux.

Les modèles complets sont alors obtenus en combinant les différents noyaux k_{vol} avec les noyaux $k_{géo}$, c'est-à-dire que l'on peut obtenir avec les noyaux indiqués ci-dessus 8 modèles différents.

10.2.3.2 Le modèle de [Ross 1981]

$$\rho = \frac{P(g, \xi)}{\kappa_i \cos\theta_r + \kappa_r \cos\theta_i} \left[1 - e^{\left[-LAI \left(\frac{\kappa_r}{\cos\theta_r} + \frac{\kappa_i}{\cos\theta_i} \right) \right]} \right] + \rho_{sol} e^{\left[-L \left(\frac{\kappa_r}{\cos\theta_r} + \frac{\kappa_i}{\cos\theta_i} \right) \right]} \quad (10.86)$$

κ_i est le paramètre de Goudriaan, qui prend la forme suivante :

$$\kappa_i = \Psi_1 + \Psi_2 \cos\theta_i \quad (10.87)$$

$$\Psi_1 = 0.5 - 0.489\chi_1 - 0.33\chi_1^2 \quad (10.88)$$

$$\Psi_2 = 1 - 2\Psi_1 \quad (10.89)$$

Les termes du modèle ont les significations suivantes :

χ_1 est un paramètre caractérisant l'orientation des feuilles,

LAI est le « leaf area index », c'est-à-dire l'indice foliaire,

ρ_{sol} est la réflectance du sol.

En définitive, ce modèle contient **4 paramètres** : ρ_{sol} , LAI , χ_1 et le facteur d'asymétrie g de la fonction de phase.

10.2.3.3 Le modèle de [Verstraete, et al. 1990]

$$\rho = \frac{\omega}{4} \frac{\kappa_i}{\kappa_i \cos\theta_r + \kappa_r \cos\theta_i} \left[P_v(D) P(g, \xi) + H\left(\frac{\cos\theta_i}{\kappa_i}, \omega\right) H\left(\frac{\cos\theta_r}{\kappa_r}, \omega\right) - 1 \right] \quad (10.90)$$

$$P_v(D) = \frac{1}{1 + V_p(D)} \quad (10.91)$$

$$V_p(D) = 4 \left(1 - \frac{4}{3\pi} \right) \frac{D}{2r\Lambda} \frac{\cos\theta_r}{\kappa_r} \quad (10.92)$$

$$H(x, \omega) = \frac{1 + x}{1 + x\sqrt{1 - \omega}} \quad (10.93)$$

avec :

ω est l'albédo de simple diffusion,

κ_i est le paramètre de Goudriaan,

$2r\Lambda$ est un paramètre définissant la structure du couvert, et notamment sa densité.

l'expression de D a déjà été indiqué dans l'équation (10.67).

Ce modèle possède donc **4 paramètres** : ω , χ_1 dans le paramètre de Goudriaan, le facteur d'asymétrie g de la fonction de phase, et le paramètre structurel $2r\Lambda$.

10.2.3.4 Le modèle de [Deering, et al. 1990]

Il modélise un sol lambertien avec à sa surface des plantes représentées par des cylindres verticaux.

$$\rho = R_g e^{-S(\tan\theta_r + \tan\theta_i)} + R_p [1 - e^{-S(\tan\theta_r + \tan\theta_i)}] \quad (10.94)$$

$$R_g = (1 - f) \frac{r(\sin\phi - \phi \cos\phi) + t[(\phi - \pi) \cos(\phi - \pi) - \sin(\phi - \pi)]}{4(\cot\theta_i + \cot\theta_r)} + f \cdot r_0 \quad (10.95)$$

$$R_p = \frac{r_p (\sin\phi - \phi \cos\phi)}{4(\cot\theta_i + \cot\theta_r)} + f \cdot r_0 \quad (10.96)$$

avec :

S est la surface projetée des plantes,

r_p est la réflectance d'une plante,

r_0 est la réflectance du sol lambertien,

f est la proportion de sol,

r est la réflectance des facettes des plantes,

t est la transmittance des facettes des plantes.

Au total, il y a **5 paramètres** indépendants : S , r_p , $f \cdot r_0$, $(1 - f) \cdot r$, $(1 - f) \cdot t$.

Bibliographie

- [Ankerst, et al. 1999] M. Ankerst, M. M. Breunig, H.-P. Kriegel, and J. Sander, "OPTICS: Ordering points to identify the clustering structure", présenté à Int. Conf. on Management of Data (SIGMOD), Philadelphia, 1999.
- [Ashikhmin, et al. 2000] M. Ashikhmin, S. Premoze, and P. Shirley, "A Microfacet Based BRDF Generator", présenté à ACM SIGGRAPH 2000, New Orleans, 2000.
- [Ashikhmin and Shirley 2000] M. Ashikhmin and P. Shirley, "An Anisotropic Phong BRDF Model", *Journal of Graphics Tools*, vol. 5, pp. 25-32, 2000.
- [Beard and Maxwell 1973] J. Beard and J. R. Maxwell, *Bidirectional Reflectance Model Validation and Utilization*: Technical rapport n° AFAL-TR-73-303, 1973.
- [Beckmann and Spizzichino 1963] P. Beckmann and A. Spizzichino, *The Scattering of Electromagnetic Waves from Rough Surfaces*: Pergamon, Oxford, 1963.
- [Bekaert, et al. 2001] P. Bekaert, F. Suykens-de-Laet, P. Peers, and V. Masselus, "RenderPark : a test-bed system for global illumination", <http://www.renderpark.be>, accédé le 01/09/2004.
- [Berkhin 2002] P. Berkhin, "Survey Of Clustering Data Mining Techniques", Accrue Software, San Jose, CA 2002.
- [Blinn 1977] J. Blinn, "Models of Light Reflection for Computer Synthetized Pictures", *Computer Graphics*, vol. 11, pp. 192-198, 1977.
- [Boldo 1999] D. Boldo, "Vers l'orthophotographie avec bâtiments redressés", *Bulletin d'Information de l'IGN*, vol. 71, pp. 17-26, 1999.
- [Boldo 2002] D. Boldo, "Fabrication conjointe de MNS et d'ortho-images pour la visualisation perspective de scènes urbaines". Paris V: Thèse de l'université René Descartes, 2002.
- [Calinski and Harabasz 1974] R. B. Calinski and J. Harabasz, "A dendrite method for cluster analysis", *Communications in Statistics*, vol. 3, pp. 1-27, 1974.
- [Carriléro 2002] A.-C. Carriléro, "Détermination des matériaux constituant les bâtiments à partir d'images aériennes couleur stéréoscopiques. Application à la propagation des radio-mobiles". Paris: Thèse de l'ENST, 2002.
- [Carriléro, et al. 2001] A.-C. Carriléro, H. Maître, and M. Roux, "Material Determination from Reflectance Properties in Aerial Urban Images", présenté à 11th International Conference on Image Analysis and Processing, Palermo, Italy, 2001.
- [Casi] Casi, "Compact Airborne Spectrographic Imager", <http://www.itres.com>, accédé le 01/09/2004.
- [Cook and Torrance 1981] R. Cook and K. E. Torrance, "A Reflectance Model for Computer Graphics", *Computer Graphics (SIGGRAPH '81 Proceedings)*, vol. 15, pp. 307-316, 1981.
- [Deering, et al. 1990] D. W. Deering, T. F. Eck, and J. Otterman, "Bidirectional reflectances of selected desert surfaces and their three-parameter soil characterization", *Agric. Forest Meteor.*, vol. 52, pp. 71-93, 1990.
- [Deschamps, et al. 1983] P. Y. Deschamps, M. Herman, and D. Tanré, "Modélisation du rayonnement solaire réfléchi par l'atmosphère et la Terre, entre 0.35 et 4 μ m", Laboratoire d'Optique Atmosphérique, Contrat ESA 4393/80/F/DD(SC), 1983.
- [Despan 2004] D. Despan, in *Reflection properties of vegetation and soil - with a BRDF data base*: Wissenschaft und Technik Verlag (Berlin), 2004.
- [Dudoit and Fridlyand 2002] S. Dudoit and J. Fridlyand, "A prediction-based resampling method for estimating the number of clusters in a dataset", *Genome Biology*, vol. 3, pp. 0036.1-0036.21, 2002.
- [Dutré, et al. 2003] P. Dutré, P. Bekaert, and K. Bala, *Advanced global illumination*: AK Peters, Ltd., 2003.
- [Dymond and Qi 1997] J. R. Dymond and J. Qi, "Reflection of visible light from a dense vegetation canopy-a physical model", *Agricultural and Forest Meteorology*, vol. 86, pp. 143-155, 1997.
- [Ester, et al. 1996] M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu, "A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise", présenté à Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Portland, 1996.
- [Fiumi 2001] L. Fiumi, "Evaluation of MIVIS hyperspectral data for mapping covering materials in the urban areas", présenté à IEEE/ISPRS joint workshop on remote sensing and data fusion over urban areas, Roma, Italy, 2001.
- [Fraley and Raftery 1998] C. Fraley and A. Raftery, "How Many clusters ? Which clustering method ? Answers via model-based cluster analysis", *The Computer Journal*, vol. 41, pp. 578-588, 1998.
- [Ganti, et al. 1999] V. Ganti, R. Ramakrishnan, J. Gehrke, P. Powell, and J. French, "Clustering Large Datasets in Arbitrary Metric Spaces", présenté à 15th International Conference on Data Engineering (ICDE'99), Washington - Brussels - Tokyo, 1999.

- [Gao, et al. 2000] F. Gao, X. Li, A. Strahler, and C. Schaaf, "Evaluation of the LiTransit Kernel for BRDF Modeling", *Remote Sensing Review*, vol. 19, pp. 205-224, 2000.
- [Gascon, et al. 2001] F. Gascon, J. P. Gastellu-Etchegorry, and M. J. Lefèvre, "Radiative Transfer Model for Simulating High-Resolution Satellite Images", *IEEE Geoscience and Remote Sensing*, vol. 39, pp. 1922-1926, 2001.
- [Gastellu-Etchegorry, et al. 2003] J. P. Gastellu-Etchegorry, E. Martin, and F. Gascon, "DART : a 3-D model for simulating satellite images and surface radiation budget", *International Journal of Remote Sensing*, vol. 25, pp. 75-96, 2003.
- [Gordon 1999] A. Gordon, *Classification (2nd edition)*: Chapman and Hall/CRC press, London, 1999.
- [Granier and Heidrich 2003] X. Granier and W. Heidrich, "A Simple Layered RGB BRDF Model", *Graphical Models*, pp. 171-184, 2003.
- [Guha, et al. 1998] S. Guha, R. Rastogi, and K. Shim, "CURE: An efficient clustering algorithm for large databases", présenté à ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, New York, 1998.
- [Guha, et al. 2000] S. Guha, R. Rastogi, and K. Shim, "ROCK: A Robust Clustering Algorithm for Categorical Attributes", *Information Systems*, vol. 25, pp. 345-366, 2000.
- [Guigues, et al. 2003] L. Guigues, H. Le-Men, and J.-P. Cocquerez, "Scale-sets image analysis", présenté à ICIP'03, Barcelona, Spain, 2003.
- [Hamerly and Elkan 2004] G. Hamerly and C. Elkan, " Learning the k in k-means", in *Advances in Neural Information Processing Systems 16*. Cambridge: MIT Press, 2004.
- [Han and Kamber 2000] J. Han and M. Kamber, *Data Mining: Concept and Techniques*: Morgan Kaufmann, 2000.
- [Hanrahan and Krueger 1993] P. Hanrahan and W. Krueger, "Reflection from layered surfaces due to subsurface scattering", *Computer Graphics (SIGGRAPH '93 Proceedings)*, vol. 27, pp. 165-174, 1993.
- [Hapke 1993] B. Hapke, *Theory of reflectance and emittance spectroscopy*: Cambridge University Press, 1993.
- [Hapke 1981] B. W. Hapke, "Bidirectional Reflectance Spectrometry, part 1: Theory", *J. Geophys. Res.*, vol. 86, pp. 3039-3054, 1981.
- [Hardy 1996] A. Hardy, "On the number of clusters", *Computational Statistics and Data Analysis*, vol. 23, pp. 86-96, 1996.
- [Hartigan 1975] J. A. Hartigan, *Clustering Algorithms*: Wiley, 1975.
- [He, et al. 1991] X. He, K. E. Torrance, F. Sillion, and D. Greenberg, "A Comprehensive physical Model for Light Reflection", *Computer Graphics (SIGGRAPH '91 Proceedings)*, vol. 25, pp. 187-196, 1991.
- [Hinneburg and Keim 1998] A. Hinneburg and D. Keim, "An efficient approach to clustering large multimedia databases with noise", présenté à 4th ACM SIGKDD, New York, NY, 1998.
- [Hirayama, et al. 2000] H. Hirayama, K. Kaneda, H. Yamashita, and Y. Monden, "An accurate illumination model for objects coated with multilayer films", présenté à Eurographics 2000 Short Presentations, Interlaken, Switzerland, 2000.
- [Homayouni and Roux 2004] S. Homayouni and M. Roux, "Hyperspectral Image Analysis for Material Mapping using Spectral Matching", présenté à ISPRS'04, Istanbul, Turkey, 2004.
- [HyMap] HyMap, "Hyperspectral Mapper", <http://www.hyvista.com>, accédé le 01/09/2004.
- [Icart and Arquès 2000] I. Icart and D. Arquès, "A physically-based BRDF model for multilayer systems with uncorrelated rough boundaries", présenté à Eurographics Rendering Workshop 2000, Brno, Czech Republic, 2000.
- [IGN 1990] IGN, "Description du format standard des banques de données TRAPU", 1990.
- [IGN 2002] IGN, "Spécifications générales relatives aux prises de vues aériennes verticales", 2002.
- [Ikonos] Ikonos, "very high-resolution satellite", <http://www.spaceimaging.com/products/ikonos/index.htm>, accédé le 01/09/2004.
- [Jain and Dubes 1988] A. Jain and R. Dubes, *Algorithms for clustering data*: Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1988.
- [Jain, et al. sep, 1999] A. K. Jain, M. N. Murty, and P. J. Flynn, "Data clustering: a review", *ACM Comp. Surveys*, vol. 31, pp. 264-323, sep, 1999.
- [Jensen, et al. 2001] H. W. Jensen, S. R. Marschner, M. Levoy, and P. Hanrahan, "A Practical Model for Subsurface Light Transport", *Computer Graphics (SIGGRAPH'2001 Proceedings)*, pp. 511-518, 2001.
- [Jensen 2000] J. R. Jensen, *Remote Sensing of the Environment : An Earth Resource Perspective*: Prentice Hall, 2000.
- [Karypis, et al. 1999] Karypis, Han, and Kumar, "Chameleon: Hierarchical Clustering Using Dynamic Modeling", *IEEE Computer*, vol. 32, pp. 68-75, 1999.
- [Kaufman and Rousseeuw 1990] L. Kaufman and P. Rousseeuw, *Finding groups in data: an introduction to cluster analysis*: John Wiley and Sons, New York, NY, 1990.

- [Kaufman and Sendra 1988] Y. J. Kaufman and C. Sendra, "Algorithm for atmospheric corrections", *International Journal of Remote Sensing*, vol. 9, pp. 1357-1381, 1988.
- [Koenderink, et al. 1996] J. J. Koenderink, K. J. Dana, S. K. Nayar, and B. v. Ginneken, "Reflectance and Texture of Real-World Surfaces", Columbia University 1996.
- [Koenderink, et al. 1999] J. J. Koenderink, A. J. V. Doorn, K. J. Dana, and S. Nayar, "Bidirectional reflection distribution function of thoroughly pitted surfaces", *International Journal of Computer Vision*, vol. 31, pp. 129-144, 1999.
- [Krzanowski and Lai 1985] W. J. Krzanowski and Y. T. Lai, "A criterion for determining the number of clusters in a data set", *Biometrics*, vol. 44, pp. 23-34, 1985.
- [Lafortune, et al. 1997] E. P. F. Lafortune, S. C. Foo, K. E. Torrance, and D. P. Greenberg, "Non linear approximation of reflectance function", *Computer Graphics (Proceedings of SIGGRAPH 1997)*, pp. 117-126, 1997.
- [Lambert 1760] J. H. Lambert, "Photometria sive de mensura et gradibus luminis, colorum et umbrae", 1760.
- [Le-Men 1996] H. Le-Men, "Cartographie semi-automatique de l'évolution de l'occupation des sols par télédétection": Paris V:Habilitation à diriger les recherches de l'université René Descartes, 1996.
- [Le-Men and Boldo 2000] H. Le-Men and D. Boldo, "Mosaïque automatique d'orthophotographies", présenté à Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (RFIA), Paris, France, 2000.
- [Lemp and Weidner 2004] D. Lemp and U. Weidner, "Use of hyperspectral and laser scanning data for the characterization of surfaces in urban areas", présenté à ISPRS'04, Istanbul, Turkey, 2004.
- [Lewis 1994] B. Lewis, "Making shaders more physically plausible", *Computer Graphics Forum*, vol. 13, pp. 109-120, 1994.
- [Liang and Strahler 1994] S. Liang and A. H. Strahler, "Retrieval of surface BRDF from multiangle remotely sensed data", *Remote Sensing of Environment*, vol. 50, pp. 18-30, 1994.
- [MacQueen 1967] J. MacQueen, "Some methods for classification and analysis of multivariate observations", présenté à 5th Berkeley Symposium Math. Statist. Prob., 1967.
- [Mayer and Kylling 2001] B. Mayer and A. Kylling, "Three dimensional radiative transfer over inhomogeneous terrain", présenté à IAMAS 2001 assembly, Innsbruck, Austria, 2001.
- [Meister 2000] G. Meister, "Bidirectional reflectance of urban surfaces": Hamburg University Thesis, 2000.
- [Meister, et al. 1996] G. R. Meister, R. Wiemker, J. Bienlein, and H. Spitzer, "In situ measurements of selected surface materials to improve analysis of remotely sensed multispectral imagery", présenté à ISPRS'96, Vienna, Austria, 1996.
- [Miesch and Briottet 2001] C. Miesch and X. Briottet, "Radiance coming from shaded areas in urban scenes", présenté à 1st IEEE / ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas, Roma, Italy, 2001.
- [Miesch, et al. 2000] C. Miesch, X. Briottet, Y. Kerr, and F. Cabot, "Radiative transfer solution for rugged and heterogeneous scene observations", *Applied Optics*, vol. 39, pp. 6830-6846, 2000.
- [Milligan and Cooper 1985] G. W. Milligan and M. C. Cooper, "An examination of procedures for determining the number of clusters in a dataset", *Psychometrika*, vol. 50, pp. 159-179, 1985.
- [Mivis] Mivis, "Multispectral Infrared and Visible Imaging Spectrometer", <http://www.sensystech.com/Imaging/MIVIS.html>, accédé le 01/09/2004.
- [Neumann, et al. 1999] L. Neumann, A. Neumann, and L. Szirmay-Kalos, "Compact Metallic Reflectance Models", *Computer Graphics Forum*, vol. 18, pp. 161-172, 1999.
- [Ng and Han 1994] R. T. Ng and J. Han, "Efficient and Effective Clustering Methods for Spatial Data Mining", présenté à 20th International Conference on Very Large Data Bases, Santiago, Chile, 1994.
- [Ng and Han 2002] R. T. Ng and J. Han, "CLARANS: a method for clustering objects for spatial data mining", *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, vol. 14, pp. 1003-1016, 2002.
- [Nicodemus, et al. 1977] F. E. Nicodemus, J. C. Richmond, J. J. Hsia, I. Ginsberg, and T. Limperis, "Geometric Considerations and Nomenclature for Reflectance", U.S. Dept. of Commerce, 1977.
- [Oren and Nayar 1995] M. Oren and S. K. Nayar, "Generalization of the Lambertian Model and Implications for Machine Vision", *International Journal of Computer Vision*, vol. 14, pp. 227-251, 1995.
- [Pelleg and Moore 2000] D. Pelleg and A. Moore, "X-means: Extending K-means with efficient estimation of the number of clusters", présenté à Proceedings of the 17th International Conference on Machine Learning, San Francisco, 2000.
- [Phong 1975] B. T. Phong, "Illumination for computer generated pictures", *Communications of the ACM*, vol. 18, pp. 311-317, 1975.
- [Pickup, et al. 1995] G. Pickup, G. H. Chewings, and G. Pearce, "Procedures for correcting high resolution airborne video imagery", *International Journal of Remote Sensing*, vol. 16, pp. 1647-1662, 1995.
- [Pléiades] Pléiades, "high resolution panchromatic and multispectral Earth observation satellite", <http://smc.cnes.fr/PLEIADES/>, accédé le 01/09/2004.

- [Poulin and Fournier 1990] P. Poulin and A. Fournier, "A Model for Anisotropic Reflection", *Computer Graphics (SIGGRAPH '90 Proceedings)*, vol. 24, pp. 273-282, 1990.
- [Press, et al. 1995] W. H. Press, W. T. Vetterling, S. A. Teukolsky, and B. P. Flannery, *Numerical Recipes in C, The art of scientific computing*: Cambridge University Press, 2nd ed., 1995.
- [QuickBird] QuickBird, "very high-resolution satellite", <http://www.digitalglobe.com/>, accédé le 01/09/2004.
- [Rahman, et al. 1993] H. Rahman, B. Pinty, and M. M. Verstraete, "Coupled surface-atmosphere reflectance (CSAR) model, Part 1: Model description and inversion on synthetic data", *J. Geophys. Res.*, vol. 98, pp. 20779-20789, 1993.
- [Rissanen 1978] J. Rissanen, "Modeling by shortest data description", *Automatica*, vol. 14, pp. 465-471, 1978.
- [Roessner, et al. 2001] S. Roessner, K. Segl, U. Heiden, and H. Kaufmann, "Automated differentiation of urban surfaces based on airborne hyperspectral imagery", *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 39, pp. 1525-1532, 2001.
- [Ross and Marshak 1989] J. Ross and A. Marshak, "The influence of leaf orientation and the specular component of leaf reflectance on the canopy bidirectional reflectance", *Remote Sensing of Environment*, vol. 27, pp. 251-260, 1989.
- [Ross 1981] J. K. Ross, *The radiation regime and architecture of plants stands*: Dr W. Junk Publishers, 1981.
- [Rouen_revisited] Rouen_revisited, "An interactive art installation", <http://acg.media.mit.edu/people/golan/rouen/>, accédé le 01/09/2004.
- [Roujean, et al. 1992] J. L. Roujean, M. Leroy, and P. Y. Deschamps, "A bidirectional reflectance model of the earth's surface for the correction of remote sensing data", *J. Geophys. Res.*, vol. 97, pp. 20,455-20,468, 1992.
- [Schlick 1994a] C. Schlick, "An inexpensive BRDF Model for Physically-Based Rendering", *Computer Graphics Forum*, vol. 3, pp. 149-162, 1994a.
- [Schlick 1994b] C. Schlick, "A Survey of Shading and reflectance Models", *Computer Graphics Forum*, vol. 13, pp. 121-132, 1994b.
- [Schwarz 1978] G. Schwarz, "Estimating the dimension of a model", *The Annals of Statistics*, vol. 6, pp. 461-464, 1978.
- [Sheikholeslami, et al. 2000] G. Sheikholeslami, S. Chatterjee, and A. Zhang, "WaveCluster: A Wavelet Based Clustering Approach for Spatial Data in Very Large Databases", *VLDB Journal: Very Large Data Bases*, vol. 8, pp. 289-304, 2000.
- [Shibamaya and Wiegand 1985] M. Shibamaya and C. L. Wiegand, "View azimuth and zenith, and solar angle effects on wheat canopy reflectance", *Remote Sens. Envir.*, vol. 18, pp. 91-103, 1985.
- [Shirley and Morley 2003] R. Shirley and R. K. Morley, *Realistic Ray Tracing*: AK Peters, Ltd., 2003.
- [Snyder and Wan 1998] W. C. Snyder and Z. Wan, "BRDF models to predict spectral reflectance and emissivity in the thermal infrared", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 36, pp. 214-225, 1998.
- [Staylor and Suttles 1986] W. F. Staylor and J. F. Suttles, "Reflection and emission models for deserts derived from Nimbus-7 ERB scanner measurements", *Journal of Climate and Applied Meteorology*, vol. 25, pp. 196-202, 1986.
- [Strahler and Jupp 1991] A. H. Strahler and D. L. B. Jupp, "Modeling of bidirectional reflectance of forests and woodlands using boolean models and geometric optics", *Remote Sensing of Environment*, vol. 34, pp. 153-166, 1991.
- [Taillandier 2004] F. Taillandier, "Reconstruction de bâti en milieu urbain: une approche multi-vues": Thèse de l'Ecole Polytechnique, 2004.
- [Thom and Jurvillier 1997] C. Thom and I. Jurvillier, "Current status of the digital aerial camera IGN", in *Photogrammetric Week'97*, Fritsch and Hobbie, Eds., 1997.
- [Tibshirani, et al. 2001] R. Tibshirani, G. Walther, and T. Hastie, "Estimating the number of clusters in a dataset via the gap statistic", *J.R. Statist. Soc. B*, vol. 63, pp. 411-423, 2001.
- [Torrance and Sparrow 1967] K. E. Torrance and E. M. Sparrow, "Theory for off-specular Reflection from Rough Surfaces", *Journal of the Optical Society of America*, vol. 57, pp. 1105-1114, 1967.
- [van-der-Laan, et al. 2003] M. J. van-der-Laan, K. S. Pollard, and J. Bryan, "A new partitioning around medoids algorithm", *Journal of Statistical Computation and Simulation*, vol. 73, pp. 575-584, 2003.
- [van-Ginneken, et al. 1998] B. van-Ginneken, M. Stavridi, and J. J. Koenderink, "Diffuse and specular reflectance from rough surfaces", *Applied Optics*, vol. 37, pp. 130-139, 1998.
- [Vermote, et al. 1997] E. F. Vermote, D. Tanré, J. L. Deuze, M. Herman, and J. J. Morcrette, "Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6S : an overview", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 35, pp. 675-686, 1997.
- [Verstraete, et al. 1990] M. M. Verstraete, B. Pinty, and R. E. Dickinson, "A physical model of the bidirectional reflectance of vegetation canopies", *J. Geophys. Res.*, vol. 95, pp. 11755-11765, 1990.

- [Wallace and Dowe 1994] C. Wallace and D. Dowe, "Intrinsic classification by MML - the Snob program", présenté à Proceedings of the 7th Australian Joint Conference on Artificial Intelligence, Armidale, Australia, 1994.
- [Wallace and Freeman 1987] C. Wallace and P. Freeman, "Estimation and inference by compact coding", *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, vol. 49, pp. 240-265, 1987.
- [Walthall, et al. 1985] C. L. Walthall, J. M. Norman, J. M. Welles, G. Campbell, and B. L. Blad, "Simple equation to approximate the bidirectional reflectance from vegetative canopies and bare soil surfaces", *Applied Optics*, vol. 24, pp. 383-387, 1985.
- [Wang, et al. 1997] W. Wang, J. Yang, and R. Muntz, "STING: a statistical information grid approach to spatial data mining", présenté à 23rd conference on VLDB, Athens, Greece, 1997.
- [Wanner, et al. 1995] W. Wanner, X. Li, and A. H. Strahler, "On the derivation of kernels for kernel-driven models of bidirectional reflectance", *J. Geophys. Res.*, vol. 100, pp. 21077-21089, 1995.
- [Ward 1992] G. J. Ward, "Measuring and Modeling Anisotropic Reflection", *Computer Graphics (SIGGRAPH'92 Proceedings)*, vol. 26, pp. 265-272, 1992.
- [Westin, et al. 1992] S. H. Westin, J. R. Arvo, and K. E. Torrance, "Predicting reflectance functions from complex surfaces", *Computer Graphics (SIGGRAPH '92 Proceedings)*, vol. 26, pp. 255-264, 1992.
- [Xu, et al. 1998] X. Xu, M. Ester, H.-P. Kriegel, and J. Sander, "A distribution-based clustering algorithm for mining in large spatial databases", présenté à 14th International conference on data engineering, Orlando, 1998.
- [Zhang, et al. 1996] T. Zhang, R. Ramakrishnan, and M. Livny, "BIRCH: an efficient data clustering method for very large databases", présenté à 1996 ACM SIGMOD international conference on Management of data, Montréal, Canada, 1996.
- [Zhou and Sander 2003] J. Zhou and J. Sander, "Data Bubbles for Non-Vector Data: Speeding-up Hierarchical Clustering in Arbitrary Metric Spaces", présenté à 29th International Conference on Very Large Data Bases (VLDB'03), Berlin, Germany, 2003.