



HAL
open science

Application de la morphologie mathématique à l'analyse des conditions d'éclairage des images couleur

Valéry Risson

► **To cite this version:**

Valéry Risson. Application de la morphologie mathématique à l'analyse des conditions d'éclairage des images couleur. Mathematics [math]. École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2001. English. NNT: . pastel-00003315

HAL Id: pastel-00003315

<https://pastel.hal.science/pastel-00003315>

Submitted on 30 Jan 2008

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



ÉCOLE DES MINES
DE PARIS
Collège doctoral

THÈSE

pour obtenir le grade de

Docteur de l'École des Mines de Paris

Spécialité « Morphologie Mathématique »

présentée et soutenue publiquement
par

Valéry Risson

le 17 Décembre 2001

<p>Application de la Morphologie Mathématique à l'Analyse des Conditions d'Éclairage des Images Couleur</p>
--

Directeur de thèse : Serge BEUCHER

Jury

Jean SERRA	<i>Président</i>
Michel JOURLIN	<i>Rapporteur</i>
Benoît MACQ	<i>Rapporteur</i>
Christine GUILLEMOT	<i>Examineur</i>
Nicolas TOUCHARD	<i>Examineur</i>
Serge BEUCHER	<i>Examineur</i>

Trop de distance
et trop de proximité
empêchent la vue...
Pascal – pensée

Remerciements

Cette thèse a été réalisée au sein du Centre de Morphologie Mathématique de l'Ecole des Mines de Paris, elle est le résultat d'une collaboration fructueuse avec la société Kodak Industrie.

J'aimerais ici remercier toutes les personnes qui ont pris part à ce travail d'un point de vue scientifique et professionnel, mais aussi d'un point de vue humain.

Je voudrais donc remercier :

Jean Serra, directeur du Centre de Morphologie Mathématique, qui m'a accueilli dans son laboratoire et qui a accepté de présider ce Jury.

Serge Beucher, le directeur de cette thèse, qui a toujours été disponible, qui m'a accordé sa confiance et qui m'a laissé une grande autonomie dans mon travail.

Nicolas Touchard et Marcel Riveccí de la société Kodak Industrie, qui ont inspiré ce travail et, grâce au financement, ont permis qu'il existe.

Les rapporteurs, Michel Jourlin et Benoît Macq qui ont examiné et commenté ce rapport avec soin et Christine Guillemot pour avoir accepté de participer à ce Jury.

Etienne Decencière qui a passé de longues heures à relire les versions préliminaires de ce document.

L'Association Nationale de la Recherche Technique (ANRT) qui, par l'attribution d'une bourse CIFRE, a financé une partie de cette recherche.

Liliane Pipault et Catherine Moysan qui entourent les thésards de leur gentillesse et de leur bonne humeur.

Tous mes collègues et amis, partenaires de squash, de pause café, de navette, grâce auxquels mon séjour à Fontainebleau a été très agréable. Je tiens à remercier particulièrement :

Laura Andriamasinoro, Jesus Angulo, Antoine Aubert, Lothar Bergen, Christophe

Bernard, Nicolas Bez, Laurent Bertino, Michel Bilodeau, Mathilde Boehm, Luc Decker, Eva Dejnozkova, Arnaud Delarue, Claire-Hélène Demarty, Petr Dokladal, Michel Gauthier, Cristina Gomila, Allan Hanbury, Marcin Iwanowski, Nicolas Jeanne, Dominique Jeulin, Jean-Claude Klein, Andres Lafuentes, Beatriz Marcotegui, Fernand Meyer, Pao Montes, Anne Roue, Raphaël Sasportas, Laurent Savary, Thomas Walter, Marc Waroquier, Shahram Zahirazami, Frédéric Zana Francisca Zanoguera et le personnel du service EIRD.

Je voudrais finir en remerciant Murielle pour son soutien constant tout au long de ce projet et notamment lors de la phase de rédaction finale.

Résumé

Cette thèse présente des outils d'analyse d'images couleur visant à extraire des informations pertinentes sur les conditions d'éclairage dans lesquelles ont été prises les photos. A travers ces outils, nous cherchons à comprendre le contenu sémantique d'une image en étudiant sa composante lumineuse. Ces connaissances sont utiles dans divers domaines d'imagerie tels que la réalité augmentée, la post-production cinématographique, l'indexation d'image et la reconnaissance des formes.

L'information intrinsèque à la composante lumineuse n'est pas directement disponible à travers les données image. L'information contenue dans une image numérisée est le résultat de l'intégration et de la numérisation du flux spectral incident qui est modifié par les caractéristiques géométriques et spectrales des objets composant la scène. Nous identifions donc des objets sémantiques d'intérêt dans le cadre de notre problématique et nous développons les outils nécessaires pour les analyser. Dans ce but, nous nous appuyons sur des modèles physiques d'illumination pour décrire les phénomènes de réflexion lumineuse et comprendre comment ils se traduisent dans les données image.

Dans un premier temps, nous présentons une approche photométrique de l'analyse des conditions d'éclairage qui s'articule autour d'un outil de détection des ombres dans les images couleur. L'information contenue dans les ombres permet de mesurer le contraste de luminance global sur les images, ce qui donne une indication sur le rapport entre la lumière directe et la lumière ambiante. Pour affiner l'analyse, nous présentons aussi un outil de détection de ciel qui permet d'identifier les conditions météorologiques au moment de la prise de vue. Selon que le ciel soit couvert, dégagé ou nuageux, les conditions d'éclairage varient et modifient l'aspect de l'image.

Dans un deuxième temps, nous présentons une méthode de détection de la chrominance de l'illuminant. Cet outil reprend le principe de convergence chromatique basé sur le modèle de réflexion dichromatique. La convergence observée sur les surfaces inhomogènes est utilisée pour identifier la chrominance de l'illuminant. Les problèmes inhérents aux méthodes de détection existantes, liés à la nature statistique des traitements mis en œuvre, trouvent une solution dans l'emploi de la segmentation morphologique couleur. Elle permet d'effectuer un découpage de l'image en zones homogènes en couleur et en luminance ; chaque région correspond à une réflectance spectrale particulière. Ensuite, un filtrage des régions

est introduit pour éliminer celles qui ne vérifient pas les hypothèses de base du modèle de réflexion dichromatique. Enfin, les droites de convergences chromatiques calculées sur chaque région sont reportées sur le plan chromatique où est déterminée l'intersection entre le faisceau des droites et le locus des radiateurs de Planck. C'est le point correspondant aux coordonnées chromatiques de la chrominance de l'illuminant.

Abstract

In this thesis some color image analysis tools are presented aiming at extracting pertinent information on the lighting conditions in which the picture was taken. Through these tools, we seek to understand the semantic content of a picture by the way it is lit. This knowledge is useful in several imaging domains such as augmented reality, motion picture post-production, image indexation and pattern recognition.

Light's intrinsic information is not directly available in the digital image which is the result of the integration and the digitalization of the incident spectral flux with the scene's spectral reflectances. Thus, some semantic objects of interest according to our problem are identified and the tools needed to analyze them are implemented. To do so, physical lighting models are used in order to describe the light reflection behavior and to understand how it modifies the image data.

Firstly, a photometric approach to the analysis of the lighting conditions is presented. It is built around a shadow detection tool. The shadow information content allows the measurement of a luminance contrast over the whole image, giving a ratio between the energy of the direct light source and the ambient light source. In order to increase the accuracy of the analysis, a sky detection tool is developed. It enables the extraction of the meteorological conditions prevailing when the picture was taken. Indeed, the lighting conditions vary greatly from a clear sky to a covered one.

Secondly, we present a method for detecting the illuminant's chrominance. This tool takes advantage of the chromatic convergence which is based on the dichromatic model. The convergence observed on non-homogeneous surfaces is used in order to identify the illuminant's chrominance. The problems inherent to the existing techniques, related to the statistical nature of the processing implemented, are bypassed by using the morphological color segmentation. It allows segmenting the image in regions homogeneous in color and luminance; each region being made of a single spectral reflectance. A filtering step is also implemented in order to filter out the regions which do not verify the assumptions made by the dichromatic model. Finally, the chromatic convergences computed on each region are projected on the chromatic diagram. The most probable intersection of the set of all straits with the locus of the planckian radiators is the point of convergence. This point gives the coordinates of the illuminant's chrominance.

Table des matières

1	Introduction	3
1.1	Avant-propos	3
1.2	Cadre du travail	6
1.3	Plan et contenu de l'ouvrage	6
2	Des grandeurs physiques aux images numériques	9
2.1	Le monde physique	9
2.1.1	La lumière	10
2.1.2	Lumière et matière	15
2.1.3	L'œil	18
2.2	La représentation des couleurs	21
2.3	Les espaces couleurs	30
2.3.1	Les systèmes standardisés	30
2.3.2	Les systèmes physiques	41
2.3.3	Les systèmes d'interfaces	45
2.4	Conclusion	48
3	Modèles d'illumination	51
3.1	Modèle d'illumination lambertien	52
3.2	Modèle de réflexion dichromatique	54
3.2.1	La physique de la réflexion lumineuse	54
3.2.2	Le modèle de réflexion dichromatique	56
3.2.3	Variations spectrales	58
3.2.4	Extension du modèle	58
3.3	La constance perceptuelle	60
3.3.1	La constance de luminance	60
3.3.2	La constance de couleur	64
3.4	Conclusion	65
4	Outils de morphologie mathématique	67
4.1	Les transformations géodésiques	67
4.1.1	La dilatation géodésique	68
4.1.2	L'érosion géodésique	68

4.1.3	La reconstruction morphologique	69
4.2	Segmentation	70
4.2.1	La ligne de partage des eaux	71
4.2.2	Segmentation et ligne de partage des eaux	72
4.2.3	Le problème de la sur-segmentation	72
4.2.4	Segmentation hiérarchique et LPE	74
4.3	Filtrage et segmentation couleur	80
4.4	Conclusion	89
5	Détection et analyse des ombres	91
5.1	État de l'art	92
5.2	La nature des ombres	93
5.2.1	Les indices perceptuels de détection d'une ombre	94
5.2.2	L'indice de luminance	95
5.2.3	L'indice de couleur	98
5.2.4	Autres indices	98
5.3	Une première méthode	99
5.3.1	Mise en œuvre	100
5.3.2	Analyse des résultats	107
5.3.3	Discussion	109
5.3.4	Conclusion intermédiaire	112
5.4	Approche selon le modèle de réflexion dichromatique	112
5.4.1	Le modèle de réflexion dichromatique et les ombres	114
5.4.2	Mise en œuvre	116
5.4.3	Résultats	119
5.4.4	Mesure du contraste global	128
5.5	Conclusion	131
6	Détection du ciel	133
6.1	Introduction	133
6.2	État de l'art	134
6.3	Description physique	135
6.4	Les indices de détection	136
6.4.1	L'indice géométrique	137
6.4.2	L'indice colorimétrique	138
6.4.3	L'indice de texture	138
6.4.4	L'indice de luminance	139
6.5	Mise en œuvre	139
6.5.1	Pré-filtrage et segmentation	140
6.5.2	Adjacence aux bords	141
6.5.3	L'indice de luminance	142
6.5.4	L'indice de texture	142
6.5.5	Reconstruction colorimétrique	144

6.6	Résultats	145
6.6.1	Les données	145
6.6.2	Les statistiques	146
6.6.3	Discussion	147
6.7	Classification en fonction des conditions météorologiques	156
6.7.1	Résultats	157
6.8	Détermination de l'orientation des images	158
6.9	Conclusion	159
7	Constance de couleur dichromatique et segmentation d'images	161
7.1	Introduction	161
7.2	État de l'art	162
7.3	Constance de couleur dichromatique	162
7.4	Méthode proposée	163
7.5	Mise en œuvre	168
7.5.1	Pré-filtrage et Segmentation	169
7.5.2	Choix des régions	169
7.5.3	Recherche de la convergence chromatique	173
7.6	Résultats	176
7.7	Conclusion	180
8	Conclusion	181
8.1	Apports de cette thèse	181
8.2	Extensions possibles	184
A	Opérateurs de morphologie mathématique	185
A.1	Morphologie mathématique élémentaire	185
A.1.1	L'élément structurant	185
A.1.2	L'érosion	185
A.1.3	La dilatation	187
A.1.4	Le gradient morphologique	188
A.2	Filtrage Morphologique	189
A.2.1	L'ouverture	190
A.2.2	La fermeture	191
A.2.3	Les chapeaux haut de forme	192
A.2.4	Les filtres alternés séquentiels	193
B	Abrégé du brevet n°0108907	195
C	Abrégé du brevet n°0108912	197
D	Abrégé du brevet n°0115098	199
	Bibliographie	200

Table des figures

2.1	Spectre des longueurs d'onde	10
2.2	Températures de couleur corrélées	12
2.3	Illuminant standard D65 (Données provenant de la base de données du Color & Vision Research Laboratory (CVRL)).	13
2.4	Illuminant standard A (Données provenant de la base de données du CVRL)	14
2.5	Diagramme des chrominances d'une source de type D	15
2.6	Différents types d'interaction lumière/matière	16
2.7	Réflexion isotropique (a) spéculaire et (b) diffuse	17
2.8	Effet de l'illuminant sur le spectre de luminance	18
2.9	Coupe de l'œil (Document issu de [21])	19
2.10	Distribution des cônes et des bâtonnets à la surface de la rétine	19
2.11	Réponses spectrales des trois types de cônes de la rétine (Données provenant de la base de données du CVRL)	20
2.12	Circuits neuronaux du processus dual de la théorie des oppositions de couleurs	21
2.13	Échantillonnage ponctuel des couleurs dans un récepteur idéal.	22
2.14	Fonction de réponse spectrale d'un capteur.	23
2.15	Métamérisme et reconstruction des couleurs.	25
2.16	Fonction d'efficacité lumineuse de l'œil de la CIE (Données provenant de la base de données du CVRL)	27
2.17	Fonctions d'égalisation spectrale de l'espace CIE-RGB (Données provenant de la base de données du CVRL)	31
2.18	Expérience d'égalisation des couleurs	32
2.19	Fonctions d'égalisation spectrale de l'espace CIE-XYZ (Données provenant de la base de données du CVRL)	33
2.20	Diagramme chromatique de la CIE	36
2.21	Mélange additif de trois couleurs P_1 , P_2 et P_3 dans le plan chromatique x y	37
2.22	Représentation des courbes de niveau du corps des couleurs de la CIE. . .	38
2.23	Structure de l'espace CIE-Lab	39
2.24	Effets de l'uniformisation. (a) Ellipses de MacAdam dans le plan chromatique et (b) dans le plan chromatique de l'espace CIE-Luv	40
2.25	Triangle de Maxwell de l'espace couleur mRGB	41
2.26	Gamut des couleurs de l'espace mRGB dans le diagramme chromatique CIE-XYZ	42

2.27	Comparaison des gamuts de deux espaces couleurs mRGB différents	43
2.28	Complémentarité des couleurs	43
2.29	Synthèse additive et synthèse soustractive	44
2.30	Système de couleur HSV en coordonnées cylindriques	46
2.31	Représentation dans l'espace mRGB d'un plan de valeur V constante dans l'espace HSV.	47
2.32	Solide des couleurs de l'espace HSV.	47
2.33	Solide des couleurs de l'espace HLS.	48
3.1	Effet de la lumière dans une image	52
3.2	Diagramme du modèle spectral d'une ombre	54
3.3	Réflexion lumineuse d'un matériau pigmenté	55
3.4	Angles photométriques dans le cas isotrope	57
3.5	Plan dichromatique défini par les composantes de corps et de surface dans l'espace des couleurs spectrales	58
3.6	Vecteur couleur \vec{c}_c d'une surface mate dans l'espace mRGB et un vecteur couleur \vec{c}_s d'une surface brillante dans l'espace mRGB	59
3.7	Proportion de lumière réfléchiée en fonction des sources lumineuses	61
3.8	Effet des contrastes : perception de la luminance en fonction du fond. Les deux régions centrales ont une même luminance absolue, mais l'observateur perçoit la région sur fond noir comme étant plus claire que la région sur fond gris.	61
3.9	Effet des contrastes : homogénéité de perception des zones en fonction des contours	62
3.10	Exemples de contours de réflectance et de luminance	63
3.11	Contraste des contours de luminance et de réflectance. (a) Image originale (b) Image de luminance (c) Seuillage du gradient	64
3.12	Différence de profil des contours de réflectance et des contours de luminance	65
3.13	Discrimination de contours sur la base du croisement spectral et de l'opposition des signes des pentes. Seule le contour de la figure (d) est identifié comme étant un contour de luminance (car même signe des pentes et pas de croisements).	66
4.1	Dilatation géodésique d'une fonction f sous une fonction g	68
4.2	Érosion géodésique d'une fonction f sur une fonction g	69
4.3	Reconstruction géodésique par érosion d'une fonction f sur une fonction g	69
4.4	Reconstruction géodésique par dilatation d'une fonction f sous une fonction g	70
4.5	Application de la reconstruction morphologique. (a) Image originale (b) Image marqueur (c) Image résultat	70
4.6	Surface topographique inondée par ses minima	72
4.7	LPE du gradient de la surface topographique	73
4.8	LPE de l'image gradient : (a) Image originale (b) Image gradient (c) Partition de l'image obtenue grâce à la LPE	73

4.9	Principe de la segmentation par LPE assistée par marqueurs	74
4.10	Exemple de segmentation assistée par marqueurs : (a) Image originale (b) Marqueurs des structures de l'image (c) Image gradient (d) Partition résultante	75
4.11	(a) Image originale (b) image-mosaïque	76
4.12	Effet de l'image-mosaïque sur le profil de d'une image : (a) Profil de l'image originale (b) et de son image-mosaïque	77
4.13	Exemple de segmentation hiérarchique. Les images sont représentées en pseudo-couleurs. (a) Image-mosaïque (b) Hiérarchisation de niveau 1 (c) Hiérarchisation de niveau 2 (d) Hiérarchisation de niveau 3	78
4.14	Principe de la segmentation hiérarchique	79
4.15	Changement de base pour le traitement	81
4.16	Traitement marginal d'une image couleur	82
4.17	Exemples de segmentations hiérarchiques d'une même image dans divers espaces couleurs. (a) Espace mRGB (b) Espace CIE-XYZ (c) Espace HLS (d) Espace CIE-Lab	83
4.18	Filtage médian marginal (b) d'une image couleur (a)	84
4.19	Filtre alterné séquentiel : (a) Images originales (b) FAS (n=1) (c) FAS (n=2) d) FAS (n=4)	85
4.20	Traitement vectoriel d'une image couleur	86
4.21	Filtrage médian vectoriel standard (b) d'une image couleur (a)	87
4.22	(a) calcul marginal du gradient et de la LPE sur chaque composante (b) Calcul marginal du gradient et application de la LPE à une combinaison des gradients de chaque canal (c) calcul vectoriel du gradient et application de la LPE sur le gradient	87
4.23	Exemples de segmentations hiérarchiques d'une même image dans l'espace CIE-Lab, avec des gradients différents. (a) Sup des gradients morphologiques marginaux (b) Somme des gradients morphologiques marginaux (c) Distance euclidienne	88
5.1	Exemples d'ombres portées et d'ombres propres	94
5.2	Contour de réflectance : (b) profil de luminance de la bande rouge sélectionnée dans l'image (a)	96
5.3	Contour de luminance : (b) profil de luminance de la bande rouge sélectionnée dans l'image (a)	97
5.4	Diagramme fonctionnel de l'algorithme	101
5.5	Calcul du gradient couleur	102
5.6	(a) Image originale (b) Résultat de la segmentation couleur de l'image filtrée	103
5.7	(a) Segmentation couleur de l'image filtrée. (b) Résultat de la segmentation chromatique non contrôlée. (c) Résultat de la segmentation chromatique contrôlée par les critères de Rubin et Richard modifiés.	104
5.8	Equivalences des critères de Rubin & Richards dans le cas des images couleur normalisées.	105

5.9	Influence des critères sur la couleur d'un objet. La figure (a) montre deux couleurs dont les distributions spectrales se croisent et n'ont pas le même signe de pente. La figure (b) montre deux distributions spectrales qui ont des pentes similaires mais dont les spectres s'intersectent. La figure (c) illustre deux distributions spectrales qui ont des pentes similaires et qui ne se croisent pas.	105
5.10	Profil de luminance avant et après la fusion	106
5.11	(a) Résultat de la segmentation couleur de l'image filtrée (b) Résultat de la segmentation chromatique contrôlée (c) Masque des ombres	106
5.12	Exemple de détection d'ombre (a) Image originale (b) Résultat de la segmentation couleur de l'image filtrée (c) Résultat de la segmentation chromatique contrôlée (d) Ombres extraites	108
5.13	Exemple de détection d'ombre (a) Image originale (b) Résultat de la segmentation couleur de l'image filtrée (c) Résultat de la segmentation chromatique contrôlée (d) Ombres extraites	110
5.14	Répartition des nuages de points dans le plan chromatique, d'une ombre et de son support éclairé par la source directe. Les pixels représentés dans le plan chromatique correspondent au pantalon rouge de l'enfant.	111
5.15	Variation du vecteur couleur selon les deux modèles présentés	113
5.16	Vecteur $c_s(\lambda)$ dans l'espace mRGB	114
5.17	Variation de l'information chromatique d'une région plus ou moins ombragée	115
5.18	Exemple de normalisation d'une image couleur	116
5.19	Diagramme fonctionnel de l'algorithme	117
5.20	Exemple de détection : (a) Image originale (b) Image normalisée (c) Masque des ombres (d) Régions identifiées comme des ombres dans l'image originale On observe que les régions achromatiques ombragées ne sont pas détectées comme étant des ombres. Par exemple, le couvercle de la glacière à la droite de l'homme. On notera aussi l'ambiguïté qui entoure la détection de l'arbre comme « ombre » dans le coin droit en haut de l'image.	120
5.21	Exemple de détection : (a) Image originale (b) Image normalisée (c) Masque des ombres (d) Régions identifiées comme des ombres dans l'image originale On retrouve dans cet exemple la même ambiguïté à propos des régions de végétation. Pouvons-nous considérer que les arbres à l'horizon sont à l'ombre ? Nous voyons aussi clairement le problème que posent les teintes jaunes. En effet, la partie jaune du parasol qui est à l'ombre ne présente pas de maximum de luminance chromatique.	121
5.22	Exemple de détection : (a) Image originale (b) Image normalisée (c) Masque des ombres (d) Régions identifiées comme des ombres dans l'image originale Dans cet exemple, nous entrevoyons un problème lié aux couleurs marrons comme c'est le cas pour les briques. Nous voyons que des petites zones du mur éclairé sont détectées comme des ombres. Cette erreur de détection est due au fait que le marron n'est pas une couleur en termes de teinte mais une sorte de rouge-orangé sombre.	122

5.23	Exemple de détection : (a) Image originale (b) Image normalisée (c) Masque des ombres (d) Régions identifiées comme des ombres dans l'image originale Les pixels d'ombre isolés sont éliminés par l'ouverture morphologique finale. Grâce à cette étape, nous ne prenons pas en considération les ombres générées par les textures.	123
5.24	Exemple de détection : (a) Image Originale (b) Image normalisée (c) Masque des ombres (d) Régions identifiées comme des ombres dans l'image originale Dans cette image, toutes les ombres ont été détectées à l'exception des zones trop petites comme celles qui se situent entre les barreaux de la barrière. . .	124
5.25	Exemple de détection : (a) Image Originale (b) Image normalisée (c) Masque des ombres (d) Régions identifiées comme des ombres dans l'image originale Dans cet exemple, nous voyons qu'une partie des ombres ne sont pas détectées. Ces ombres vérifient l'indice de couleur tel qu'il a été énoncé dans la première méthode.	125
5.26	Exemple de détection : (a) Image Originale (b) Image normalisée (c) Masque des ombres (d) Régions identifiées comme des ombres dans l'image originale Nous donnons un exemple de détection dans une image où la composante directe est faible mais néanmoins existante. on remarque que l'algorithme détecte correctement les ombres sans introduire d'erreurs sur les régions achromatiques comme dans l'exemple 5.12.	126
5.27	Exemple de détection dans un environnement sans source directe : (a) Image Originale (b) Image normalisée (c) Masque des ombres (d) Régions identifiées comme des ombres dans l'image originale Cet exemple illustre les résultats obtenus lorsque la composante directe est nulle. On remarque que la détection n'est pas pertinente. Certaines régions peuvent effectivement être considérées comme des ombres (la rambarde), mais de façon générale, cette image ne se prête pas à une détection des ombres. Il est préférable d'identifier les conditions d'illumination avant de rechercher les ombres.	127
5.28	Exemple de mesure du contraste global dans une image éclairée par une source non orientée (a) Image originale (b) Masque des régions directement éclairées (c) Masque des ombres (d) Histogramme des luminances sous les masques respectifs	129
5.29	Exemple de mesure du contraste global dans une image éclairée par une source orientée (a) Image originale (b) Masque des régions directement éclairées (c) Masque des ombres (d) Histogramme des luminances sous les masques respectifs	130
6.1	Exemple de ciel bleu	136
6.2	Exemple de ciel couvert	136
6.3	Exemple de ciel nuageux	137
6.4	Diagramme fonctionnel de l'algorithme	140
6.5	(a) Image originale (b) Image-mosaïque	141

6.6	Extraction des régions de l'image adjacentes aux bords (a) Image-mosaïque sur laquelle sont rajoutées les frontières de la LPE (b) Sélection des pixels adjacents aux bords (c) Régions reconstruites	141
6.7	Extraction des régions de l'image adjacentes aux bords (a) Image originale (b) Régions connexes aux bords	142
6.8	Extraction des régions de luminance inférieure à la 50% de la luminance moyenne de l'image	143
6.9	Profils d'une région non texturée (a) et d'une région texturée (b)	143
6.10	Élimination des régions de petite taille	144
6.11	Seuillage chromatique	144
6.12	Utilité de la reconstruction pour restaurer l'intégralité d'une région de ciel (a) Image originale (b) Image des couleurs saturées (c) Seuillage chromatique des teintes bleues (d) Reconstruction de la région ciel	145
6.13	Exemples de détection de ciel bleu. A droite, l'image originale, à gauche l'image contenant la région ciel reconstruite. (a) Exemple de détection d'un ciel bleu homogène (b) Exemple de détection d'un ciel découvert mais faiblement coloré (c) Exemple de détection d'un ciel présentant une désaturation importante (d) Exemple de détection d'un ciel bleu de grande taille	149
6.14	Exemples de détection avec un ciel bleu. A droite, l'image originale, à gauche l'image contenant la région ciel reconstruite (a) Exemple de détection d'un ciel dans une image contenant des régions d'eau. (b) Exemple de détection du ciel d'une image contenant une région bleue importante et non ciel. (c) Exemple de détection d'un ciel nuageux dans une image contenant des régions d'eau.	150
6.15	Exemples de détection avec un ciel nuageux. A droite, l'image originale, à gauche l'image contenant la région ciel reconstruite (a) Détection d'une région ciel avec une faible couverture nuageuse (b) Détection d'une région ciel ayant une forte couverture nuageuse (c) Détection d'une région de ciel hivernal	151
6.16	Exemples de détection avec un ciel couvert. A droite, l'image originale, à gauche l'image contenant la région ciel reconstruite. (a) et (c) Détection de ciels couverts peu homogènes et fortement contrastés (b) Détection d'un ciel couvert moyennement contrasté	152
6.17	Exemples de fausses alarmes dans des images d'intérieur (a) Fausse alarme générée par un textile bleu et faiblement texturé. Il est situé hors de la zone de netteté. (b) et (c) Exemples de fausses alarmes générées par des peintures murales.	153
6.18	Exemples de fausses alarmes dans des images d'extérieur. (a) Exemple d'une fausse alarme déclenchée par une région d'eau située hors de la zone de netteté (b) Fausse alarme générée par la surexposition d'une zone blanche (c) Fausse alarme générée par une région qui possède toutes les caractéristiques du ciel	154
6.19	Exemples « d'oublis » dans des images d'extérieur. (a) Echec du critère de taille (b) Echec du critère de couleur (c) Echec du critère de texture	155

6.20	Partage de l'espace couleur HLS	157
6.21	Exemples de classification des régions de ciel par la transformation HLS améliorée. Ciel (a) découvert et (b) couvert	158
6.22	Orientation d'une image en fonction d'une région de ciel	159
7.1	Direction de la réflexion de surface en fonction de l'orientation locale de la surface	161
7.2	Convergence chromatique de deux objets	164
7.3	Convergence chromatique d'un objet et du diagramme chromatique du corps noir	164
7.4	Répartition des coordonnées chromatiques d'images naturelles : L'ensemble des pixels d'une image naturelle ne permet pas de détecter la convergence chromatique. (a) Image d'intérieur avec flash (b) Image d'intérieur sans flash (c) Image d'extérieur par temps clair (d) Image d'extérieur par temps couvert	166
7.5	Répartition des coordonnées chromatiques de régions : Chaque région de la segmentation présente un regroupement compact mettant en évidence la direction de la convergence chromatique. (a) Une large région fortement texturée et éclairée par un flash (b) Une région éclairée par une lampe à tungstène (c) Une région éloignée de la prise de vue (d) Une région d'herbe dans une image éclairée par une lumière directe faible	167
7.6	Diagramme fonctionnel de l'algorithme	168
7.7	(a) Image originale (b) Image-mosaïque (c) Image segmentée	169
7.8	Illustration de la répartition des coordonnées chromatiques d'une région de ciel. La région sélectionnée correspond à l'image originale de la figure 7.4 (c).	171
7.9	Illustration de la répartition des coordonnées chromatiques d'une région ombragée	172
7.10	Illustration de la répartition des coordonnées chromatiques d'une région achromatique. La région sélectionnée correspond à l'image originale de la figure 7.4 (b). Elle correspond à une mire de calibration grise qui apparaît orange à cause de l'éclairage tungstène.	173
7.11	(a) Masque des régions ombre (b) Masque des régions de ciel (c) Masque des régions achromatiques (d) Régions de l'image segmentée sélectionnées pour l'analyse	174
7.12	(a) Diagramme des radiateurs de Planck. (b) Droites accumulées des régions de l'image. (c) Projection des droites sur le locus des illuminants	175
7.13	Exemple de détection d'illuminant : Le niveau de gris maximum rencontré sur le locus a pour coordonnées $x_n = 0.324$ $y_n = 0.336$	177
7.14	Exemple de détection d'illuminant : Le niveau de gris maximum rencontré sur le locus a pour coordonnées $x_n = 0.419$ $y_n = 0.403$	178
7.15	Exemple de détection d'illuminant dans une scène par temps couvert : Le niveau de gris maximum rencontré sur le locus a pour coordonnées $x_n = 0.329$ $y_n = 0.340$	179

7.16	Exemple de détection d'illuminant dans une scène par temps clair : Le niveau de gris maximum rencontré sur le locus a pour coordonnées $x_n = 0.333$ $y_n = 0.333$.	179
7.17	Exemple de détection d'illuminant dans une scène par temps nuageux : Le niveau de gris maximum rencontré sur le locus a pour coordonnées $x_n = 0.318$ $y_n = 0.343$.	179
A.1	Éléments structurants plans isotropes élémentaires sur une trame carrée (a et b), et hexagonale (c). Dans ces exemples, chaque ES a son origine centrée.	186
A.2	Érosion ε d'un ensemble X par un disque B	186
A.3	Érosion ε d'une fonction numérique f	187
A.4	Dilatation δ d'un ensemble X par un disque B	187
A.5	Dilatation δ d'une fonction numérique f	188
A.6	Gradient de Beucher d'une fonction f	188
A.7	Gradient morphologique interne d'une fonction f	189
A.8	Gradient morphologique externe d'une fonction f	189
A.9	Ouverture γ d'un ensemble X par un disque B	190
A.10	Ouverture γ d'une fonction numérique f par un élément structurant B	191
A.11	Fermeture γ d'un ensemble X par un disque B	191
A.12	Fermeture ϕ d'une fonction numérique f par un élément structurant B	192
A.13	Chapeau haut de forme blanc WTH d'une fonction numérique f par un élément structurant B	193
A.14	Chapeau haut de forme noir BTH d'une fonction numérique f par un élément structurant B	193

Liste des tableaux

2.1	Correspondance entre les sources de lumière typiques et leur température de couleur	15
2.2	Coordonnées chromatiques des primaires CIE-RGB dans l'espace XYZ . . .	33
2.3	Principe de base de l'interprétation pratique de $\Delta E_{L^*a^*b^*}$ mesurant la différence perceptuelle entre deux couleurs	40
6.1	Proportion d'images d'intérieur et d'extérieur dans la base de données . . .	147
6.2	Taux de détection détaillé par classe	147
6.3	Proportion des échecs de détection et fausses alarmes sur l'ensemble des erreurs	147
6.4	Pourcentage de non-détection associé à chaque indice	148
6.5	Proportion d'images de ciel découvert et couvert dans notre jeu d'images .	157
6.6	Taux de détection détaillés par classe	157
6.7	Statistiques d'orientations réussies	159
7.1	Coordonnées chromatiques des sources typiques	176

Chapitre 1

Introduction

1.1 Avant-propos

L'avènement des technologies du numérique, lors de la dernière décennie, a apporté de nombreux changements dans notre quotidien. Aujourd'hui, la production de caméras, d'appareils photos numériques et de scanners à des prix toujours plus compétitifs permet au grand public de produire ses propres documents qu'il peut ensuite distribuer à travers l'Internet. On assiste donc à une forte croissance de la quantité de documents numériques disponibles en ligne sous forme de gigantesques bases de données pouvant contenir à la fois du texte, des sons et des images (ou séquences d'images). C'est l'ensemble de ces informations que l'on appelle communément le Multimédia.

Devant cette croissance du volume d'information, et conjointement au développement des systèmes d'informations partagées, un besoin urgent d'outils de gestion de documents multimédias apparaît. En effet, s'il est maintenant relativement facile de produire et de transmettre des données multimédias, le problème de leur manipulation reste entier. Sans ces outils, aucune recherche automatisée n'est possible.

Afin de permettre une navigation conviviale et de pouvoir extraire des éléments pertinents pour l'utilisateur, les moteurs de recherche actuels fonctionnent à l'aide de techniques basées sur l'indexation des documents. On appelle indexation [12] l'organisation des données en fonction d'un ordre à définir basé sur un ou plusieurs attributs particuliers.

Dans le cas d'une recherche par mots-clés sur des documents textuels, cette technique est très efficace. Elle est en revanche difficilement applicable à des données audiovisuelles.

En effet, des données textuelles ne sont pas toujours associées à des films vidéo ou des images. Pour indexer de tels documents, le documentaliste doit alors les visionner intégralement et les annoter, ce qui représente un travail fastidieux et peu efficace.

D'autres systèmes permettent de classer les documents par thèmes selon leur contenu sémantique, le documentaliste doit alors classifier manuellement les données. L'inconvénient de ces systèmes est que le concepteur de la base doit définir au préalable une liste de

mots clés ou de catégories. Ces thésaurus ne pouvant jamais être universels et complets, la classification sera optimale pour son concepteur ou dans le cadre d'une application particulière (comme en imagerie médicale) mais elle devra être repensée pour chaque application.

Une nouvelle génération de bases de données et de moteurs de recherche basés sur le contenu « signal » des images voit actuellement le jour. Ces systèmes utilisent les caractéristiques physiques de l'image comme ses couleurs dominantes. Les systèmes les plus complexes indexent les objets présents dans l'image par leur couleur, leur texture ou leur forme, à partir d'algorithmes classiques (histogramme de couleurs, transformée de Fourier, etc.), les objets pertinents ayant été préalablement détourés par le documentaliste. Les requêtes faites par l'utilisateur ne sont plus textuelles, mais visuelles : l'utilisateur cherche des images semblables à son image requête ou des images dont il choisit la couleur dominante.

En réponse au problème du choix des mots clés à utiliser pour l'indexation des documents, une nouvelle norme en cours de conception appelée MPEG7 vise à normaliser un jeu de descripteurs utilisé pour l'indexation. En revanche, les outils d'extraction de ces descripteurs ne sont pas visés par cette normalisation.

L'approche de l'indexation par le contenu, basée sur des critères de bas niveaux, est un thème de recherche qui a déjà généré beaucoup de travaux intéressants et qui apportent des réponses partielles au problème de la gestion des bases de données multimédia. Cependant, les limitations inhérentes à ces méthodes comparatives sont grandes. D'abord, l'utilisateur qui cherche à extraire des images d'une base de données doit obligatoirement avoir une image de référence qui présente des caractéristiques représentatives de la classe d'image qu'il cherche à extraire de la base. Ceci implique qu'il soit capable d'évaluer ces critères pour pouvoir choisir une image de référence la plus représentative possible. Ensuite, l'adéquation entre les critères de base et l'information sémantique contenue dans une image n'est pas toujours vérifiée. En effet, de par la variété du contenu des images, une classification sémantique simple, basée sur des caractéristiques colorimétriques et structurales est très difficile. Il faut parfois faire appel à des processus de plus haut niveau sémantique.

Il est donc pertinent de rechercher à procéder à une indexation qui ne serait plus directement basée sur une description en termes de primitives statistiques et structurales d'une image mais plutôt sur son contenu sémantique. Le domaine de recherche qui s'intéresse à cette problématique est la *Compréhension d'Image*(C.I.).

Ce domaine d'investigation s'efforce de reproduire artificiellement les tâches de reconnaissance visuelle habituellement faites par l'observateur humain. La C.I. se résume par une fusion des différents domaines de recherche liés à l'image tels que l'Analyse de Scène, l'Analyse d'Image, le Traitement d'Image, l'Intelligence Artificielle et la Vision par Ordinateur.

Ce domaine de recherche est relativement nouveau puisqu'il est apparu à la suite de l'émergence du multimédia. Il est essentiellement centré sur la perception humaine qui sert de référence. Jusqu'à présent, les travaux en C.I. portent sur le développement d'outils

permettant la détection de visages, l'analyse gestuelle ou la classification sémantique (intérieur / extérieur).

Le problème de base consiste à trouver automatiquement une description pertinente d'une image. Il y a bien sûr une grande distance à parcourir entre la nature des images numériques (une matrice de nombres) et les descriptions. Pour faire le lien entre ces deux représentations, une ou plusieurs descriptions intermédiaires sont introduites. Ces dernières sont basées sur l'information colorimétrique et géométrique de la scène. Le traitement commence par éliminer le bruit et les distorsions de l'image en utilisant des techniques standards. Les filtres mettent en valeur les aspects importants de l'image. Alors, les structures caractéristiques telles que les lignes, bords, coins et régions sont extraites. Finalement, ces structures sont analysées selon des règles définies par le domaine d'intérêt (type de sémantique recherché) de l'application.

Généralement, le domaine d'intérêt porte sur la description des objets qui composent la scène. Cependant, l'existence d'une image nécessite trois composantes : une scène dans laquelle apparaissent les objets qui composent l'image, de la lumière qui donne vie aux objets et un système de capture qui reçoit les réflexions lumineuses. De même, si l'on change les objets présents dans la scène ou si l'on modifie la position de la prise de vue, l'aspect de l'image change, les caractéristiques spectrales et géométriques des sources de lumières sont aussi déterminantes dans le rendu final de la scène.

Nous présentons dans ce document des outils d'analyse d'images couleur qui ont pour but d'extraire des informations sur la composante lumineuse de l'image. Ces outils ne trouvent pas un usage exclusif dans la problématique de l'indexation. Un besoin de connaissances des conditions d'éclairage existe aussi dans d'autres domaines d'imagerie tel que celui de la réalité augmentée. En particulier, les applications de post-production cinématographique souffrent de ne pouvoir obtenir ces informations par analyse directe de l'image. De façon plus générale, un certain nombre d'applications de vision font appel à une analyse implicite de la lumière.

L'information intrinsèque à la composante lumineuse n'est pas directement disponible à travers les données image. L'information contenue dans une image est le résultat de l'intégration et de la numérisation du flux spectral incident modifié par les caractéristiques géométriques et spectrales des objets qui composent la scène. Nous identifierons donc des objets sémantiques d'intérêt dans le cadre de notre problématique et nous développerons les outils nécessaires pour les identifier et les analyser. Dans ce but, nous nous appuyerons sur des modèles physiques pour décrire les phénomènes de réflexion lumineuse et comprendre comment ils se traduisent dans les données image.

Dans un premier temps, nos efforts se concentreront sur la détection des ombres. Les ombres permettent de mesurer les contrastes de l'image. Ensuite, nous rechercherons à détecter le ciel dans les images couleur. Pour finir, nous présenterons une méthode de détection de la chrominance de l'illuminant.

A travers ces trois outils nous recherchons à analyser l'intensité lumineuse de la source

directe par rapport à la source ambiante, les conditions météorologiques qui influencent les caractéristiques de la source ambiante et la couleur de la source d'illumination principale.

Ces outils devront avoir deux caractéristiques principales : la généralité imposée par le domaine d'application (le multimédia) ainsi que la simplicité et la rapidité.

Nous aurons donc le souci constant de mettre en avant leurs qualités particulières à la fois par une description détaillée des choix que nous serons amenés à effectuer, des caractéristiques techniques des outils en résultant, mais aussi par de nombreux exemples permettant d'illustrer leur potentiel.

Enfin, nous ne pouvons terminer cet avant-propos sans souligner que ce mémoire est l'aboutissement d'une collaboration entre le Centre de Morphologie Mathématique de l'École des Mines de Paris et la société KODAK Industrie, dans le cadre d'une thèse en convention CIFRE.

1.2 Cadre du travail

L'objectif est ici de décrire le cadre technique de nos travaux, c'est à dire les caractéristiques que nous nous sommes imposées à la fois sur les données d'entrée, les outils proposés et le domaine applicatif.

Tout d'abord, rappelons que les outils et les techniques que nous proposerons par la suite seront applicables à des documents images uniquement, ou du moins, à la partie image des documents à analyser. Toute vidéo se traduisant en une série d'images, les moyens dont nous disposons et les méthodes que nous employons pourront être étendus à l'indexation des séquences vidéo en les appliquant sur des images clés [10].

Si l'ensemble des moyens utilisés par la suite relève du traitement d'image, aucun lien ne sera fait avec le domaine des bases de données et de leur gestion. Le travail d'indexation dans la base relationnelle vient en aval du processus d'extraction des primitives sémantiques. Dans cet ouvrage, nous présenterons des outils qui permettent d'automatiser l'extraction d'informations d'une image, dans le but de les utiliser comme point de départ du processus d'indexation.

Nous travaillerons avec des images couleur non comprimées comme données d'entrée. L'information couleur est à la base d'une grande partie des méthodes présentées dans ce document.

Par ailleurs, nous nous sommes imposés de ne construire que des outils applicables à des documents image quelconques. Les bases de données d'images grand public fournies par KODAK nous ont permis de les valider à plus grande échelle.

1.3 Plan et contenu de l'ouvrage

Ce document se divise en deux parties distinctes. La première fournit un cadre général aux notions sous-jacentes utiles dans nos travaux. La seconde présente les outils que nous

avons développés par rapport à la problématique générale énoncée.

Le chapitre 2 commence par décrire la relation qui lie l'information contenue dans une image couleur au monde physique et présente une description globale du processus d'acquisition des images. Les trois composantes nécessaires à l'existence d'une image sont décrites : la lumière, la matière et le capteur. Ensuite, les représentations numériques des couleurs qui permettent de les spécifier et de les mesurer sont introduites avec les normes établies pour la spécification des mesures et les outils de gestion des couleurs.

Ensuite, nous introduisons au chapitre 3 les modèles d'illumination utilisés dans nos travaux.

Deux modèles pratiques de réflexion sont présentés. Ils formalisent les phénomènes que nous cherchons à analyser au chapitre 5.

Pour finir cette partie plus générale, nous présentons au chapitre 4 les outils de la morphologie mathématique que nous utilisons pour filtrer ou analyser les images et comment ils peuvent être appliqués aux images couleur.

La deuxième partie commence avec le chapitre 5 dans lequel est abordée l'analyse des conditions d'éclairage par le problème de la détection des ombres. Nous présentons deux outils différents de détection des ombres : un premier basé sur la segmentation couleur, et un autre qui procède par opération ponctuelle. Nous montrons ensuite comment peuvent être exploités ces résultats.

Les conclusions tirées à la fin du chapitre 5 nous amènent à réfléchir au problème de la détection du ciel. C'est ce que nous faisons au chapitre 6. Une nouvelle approche de détection du ciel est présentée. Nous commençons par décrire les caractéristiques particulières au ciel qui servent d'indices de perception au système visuel humain, puis nous interprétons ces indices dans un langage *numérique* adapté à la mise en œuvre algorithmique.

Pour finir, nous présentons au chapitre 7 une méthode de détection de la chrominance de la source de lumière d'une scène. Cet outil s'appuie sur le modèle de réflexion dichromatique présenté au chapitre 3. Il fait aussi appel aux outils développés au chapitres 5 et 6. Nous utilisons les outils de détection de ciel et des ombres pour effectuer un filtrage « sémantique » des régions et ainsi augmenter la robustesse de notre algorithme.

Chapitre 2

Des grandeurs physiques aux images numériques

L'importance de la notion de sémantique dans le cadre de l'indexation d'image a été mise en évidence dans l'introduction de ce document.

Les grandeurs physiques qui nous intéressent sont représentées par les valeurs des pixels de l'image numérique. Avant de chercher à caractériser les relations entre l'univers physique et les valeurs numériques, nous allons voir comment ces données ont été produites.

Ce chapitre décrit le cheminement et les transformations de l'information visuelle à travers la chaîne d'acquisition. Premièrement, nous commencerons par décrire l'univers visuel physique (ou l'univers physique des couleurs) dont les composantes principales sont la lumière et la matière. Ensuite, une description morphologique et fonctionnelle de l'œil sera donnée ainsi qu'une schématisation du récepteur physique universel. Ceci nous permettra d'introduire la notion de couleur et de voir quelles sont les grandeurs mesurées. Nous mettrons en évidence les pertes d'informations dues au processus d'intégration spectrale et aux limitations physiques des capteurs. Les outils de manipulation et de spécification des couleurs seront présentés ainsi que les normes existantes données par la Commission Internationale de l'Éclairage (CIE).

2.1 Le monde physique

Le monde physique de la perception visuelle se compose de trois éléments : La lumière, les surfaces réfléchissantes et le système visuel de l'observateur. L'absence d'une de ces trois composantes interdit la perception visuelle d'un environnement. Il est donc intéressant de considérer les caractéristiques intrinsèques de ces éléments.

Dans cette section, nous allons voir comment la lumière interagit avec les surfaces pour produire le signal électromagnétique qui est à la base de la vision. Nous aurons aussi un aperçu du système visuel humain qui capte ce signal.

2.1.1 La lumière

On appelle lumière la partie visible d'un vaste groupe de radiations qui vont des rayons cosmiques aux ondes radar. Toutes ces ondes sont de même nature (électromagnétiques) et se déplacent dans le vide à la même vitesse : environ 300000 km/s. Elles diffèrent les unes des autres selon leurs longueurs d'onde et l'énergie qu'elles transportent.

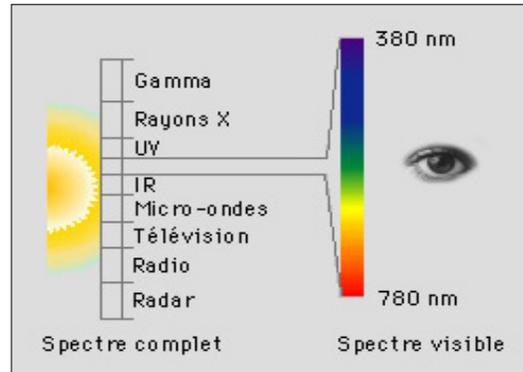


FIG. 2.1 – Spectre des longueurs d'onde

La lumière consiste en un ensemble de particules élémentaires de masse nulle appelées photons qui se comportent comme des ondes dans une certaine mesure mais aussi comme des particules [13]. Les photons irradient à partir de leur source vers l'extérieur et traversent l'air suivant une trajectoire rectiligne. La quantité de photons qui arrive sur une surface par unité de temps est appelée *luminance*.

Un photon se déplace à la vitesse c , qui dépend du milieu ; l'onde est associée à une fréquence f . La fréquence et la vitesse d'un photon déterminent sa longueur d'onde λ :

$$\lambda f = c \quad (2.1)$$

L'énergie E de chaque photon est reliée à la fréquence par *l'équation de Planck* :

$$E = hf \quad (2.2)$$

avec $h \approx 6.626 \times 10^{-34} \text{ Joules.sec}$ la constante de Planck.

Les types de sources lumineuses

Les sources d'émission de photons correspondent généralement à des corps chauds comme le soleil, du feu ou le filament d'une lampe à incandescence.

Dans la matière, la production d'énergie lumineuse se fait grâce aux électrons. Ces derniers occupent des orbitales très précises au sein de l'atome mais si on excite l'atome par un apport d'énergie, par exemple de la chaleur, les électrons absorbent cette énergie et

sautent sur des orbitales supérieures.

Les positions d'excitation sont très instables et dès que l'apport d'énergie cesse les électrons ont tendance à reprendre spontanément leur position d'origine en restituant leur surplus d'énergie sous la forme de photons. L'énergie des photons ainsi émise, donc leurs longueurs d'onde, varie en fonction de l'importance du « saut » effectué par l'électron pour rejoindre son orbitale stable. Comme chaque électron possède de nombreuses orbitales d'excitation, un même atome peut émettre des photons de longueurs d'onde différentes.

A quelques exceptions près, les rayons lumineux ne sont pas constitués de photons de même longueur d'onde. Une source lumineuse émet généralement une quantité de photons définie par tranche de longueur d'onde. Ces quantités prises sur la totalité du spectre visible forment la distribution de puissance spectrale (DPS) de la source de lumière qui sert à évaluer l'efficacité lumineuse et la chromaticité d'une source de lumière.

Définition 2.1 : Distribution de puissance spectrale

C'est la spectre de puissance par intervalle de longueur d'onde sur le spectre des longueurs d'onde visible.

Une source de lumière est donc caractérisée par sa faculté à émettre une certaine quantité de photons par longueur d'onde. La distribution de puissance spectrale décrit parfaitement le comportement d'une source.

Cependant, la détermination du spectre de puissance spectrale d'une source de lumière n'est pas possible à partir d'une image couleur numérisée. Le processus de réflexion et la transformation de l'espace des couleurs spectrales vers un espace de dimensions finies introduisent une perte d'information irréversible.

Les sources de lumière qui ont une distribution de puissance spectrale similaire à celle d'un corps noir sont habituellement caractérisées par leur température de couleur.

Nous donnons ici quelques définitions utiles pour comprendre ces notions qui nous serviront tout au long de notre travail.

Définition 2.2 : Radiateur de Planck ou corps noir

C'est un corps rayonnant qui absorbe toutes les radiations parfaitement (sans réflexion ni transmission). Le rayonnement du corps noir est le modèle du rayonnement thermique d'un corps à température uniforme en équilibre avec son environnement. Son spectre est une fonction universelle qui passe par un maximum pour une longueur d'onde qui dépend de sa température.

Une discussion détaillée sur les caractéristiques de ces radiateurs thermiques idéaux est donnée dans [79].

Le corps noir est donc la source d'énergie radiante de référence servant à la caractérisation des sources de lumière réelles. La mesure utilisée est la température de couleur.

En général, la lumière artificielle est produite en chauffant un filament métallique. Plus la température augmente, plus l'activité moléculaire augmente, produisant une émission électromagnétique de plus en plus puissante.

Le physicien allemand Max Planck, a démontré que le spectre lumineux émis par un corps noir parfait (totalement absorbant) dépend uniquement de sa température.

Définition 2.3 : Température de couleur d'une source lumineuse

Température du corps noir produisant un rayonnement équivalent à la source.

Dans le cas des lampes à incandescence, l'équivalence est très facile à trouver car le spectre d'un filament est très proche de celui du corps noir.

La lumière du jour constitue un cas particulier; elle varie énormément en fonction de l'heure et des conditions climatiques. La répartition spectrale de la lumière solaire, une fois filtrée par l'atmosphère, est très différente du rayonnement du corps noir. Pour caractériser la lumière solaire la notion de température de couleur corrélée est introduite.

Définition 2.4 : Température de couleur corrélée

On définit la température de couleur corrélée d'une source comme la température en Kelvin à laquelle la chrominance du radiateur de Planck est la plus proche de celle du stimulus observé. La correspondance entre le corps noir et la source est faite sur la chrominance uniquement. Les DPS sont différentes.

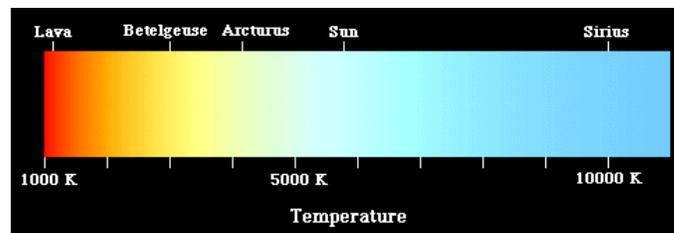


FIG. 2.2 – Températures de couleur corrélées

Le soleil et la lumière du jour Il s'agit de la principale source de lumière naturelle. Le soleil et ses rayons dispersés par l'atmosphère jouent un rôle majeur dans la science des couleurs.

Lors de la spécification des distributions spectrales de la lumière du jour il convient de préciser s'il s'agit de la lumière solaire directe uniquement, de la lumière solaire plus la lumière dispersée par l'atmosphère ou de la lumière de l'atmosphère uniquement. Les conditions atmosphériques et la position du soleil sont aussi des facteurs importants.

Chaque phase de la lumière solaire se traduit par des températures de couleur particulières. Nous verrons au chapitre 7 que ces connaissances permettent d'identifier les conditions d'éclairage et le contexte lumineux d'une scène à partir de la température de couleur corrélée de l'illuminant de l'image.

Les différentes phases de la lumière solaire se caractérisent par des températures de couleur corrélées différentes (cf. figure 2.2).

- La lumière du soleil plus la lumière « atmosphérique » correspondent à une température de couleur variant de 5000K à 7000K, indépendamment de la couverture nuageuse. Le spectre de distribution de puissance qui représente le mieux ces conditions est celui correspondant à la température 6000K.
- La lumière émise par le ciel des hautes latitudes ainsi que la lumière émise par l'atmosphère uniquement, possède une température supérieure à 7000K. L'importance de la couverture nuageuse influence la température de couleur applicable. Pour un ciel dégagé, la température de couleur se situe au dessus des 40,000K, alors que un ciel de hautes latitudes couvert est identique à la première catégorie.
- La lumière émise par le disque solaire seul ou la lumière émise par le soleil à basses altitudes plus la lumière du ciel produit une couleur de température inférieure à 5000K.

La CIE a définie une classe d'illuminant correspondant aux différentes phases de la lumière solaire.

Définition 2.5 : Illuminants standards de type D

Ce sont des illuminants standards de la CIE qui définissent différentes phases de la lumière solaire en fonction de leur température de couleur corrélée (4000-25000K).

L'illuminant standard D65 L'illuminant standard D65 représente la lumière solaire pour une température de couleur corrélée de 6500K. Bien que les radiations émanant de la surface du soleil soient probablement similaires à celles émanant d'un radiateur de Planck, à la fin de leur parcours à travers les atmosphères du soleil et de la terre, elles ne varient plus régulièrement avec la longueur d'onde comme le font les radiateurs thermiques.

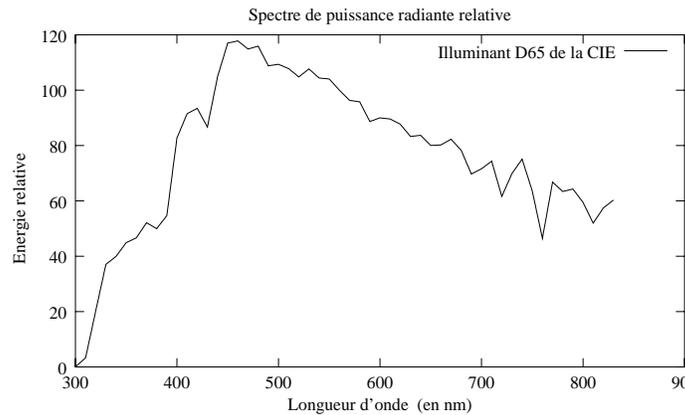


FIG. 2.3 – Illuminant standard D65 (Données provenant de la base de données du Color & Vision Research Laboratory (CVRL)).

La distribution de puissance spectrale relative de l'illuminant standard D65 est illustrée par la figure 2.3.

Lampes à tungstène Dans le domaine des longueurs d'onde visibles, la distribution spectrale des corps comme le carbone, le platine et le tungstène est considérée comme équivalente à la distribution spectrale d'un corps noir. Le tungstène est le matériau préféré pour la fabrication des filaments des lampes à incandescence. Sa température de fusion se situe au dessus de 3650K, il résiste donc à des températures élevées.

L'illuminant standard A La CIE a adopté un illuminant standard représentant la lumière d'une lampe à filament de tungstène.

L'illuminant A modélise tous les illuminants ayant une distribution spectrale de puissance relative équivalente à un radiateur de Planck opérant à une température de 2856 K.

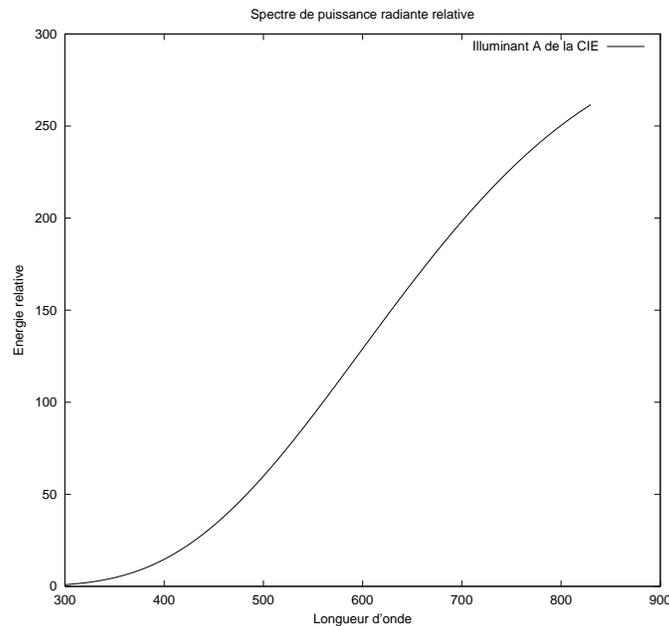


FIG. 2.4 – Illuminant standard A (Données provenant de la base de données du CVRL)

La distribution de puissance spectrale relative de l'illuminant standard A est illustrée par la figure 2.4 et ses valeurs peuvent être trouvées en annexe de [28].

On remarque que la lumière solaire se rapproche plus du spectre blanc parfait (énergie équivalente à chaque longueur d'onde) que le spectre associé aux lampes à incandescence. Ces dernières fournissent plus d'énergie dans les longueurs d'onde élevées (jaunes-rouge) que dans les basses (bleues).

À partir des caractéristiques des sources de lumière précédemment décrites on peut déjà voir que le rendu des couleurs sera modifié en fonction du spectre de l'illuminant de la scène. Il faut cependant préciser que les flashes couramment utilisés en photographie ont une distribution spectrale similaire à celle du soleil.

La CIE a défini le *CIE daylight locus* dans le diagramme chromatique x-y (le diagramme chromatique est introduit plus loin dans ce chapitre). Il représente les chrominances de la

source de lumière de type D en fonction de sa température en Kelvin. La figure 2.5 illustre ce locus ; il nous servira plus tard pour détecter l'illuminant d'une image (cf. chapitre 7).

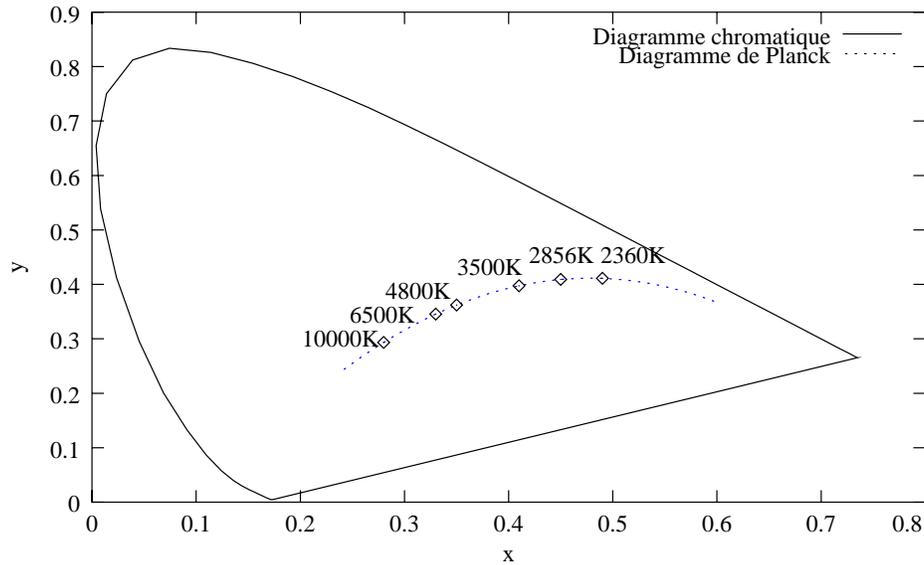


FIG. 2.5 – Diagramme des chrominances d'une source de type D

Le tableau 2.1 répertorie les sources lumineuses typiques en fonction de leur température de couleur.

Température	Source typique
1000K	bougie
3650K	Lampe à tungstène standard
5000K	Flash
5500K	Lumière du jour standard
6000K	Ciel bleu avec soleil
7000K	Ciel légèrement couvert
8000K	Ciel couvert
11000K	Ciel bleu sans soleil

TAB. 2.1 – Correspondance entre les sources de lumière typiques et leur température de couleur

2.1.2 Lumière et matière

On considère que les photons se déplacent en ligne droite jusqu'au moment où leur trajectoire rencontre une surface. Dans la grande majorité des cas, l'interaction avec la surface produit un changement radical de comportement du photon. Ces changements produits par les caractéristiques des surfaces révèlent à la vision des informations intrinsèques

aux surfaces qui permettent de les identifier. La seule surface qui ne changerait pas le comportement du photon, si elle existait, serait une surface parfaitement transparente, et donc invisible. Toutes les surfaces réelles interagissent avec la lumière de manière assez franche. Lorsqu'un photon frappe une surface, trois phénomènes distincts peuvent se produire : le photon est soit transmis à travers la surface, soit absorbé par celle-ci, soit réfléchi (cf. figure 2.6). La trajectoire de la lumière transmise à travers une surface peut être modifiée par la nature du matériau selon une loi de dispersion définie par les caractéristiques physiques du milieu.

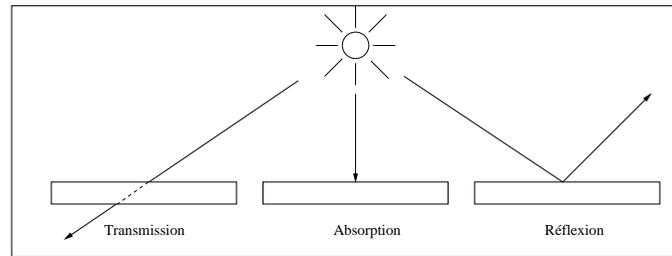


FIG. 2.6 – Différents types d'interaction lumière/matière

Parmi les trois types d'interaction lumineuse, la réflexion est la plus importante du point de vue de la vision.

D'abord, la lumière réfléchi est modifiée par le matériau ; elle apporte donc des informations quant à la nature de la surface. Ensuite, la lumière réfléchi continue son trajet dans l'espace pour finalement venir frapper la surface sensible du capteur. Elle transmet donc l'information caractérisant la surface au système visuel.

Au chapitre 3, nous présenterons des modèles de réflexion de la lumière qui nous permettront d'interpréter les informations reçues par le capteur en fonction des phénomènes physiques. C'est sur la base de cette compréhension que nous élaborerons des outils d'analyse des conditions d'éclairage (chapitres 5 et 7).

La réflexion

Définition 2.6 : Réflexion

Processus par lequel une radiation est renvoyée par une surface ou un matériau sans subir de modification en fréquence (pas de fluorescence). Une partie de la radiation incidente est réfléchi à la surface du matériau et une autre partie est réfléchi par l'intérieur du matériau.

La réflexion peut être régulière, diffuse ou mixte. Une réflexion spéculaire (ou de Fresnel, ou de surface) suit les lois de réflexion sans phénomènes de dispersion (cf. figure 2.7 (a)). Une réflexion diffuse (ou lambertienne, ou de corps) réfléchit les rayons incidents dans plusieurs directions selon les caractéristiques du matériau (cf. figure 2.7 (b)). Une réflexion mixte est à la fois régulière et diffuse. En pratique, comme nous le verrons dans les chapitres suivants,

la majorité des surfaces réelles produisent une réflexion mixte. C'est une caractéristique qui nous servira pour analyser l'illuminant (cf. chapitre 7).

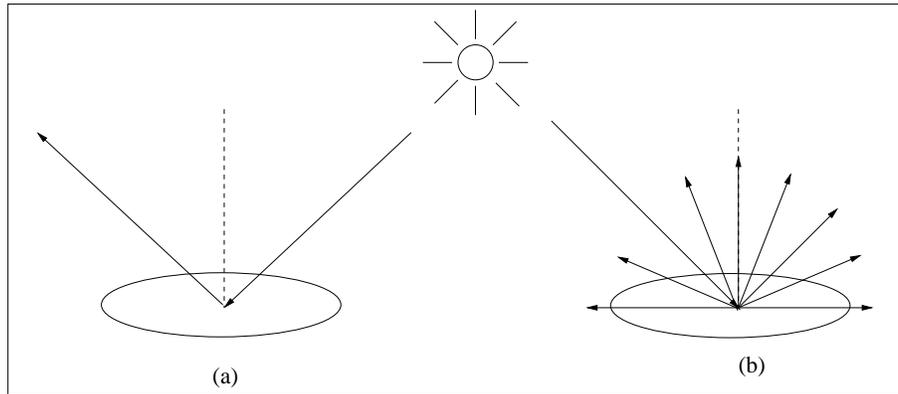


FIG. 2.7 – Réflexion isotropique (a) spéculaire et (b) diffuse

Absorption spectrale

Lorsqu'on parle de la couleur d'une surface, on fait référence au stimulus perceptuel que réfléchit cette surface vers le système visuel. Dans l'univers physique, les surfaces ne sont pas colorées. La caractéristique physique qui détermine la couleur perçue d'une surface est son spectre de réflectance spectrale.

Définition 2.7 : Réflectance spectrale

Elle représente le pourcentage de photons réfléchis par la surface en fonction de la longueur d'onde.

Le spectre de réflectance d'une surface est une propriété invariante aux conditions d'illumination et de visualisation. C'est une caractéristique intrinsèque à l'objet observé et donc très utile en vue de l'identification des surfaces.

La lumière perçue par la rétine (le spectre de luminance) est déterminée par le spectre de réflectance de la surface et le spectre d'émission de la source lumineuse. La figure 2.8 montre le spectre de luminance produit par une même surface illuminée par des sources de lumière différentes.

La lumière reçue par la rétine $L(\lambda)$ est le produit du nombre de photons émis par la source $I(\lambda)$ et du pourcentage de lumière réfléchi par la surface $R(\lambda)$ à chaque longueur d'onde :

$$L(\lambda) = I(\lambda) \times R(\lambda) \quad (2.3)$$

On remarque que pour la lumière du jour dont le spectre d'émission est plat, on obtient un spectre de luminance similaire au spectre de réflectance.

Ceci nous montre l'importance de la recherche de l'illuminant. En effet, l'identification intrinsèque des surfaces ne peut se faire sans une connaissance préalable des caractéristiques

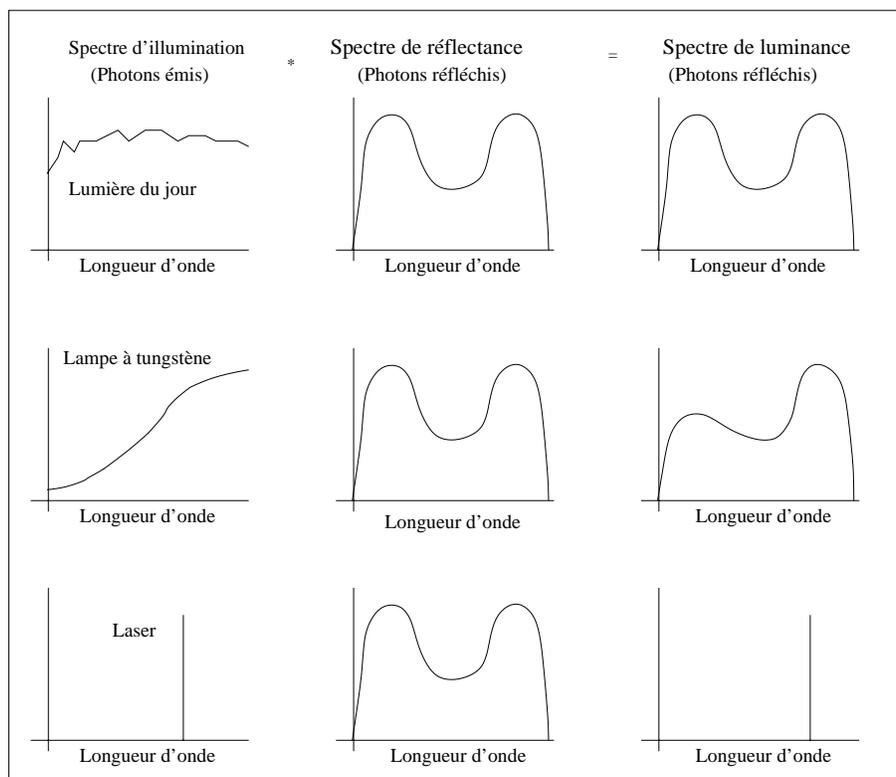


FIG. 2.8 – Effet de l’illuminant sur le spectre de luminance

de l’illuminant.

Le système visuel recherche à identifier les caractéristiques de réflectance des surfaces pour les discriminer les unes des autres. La capacité à percevoir les propriétés de réflectance des surfaces est appelée *constance de couleur*. C’est une analyse implicite des conditions d’éclairage qui a déjà inspiré un grand nombre de travaux [17, 33, 26, 38].

2.1.3 L’œil

L’œil est le capteur visuel naturel. C’est sur la base de notre compréhension de son fonctionnement qu’ont été élaborés les capteurs artificiels tels que les caméras. Il est donc utile de rappeler les caractéristiques morphologiques et physiologiques générales du système visuel humain et en particulier celles de l’œil.

L’œil constitue l’interface physique du système visuel humain. C’est un capteur qui convertit l’information électromagnétique en activité neuronale.

Sur son chemin vers la rétine, le photon rencontre premièrement la cornée (figure 2.9), fine pellicule transparente protégeant l’humeur aqueuse. En plus de sa fonction protectrice, elle a le rôle de lentille dans le système optique. Ensuite, la lumière incidente traverse le système optique principal formé par l’iris, la pupille et le cristallin. La pupille contrôle la quantité de lumière entrant dans l’œil en réduisant ou augmentant

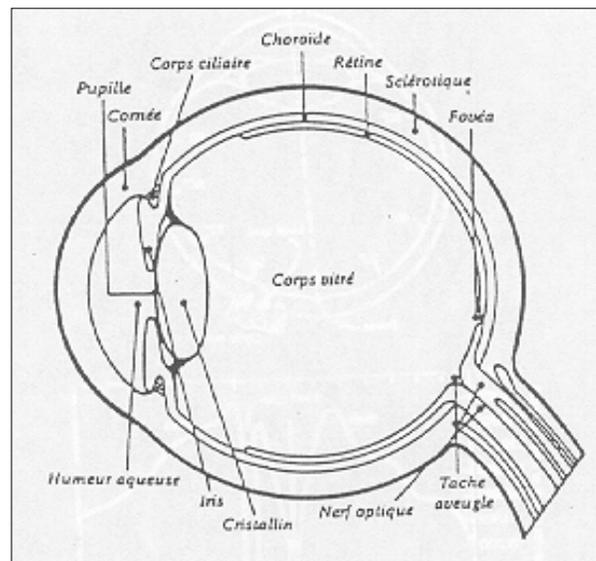


FIG. 2.9 – Coupe de l'œil (Document issu de [21])

sa taille à l'aide de l'iris. Le cristallin, situé derrière la pupille, reçoit le signal et le projette sur la rétine qui se trouve au fond de l'œil. En faisant varier sa courbure, le cristallin fait converger les rayons lumineux de manière à obtenir une image nette sur la rétine.

La rétine est l'organe photosensible du système visuel. Elle est composée de centaines de millions de cellules nerveuses : les cônes et les bâtonnets. Le rôle de ces cellules est capital. Elles permettent de voir les détails, les lumières, les couleurs et les formes. Les cônes et les bâtonnets sont les cellules photoréceptrices. Ce sont ces cellules qui transforment le signal électromagnétique en influx nerveux et transmettent au cerveau l'information visuelle sous la forme d'un signal neuronal.

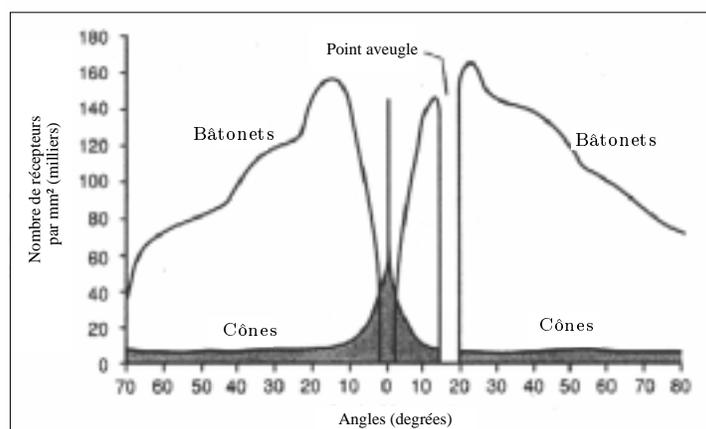


FIG. 2.10 – Distribution des cônes et des bâtonnets à la surface de la rétine

Il y a beaucoup plus de bâtonnets (130 millions) que de cônes (6-7 millions). Le diamètre des cônes est beaucoup plus petit que celui des bâtonnets. Plus on s'éloigne de la partie centrale de la rétine, plus les cônes se font rares et plus leur diamètre augmente (figure 2.10).

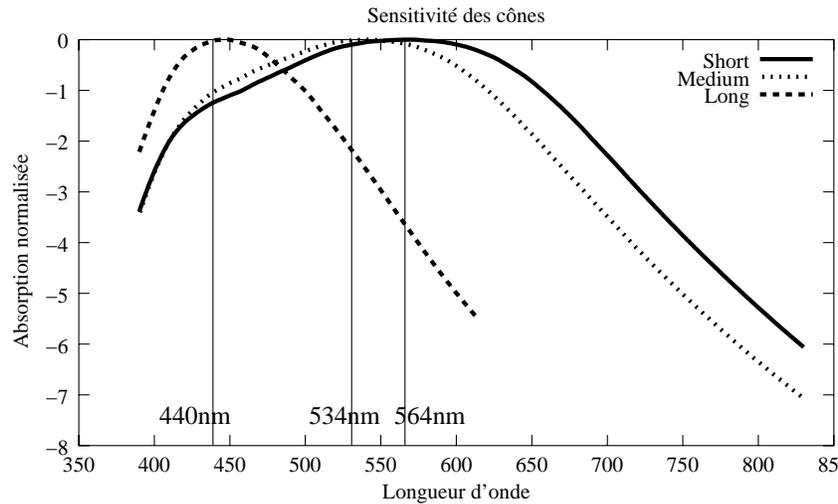


FIG. 2.11 – Réponses spectrales des trois types de cônes de la rétine (Données provenant de la base de données du CVRL)

Les cônes ont besoin de plus de lumière que les bâtonnets pour être excités. Ils réagissent plus en éclairage diurne qu'en éclairage nocturne. Les bâtonnets eux, assurent la vision nocturne.

Il existe 3 sortes de cônes (figure 2.11) qui réagissent à des longueurs d'onde différentes et que l'on dénomme *short*, *medium* et *long* (SML).

Ces cellules sont à la base de la trichromaticité humaine [48]. Elles sont donc responsables de la vision des couleurs.

Le codage rétinien La base physiologique de la perception humaine est trichromatique. Ceci explique pourquoi il est possible de représenter les couleurs dans un espace tridimensionnel tel que l'espace RGB (nous introduirons les espaces couleurs plus loin dans ce chapitre). Cependant, le signal n'est pas transmis sous cette forme au cerveau. Entre le cerveau et la rétine il existe un réseau de neurones rétinien qui est dédié au codage de l'information visuelle [48].

A partir d'expériences psychovisuelles, il a été mis en évidence que les signaux transmis par la rétine ne sont pas compatibles avec la théorie trichromatique ; ils sont le résultat d'un codage « en opposition » des signaux issus des cellules SML de la rétine. L'information est véhiculée par trois canaux contenant les signaux (L-M, S+M+L, S-M-L) et les signaux opposés (M-L, -S-M-L, L+M-S). Ce codage est illustré par la figure 2.12.

Ce codage rétinien peut être considéré comme un changement d'espace de représentation similaire aux changements d'espace couleur que nous verrons par la suite. la représentation initiale est un espace tridimensionnel dans lequel chaque couleur spectrale est

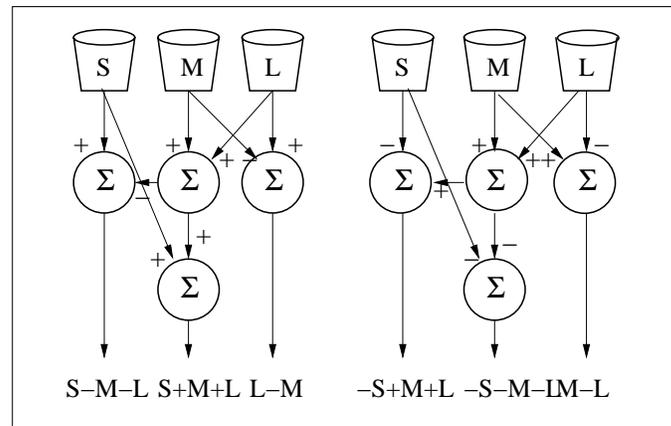


FIG. 2.12 – Circuits neuronaux du processus dual de la théorie des oppositions de couleurs

représentée par un vecteur de composantes S, L et M. Les opérations effectuées par le codage rétinien transforment cette représentation en une représentation basée sur les axes noir/blanc, rouge/vert et bleu/jaune, similaire à la représentation de l'espace CIE-Lab que nous verrons à la fin de ce chapitre.

2.2 La représentation des couleurs

L'œil étant en général à la fin de chaque chaîne de couleur, les systèmes d'acquisition et de reproduction sont conçus pour reproduire un signal couleur similaire à la sensation visuelle produite par la couleur spectrale directement observée. En effet, les couleurs qu'on cherche à reproduire sont destinées à être visualisées par un observateur humain. La qualité de l'acquisition ou de la reproduction d'un signal couleur reste donc subjective à l'œil.

Le signal perçu par le système visuel, en tant qu'onde électromagnétique, est entièrement caractérisé par sa DPS, une fonction $C(\lambda)$, les longueurs d'onde λ visibles étant celles comprises entre 400 nm et 700 nm. La couleur est une fonction continue de la longueur d'onde du signal observé.

Le processus de représentation cherche à remplacer le modèle continu du signal par un modèle discret. Dans le cas de la couleur, nous voulons remplacer l'espace spectral ε qui est de dimension infinie par un espace de dimension finie.

Représentation universelle des couleurs

En pratique, le signal couleur $C(\lambda)$ n'est pas représenté dans les systèmes de traitement de l'information visuelle. Les capteurs n'ont en effet pas directement accès au signal couleur (il faut des spectromètres coûteux) mais seulement à des scalaires du type :

$$C_i = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} C(\lambda) s_i(\lambda) d\lambda \quad (2.4)$$

où s_i est la fonction de réponse spectrale du récepteur i , et λ_1 et λ_2 les bornes inférieure et supérieure de l'intervalle des longueurs d'onde visibles.

Le capteur physique

Un capteur d'images multispectrales consiste en un nombre fini de récepteurs s_1, s_2, \dots, s_n , ayant chacun sa *fonction de réponse spectrale* $s_i(\lambda)$. Cette fonction donne, pour chaque longueur d'onde, le poids avec lequel la lumière à cette longueur d'onde contribue à la réponse finale du récepteur. Donc, si le récepteur reçoit une lumière de distribution spectrale $C(\lambda)$, le signal de sortie nous est donné par les n chiffres C_1, \dots, C_n .

Dans le cas d'un capteur idéal, la fonction de réponse spectrale s_i de chaque récepteur est un pic de Dirac à la longueur d'onde λ_i . Donc, l'équation 2.4 peut s'exprimer de la manière suivante :

$$C_i = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} C(\lambda) \delta(\lambda - \lambda_i) = C(\lambda_i) \quad (2.5)$$

Le récepteur idéal effectue un échantillonnage de l'espace des couleurs spectrales (figure 2.13) en n différentes valeurs du spectre des longueurs d'onde.

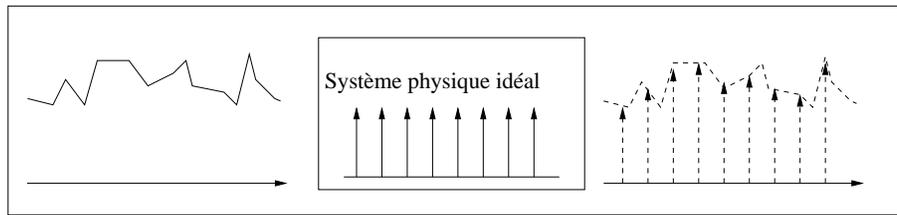


FIG. 2.13 – Échantillonnage ponctuel des couleurs dans un récepteur idéal.

De manière générale, la réponse spectrale des récepteurs ne correspond pas à une fonction d'impulsion mais plutôt à une fonction unimodale positive, semblable à celle représentée figure 2.14.

Malgré cela, on considère que l'action d'un récepteur consiste à échantillonner le spectre visible.

Un capteur établit la transformation linéaire :

$$\mathcal{R} : \varepsilon \rightarrow \mathbb{R}^n$$

définie par :

$$\mathcal{R}(C) = (C_1, \dots, C_n)$$

où chaque composante C_i est donnée par la relation 2.4. La transformation \mathcal{R} est appelée *transformation de représentation* : elle établit une relation entre l'espace des couleurs spectrales ε et sa représentation finie dans \mathbb{R}^n .

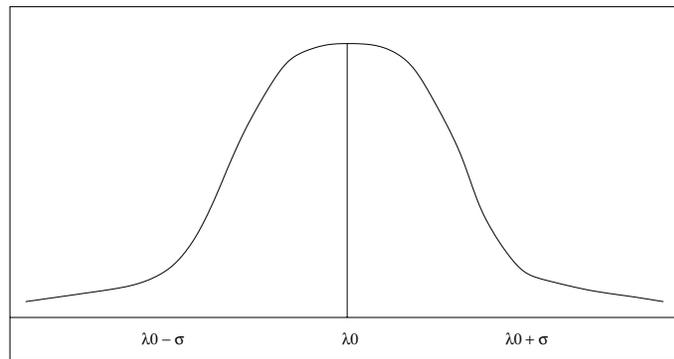


FIG. 2.14 – Fonction de réponse spectrale d'un capteur.

Dans le processus de représentation, des couleurs de distributions spectrales différentes peuvent être représentées par le même vecteur dans \mathbb{R}^n : c'est le métamérisme.

Définition 2.8 : Couleur métamère

Deux couleurs $C(\lambda)$ et $C'(\lambda) \in \varepsilon$ sont métamères par rapport au récepteur de transformation de représentation \mathcal{R} si : $\mathcal{R}(C(\lambda)) = \mathcal{R}(C'(\lambda))$.

Une relation métamère \simeq peut être définie dans l'espace des couleurs spectrales ε :

$$C(\lambda) \simeq C'(\lambda) \iff \mathcal{R}(C) = \mathcal{R}(C')$$

En résumé, le récepteur physique effectue une transformation de l'espace des couleurs spectrales ε dans un espace vectoriel de dimension finie que l'on dénomme *espace couleur du récepteur physique*.

Reconstruction des couleurs

Nous venons de voir comment un système d'échantillonnage traite un signal électromagnétique à travers ses récepteurs s_1, s_2, \dots, s_n .

Pour restituer la sensation de couleur originale à l'aide d'un système physique de reproduction de couleurs, on doit reconstituer un signal électromagnétique de composition spectrale similaire au stimulus original du point de vue de l'œil. Ce signal continu doit être préalablement reconstruit par le système physique. La reconstruction est effectuée par un émetteur physique qui produit de la lumière lorsqu'il reçoit un signal numérique.

Mathématiquement parlant, un émetteur possède un nombre fini de canons s_1, s_2, \dots, s_n , avec $P_i(\lambda)$ la distribution spectrale associée à l'émission de base de chaque canon s_i . L'ensemble $\mathcal{B} = \{P_k(\lambda)\}$, pour $k = 1, 2, \dots, n$, constitue la base de l'espace couleur de l'émetteur. Chaque couleur $P_k(\lambda)$ est appelée *couleur primaire*. On reconstruit toutes les couleurs par combinaison linéaire des couleurs primaires de l'émetteur tel que :

$$C(\lambda) \simeq \sum_{k=1}^n \beta_k P_k(\lambda) \quad (2.6)$$

Avec \mathcal{B} la base de primaires de l'émetteur et le vecteur $(\beta_1, \dots, \beta_n)$ les composantes primaires de la couleur C par rapport à l'émetteur. En pratique, la couleur C peut être obtenue par une combinaison additive des couleurs primaires.

Étant donné que l'espace vectoriel $(P_1(\lambda), \dots, P_n(\lambda))$ généré par les couleurs primaires $P_k(\lambda)$ est un sous-ensemble de l'espace des couleurs spectrales ε , une couleur arbitraire $C(\lambda)$ ne sera jamais exactement reconstruite à partir de la base de primaires d'un émetteur quelconque.

Comme le montre la figure 2.15, le problème de la reconstruction des couleurs se pose par rapport à un capteur de référence qui est généralement l'œil humain. On dénombre trois éléments impliqués dans le processus de reconstruction :

- Une couleur $C(\lambda)$, définie par sa distribution spectrale.
- L'échantillonnage des couleurs par le récepteur S_r composé des capteurs s_1, \dots, s_n .
- La reconstruction des couleurs faite par l'émetteur S_e de base de primaires $P_1(\lambda), \dots, P_n(\lambda)$.

La figure 2.15 illustre le problème de la reconstruction : Le récepteur de référence est l'œil de l'observateur humain. La distribution spectrale $C(\lambda)$ provient de la scène réelle et la couleur reconstruite provient de l'écran de télévision. Dans cette configuration, l'œil échantillonne les couleurs venant de la scène réelle et de l'écran. Il utilise un jeu de trois primaires, (SML) pour reconstruire la couleur d'origine, sans pouvoir restituer parfaitement la distribution spectrale de la couleur réelle. La qualité de la reconstruction se mesure par rapport au capteur de référence (l'œil dans la majorité des applications) ; il n'est donc pas nécessaire de reproduire exactement la distribution spectrale de la couleur réelle : une couleur métamère de la couleur originale par rapport au capteur de référence est suffisante.

Le récepteur S_r échantillonne le signal couleur $C(\lambda)$ et produit le signal discret correspondant (C_1, \dots, C_n) où chaque C_i est défini par la relation 2.4. Le problème de la reconstruction consiste à obtenir une couleur :

$$C_r(\lambda) = \sum_{k=1}^n \beta_k P_k(\lambda) \quad (2.7)$$

dans l'espace couleur de l'émetteur S_e , de telle sorte que la représentation de la couleur reconstruite $C_r(\lambda)$ dans le récepteur S_r produise le même vecteur (C_1, \dots, C_n) que la couleur originale $C(\lambda)$. Le problème se résume donc à reconstruire une couleur spectrale métamère par rapport au récepteur S_r . Pour cela, il nous faut déterminer les composantes primaires β_k qui vérifient l'équation 2.7.

Les composantes primaires

Considérons une couleur de distribution spectrale $C(\lambda)$ et sa reconstruction :

$$C(\lambda) = \sum_{k=1}^n \beta_k P_k(\lambda)$$

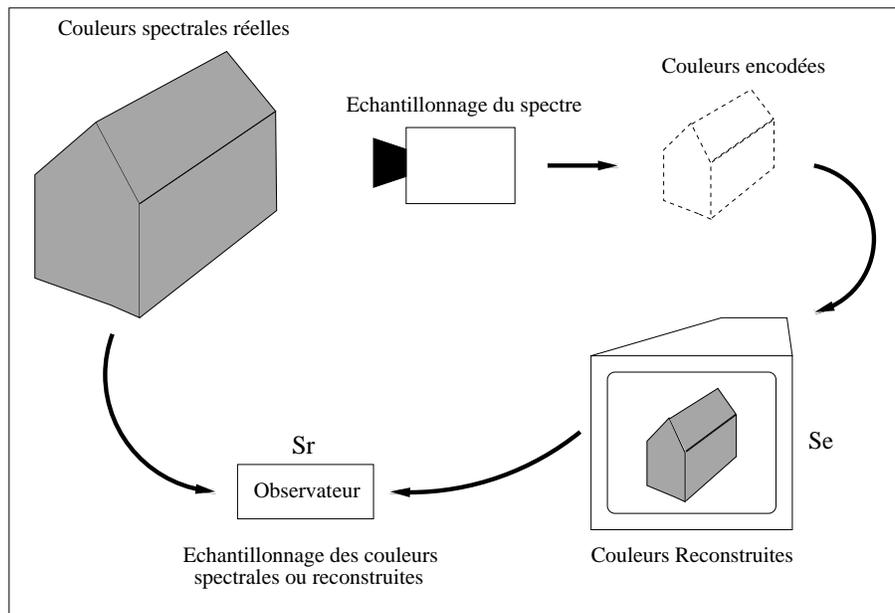


FIG. 2.15 – Métamérisme et reconstruction des couleurs.

dans l'espace couleur d'un émetteur de base de primaires $P_k(\lambda)$ pour $k = 1, \dots, n$. Si $s_1(\lambda), \dots, s_n(\lambda)$ sont les courbes de réponse spectrale du récepteur, la représentation de la couleur $C(\lambda)$ dans ce récepteur est donnée par le vecteur $(\alpha_1(\lambda), \dots, \alpha_n(\lambda))$. D'après l'équation 2.4, nous avons :

$$\begin{aligned} \alpha_i(C) &= \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \left(\sum_{k=1}^n \beta_k P_k(\lambda) \right) s_i(\lambda) d\lambda \\ &= \sum_{k=1}^n \beta_k \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} P_k(\lambda) s_i(\lambda) d\lambda \end{aligned} \quad (2.8)$$

pour $i = 1, \dots, n$.

On pose :

$$a_{ik} = \alpha_i(P_k) = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} P_k(\lambda) s_i(\lambda) d\lambda$$

de sorte que a_{ik} est la réponse du récepteur i à la couleur k de la base de primaires. On peut donc récrire l'équation 2.8 :

$$\sum_{k=1}^n \beta_k a_{ik} = \alpha_i(C) = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} C(\lambda) s_i(\lambda) d\lambda \quad (2.9)$$

Pour déterminer les composantes primaires de la couleur $C(\lambda)$ à partir de cette équation, nous devons connaître a_{ik} et $s_i(\lambda)$, qui sont les caractéristiques des deux systèmes physiques (récepteur et émetteur), plus la distribution spectrale de $C(\lambda)$.

En pratique, la base de primaires est calibrée par rapport à une couleur de référence. Ceci permet d'obtenir des composantes primaires normalisées par rapport aux conditions d'observation :

$$T_k(C) = \frac{\beta_k}{w_k} \quad (2.10)$$

où les w_k sont les composantes primaires d'une couleur de référence $W(\lambda)$ de préférence achromatique. Cette étape permet d'ajuster le récepteur et l'émetteur de sorte à étalonner l'échelle des couleurs : c'est *l'équilibrage des blancs*.

Les courbes de réponse spectrale $s_i(\lambda)$ du récepteur étant difficilement identifiables expérimentalement, on fait appel aux *fonctions de reconstruction des couleurs* dénotées $C_k(\lambda)$ et définies de la manière suivante :

$$\delta(\lambda - \lambda_0) = \sum_{k=1}^n C_k(\lambda_0) P_k(\lambda)$$

Ces fonctions représentent les valeurs des composantes primaires produisant les couleurs spectrales pures $\delta(\lambda - \lambda_i)$ dans la base primaire $P_k(\lambda)$.

Lorsque le récepteur est l'œil humain, les fonctions $C_k(\lambda)$ sont appelées *courbes d'égalisation spectrale*. Ces fonctions donnent, pour une longueur d'onde donnée λ_0 , les intensités à associer à chaque couleur primaire $P_k(\lambda)$ pour obtenir une couleur métamère de la couleur spectrale de longueur d'onde λ_0 .

Giorgianni [22] montre que grâce à ces fonctions de reconstruction des couleurs, nous pouvons obtenir les valeurs des composantes primaires normalisées sans connaître les valeurs $s_i(\lambda)$:

$$T_k(C) = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} C(\lambda) C_k(\lambda) d\lambda \quad (2.11)$$

Les courbes d'égalisation spectrale, comme nous le verrons plus loin, présentent l'avantage de pouvoir être déterminées expérimentalement par l'expérience d'égalisation des couleurs.

Luminance et chrominance

Le processus de perception des couleurs se décompose en deux étapes principales. Dans un premier temps, les signaux S, M, et L sont générés par les cellules contenant

les molécules photosensibles correspondantes, selon la théorie de Young-Helmholtz [28]. Ensuite, ces signaux sont combinés avant d'être envoyés au cerveau. Le signal envoyé est toujours composé de trois canaux, correspondant aux combinaisons des signaux originaux : S-M-L, S+M+L et L-M (cf. figure 2.12). Il est reconnu de manière empirique que le canal S+M+L correspond approximativement à la luminance. Les deux canaux restants encodent l'information couleur que l'on dénomme chrominance. Intuitivement parlant, cette information correspond à la teinte et la saturation de la couleur en question. L'œil décompose donc le signal lumineux en deux composantes : une unidimensionnelle qui correspond à la luminance et une autre bidimensionnelle correspondant à la chrominance. Nous allons voir dans cette section quelles sont les relations entre ces deux composantes.

Étant donné un système d'échantillonnage de couleurs avec des récepteurs s_1, \dots, s_n ayant des fonctions de réponse spectrale associées $s_i(\lambda)$, pour $i = 1, \dots, n$, on définit la courbe de réponse spectrale moyenne comme :

$$V(\lambda) = \sum_{k=1}^n a_k s_k(\lambda) \quad (2.12)$$

avec a_i dépendant des caractéristiques du système de couleur. Dans le cas du système visuel humain, la courbe $V(\lambda)$ est appelée fonction d'efficacité lumineuse relative. Ces valeurs sont obtenues expérimentalement et sont illustrées par la figure 2.16.

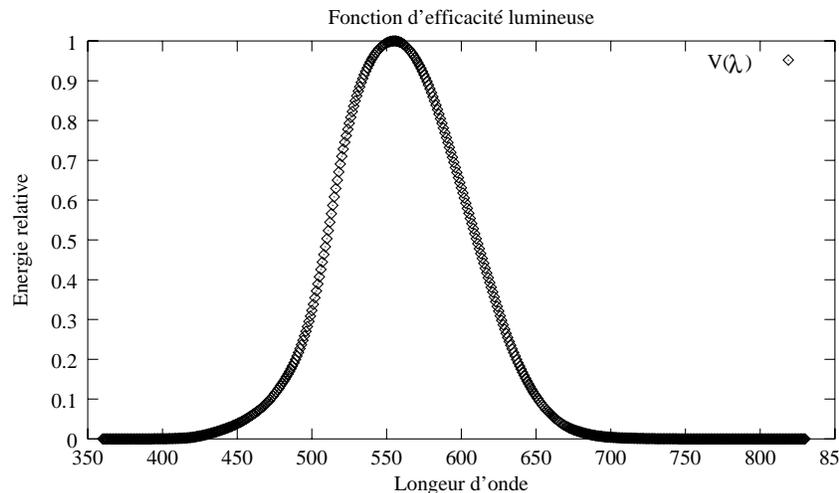


FIG. 2.16 – Fonction d'efficacité lumineuse de l'œil de la CIE (Données provenant de la base de données du CVRL)

Soit $C(\lambda)$ la distribution spectrale de la couleur C dans l'espace spectral des couleurs ε . La *luminance* de C par rapport au récepteur physique de réponse spectrale $V(\lambda)$ est

définie par :

$$L(C(\lambda)) = K \int_{\mathbb{R}} C(\lambda)V(\lambda)d\lambda \quad (2.13)$$

où la constante K est égale à approximativement 680 lumens/watts.

L'équation 2.13 définit la luminance. Elle représente une moyenne pondérée des valeurs de la fonction de distribution spectrale de la couleur. Les coefficients sont donnés par la courbe de réponse spectrale du récepteur. La modulation $C(\lambda)V(\lambda)$ à l'intérieur de l'intégrale montre que la luminance dépend de la longueur d'onde. Cela signifie que des sources lumineuses de même énergie mais de distribution spectrale différentes peuvent avoir des valeurs de luminance différentes.

La luminance définit une fonction linéaire $L : \varepsilon \rightarrow \mathbb{R}$ d'un espace couleur spectral vers l'ensemble des nombres réels. Soit $R : \varepsilon \rightarrow \mathbb{R}^n$ la représentation d'un espace couleur spectral dans l'espace couleur d'un capteur à n dimensions. Si $C(\lambda)$ et $C'(\lambda)$ sont métamères de telle sorte que $R(C(\lambda)) = R(C'(\lambda))$, on a : $L(C) = L(C')$. En effet, le métamérisme implique que :

$$\begin{aligned} L(C) &= K \int_{-\infty}^{+\infty} C(\lambda)V(\lambda)d\lambda = K \int_{-\infty}^{+\infty} C(\lambda)\left(\sum_{i=1}^n a_i s_i(\lambda)\right)d\lambda \\ &= K \sum_{i=1}^n \int_{-\infty}^{+\infty} C(\lambda)a_i s_i(\lambda)d\lambda \simeq K \sum_{i=1}^n \int_{-\infty}^{+\infty} C'(\lambda)a_i s_i(\lambda)d\lambda \\ &= K \int_{-\infty}^{+\infty} C'(\lambda)\left(\sum_{i=1}^n a_i s_i(\lambda)\right)d\lambda = K \int_{-\infty}^{+\infty} C'(\lambda)V(\lambda)d\lambda \\ &= L(C') \end{aligned}$$

On voit donc que la fonction de luminance L implique naturellement, via l'équivalence métamérique, une fonction linéaire $\bar{L} : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ dans l'espace couleur du récepteur physique. En d'autres termes, $\bar{L}(R(C(\lambda))) = L(C(\lambda))$. La fonction \bar{L} est appelée luminance du système physique.

Espace chromatique Un espace couleur physique se décompose en deux sous-espaces complémentaires : le sous-espace de la chrominance et celui de la luminance [79, 28]. Nous allons voir ici comment l'ensemble des chrominances d'un espace couleur peut être représenté par un *diagramme chromatique*.

Lorsqu'on multiplie une couleur C par un nombre réel $t > 0$, on multiplie aussi sa luminance par la même quantité : $L(tC) = tL(C)$. La chromaticité de la couleur C n'est pas affectée par cette multiplication. En multipliant les valeurs de la distribution spectrale par

une constante, seule l'énergie du signal est modifiée. Donc, étant donnée une couleur C , l'ensemble des couleurs

$$C' = tC : t \in \mathbb{R}, t \neq 0$$

a la même couleur en terme de chrominance. On peut donc définir l'information chromatique de C comme étant égale à C' .

Géométriquement parlant, cet ensemble peut être représenté dans l'espace couleur par une ligne droite passant par l'origine de l'espace sans le contenir. C'est une ligne de chrominance. L'ensemble des chromaticités de l'espace peut être représenté par l'ensemble des lignes de \mathbb{R}^3 passant par l'origine de l'espace. On peut donc représenter les chrominances d'un espace couleur physique par un plan sur lequel sont projetées les droites caractérisant les couleurs. Ce plan est plus connu sous le nom de *triangle de maxwell*. La figure 2.25 montre ce triangle dans le cas de l'espace couleur mRGB (introduit plus tard).

Le triangle de Maxwell Dans un espace tridimensionnel associé à un système physique de couleurs primaires P_1, P_2, P_3 , on définit un plan chromatique ou plan de Maxwell par le plan M d'équation $x+y+z=1$. Le triangle formé par l'intersection de ce plan avec les axes de l'espace couleur est appelé triangle de Maxwell. Cette représentation permet de paramétrer les lignes chromatiques par leur intersection avec le plan. Cela revient à définir des coordonnées locales sur le plan. Ce système de coordonnées est suffisant pour spécifier toutes les couleurs visibles : ce sont *les coordonnées chromatiques*.

Le calcul de ces coordonnées est immédiat. En effet, étant donné un vecteur couleur C de luminance non nulle, il existe un seul réel positif t_0 tel que t_0C se situe sur le plan de Maxwell vérifiant :

$$t_0C = C' \tag{2.14}$$

avec C' le plan de Maxwell. Géométriquement parlant, C' est la projection radiale de C sur le plan. Les coordonnées cartésiennes du vecteur C' correspondent aux coordonnées chromatiques de C .

Soit C_1, C_2, C_3 , les coordonnées de la couleur C et C'_1, C'_2, C'_3 , les coordonnées de la couleur C' . D'après l'équation 2.14, on a :

$$t_0C_1 = C'_1, \quad t_0C_2 = C'_2, \quad t_0C_3 = C'_3.$$

Comme C' est sur le plan de Maxwell, on a $C'_1 + C'_2 + C'_3 = 1$. En combinant cette équation avec les précédentes, on obtient :

$$t_0 = \frac{1}{C_1 + C_2 + C_3}.$$

En substituant les valeurs de t_0 dans 2.14 :

$$C'_1 = \frac{C_1}{C_1 + C_2 + C_3}$$

$$C'_2 = \frac{C_2}{C_1 + C_2 + C_3}$$

$$C'_3 = \frac{C_3}{C_1 + C_2 + C_3}$$

La couleur blanche est représentée par un point dans le diagramme chromatique appelé *point achromatique*. La ligne reliant l'origine (qui représente le noir) avec le point achromatique est appelée la ligne achromatique. Les couleurs sur cette ligne varient du noir au blanc en passant par toutes les variations de gris.

2.3 Les espaces couleurs

Nous avons vu que le modèle de représentation approprié pour représenter les couleurs spectrales est un espace vectoriel de dimension finie. Un espace de représentation est associé à chaque système couleur physique, que ce soit un émetteur ou un récepteur.

Un système de couleur est un espace dans lequel nous avons défini un système de coordonnées. De façon générale, on définit un système de couleur à partir d'une base de couleurs primaires P_1, \dots, P_n dans un espace de représentation de couleur. Dans ce système, on exprime un vecteur couleur C comme :

$$C = \sum_{i=1}^n c_i P_i$$

Ses coordonnées sont donc (c_1, \dots, c_n) .

Dans les processus industriels impliquant la couleur, on rencontre plusieurs systèmes de couleur selon les applications. Pour un problème donné, il convient de rechercher dans un premier temps le système de couleur qui répond le plus exactement possible à la nature du problème et à sa solution.

En imagerie on recense trois catégories principales d'espaces couleurs : Les systèmes standardisés, les systèmes physiques et les systèmes d'interfaces.

2.3.1 Les systèmes standardisés

Les systèmes standardisés ont été établis pour permettre la spécification des couleurs indépendamment des particularités matérielles ou applicatives. Ces systèmes sont très importants pour comparer les couleurs, spécifier de nouveaux systèmes et stocker l'information couleur.

L'espace couleur standardisé CIE-RGB L'œil humain peut être vu comme un capteur trichromatique dans lequel chaque type de cônes correspond à un type de récepteur. La CIE a proposé un système de reconstruction des couleurs ayant une base de primaires correspondant approximativement aux sensibilités des cônes (section 2.1.3).

L'espace couleur CIE-RGB standardisé a été défini en 1931. C'est un espace trichromatique dont les primaires de base sont des couleurs monochromatiques dans les basses, moyennes, et hautes portions du spectre, respectivement le rouge, le vert et le bleu.

La base choisie est :

$$P_1(\lambda) = \delta(\lambda - \lambda_1) \text{ pour } \lambda_1 = 700nm \text{ (rouge)}$$

$$P_2(\lambda) = \delta(\lambda - \lambda_2) \text{ pour } \lambda_2 = 546nm \text{ (vert)}$$

$$P_3(\lambda) = \delta(\lambda - \lambda_3) \text{ pour } \lambda_3 = 435nm \text{ (bleu)}$$

où δ est un pic de Dirac.

Les fonctions d'égalisation spectrale sont représentées figure 2.17. Les valeurs représentées ont été obtenues expérimentalement par le moyen de *l'expérience d'égalisation des couleurs* (voir ci-dessous).

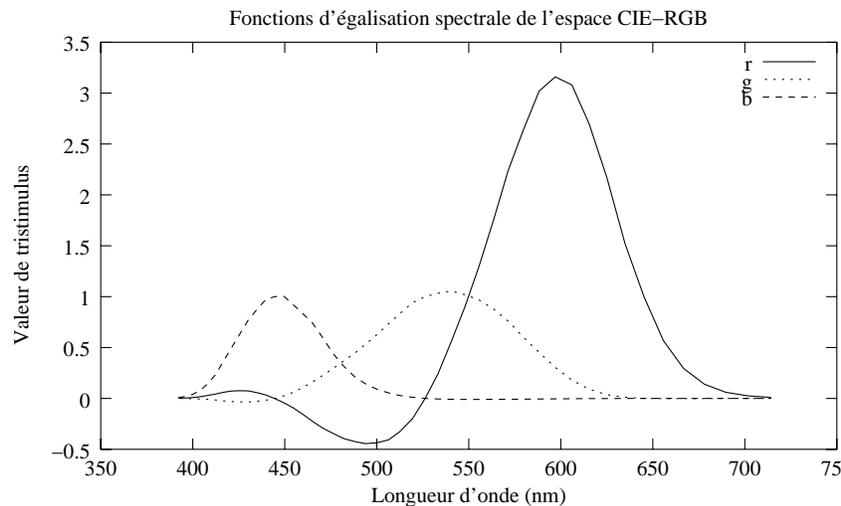


FIG. 2.17 – Fonctions d'égalisation spectrale de l'espace CIE-RGB (Données provenant de la base de données du CVRL)

Ces courbes représentent le mélange de couleur nécessaire à la reproduction des couleurs spectrales visibles à partir de la base de primaires donnée ci-dessus.

L'expérience d'égalisation des couleurs Pour calculer les valeurs des courbes d'égalisation spectrale $C_k(\lambda)$, la connaissance des réponses spectrales des cônes s_i de l'œil humain est requise. Ces valeurs ne peuvent être connues que par des méthodes de mesure indirectes et imprécises. L'expérience d'égalisation des couleurs permet de déterminer les

valeurs des fonctions d'égalisation spectrale $C_k(\lambda)$ pour un jeu de primaires choisi. La figure 2.18 montre le procédé de cette expérience. La couleur test de référence est projetée dans la moitié inférieure du champ de vue, alors que dans la partie supérieure on observe une synthèse additive des trois primaires. La quantité de lumière provenant des primaires est ajustée de manière à obtenir une couleur perceptuellement similaire à la couleur de référence. Cette expérience de correspondance trichromatique est réalisable grâce aux trois différents types de cônes présents dans la rétine. Cependant, ce procédé additif ne permet pas la reproduction de toutes les couleurs du spectre. Pour certaines couleurs, on doit « soustraire » une des couleurs primaires du mélange. Pour cela, on ajoute cette primaire à la lumière de référence. La figure 2.17 illustre les courbes de mélange obtenues. Elles représentent les quantités de lumière nécessaires pour obtenir une couleur spectrale donnée.

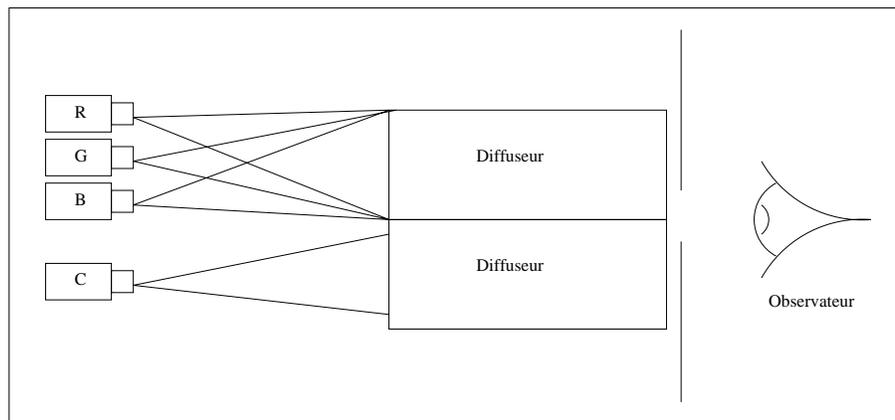


FIG. 2.18 – Expérience d'égalisation des couleurs

Le modèle standard CIE-RGB a plusieurs inconvénients :

- Les primaires utilisées n'englobent pas la totalité des couleurs visibles.
- Les fonctions d'égalisation spectrale ont des valeurs négatives. Cela complique le calcul des coordonnées du vecteur couleur à partir de la distribution spectrale.
- Les valeurs photométriques ne peuvent être obtenues directement à partir des coordonnées trichromatiques. Une combinaison linéaire des coordonnées trichromatiques est nécessaire.

L'espace couleur standardisé CIE-XYZ Pour répondre à ces inconvénients, la CIE a établi un nouveau standard, basé sur les primaires X, Y et Z. Il est destiné à simplifier le plus possible les calculs impliquant les magnitudes des couleurs. Pour cela, les primaires doivent vérifier les conditions suivantes :

1. Les composantes XYZ doivent être non-négatives pour toutes les couleurs visibles.
2. Deux des primaires doivent avoir une luminance nulle.
3. Le plus grand nombre de couleurs spectrales doivent être exprimées avec au moins une composante nulle.

Les fonctions d'égalisation des couleurs ont des valeurs négatives car les primaires correspondent à des couleurs visibles. En choisissant des primaires dans le spectre visible, on détermine un triangle dans le plan chromatique ; les couleurs situées en dehors du triangle ont au moins une composante négative. Pour éviter ceci, les couleurs primaires doivent être choisies de façon à ce que le triangle qu'elles forment englobe toutes les couleurs visibles. Les primaires ne doivent pas être choisies parmi les longueurs d'onde du spectre visible. Pour simplifier les calculs des magnitudes photométriques, la CIE a choisi les primaires X et Z de telle sorte que leur luminance soit égale à zéro, et Y, pour que sa fonction d'égalisation des couleurs soit égale à la fonction d'efficacité lumineuse $V(\lambda)$.

La figure 2.19 montre les valeurs des fonctions d'égalisation spectrales de l'espace CIE-XYZ.

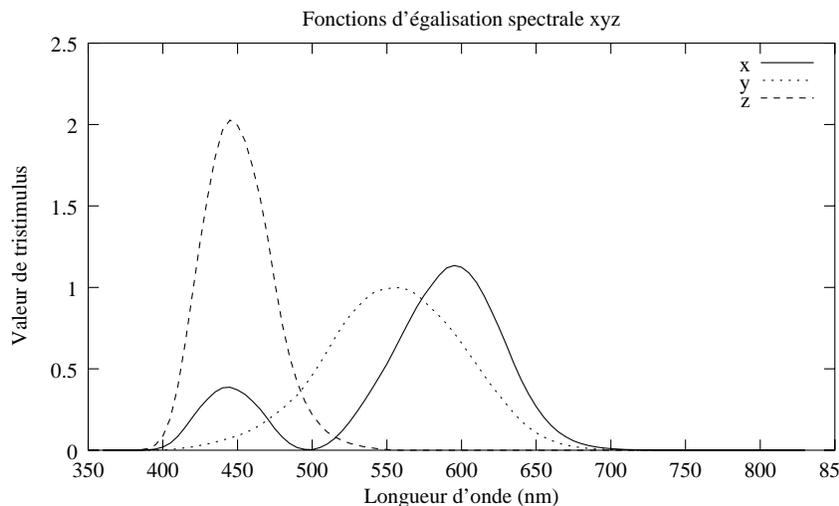


FIG. 2.19 – Fonctions d'égalisation spectrale de l'espace CIE-XYZ (Données provenant de la base de données du CVRL)

Conversion de l'espace CIE-RGB vers CIE-XYZ Toutes les couleurs du système CIE-XYZ ne sont pas réalisables physiquement. Néanmoins, on peut obtenir les magnitudes colorimétriques des couleurs dans ce système en fonction de celles du système CIE-RGB. Les valeurs qui établissent un lien entre les deux systèmes sont les coordonnées chromatiques des couleurs primaires. Les coordonnées chromatiques sont généralement celles obtenues dans le triangle de Maxwell de l'espace CIE-XYZ.

primaire	x	y	z
R	0.73467	0.26533	0.0
G	0.27376	0.71741	0.00883
B	0.16658	0.00886	0.82456

TAB. 2.2 – Coordonnées chromatiques des primaires CIE-RGB dans l'espace XYZ

Ces coordonnées chromatiques déterminent trois couleurs dans l'espace CIE-XYZ :

$$\begin{aligned}c_1 &= \rho(0.737467, 0.26553, 0) \\c_2 &= \gamma(0.27376, 0.71741, 0.00883) \\c_3 &= \beta(0.16658, 0.00886, 0.82456)\end{aligned}$$

où ρ, γ, β sont des nombres réels positifs. Ces trois couleurs constituent la base de l'espace ; le changement de la matrice de coordonnées doit faire correspondre $R=(1,0,0)$, $G=(0,1,0)$, et $B=(0,0,1)$ avec c_1, c_2 et c_3 respectivement. Cela donne la transformation suivante :

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.73467\rho & 0.27376\gamma & 0.16658\beta \\ 0.26533\rho & 0.71741\gamma & 0.00886\beta \\ 0.0\rho & 0.00883\gamma & 0.82456\beta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (2.15)$$

Les constantes ρ, γ et β doivent être déterminées. Pour cela, on considère que la couleur blanche a pour coordonnées $(\frac{1}{3}, \frac{1}{3}, \frac{1}{3})$ dans les deux systèmes, ce qui donne :

$$T\left(\frac{1}{3}, \frac{1}{3}, \frac{1}{3}\right) = \left(\frac{1}{3}, \frac{1}{3}, \frac{1}{3}\right).$$

En substituant cette relation dans 2.15 on obtient le système :

$$\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.73467 & 0.27376 & 0.16658 \\ 0.26533 & 0.71741 & 0.00886 \\ 0.0 & 0.00883 & 0.82456 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \rho \\ \gamma \\ \beta \end{pmatrix}$$

qui a comme solution : $\rho = 0.666952, \gamma = 1.132407, \beta = 1.200641$.

En substituant ces valeurs dans 2.15, on obtient finalement la transformation recherchée :

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.489989 & 0.310008 & 0.2 \\ 0.176962 & 0.81240 & 0.01 \\ 0.0 & 0.01 & 0.99 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (2.16)$$

La transformation inverse qui permet de passer de l'espace CIE-XYZ à l'espace CIE-RGB est donnée par :

$$\begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2.3647501 & -0.89658 & -0.4686538 \\ -0.515155 & 1.426409 & 0.0887446 \\ 0.005203 & 0.014407 & 1.0092 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} \quad (2.17)$$

Il faut préciser que les valeurs de cette transformation ne sont valides que pour des données exprimées dans l'espace CIE-RGB. Il existe plusieurs espaces couleurs de type RGB et chacun possède des primaires particulières ainsi qu'une référence de blanc différente. Les valeurs de la matrice de passage doivent être recalculées en fonction de ces paramètres [77].

Le diagramme chromatique de la CIE En normalisant le tristimulus XYZ par rapport à $X + Y + Z$, on obtient le système $x y z$. C'est le triangle de Maxwell dans l'espace CIE-XYZ. Une particularité intéressante de ce nouveau référentiel est que seules deux variables (par exemple x et y) sont indépendantes. Ces deux variables x et y sont appelées les composantes chromatiques du stimulus. On a les relations suivantes :

$$x = \frac{X}{X + Y + Z}$$

$$y = \frac{Y}{X + Y + Z}$$

$$z = \frac{Z}{X + Y + Z}$$

$$x + y + z = 1$$

Après transformation du stimulus original C en deux composantes normalisées indépendantes x et y , il est possible de retrouver la chrominance de ce stimulus à partir de x et y comme le montre la figure 2.20 qui décrit le plan défini par ces variables. Cette représentation bidimensionnelle appelée *diagramme chromatique de la CIE* a l'avantage d'unifier la représentation fréquentielle et la représentation de l'espace des couleurs.

Les couleurs monochromatiques qui résultent de la décomposition de la lumière blanche au moyen d'un prisme sont représentées sur la partie non rectiligne du contour (comme un U renversé) pour des longueurs d'onde allant de 380nm à 780nm. La partie rectiligne du contour est appelée droite des pourpres et les couleurs qui y sont représentées ne sont pas monochromatiques. Les couleurs réelles qui résultent d'un mélange additif des primaires XYZ sont représentées à l'intérieur de la forme en U.

Le principe d'additivité pondérée de trois couleurs permet de décrire toutes les couleurs qui se trouvent à l'intérieur d'un triangle dans le diagramme chromatique de la CIE. Il est défini par trois couleurs de base décrites dans le diagramme chromatique par trois points P_1, P_2 et P_3 . L'intérieur du triangle qui relie ces trois points définit toutes les variations de couleur réalisables en mélangeant de manière additive et pondérée les trois stimuli de base. La relation 2.18 et la figure 2.21 illustrent ce principe.

$$P = \alpha P_1 + \beta P_2 + \gamma P_3 \quad (2.18)$$

$$\alpha = \frac{a}{a + b + c} \quad (2.19)$$

$$\beta = \frac{b}{a + b + c} \quad (2.20)$$

$$\gamma = \frac{c}{a + b + c} \quad (2.21)$$

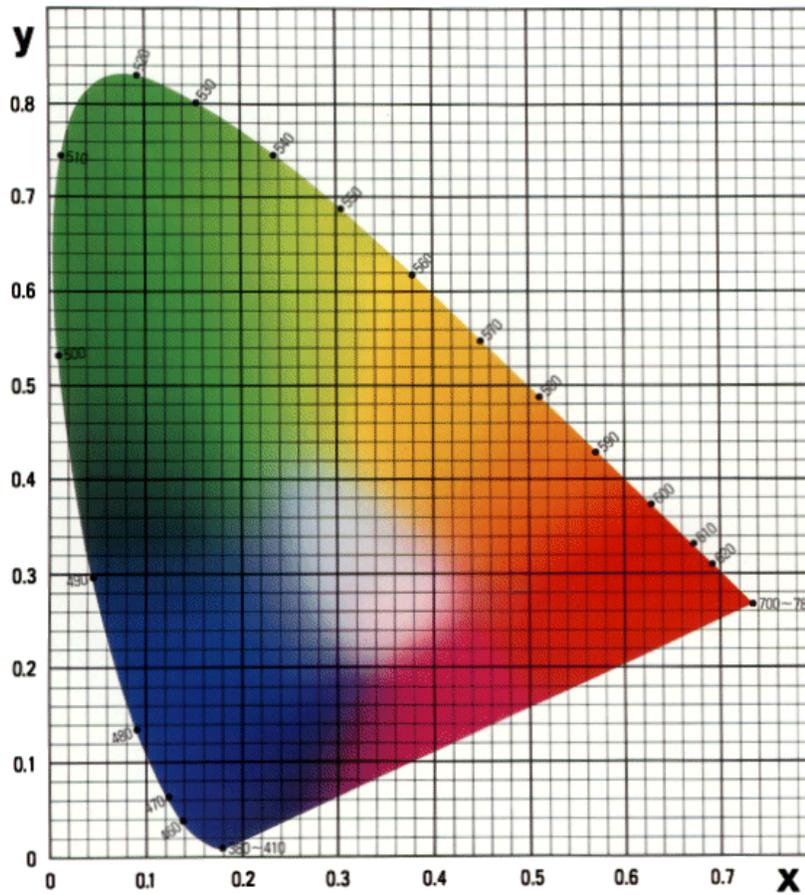


FIG. 2.20 – Diagramme chromatique de la CIE

L'expérience d'égalisation des couleurs a montré qu'il suffisait de trois couleurs de base pour synthétiser presque tous les stimuli lumineux colorés. Les primaires sont considérées comme des variables indépendantes qui peuvent être les couleurs de base R, G et B ou deux variables de chrominance x et y et une variable de luminance Y . C'est l'espace Yxy . De manière générale, trois variables sont indépendantes s'il est impossible de synthétiser une des variables par une combinaison linéaire des deux autres.

Lorsqu'on ajoute la composante de luminance à la dimension du plan chromatique ($xy + Y$), on génère un volume appelé *corps des couleurs* qui représente chaque couleur définie par un couple (x,y) en fonction de sa luminance maximale.

La figure 2.22 décrit les courbes de niveau du corps des couleurs de la CIE. Ces dernières sont graduées de 0 à 100 et correspondent à des niveaux de luminance équivalents.

Cette figure montre par exemple que la couleur monochromatique $\lambda = 625nm$ qui correspond au couple $(x=0.7,y=0.3)$ possède une luminosité maximale Y_{max} de 10. Il est ainsi possible d'assombrir cette couleur rouge mais il est par contre impossible de la rendre plus lumineuse sans en changer la couleur. On remarque aussi que seul le blanc possède

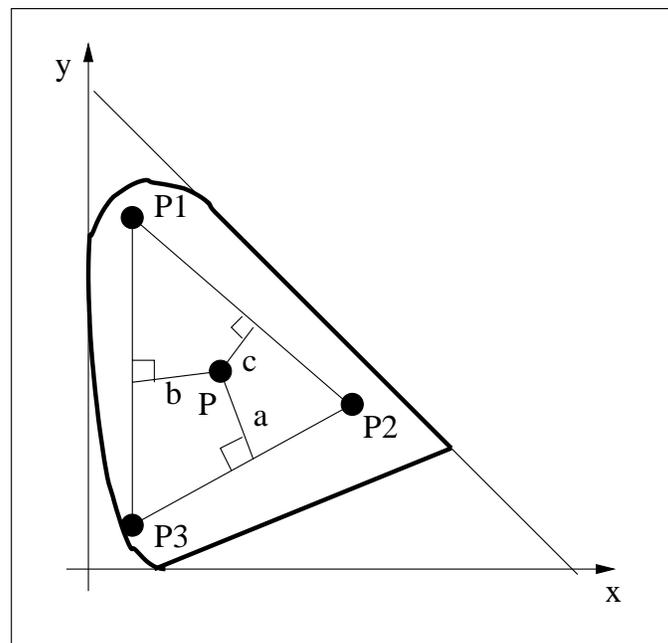


FIG. 2.21 – Mélange additif de trois couleurs P_1 , P_2 et P_3 dans le plan chromatique x y

une luminance égale à 100.

L'espace XYZ est intéressant pour sa concision. En effet, il suffit de trois grandeurs X , Y , Z pour décrire presque tous les stimuli colorés. Les stimuli non représentables sont ceux qui restent en dehors du triangle défini par les primaires RGB.

La seconde limitation porte sur l'établissement d'une métrique dans cet espace. Le problème est illustré par la figure 2.24 (a). Les ellipses représentées dans le diagramme chromatique, dites ellipses de MacAdam [79], délimitent une différence de couleur minimale perceptible pour plusieurs couleurs données. Les couleurs se trouvant dans les ellipses sont identiques du point de vue de l'observateur humain, alors que toutes les couleurs qui se trouvent à l'extérieur des ellipses sont jugées différentes de celles qui se trouvent au centre des ellipses. Ces ellipses, dont l'excentricité peut aller de 1 à 20, décrivent le caractère perceptuellement non uniforme du diagramme de chromaticité et donc de l'espace CIE-XYZ. Elles indiquent que le pouvoir discriminant des couleurs du système visuel humain est fort dans les teintes bleues, moyen dans les teintes rouges et faible dans les teintes vertes.

Les systèmes uniformes de couleur L'espace couleur standard CIE-XYZ introduit dans le paragraphe précédent permet de spécifier sans ambiguïté une couleur en fonction des primaires du système.

On recherche maintenant à établir une mesure dans cet espace couleur dans le but de quantifier les différences entre les couleurs. Avant d'établir cette mesure, il est nécessaire d'avoir un moyen de quantifier les différences de couleurs perçues. Il a été montré que les larges différences de couleurs sont difficilement mesurables [79], cependant, il n'est pas

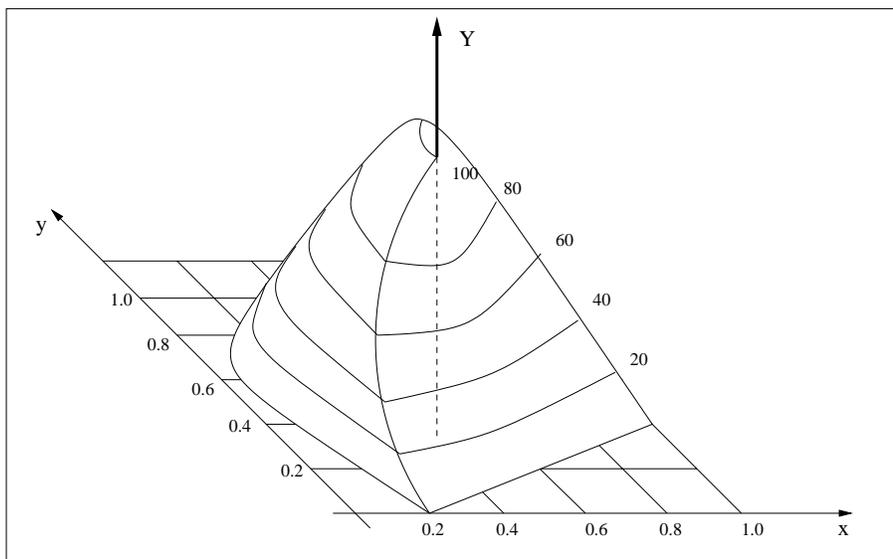


FIG. 2.22 – Représentation des courbes de niveau du corps des couleurs de la CIE.

très intéressant de mesurer de grands écarts de couleurs. On recherche plutôt à mesurer les faibles différences de couleurs. Lorsqu'on fait varier les valeurs d'un tristimulus XYZ ou RGB, l'observateur perçoit un changement seulement à partir d'une variation suffisamment importante. Cette variation minimale différentiable est connue sous le nom de *Just Noticeable Difference* (JND)[76, 28]. C'est l'unité de mesure de base utilisée par les colorimétristes. Dans les deux espaces couleur CIE-RGB et CIE-XYZ, la valeur du JND dépend de sa position dans l'espace.

Pour remédier à ce problème la CIE a proposé en 1976 deux espaces couleur uniformes, appelés CIE-Luv et CIE-Lab [9]. Nous ne verrons ici que l'espace couleur CIE-Lab qui est le plus utilisé de nos jours. Le lecteur désirant de plus amples informations sur l'espace couleur CIE-Luv peut se référer à [52, 73].

L'espace couleur CIE-Lab L'espace couleur CIE-Lab est défini par les quantités $L^*a^*b^*$ calculées à partir des valeurs CIE-XYZ par les équations suivantes [66] :

$$L^* = 166f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16 \quad (2.22)$$

$$f(x) = \begin{cases} x^{\frac{1}{3}} & : x > 0.008856 \\ 7.787x + \frac{16}{116} & : x \leq 0.008856 \end{cases} \quad (2.23)$$

$$a^* = 500\left(f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right)\right) \quad (2.24)$$

$$b^* = 200\left(f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right)\right) \quad (2.25)$$

Les valeurs de X_n , Y_n , et Z_n sont déterminées par le blanc de référence. L^* représente

la luminance de la couleur. L^* prend ses valeurs entre 0 et 100, avec 0 pour le noir et 100 pour le blanc de référence. La chrominance d'une couleur peut être représentée par un diagramme bidimensionnel (a^*, b^*) (figure 2.23), a^* représentant l'axe rouge/vert et b^* représentant l'axe bleu/jaune.

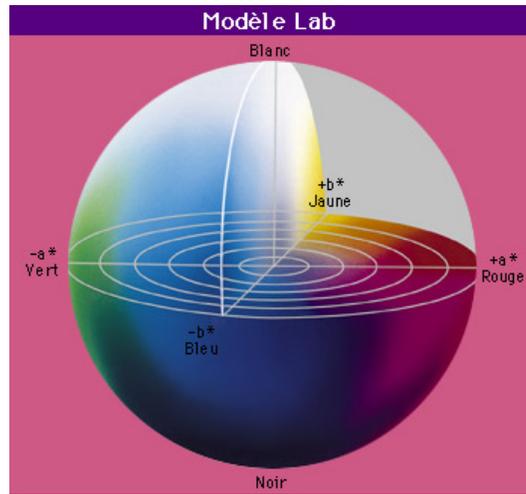


FIG. 2.23 – Structure de l'espace CIE-Lab

Il existe aussi une représentation alternative à l'espace couleur CIE-Lab produite par l'usage des coordonnées cylindriques. On exprime la distance à l'axe L^* par :

$$C_{ab}^* = \sqrt{a^{*2} + b^{*2}} \quad (2.26)$$

et l'angle de teinte :

$$H_{ab}^* = \arctan\left(\frac{b^*}{a^*}\right) \quad (2.27)$$

L'usage de ces grandeurs facilite la compréhension intuitive de l'espace couleur CIE-Lab en se rattachant aux attributs perceptuels des couleurs.

La non-uniformisation de l'espace CIE-XYZ est illustrée (fig 2.24.(a)) par la variation des tailles des ellipses de MacAdam [79]. La figure 2.24 (b) illustre les ellipses de MacAdam dans l'espace uniforme. On observe que les tailles des ellipses sont plus homogènes.

La formule de différence de couleur Lorsqu'on désire comparer deux couleurs spécifiées par $[L_1^*, a_1^*, b_1^*]$ et $[L_2^*, a_2^*, b_2^*]$, on utilise la différence de couleur CIE spécifiée en 1976 et calculée par la distance euclidienne dans l'espace CIE-Lab :

$$\Delta E_{L^*a^*b^*}^* = \sqrt{(L_1^* - L_2^*)^2 + (a_1^* - a_2^*)^2 + (b_1^* - b_2^*)^2} \quad (2.28)$$

L'interprétation de la différence de couleur $\Delta E_{L^*a^*b^*}^*$ n'est pas directe. Il est communément admis que le JND est égal à 1. Cependant, il a été montré que le JND peut être égal

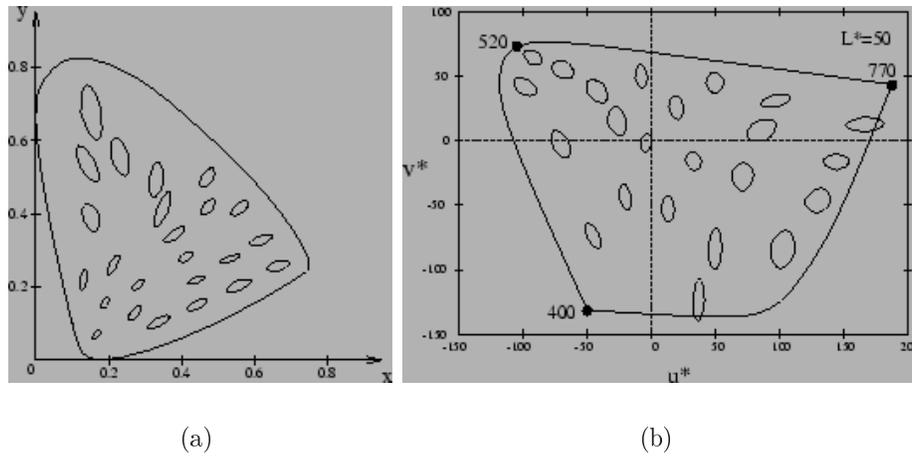


FIG. 2.24 – Effets de l’uniformisation. (a) Ellipses de MacAdam dans le plan chromatique et (b) dans le plan chromatique de l’espace CIE-Luv

à $\Delta E_{L^*a^*b^*}^* = 2.3$ [39].

Le principe de base d’une interprétation pratique de $\Delta E_{L^*a^*b^*}^*$ peut être résumé dans le tableau 2.3.1.

$\Delta E_{L^*a^*b^*}^*$	Effet
< 3	A peine perceptible
$3 < 6$	Perceptible mais acceptable
> 6	Pas acceptable

TAB. 2.3 – Principe de base de l’interprétation pratique de $\Delta E_{L^*a^*b^*}^*$ mesurant la différence perceptuelle entre deux couleurs

Il est aussi intéressant d’évaluer les différences de chaque composante de l’espace CIE-Lab séparément. Ceci est assez aisé pour les composantes L^* , a^* , b^* et C_{ab}^* , cependant, pour l’angle de teinte h_{ab} , quelques considérations doivent être faites. La différence angulaire est utile, mais il est aussi intéressant de définir une autre quantité de mesure ΔH^* appelé *différence de teinte* et qui est définie par :

$$\Delta H^* = \sqrt{(\Delta E_{Lab}^*)^2 - (\Delta L^*)^2 - (\Delta C_{ab}^*)^2} \quad (2.29)$$

Cette mesure garde une métrique euclidienne qui est à la base de l’uniformité de l’espace. C’est à l’aide de ces mesures de différences colorimétriques que seront construits, plus loin, nos outils d’analyse et de segmentation d’images couleur.

2.3.2 Les systèmes physiques

Les systèmes physiques sont associés aux appareils de capture ou de reproduction des couleurs tels que les caméras numériques et les moniteurs. Leur importance réside dans le fait qu'ils permettent l'acquisition ou la reproduction des couleurs. Ils se situent au début ou à la fin de la chaîne des couleurs.

Le système RGB moniteur L'espace associé à un moniteur couleur CRT est dénommé mRGB. Chaque moniteur est caractérisé par sa base de couleurs primaires définie par le type de phosphore utilisé. Les couleurs sont reproduites par un mélange additif de chaque primaire. Comme chaque primaire a une intensité maximum, le solide des couleurs de ce système sera un sous ensemble des couleurs réalisables par le jeu de primaires de base. Pour produire le solide des couleurs cubique de la figure 2.25, les composantes sont normalisées indépendamment sur chaque axe. Le cube RGB représente donc toutes les couleurs reproductibles par le moniteur correspondant ; son origine $(0, 0, 0)$ représente le noir alors que le point de coordonnées $(1, 1, 1)$ représente le blanc le plus brillant que peut produire le moniteur.

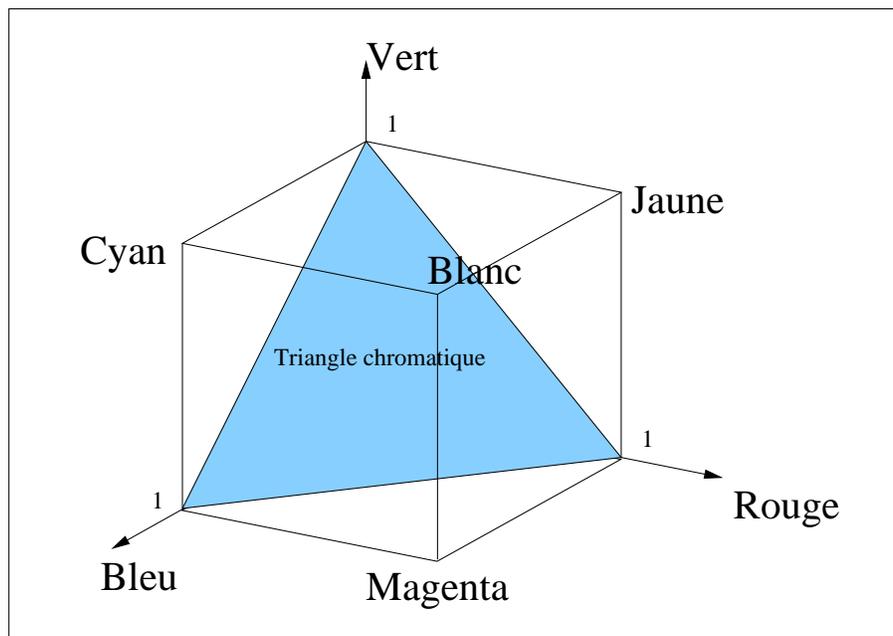


FIG. 2.25 – Triangle de Maxwell de l'espace couleur mRGB

On recherche souvent à représenter les couleurs de l'espace mRGB dans un espace standard CIE-RGB ou CIE-XYZ. Ceci est possible à partir des coordonnées chromatiques des primaires du moniteur données par le constructeur. On revient donc au problème rejoint du passage de l'espace CIE-RGB à l'espace CIE-XYZ (cf paragraphe 2.3.1).

Les couleurs primaires du système mRGB peuvent être représentées par trois points dans le diagramme chromatique CIE-XYZ (figure 2.26) qui définissent les sommets d'un triangle

appelé *gamut des couleurs du moniteur*. Comme les constructeurs n'utilisent pas tous le même phosphore, les moniteurs ont souvent des espaces couleurs différents.

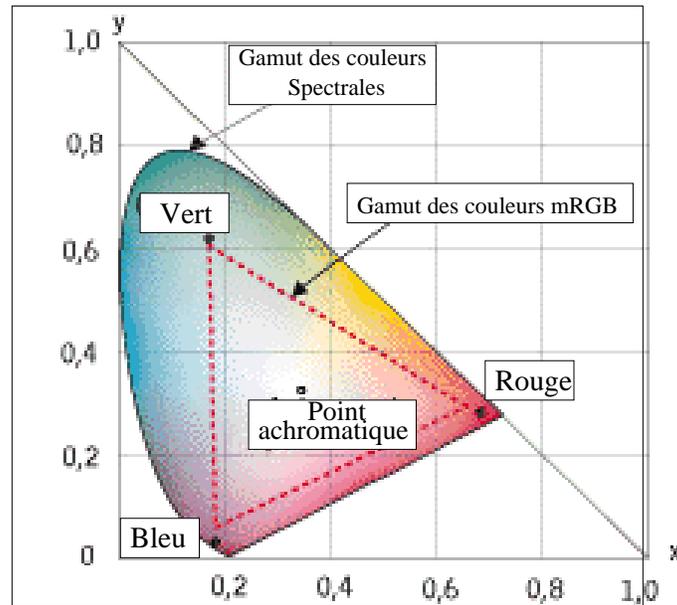


FIG. 2.26 – Gamut des couleurs de l'espace mRGB dans le diagramme chromatique CIE-XYZ

La figure 2.27 montre un diagramme chromatique CIE-XYZ contenant deux différents gamuts. Seules les couleurs contenues dans l'intersection des deux triangles sont reproductibles par les deux moniteurs.

Le système complémentaire mCMY Deux couleurs sont complémentaires si ajoutées l'une à l'autre dans des proportions adéquates il en résulte une couleur achromatique. La figure 2.28 illustre ce principe. Soit une couleur donnée C dans le diagramme chromatique, on obtient son complément C' en traçant la droite définie par le segment OC et en cherchant le point symétrique de C par rapport au point achromatique.

Les systèmes de couleurs complémentaires se définissent à partir des primaires initiales C_1, C_2 , et C_3 mais utilisent comme base de l'espace couleur les trois couleurs complémentaires C'_1, C'_2 , et C'_3 . Par exemple, à partir de l'espace couleur CIE-RGB standard, on définit les primaires *Cyan*, *magenta* et *Jaune*, base de l'espace CMY.

Comme dans l'espace CIE-RGB l'addition de mêmes quantités de couleurs primaires produisait la couleur blanche (figure 2.29), dans l'espace complémentaire, la soustraction des couleurs primaires en quantité égale produit la couleur noire (figure 2.29).

Le système CMY est très utilisé dans tous les processus impliquant une synthèse de couleur soustractive, telle que l'impression couleur. La synthèse de couleur soustractive permet de reproduire une couleur donnée à partir d'une lumière blanche contenant toutes les lon-

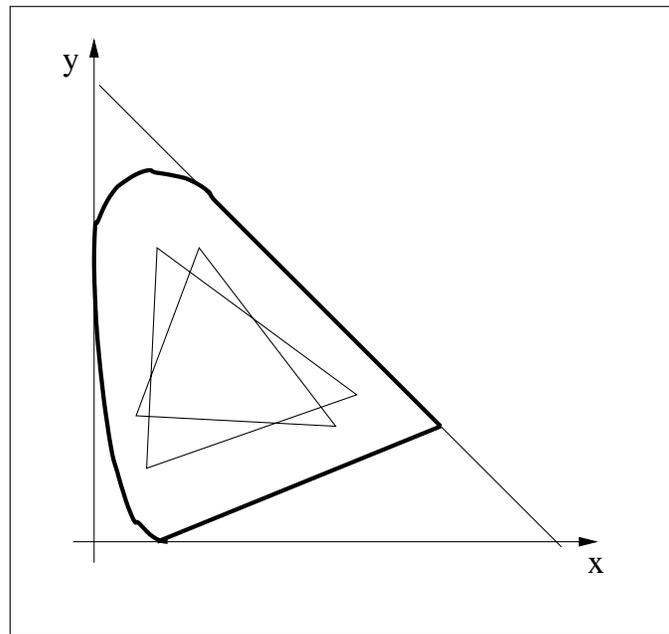


FIG. 2.27 – Comparaison des gamuts de deux espaces couleurs mRGB différents

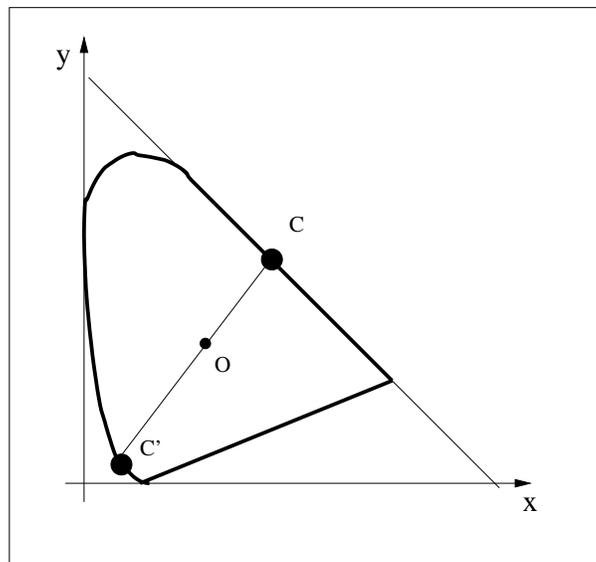


FIG. 2.28 – Complémentarité des couleurs

gours d'onde. C'est typiquement le problème qui se pose lorsqu'on cherche à synthétiser une couleur sur une feuille blanche.

Les systèmes vidéo Les avancées récentes des techniques du multimédia ont contribué à rapprocher le monde de la synthèse d'image et celui de l'imagerie vidéo. Dans ce

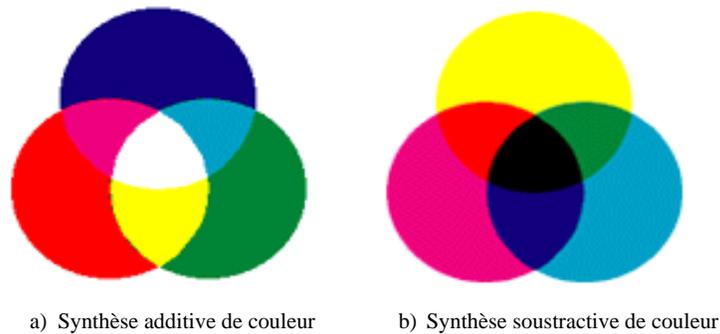


FIG. 2.29 – Synthèse additive et synthèse soustractive

dernier, les systèmes couleurs utilisés sont communément basés sur une décomposition chrominance-luminance. C'est pourquoi l'usage de ces systèmes a pris de l'importance dans les applications d'imagerie.

Ces systèmes incorporent une correction gamma [49] qui sert à corriger la réponse non linéaire des écrans vidéo.

La luminance standard utilisée dans l'industrie de la télévision, connue sous le nom de NTSC, s'exprime comme suit :

$$Y = 0.299 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B \quad (2.30)$$

Elle correspond approximativement à la luminance moyenne de l'espace couleur d'un moniteur de télévision.

Le système visuel humain étant moins sensible aux variations de couleurs qu'aux variations de luminance, il est intéressant d'exploiter ce fait lors de l'encodage des couleurs.

Il existe une façon simple d'obtenir une décomposition en luminance / chrominance qui consiste à calculer dans un premier temps la luminance Y en utilisant la relation 2.30 et à en faire une composante du système. Ensuite, la luminance est soustraite aux composantes d'origines ($R - Y, G - Y, B - Y$) pour obtenir des composantes sans contenu de luminance. Il suffit de deux de ces composantes associées à L pour composer un système de couleur. Étant donné que la composante verte contribue le plus à la luminance, on choisit d'encoder la couleur avec les composantes $R - Y$, et $B - Y$. On a donc :

$$\begin{pmatrix} Y \\ R - Y \\ B - Y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.11 \\ 0.711 & -0.587 & -0.01 \\ -0.299 & -0.587 & 0.99 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (2.31)$$

Les systèmes de couleurs basés sur une décomposition en $Y, R - Y, B - Y$ sont appelés *les systèmes de composantes vidéo* car ils sont utilisés principalement dans l'industrie de la télévision. Les références [51, 5, 50] contiennent plusieurs descriptions des systèmes de composantes vidéo propriétaires ainsi que des systèmes composites dérivés tels que les espaces YUV et YIQ.

2.3.3 Les systèmes d'interfaces

Les systèmes d'interfaces représentent l'information couleur de manière intuitive dans le but de simplifier la manipulation et la spécification de l'information couleur pour l'utilisateur. Ces espaces sont généralement utilisés dans les interfaces homme / machine.

Les systèmes de spécification des couleurs basés sur un modèle d'espace vectoriel, tel que le système mRGB, ont l'avantage d'être adaptés aux calculs mais ils présentent l'inconvénient d'être très peu intuitifs et donc inadaptés aux interfaces homme / machine. En effet, la spécification d'une couleur par ses composantes chromatiques n'est pas pratique et demande une certaine expérience. Par exemple, si l'on désire rendre une couleur, représentée dans l'espace mRGB, plus sombre ou plus claire (en ajoutant ou réduisant une quantité de blanc) sans changer la teinte, les trois composantes doivent être modifiées. Les changements de valeur n'ont pas un lien direct et intuitif avec le paramètre perceptuel concerné qui est la saturation de la couleur.

Les paramètres de teinte, de saturation et de luminance sont plus directement liés à la façon dont l'humain perçoit la couleur. Il est donc préférable, du point de vue de la spécification des couleurs, de pourvoir un modèle dans lequel ces paramètres sont directement contrôlés. Avant de passer à la description de ces modèles, il est nécessaire de spécifier les termes de base que nous utilisons pour décrire la perception d'une couleur et de les rattacher à leur concept colorimétrique respectif.

- Longueur d'onde dominante ou teinte : En colorimétrie, la longueur d'onde dominante d'une couleur est égale à la longueur d'onde de la couleur pure qui mélangée à du blanc produit la couleur donnée. Elle peut être lue facilement à partir du diagramme de chromaticité de la CIE (figure 2.20) de la manière suivante : La ligne passant par le point achromatique et le point représentant la couleur donnée intersecte le contour du diagramme à la longueur d'onde dominante correspondante.
- Pureté ou saturation : La pureté d'une couleur se définit par rapport à la quantité de blanc ajoutée à la teinte de base. Plus la quantité de blanc mélangée à la couleur est importante, moins la couleur est saturée.
- Luminance ou clarté : Les paramètres de teinte et de saturation définissent la chrominance d'une couleur. Pour caractériser complètement une couleur, il est nécessaire de rajouter un troisième paramètre qui est relié à la luminance de la couleur.

D'un point de vue purement descriptif, le solide des couleurs de ces modèles correspond à un cylindre dans lequel l'axe vertical représente la luminance et où la teinte varie selon l'angle formé sur le cercle horizontal. La saturation se définit par rapport à la norme du vecteur projeté sur le cercle horizontal. Les vecteurs couleurs de cet espace sont donc exprimés par des coordonnées cylindriques (figure 2.30).

L'espace HSV Le modèle HSV (*Hue, Saturation, Value*) se définit par rapport à l'espace couleur mRGB. Par définition, les valeurs des coordonnées HSV d'une couleur C ayant des coordonnées mRGB (C_R, C_G, C_B) sont :

$$V(C) = \max(C_R, C_G, C_B) \text{ si } V = 0 \text{ alors } S = 0 \quad (2.32)$$

$$S(C) = \frac{\max - \min}{\max} \text{ si } S = 0 \text{ alors } H = 0 \quad (2.33)$$

$$H(C) = \begin{cases} \frac{G-B}{\max-\min} & \text{si } R = \max \\ \frac{B-R}{\max-\min} & \text{si } G = \max \\ \frac{R-G}{\max-\min} & \text{si } B = \max \end{cases} \quad (2.34)$$

Le solide des couleurs de l'espace mRGB est un cube unité I^3 . Aux extrémités de la diagonale de ce cube se trouvent la couleur noire (de coordonnées $(0,0,0)$) et la couleur blanche (de coordonnées $(1,1,1)$).

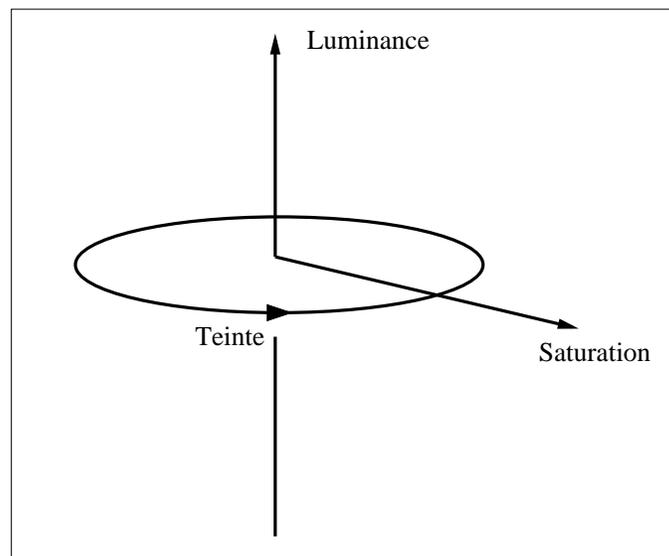


FIG. 2.30 – Système de couleur HSV en coordonnées cylindriques

Soit t un nombre réel, inclus dans l'intervalle $[0, 1]$, on définit un cube C_t comme un cube parallèle à I^3 et de côté égal à t (figure 2.31). Le plan horizontal de valeur V constante égale à t dans l'espace HSV est égal au plan perpendiculaire à la diagonale du cube des couleurs mRGB et contenant le point (t,t,t) . La projection du cube des couleurs sur ce plan donne la forme d'une section de l'espace HSV selon son axe de Valeur (figure 2.31). En faisant varier t , on obtient une famille d'hexagones de tailles variables qui forment une pyramide de base hexagonale ayant la même origine que le cube des couleurs de l'espace mRGB.

On remarque que chaque coupe perpendiculaire à l'axe des valeurs représente un ensemble de couleurs de Valeur unique, dont la teinte est sur le contour de l'hexagone et dont la saturation décroît en s'approchant du centre.

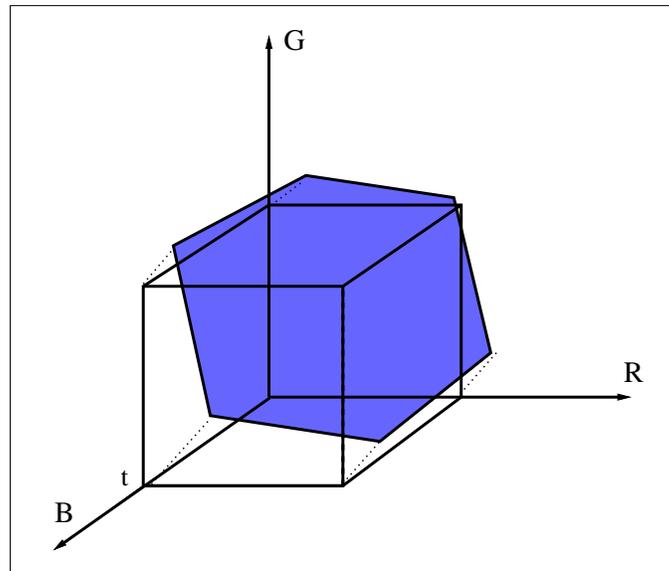


FIG. 2.31 – Représentation dans l'espace mRGB d'un plan de valeur V constante dans l'espace HSV.

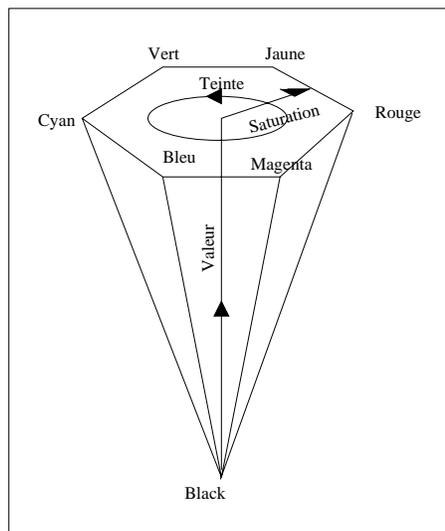


FIG. 2.32 – Solide des couleurs de l'espace HSV.

L'espace HLS L'espace HLS (*Hue, Saturation, Lightness*) se définit aussi par rapport à l'espace mRGB. Pour une couleur C avec des coordonnées mRGB égales à (C_R, C_G, C_B) , les valeurs de luminance, saturation et teinte sont calculées par :

$$L(C) = \frac{1}{2}(\max(C_R, C_G, C_B) + \min(C_R, C_G, C_B)) \quad (2.35)$$

$$S(C) = \begin{cases} \frac{\max - \min}{\max + \min} & \text{si } L > 127.5 \\ \frac{\max - \min}{510 - \max - \min} & \text{si } L < 127.5 \end{cases} \quad (2.36)$$

$$H(C) = \begin{cases} \frac{G-B}{\max - \min} & \text{si } R = \max \\ \frac{B-R}{\max - \min} + 2 & \text{si } G = \max \\ \frac{R-G}{\max - \min} + 4 & \text{si } B = \max \end{cases} \quad (2.37)$$

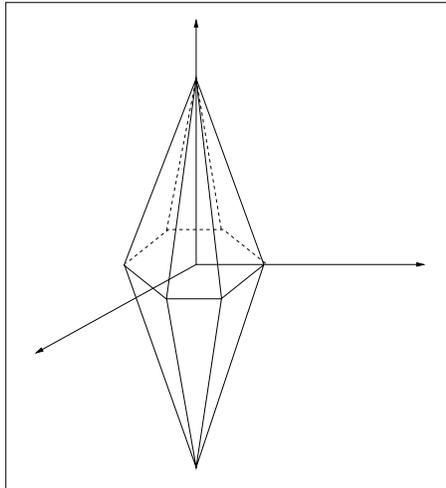


FIG. 2.33 – Solide des couleurs de l'espace HLS.

De même que dans l'espace précédent, la couleur $(0,0,0)$ a une luminance nulle et la couleur $(1,1,1)$ a une luminance de 1. Le solide des couleurs prend la forme de deux pyramides inversées (figure 2.33) similaires à celle de l'espace HSV.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu les différents éléments qui composent la chaîne d'acquisition d'une image couleur. La relation entre les grandeurs électromagnétiques et les valeurs discrètes composant l'information de l'image numérisée a été mise en avant. Cela nous a permis d'introduire les différentes représentations de base de l'imagerie couleur que nous employons dans cette thèse. Le diagramme chromatique de la CIE et les espaces CIE-lab et HLS seront utilisés dans plusieurs outils présentés dans les chapitres suivants. La relation entre les réflectances spectrales et le spectre lumineux a été mise en avant. Il apparaît que la couleur perçue par un capteur est le résultat du produit de la réflectance spectrale avec le spectre de l'illuminant. Il est donc impossible d'accéder directement à l'information relative à l'illuminant. L'analyse des données n'est donc pas suffisante. Il est

nécessaire d'apporter plus d'informations sur le processus de formation des images pour pouvoir réduire la complexité du problème. C'est ce que nous allons voir au chapitre suivant à travers les modèles d'illumination.

Chapitre 3

Modèles d'illumination

Nous avons vu dans le chapitre précédent comment le signal lumineux est produit par les sources lumineuses, altéré par l'environnement, représenté dans les systèmes d'acquisition et quels sont les divers systèmes de représentation utilisés en imagerie. Nous avons vu aussi que le signal encodé est le produit du spectre lumineux par les réflectances spectrales, il n'est donc pas possible de trouver les caractéristiques de la lumière à partir des valeurs de l'image numérique.

Entre sa source et le récepteur, la lumière est affectée de plusieurs manières par les objets de la scène. Après diverses réflexions, elle arrive finalement sur la surface sensible de la caméra qui l'encode dans son système de représentation. Le but de la Compréhension d'Image est d'utiliser les relations existantes entre les pixels pour interpréter le contenu de l'image. Pour qu'une telle méthode puisse aboutir à des résultats pertinents, il est nécessaire de comprendre et de modéliser le processus de réflexion lumineux pour réduire la complexité du problème.

Nous allons décrire dans ce chapitre les modèles d'illumination qui ont une application directe dans notre travail.

Lorsqu'on demande à un observateur de décrire une image comme celle de la figure 3.1, on remarque qu'il donne la liste des objets composant la scène, leur position et leur couleur. En regardant de plus près cette image, on s'aperçoit que beaucoup de détails ont été oubliés. Ces détails, sans changer radicalement la perception de la scène, influencent de façon conséquente son aspect. Les objets sont ombragés et projettent eux-mêmes des ombres, la clarté des objets varie en fonction de leur orientation par rapport à la source de lumière. D'autres objets renvoient une forte composante spéculaire, comme le barbecue dans notre exemple. Ces effets variés sont le résultat de processus physiques complexes dans lesquels la lumière joue un rôle central. Ils ne sont généralement pas perçus par l'observateur car le système visuel humain tend à éliminer leurs effets. Cependant, leur importance est considérable comme en témoigne la quantité d'efforts investis par les artistes et les chercheurs en synthèse d'image pour arriver à reproduire ces effets de manière réaliste.

Les processus de formation d'image n'ont pas été mis en avant traditionnellement en vision. Les problèmes de C.I. ont souvent été décomposés en deux parties : une première



FIG. 3.1 – Effet de la lumière dans une image

phase d'extraction de caractéristiques de bas niveaux suivie d'une étape d'interprétation des primitives extraites.

Récemment, un intérêt est apparu pour une approche plus physique du traitement d'image [35, 75, 65]. Des modèles intrinsèques ont été introduits dans le but de décrire les phénomènes physiques impliqués dans le processus de formation des images.

Chacun de ces modèles présente un ou plusieurs aspects des phénomènes physiques influant sur les valeurs de l'image numérique.

Nous allons présenter deux modèles, un orienté sur le processus de formation des ombres, et un autre plus général qui modélise les variations spectrales en séparant l'influence de la réflexion de surface de celle de la réflexion de corps. Pour finir, nous verrons un modèle de perception de l'information visuelle.

3.1 Modèle d'illumination lambertien

Funka-Lea [19, 18] présente un modèle d'illumination qui met en avant les caractéristiques spectrales de la formation d'une image et des ombres qu'elle contient en fonction des sources de lumière illuminant la scène. Il se base sur l'hypothèse du monde de gris qui établit que la somme des réflectances spectrales de la scène donne un spectre équiénergétique. Il en découle que la lumière ambiante est de même composition spectrale que la lumière provenant de la source directe.

Soit $D(\lambda)$ la quantité d'énergie émise à chaque longueur d'onde λ par une source lumineuse directe D mesurée à la surface du matériau éclairé. Dans un premier temps, on fait

l'hypothèse que $D(\lambda)$ ne varie pas spatialement sur une surface donnée. Ajoutée à $D(\lambda)$, la lumière $A(\lambda)$, qui modélise les inter-réflexions et les dispersions de l'environnement, illumine aussi la surface. $A(\lambda)$ est la lumière ambiante de l'environnement. L'illumination totale incidente est donc égale à :

$$D(\lambda) + A(\lambda) \quad (3.1)$$

Lorsqu'un objet s'insère entre la source de lumière et la surface recevant les rayons lumineux, la lumière réfléchiée par la scène change à cause de la variation du flux lumineux incident. On peut donc réécrire la relation de la lumière incidente comme suit :

$$\alpha(p)D(\lambda) + A(\lambda) \quad (3.2)$$

où $\alpha(p) \in [0, 1]$ indique que la source lumineuse D est partiellement obstruée en certains endroits de la surface. L'obstruction partielle d'une source lumineuse étendue produit la pénombre. Dans la relation 3.2, on fait l'hypothèse que la lumière ambiante n'est pas modifiée par la variation du flux lumineux. L'appartenance à une ombre en chaque point de l'image est définie par la variable $\alpha(p)$:

$$\alpha(p) = \begin{cases} 1 & \text{si la rétro-projection de } p \text{ ne fait pas} \\ & \text{partie d'une ombre.} \\ \alpha(p) \in (0, 1) & \text{si la rétro-projection de } p \text{ est dans la pénombre.} \\ 0 & \text{si la rétro-projection de } p \text{ est à l'ombre.} \end{cases}$$

La figure 3.2 illustre cette modélisation.

Si la source est ponctuelle, $\alpha(p)$ se résume à une variable binaire. Ce type de source apparaît rarement hors des environnements spécifiques des laboratoires de recherche, c'est pourquoi nous ne les prendrons pas en considération. Dans les scènes d'extérieur, le soleil est la principale source d'illumination ; malgré sa très grande distance, sa surface relative perçue par l'observateur n'est pas négligeable.

Soit $S(\lambda)$ la réflectance spectrale des surfaces, on considère que $S(\lambda)$ est indépendant de la position, de l'angle de vue et de la direction de l'illumination : c'est une réflexion diffuse (voir section 2.1.2). Il n'y a donc aucune réflexion spéculaire (surbrillances). On considère aussi que les matériaux sont spatialement homogènes. C'est-à-dire que leur réflectance spectrale ne varie pas localement.

Soit $s_i(\lambda)$, la fonction correspondant au filtre i du système d'acquisition ($i \in 1, \dots, m$). Ainsi, la mesure d'un filtre de la caméra pour une surface éclairée et ombragée est :

$$I_i(p) = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} (\alpha(p)D(\lambda) + A(\lambda))S(\lambda)s_i(\lambda)d\lambda \quad (3.3)$$

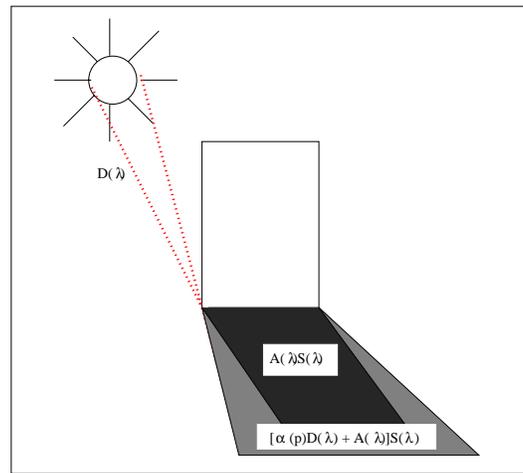


FIG. 3.2 – Diagramme du modèle spectral d'une ombre

où l'intervalle $[\lambda_1, \lambda_2]$ correspond aux longueurs d'onde visibles.

Ce modèle présente les variations d'illumination qui se produisent dans une scène en fonction des obstructions de la lumière. Il prend aussi en compte les obstructions partielles générées par les sources de lumière étendues.

Il donne une représentation très simplifiée des variations spectrales d'une scène. C'est un modèle de réflexion lambertien ; les réflexions spéculaires ne sont pas considérées.

Le modèle lambertien basé sur l'hypothèse du monde de gris établit qu'une surface éclairée par la lumière directe $D(\lambda)$ et la lumière ambiante $A(\lambda)$ ne présente pas de différences en termes de teinte ou de saturation avec la même surface à l'ombre (éclairée par la source ambiante $A(\lambda)$). Seule la luminance varie.

3.2 Modèle de réflexion dichromatique

La simplicité d'un modèle purement lambertien comme celui que nous venons de voir est très pratique et permet de passer outre des paramètres géométriques souvent difficiles à extraire. Cependant, cette simplification peut s'avérer trop restrictive dans de nombreux cas pratiques. Les modèles basés sur la physique des réflectances tels que ceux présentés par Shafer et Klinker [65, 31] appréhendent mieux la complexité du processus de réflexion lumineuse.

3.2.1 La physique de la réflexion lumineuse

Lorsque la lumière interagit avec un matériau inhomogène, il se produit deux types de réflexion. Premièrement, il se produit une réflexion spéculaire lorsque la lumière rencontre un changement d'indice de réfraction à la *surface du matériau*. Un second type d'interaction est produit par les propriétés d'absorption du *corps du matériau*. En regardant un objet

de cette catégorie, on observe que la lumière réfléchi se décompose en deux couleurs distinctes : les zones brillantes et les zones mates. Le modèle de réflexion présenté dans cette partie fournit un cadre d'analyse permettant d'isoler les effets de chaque type de réflexion. En particulier, il permet de spécifier les variations chromatiques particulières aux zones mates et aux zones brillantes.

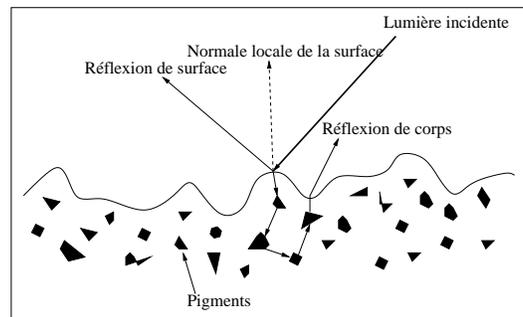


FIG. 3.3 – Réflexion lumineuse d'un matériau pigmenté

Réflexion à la surface du matériau Partant de sa source, la lumière doit traverser la masse d'air comprise entre la position de la source et la surface réfléchissante. L'indice de réfraction du matériau étant généralement différent de celui du milieu ambiant, un pourcentage de la lumière incidente est réfléchi à la surface du matériau.

Si l'interface entre le milieu ambiant et le matériau est idéale, la lumière est réfléchi dans une direction unique telle que le rayon lumineux incident, le rayon lumineux réfléchi et la normale de la surface sont coplanaires (la normale à la surface est égale à la bissectrice de l'angle formé par les deux rayons). C'est la direction de réflexion du miroir parfait (voir section 2.1.2). Dans la grande majorité des cas l'interface présente une certaine rugosité : la direction de la lumière réfléchi dépend alors des orientations des normales locales. Il s'avère en général que la direction des dispersions suit la direction donnée par l'angle global. En théorie, on considère que la couleur de la lumière réfléchi à l'interface d'un matériau inhomogène est différente de la couleur de l'illuminant. Comme l'indice de réfraction est une fonction de la longueur d'onde, a priori elle doit prendre des valeurs différentes sur le spectre. En pratique, l'indice de réfraction de la majorité des milieux varie très peu sur le spectre : on considère qu'il est constant sur le spectre des longueurs d'onde visibles et que par conséquent, la lumière réfléchi à la surface des matériaux inhomogène a la même couleur que la lumière incidente. Cette propriété de la réflexion de surface sera exploitée au chapitre 7 pour déterminer la chrominance de l'illuminant.

Réflexion dans le corps du matériau Dans le cas des matériaux inhomogènes (les matériaux pigmentés) et opaques, une partie de la lumière incidente n'est pas réfléchi à la surface ; un pourcentage de la lumière pénètre dans le corps du matériau.

Durant leur trajet dans le corps du matériau, les photons rencontrent les pigments, les

fibres et les particules, qui prolongent la dispersion à l'intérieur du corps. La lumière est orientée par les dispersions en chaîne qui se produisent à chaque rencontre avec un pigment comme le montre la figure 3.3. Finalement, une partie des photons retournent à la surface du matériau où ils sont partiellement réfléchis ou réfractés selon le processus de réflexion de surface. A l'intérieur du matériau, un processus d'absorption agit à chaque rencontre de la lumière avec un pigment. Ce dernier absorbe une partie des longueurs d'onde qui composent la lumière en fonction de ses propriétés d'absorption.

Cette réflexion qui interagit avec les pigments du matériau est appelée *réflexion de corps* dans le modèle dichromatique (voir section 2.1.2). Ses propriétés géométriques et photométriques dépendent de plusieurs facteurs : des propriétés de transmittance du matériau, des propriétés de dispersion et d'absorption des pigments ainsi que de leur forme et de leur distribution dans le corps du matériau. Si la densité du pigment est distribuée de façon aléatoire sur l'ensemble du corps, une même quantité de couleur sera absorbée dans l'ensemble du volume du matériau, et donc, la même couleur est réfléchie sur toute la surface de l'objet.

3.2.2 Le modèle de réflexion dichromatique

Le modèle mathématique présenté ici formalise les processus de réflexion décrits précédemment. Dans le but de rendre le modèle adapté à la Compréhension d'Image, des restrictions sont faites sur les propriétés des réflexions de surface et de corps. On considère que les pigments sont distribués de façon aléatoire dans le corps du matériau et qu'ils se trouvent tous compris à l'intérieur du corps. Cette hypothèse nous permet d'en déduire que la composante de réflexion de surface n'est pas corrélée avec la composante de réflexion de corps. Il s'agit de deux spectres distincts. Le modèle pose aussi une restriction sur les conditions d'illumination en restreignant la configuration des éclairages à une seule source directe et aucune source ambiante : on néglige donc les réflexions entre les objets. Avec ces restrictions, la lumière L qui est réfléchie par un point d'un objet peut être décrite comme un mélange de la lumière L_s , réfléchie à la surface et de la lumière L_c , réfléchie par le corps du matériau.

$$L(\lambda, i, e, g) = L_s(\lambda, i, e, g) + L_c(\lambda, i, e, g) \quad (3.4)$$

Avec i l'angle d'incidence entre la direction d'illumination I et la normale à la surface N , l'angle de réflexion e entre N et la direction d'observation V , et l'angle de phase g , entre I et V (figure 3.4). λ représente les longueurs d'onde du spectre lumineux.

L'équation 3.4 décrit l'illumination totale réfléchie par la surface comme la somme de la réflexion de corps L_c et de la réflexion de surface L_s .

$$L(\lambda, i, e, g) = m_s(i, e, g)c_s(\lambda) + m_c(i, e, g)c_c(\lambda) \quad (3.5)$$

Dans l'équation 3.5, chaque composante est décomposée en deux termes : un terme c modélisant l'aspect spectral de la réflexion et un terme m représentant l'aspect géomé-

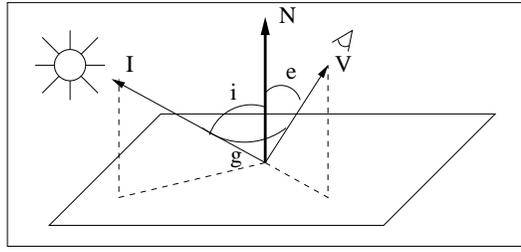


FIG. 3.4 – Angles photométriques dans le cas isotrope

trique. Le terme m est un facteur qui prend une valeur comprise entre 0 et 1.

Le modèle de réflexion dichromatique établit qu'il y a deux processus de réflexion indépendants ayant des caractéristiques spectrales indépendantes et dont la magnitude est dépendante des directions d'illumination et d'observation.

Selon les hypothèses faites, la distribution spectrale de $c_s(\lambda)$ est égale à celle de la source de lumière, alors que la distribution spectrale de $c_c(\lambda)$ est définie par les caractéristiques du matériau, et en particulier par l'absorption spectrale des pigments ainsi que par les propriétés de transmittance du milieu. $c_s(\lambda)$ et $c_c(\lambda)$ sont des vecteurs dans l'espace vectoriel de dimension infinie des couleurs spectrales.

Le modèle dichromatique de réflexion se concentre sur les variables spectrales de l'équation 3.5. Il exploite les différences spectrales identifiées entre elles.

L'équation 2.3 établit que la lumière réfléchiée par une surface est le produit du spectre de réflectance de la surface par le spectre de l'illuminant :

$$L(\lambda) = I(\lambda) \times [m_s(i, e, g)c_s(\lambda) + m_c(i, e, g)c_c(\lambda)] \quad (3.6)$$

Donc, d'après l'équation 2.4, la lumière selon le modèle dichromatique de réflexion vue par la caméra ou l'observateur s'écrit :

$$C_j = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} L(\lambda) s_j(\lambda) d\lambda \quad (3.7)$$

$$= m_s(i, e, g) \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} s_j(\lambda) I(\lambda) c_s(\lambda) d\lambda + m_c(i, e, g) \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} s_j(\lambda) I(\lambda) c_c(\lambda) d\lambda \quad (3.8)$$

pour $C = R, G, B$ étant donné la réponse du capteur C . $c_c(\lambda)$ et $c_s(\lambda)$ sont respectivement la réflexion de corps et la réflexion de surface, λ la longueur d'onde, $I(\lambda)$ la lumière incidente, et s_j la sensibilité spectrale du capteur j .

3.2.3 Variations spectrales

Dans le modèle de réflexion dichromatique, la lumière réfléchiée par un point d'une surface est décrite par un ensemble de quatre facteurs. L'utilité du modèle est limitée dans un contexte de traitement d'image car il n'existe pas de mécanisme qui permette de déterminer uniquement ces facteurs à partir de la lumière réfléchiée. Le modèle établit que la composante spectrale de surface $c_s(\lambda)$ et la composante spectrale de corps $c_c(\lambda)$ sont constantes sur l'ensemble de l'objet, alors que $m_s(i, e, g)$ et $m_c(i, e, g)$ changent avec l'angle de vue et la direction de l'illuminant. En conséquence, les deux composantes spectrales définissent un plan dichromatique dans l'espace vectoriel de dimension infinie où se trouve le vecteur de la lumière réfléchiée comme l'illustre la figure 3.5.

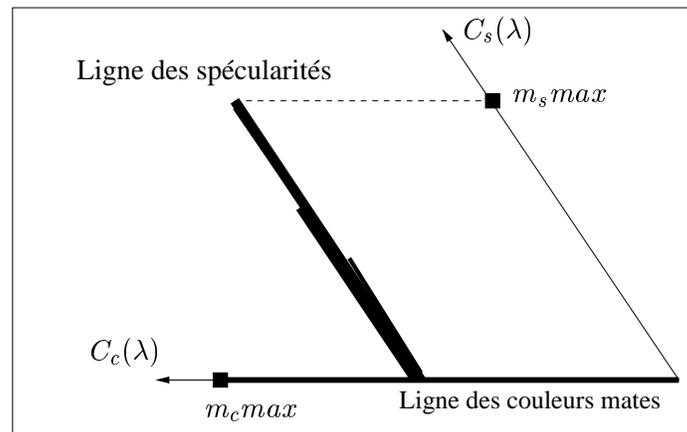


FIG. 3.5 – Plan dichromatique défini par les composantes de corps et de surface dans l'espace des couleurs spectrales

Selon le terme de la réflexion de corps, la couleur dépend seulement de $c_c(\lambda)$ et de la composante géométrique $m_c(i, e, g)$. Donc, la couleur observée sur une surface mate peut être représentée par un vecteur \vec{C} dans l'espace vectoriel du capteur (figure 3.6) où la direction de \vec{C} est donnée par $c_c(\lambda)$ et sa norme par $I(\lambda)$ et $m_b(i, e, g)$.

Cette propriété de la réflexion selon le modèle dichromatique sera la base de la détection d'illuminant que nous présentons au chapitre 7.

La répartition des pixels d'une surface colorée dans un plan de l'espace couleur nous permettra d'orienter la recherche des illuminants potentiels de la scène.

3.2.4 Extension du modèle

Le modèle de réflexion dichromatique tel qu'il est présenté plus haut est basé sur l'hypothèse selon laquelle la lumière en chaque point de l'image provient d'une source de lumière unique. La lumière ambiante n'intervient pas. Nous avons vu aussi que cette dernière est la seule qui illumine les ombres. C'est elle qui est responsable de la sensation de couleur

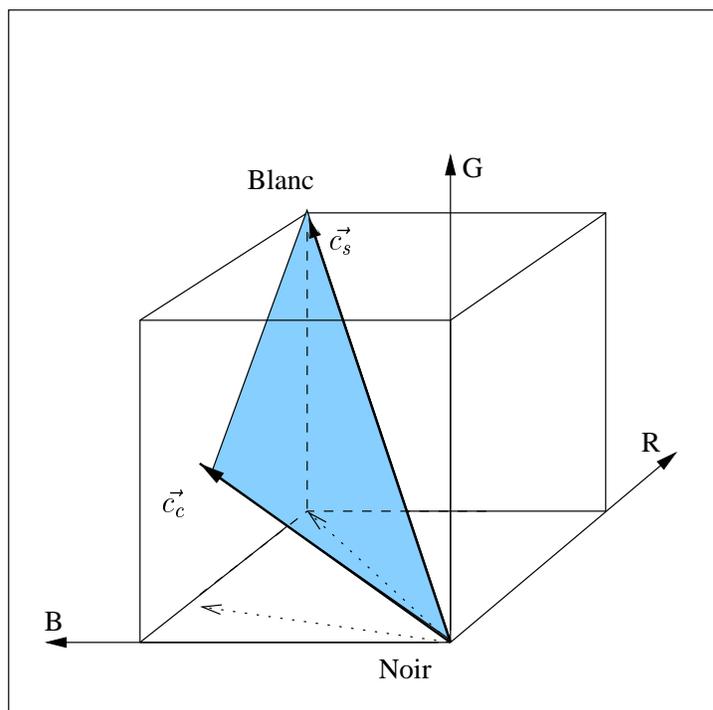


FIG. 3.6 – Vecteur couleur \vec{c}_c d'une surface mate dans l'espace mRGB et un vecteur couleur \vec{c}_s d'une surface brillante dans l'espace mRGB

que réfléchit une ombre.

Pour rendre ce modèle plus réaliste, la lumière ambiante doit être prise en compte. Pour cela un nouveau terme est rajouté à la relation 3.5 :

$$L(\lambda, i, e, g) = m_s(i, e, g)c_s(\lambda) + m_b(i, e, g)c_c(\lambda) + L_a(\lambda) \quad (3.9)$$

où $L_a(\lambda)$ est la distribution spectrale de la source ambiante. Comme $L_a(\lambda)$ ne varie pas en fonction de la géométrie, l'effet de l'introduction de ce terme se traduit par une translation dans l'espace de la somme vectorielle des composantes de surface et de corps.

Le modèle de réflexion dichromatique apporte un cadre plus proche de la réalité par rapport au modèle lambertien.

Nous verrons plus tard comment il peut être exploité pour élaborer un algorithme de détection des ombres permettant de résoudre les problèmes posés par l'algorithme basé sur le modèle lambertien.

3.3 La constance perceptuelle

En complément des modèles physiques intrinsèques d'illumination, nous allons voir un autre aspect de la modélisation d'illuminant. Les modèles que nous avons vus précédemment fournissent un cadre d'analyse basé sur une description des phénomènes physiques observés ce qui permet de simplifier les calculs.

Une autre approche consiste à dire que puisque le système visuel humain arrive à filtrer les effets de la lumière et à extraire l'information pertinente d'une image indépendamment des conditions d'éclairage, il suffit de modéliser les traitements effectués par le système visuel humain pour parvenir au même résultat.

La constance de couleur se réfère au fait que les couleurs perçues dans des scènes réelles demeurent à peu près stables dans des conditions d'illumination variant assez largement et dans des scènes de compositions variées. Un tel phénomène montre que la vision des couleurs est un processus complexe qui fait appel à des traitements plus élaborés que la mesure des quantités physiques décrites dans le chapitre précédent. Le problème de la constance de couleur est celui, sous déterminé, de retrouver la réflectance spectrale à partir des mesures des capteurs.

C'est une question qui a son importance car le simple signal couleur mesuré par les capteurs ne nous indique pas nécessairement grand chose de très fiable à propos du monde physique. En revanche, en déterminant la réflectance spectrale, on peut obtenir une propriété intrinsèque des objets, qui est particulièrement utile pour la génération des descriptions sémantiques.

Dans le contexte de notre étude, ces techniques peuvent s'avérer d'une grande utilité. Nous avons vu précédemment la relation entre la réflectance spectrale et le spectre de l'illuminant (section 2.1.2) ; la connaissance d'une composante permet d'en déduire la valeur de la seconde.

Nous allons considérer premièrement le cas le plus simple : la constance de luminance. Ensuite nous verrons comment ces phénomènes se généralisent dans un cadre multispectral. Ce sont deux aspects de ce que l'on dénomme *la constance perceptuelle* : la faculté de percevoir les propriétés intrinsèques des objets lorsqu'on les observe dans des conditions d'illumination variables. Cependant, le stimulus visuel varie grandement en fonction des conditions de visualisation. La constance perceptuelle consiste donc à extraire les invariances d'un stimulus pour dissocier les effets de l'illuminant de ceux liés aux caractéristiques intrinsèques des objets.

3.3.1 La constance de luminance

La constance de luminance est la faculté de percevoir une surface achromatique comme ayant les mêmes caractéristiques de luminance indépendamment des conditions d'illumination ou d'observation. Par exemple, lorsqu'on observe une page blanche d'un document dont les caractères sont noirs, nous percevons toujours les caractères comme noirs et la page comme blanche, quelque soit l'illuminant de l'environnement. Cependant, si on considère

la valeur réelle de l'énergie perçue (figure 3.7), on remarque que la quantité de lumière réfléchie varie de façon considérable. Dans l'exemple de la figure 3.7, la lumière réfléchie par la zone noire illuminée par le soleil réfléchit 100 fois plus de lumière que la zone blanche éclairée par la lampe à tungstène.

La problématique de la constance de luminance est donc d'expliquer comment cette même perception est possible et par quels traitements internes le système visuel accomplit la constance perceptuelle.

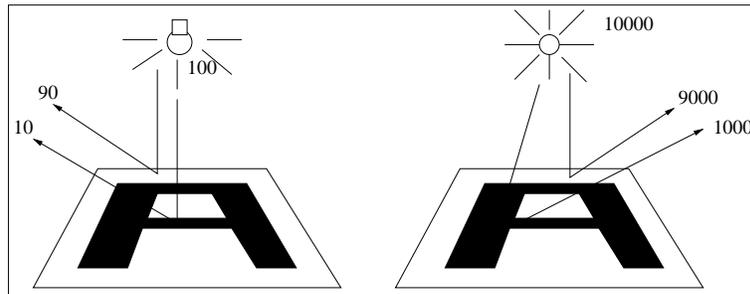


FIG. 3.7 – Proportion de lumière réfléchie en fonction des sources lumineuses

Helmholtz [70] a introduit la notion d'inférences inconscientes. Cette théorie se base sur l'hypothèse que le système visuel connaît la relation entre la surface (R) la lumière (I) et le stimulus résultant (L), $L = R \times I$, grâce à des connaissances a priori. Il est donc possible de calculer la valeur de la réflectance $R = L/I$. Ceci implique bien sûr que le système visuel connaisse les caractéristiques de l'illuminant I .

Hering [48] a proposé une autre approche dans laquelle la connaissance a priori n'est pas prise en compte et où la constance de luminance est basée sur la constance relative des contrastes entre régions voisines. Cette théorie établit que la constance de luminance se base sur des rapports de luminance. Cette idée est illustrée figure 3.7 où l'on observe que les rapports entre les régions sont constants (9/1) quelque soit l'illuminant. La figure 3.8 illustre un phénomène perceptuel lié aux contrastes des régions adjacentes. On voit qu'une surface grise est perçue différemment en fonction du fond sur lequel elle est visualisée.



FIG. 3.8 – Effet des contrastes : perception de la luminance en fonction du fond. Les deux régions centrales ont une même luminance absolue, mais l'observateur perçoit la région sur fond noir comme étant plus claire que la région sur fond gris.

En cherchant à savoir de quelle manière sont calculés les rapports de luminance, les expériences psychovisuelles ont montré qu'ils ne sont pas calculés sur la totalité des surfaces observées, mais uniquement autour des contours de luminance. Cette particularité est illustrée par la figure 3.9 où on perçoit clairement la transition entre les deux carrés sans voir nettement la variation lente des niveaux de gris à l'intérieur des carrés.

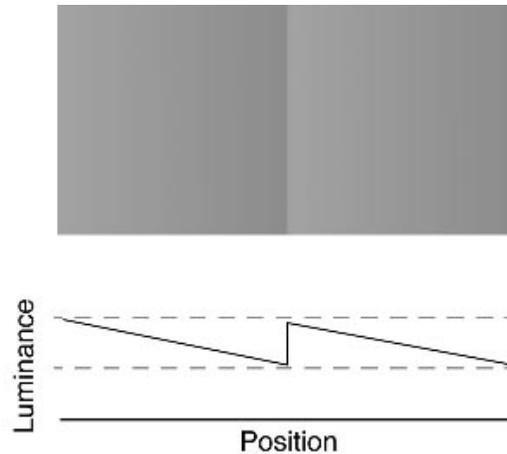


FIG. 3.9 – Effet des contrastes : homogénéité de perception des zones en fonction des contours

Si la luminance perçue est déterminée par les rapports locaux de luminance, le système visuel doit procéder à l'intégration des valeurs à travers tous les contours de l'image. Selon la théorie du rétinex [33], la luminance perçue dépend de l'intégration globale des rapports de luminance locaux aux contours.

Cette approche permet de retrouver les réflectances relatives des objets d'une scène. Cependant, elle repose sur une hypothèse assez restrictive qui dit que la lumière varie de façon linéaire sur toute la surface de l'image : C'est l'hypothèse du *monde de Mondrian*. De plus, cette technique permet de retrouver uniquement les réflectances relatives ; elle ne donne pas de référence absolue tant et si bien qu'il n'est pas possible de savoir si, pour deux surfaces données, l'une est noire et l'autre grise ou si l'une est grise et l'autre blanche. Pour pallier ce problème, on considère souvent que la surface de plus forte luminance est blanche.

Après avoir identifié l'effet des rapports de luminance aux contours, le moyen de les calculer et la façon de les rattacher à une mesure globale d'illumination, un autre problème de taille doit être résolu.

Les contours qui apparaissent dans l'image rétinienne sont le résultat de deux phénomènes distincts :

- *Les contours de réflectance* qui sont créés par une variation locale de la réflectance spectrale. Ces contours apparaissent à l'intersection de deux objets composés de matériaux différents.
- *Les contours de luminance* qui sont produits par une variation du flux lumineux

incident à la surface. Ils sont typiquement le résultat des ombres portées et des reflets spéculaires.

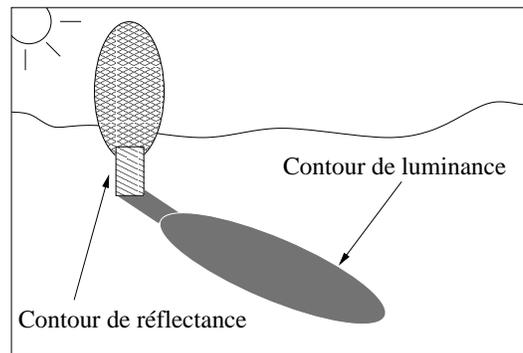


FIG. 3.10 – Exemples de contours de réflectance et de luminance

Les expériences psychovisuelles ont montré que le système visuel humain ne perçoit pas ces deux types de contours de la même façon [48]. Selon que l'on perçoit que le contour observé est dû à une variation de la lumière incidente ou de la réflectance spectrale du matériau, le contraste perçu change. Les contours de réflectance paraissent toujours plus contrastés que les contours de luminance, pour des valeurs de stimuli équivalentes. Ceci montre que le contraste local n'est pas la seule source d'information utilisée par le système visuel pour réaliser la constance perceptuelle. De cette observation, il a été suggéré que la sensation de luminance se base sur deux représentations différentes : une basée sur les variations lumineuses observées sur les surfaces et une autre représentant les variations de réflectance.

Le problème qui se pose maintenant est de comprendre selon quels critères le système visuel discrimine les contours de réflectance des contours de luminance. Plusieurs caractéristiques ont été avancées. La première est le profil du contour de luminance. En effet, il a été observé qu'il tend à être beaucoup plus atténué qu'un contour de réflectance. Dans la majorité des cas de figure, les environnements sont illuminés par des sources de lumière étendues qui ont la particularité de produire des ombres avec une pénombre (cf. section 3.1). Les contours de réflectance qui suivent les formes des objets présentent des transitions plus abruptes. La deuxième caractéristique discriminante est la magnitude du rapport de luminance aux contours. Il a été observé que les contours de luminance produisent des contrastes beaucoup plus élevés que les contours de réflectance.

La figure 3.11 illustre cette observation. A partir d'une image couleur, on produit l'image de luminance correspondante sur laquelle on calcule l'image gradient. On voit à l'aide d'un simple seuillage que les contours les plus marqués correspondent aux contours de luminance.

Les contours sélectionnés correspondent tous à des frontières de luminance, parfois doublés d'une variation de la réflectance spectrale.

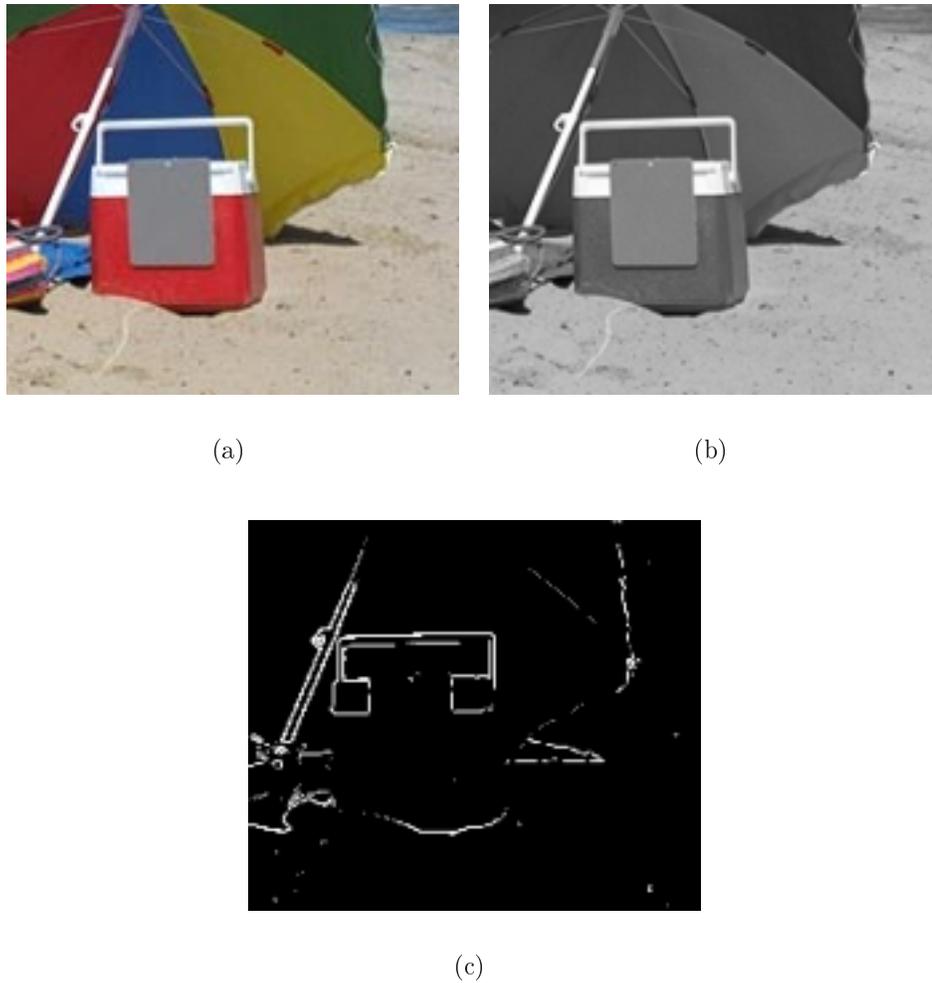


FIG. 3.11 – Contraste des contours de luminance et de réflectance. (a) Image originale (b) Image de luminance (c) Seuillage du gradient

3.3.2 La constance de couleur

L'information chromatique est un apport précieux dans la recherche de la constance perceptuelle. Malgré la complexité de l'univers multispectral, bien souvent, due à son pouvoir discriminant, la couleur apporte des contraintes supplémentaires qui simplifient la problématique.

Trois paramètres contextuels viennent réduire la complexité du problème :

1. On considère que la chrominance de la source de lumière est constante sur toute l'image. Les seules variations prises en compte sont dues aux variations d'intensité produites par les ombres et les orientations.
2. Le nombre d'illuminants rencontrés dans des conditions d'observation normales est réduit à un petit nombre de distributions spectrales différentes.

3. On ne rencontre qu'un nombre limité de réflectances spectrales dans un environnement naturel.

La solution du problème de la constance de couleur est similaire à celle de la constance de luminance : on cherche à différencier les contours de réflectance des contours d'illumination. Rubin & Richards [57] ont montré que les contours de réflectance présentent des caractéristiques différentes des contours de luminance. Ils avancent qu'une variation d'illuminant telle que celle provoquée par une ombre ou un changement d'orientation produit généralement un spectre de luminance similaire des deux cotées du contour comme l'illustre la figure 3.12. Par contre, un changement de réflectance spectrale produit un changement

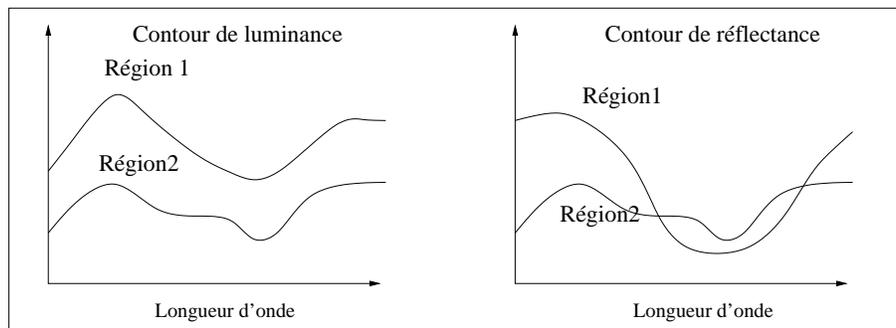


FIG. 3.12 – Différence de profil des contours de réflectance et des contours de luminance

qualitatif dans les distributions spectrales des deux côtés du contour. Rubin & Richards proposent deux conditions qui révèlent des changements dans les réflectances spectrales des surfaces : le croisement spectral et l'opposition des signes des pentes.

L'étude de la constance perceptuelle met en valeurs des aspects psychovisuels de la perception qui, une fois compris, peuvent être utilisés dans un but de détection comme nous le verrons dans les chapitres suivants. Les critères de Rubin & Richards sont particulièrement intéressants dans le cadre d'une analyse des ombres. Ils nous serviront plus loin pour discriminer les différents types de contours lors de la segmentation.

3.4 Conclusion

Nous avons vu au chapitre 2 que la réflexion lumineuse révèle des informations sur la nature des matériaux. Ceci n'est vrai que si l'on connaît au préalable les caractéristiques de la lumière ; c'est ce que nous recherchons. Cependant, le signal réfléchi contient bien des informations intrinsèques aux surfaces et à la lumière.

Nous avons introduit dans ce chapitre des modèles physiques de réflexion lumineuse qui apportent un cadre descriptif permettant d'isoler les influences respectives de la lumière et des surfaces. Ces modèles se basent sur des hypothèses plus ou moins restrictives dont nous verrons la validité au chapitre 5.

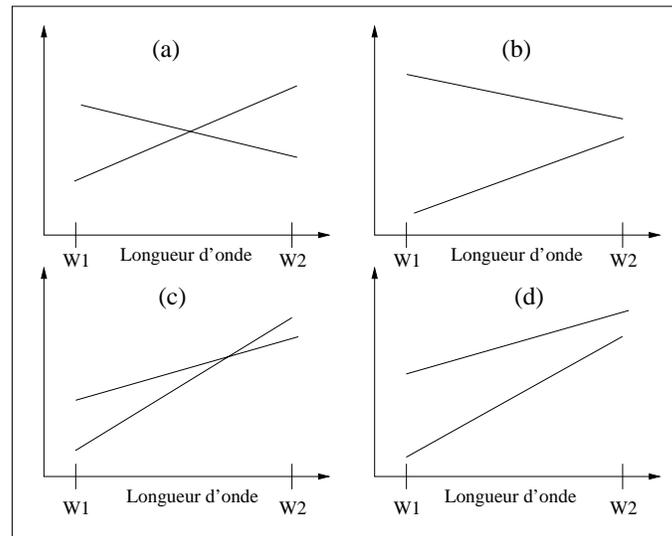


FIG. 3.13 – Discrimination de contours sur la base du croisement spectral et de l'opposition des signes des pentes. Seule le contour de la figure (d) est identifié comme étant un contour de luminance (car même signe des pentes et pas de croisements).

Le premier modèle présenté est un modèle lambertien basé sur l'hypothèse du monde de gris. Il permet d'établir les propriétés de l'indice de constance de couleur des ombres que nous introduirons au chapitre 5 et sur lequel s'appuiera le premier algorithme de détection des ombres.

Lorsqu'on traite des images grand public dans lesquelles des spécularités apparaissent fréquemment, la modélisation lambertienne est souvent trop restrictive. Nous avons donc présenté un autre modèle dans lequel les réflexions spéculaires sont prises en compte : c'est le modèle de réflexion dichromatique. C'est sur ce cadre théorique que seront élaborés les outils de détection d'ombres et de détection d'illuminant présentés au chapitre 5 et au chapitre 7.

Pour finir, nous avons présenté un modèle d'illumination non plus basé sur une description du monde physique mais sur une modélisation du système perceptuel humain. Nous avons vu les critères perceptuels utiles pour effectuer la constance de couleur.

Après avoir vu, au chapitre 2, quelle est la nature des données que nous avons à traiter, puis dans ce chapitre, le cadre théorique dans lequel s'inscrit notre problématique, il nous reste à voir quels sont les outils de la morphologie mathématique à notre disposition pour analyser et extraire les caractéristiques pertinentes de nos images.

Chapitre 4

Outils de morphologie mathématique

Les opérateurs morphologiques trouvent une grande diversité d'utilisations en imagerie. En effet, la versatilité des outils de base permet la construction d'opérateurs plus complexes servant tout aussi bien à résoudre des problèmes de filtrage, de segmentation que de classification.

Il existe déjà de nombreux ouvrages traitant des bases de la morphologie mathématique. Le lecteur intéressé par une connaissance approfondie de cette discipline pourra se référer aux ouvrages de Serra et Soille [62, 63, 69]. Nous donnons aussi un bref résumé de ces notions dans l'annexe A.

Dans ce chapitre nous allons présenter les outils de morphologie mathématique que nous utilisons pour analyser et extraire les informations pertinentes d'une image. Nous introduirons dans un premier temps les transformations géodésiques sur les images à niveaux de gris ainsi que la segmentation morphologique basée sur la ligne de partage des eaux.

Les transformations géodésiques sont utilisées pour des besoins de filtrage au chapitre 5 (section 5.3) ou d'extraction de caractéristiques au chapitre 6 (section 6.5.2).

La segmentation est à la base des outils présentés dans les chapitres suivants, à l'exception de l'algorithme de détection des ombres de la section 5.4. Nous présenterons aussi les différents paradigmes de traitement des images couleur. Nous nous intéresserons en particulier à la façon dont les outils d'analyse d'images en niveaux de gris peuvent être appliqués aux images couleur.

4.1 Les transformations géodésiques

Les transformations géodésiques, présentées dans la thèse de Grimaud [23], ne s'appliquent pas sur une image d'entrée mais sur deux. Ce sont des transformations morphologiques qui sont appliquées à une image d'entrée, tout en étant limitées à certaines régions définies par la deuxième image d'entrée. Les transformations morphologiques utilisées sont les érosions et les dilations.

4.1.1 La dilatation géodésique

Comme toutes les transformations géodésiques, la dilatation géodésique nécessite deux images en entrée : une image masque et une image marqueur. L'image marqueur est dilatée premièrement, à l'aide d'un élément structurant. L'image résultante est contrainte de rester inférieure ou égale à l'image masque. L'image masque a pour rôle de limiter la propagation de la dilatation des marqueurs.

Soit f l'image des marqueurs et g l'image du masque, on définit la dilatation géodésique de taille 1 comme suit :

$$\delta_g^1(f) = \delta^1(f) \wedge g \quad (4.1)$$

La figure 4.1 montre l'effet de la dilatation géodésique appliquée à une fonction numérique.

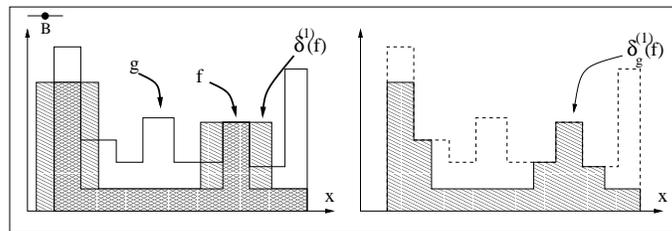


FIG. 4.1 – Dilatation géodésique d'une fonction f sous une fonction g

La dilatation géodésique de taille n est obtenue par itération de δ_g^1 :

$$\delta_g^n(f) = \delta_g^1[\delta_g^{n-1}(f)] \quad (4.2)$$

4.1.2 L'érosion géodésique

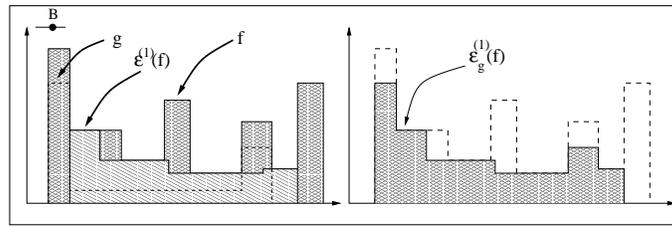
L'érosion géodésique est la transformation duale de la dilatation géodésique.

Soit f l'image marqueur et g l'image masque, on définit l'érosion géodésique de taille 1 comme :

$$\varepsilon_g^1(f) = \varepsilon^1(f) \vee g \quad (4.3)$$

Cette fois on contraint le résultat de l'érosion à rester supérieur ou égal au masque.

L'érosion géodésique est illustrée figure 4.2. De même que pour la dilatation géodésique, l'érosion géodésique de taille n est obtenue par érosions géodésiques successives de f par rapport à g :

FIG. 4.2 – Érosion géodésique d'une fonction f sur une fonction g

$$\varepsilon_g^n(f) = \varepsilon^1[\varepsilon_g^{n-1}(f)] \quad (4.4)$$

Choisir une taille d'érosion ou de dilatation géodésique n'est pas très pratique. Cela demande de connaître a priori les objets que l'on veut conserver et ceux que l'on désire éliminer.

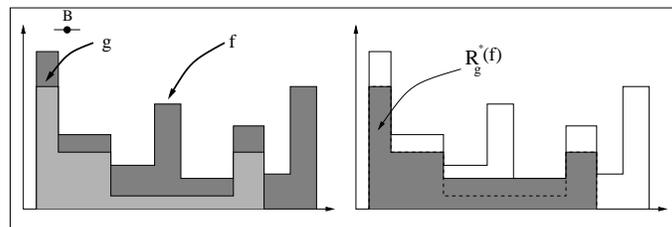
En pratique ces transformations sont peu utilisées ; on leur préfère les transformations de reconstruction morphologique.

4.1.3 La reconstruction morphologique

Dans le cadre de notre étude, les érosions et les dilatations géodésiques convergent toujours après un nombre fini d'itérations. On définit la reconstruction morphologique par érosion ou par dilatation d'une image marqueur f par une image masque g comme l'érosion ou la dilatation géodésique de f par g de taille i tel que :

$$R_g(f) = \delta_g^i(f) \text{ avec } \delta_g^i = \delta_g^{i+1} \quad (4.5)$$

$$R_g^*(f) = \varepsilon_g^i(f) \text{ avec } \varepsilon_g^i = \varepsilon_g^{i+1} \quad (4.6)$$

FIG. 4.3 – Reconstruction géodésique par érosion d'une fonction f sur une fonction g

Voici un exemple d'application de la reconstruction morphologique par dilatation : Dans la figure 4.5 le sponsor du ballon est effacé par l'effet de la reconstruction morphologique. On produit d'abord une ouverture de l'image initiale en appliquant une ouverture morphologique de taille 16. Ensuite, cette image est utilisée comme image marqueur pour la transformation géodésique et l'image originale est utilisée comme image masque.

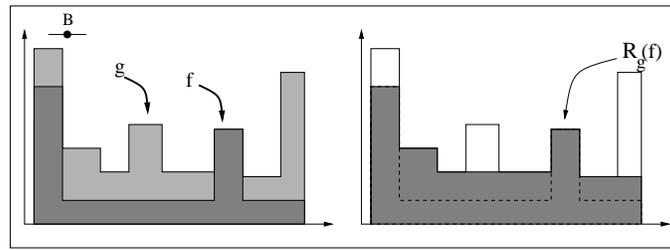


FIG. 4.4 – Reconstruction géodésique par dilatation d’une fonction f sous une fonction g

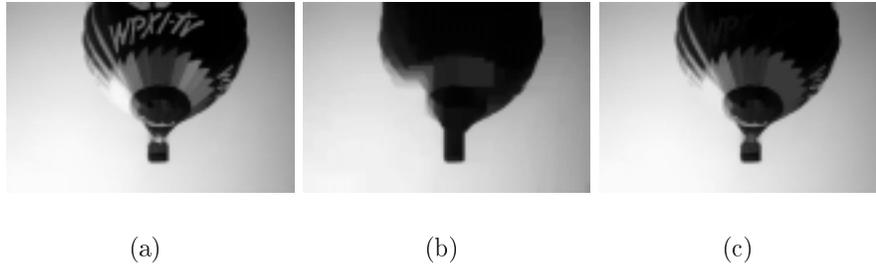


FIG. 4.5 – Application de la reconstruction morphologique. (a) Image originale (b) Image marqueur (c) Image résultat

4.2 Segmentation

La segmentation permet de passer du niveau du pixel à celui de la région. Nous avons vu au chapitre 2 que la notion de lumière est intimement liée à la notion de réflectance spectrale. L’usage de la segmentation comme point de départ d’une analyse des conditions d’éclairage s’impose. Elle permet d’obtenir des régions homogènes en termes de chrominance, de luminance ou des deux. En effet, à l’échelle d’une région homogène de l’image, on peut considérer que la réflectance spectrale ne varie pas et que, par conséquent, les variations du signal observées sont dues à l’effet de la lumière.

La segmentation est un traitement qui consiste à créer une partition de l’image A en un ensemble de régions $\{R_i\}_{i \in I}$, tels que :

$$\forall i R_i \neq \emptyset \quad (4.7)$$

$$\forall i, j \ i \neq j \ R_i \cap R_j = \emptyset \quad (4.8)$$

$$A = \cup_i R_i \quad (4.9)$$

Une région est un ensemble connexe de pixels ayant des propriétés communes (en intensité, en texture, ...) qui les différencient des pixels des régions voisines.

Il n’existe pas de méthode unique de segmentation d’une image [24, 47], pas plus qu’il n’existe de segmentation exacte d’une image. Le choix d’une technique de segmentation

tout comme l'appréciation de la qualité du résultat sont liés à la nature de l'image, à l'exploitation faite des segments et aux primitives à extraire. Il est donc difficile de définir de manière absolue une bonne segmentation. La segmentation n'étant pas une fin en soi, sa qualité est fonction des résultats obtenus par les traitements qui exploitent l'image segmentée.

On distingue deux approches différentes de la segmentation : l'approche « frontières » et l'approche « régions ».

La notion de « frontières » [7, 40, 44, 80] est associée à une variation d'intensité, ou de façon générale, à une discontinuité entre les propriétés de deux ensembles connexes et adjacents. Cette approche englobe les techniques de détection de contours. Le résultat obtenu correspond rarement à une partition de l'image telle que nous l'avons définie précédemment. Les contours détectés sont souvent discontinus. Pour obtenir une partition complète de l'image une étape de fermeture des contours est donc nécessaire [14, 52].

Les techniques de détection de régions sont basées sur une « évaluation d'homogénéité ». D'abord, des régions homogènes sont détectées. Ensuite, à partir de ces « noyaux » on met en œuvre un processus de croissance de régions qui favorise l'agrégation des pixels voisins et similaires selon les critères d'homogénéité choisis. Cette procédure est itérative et s'arrête lorsque tous les pixels de l'image ont été rattachés à une région.

La segmentation morphologique combine ces deux approches : Elle effectue un regroupement des pixels autour d'un minima local du gradient, utilisant une relation d'homogénéité reliée à la valeur du gradient de l'image. C'est le principe de la transformation de la ligne de partage des eaux appliquée sur une image gradient. De plus, cet outil produit toujours une partition de l'image aux contours fermés.

Ces caractéristiques font de la LPE un outil simple et efficace de segmentation d'image. Nous avons donc sélectionné cet outil pour répondre aux problèmes de segmentation que nous aurons à résoudre.

4.2.1 La ligne de partage des eaux

La ligne de partage des eaux est l'outil de segmentation par excellence en morphologie mathématique [2, 42]. Cette transformation se définit par rapport à un processus d'inondation. Pour introduire la ligne de partage des eaux d'une fonction f , notée $LPE(f)$, nous considérons simplement la surface topographique dessinée par la fonction f . Cette surface topographique présente un certain nombre de structures caractéristiques : dômes, vallées ou lignes de crêtes etc. Parmi ces structures, deux nous intéressent : les minima régionaux et les bassins versants de la topographie (figure 4.6).

La LPE crée une partition de cette surface topographique en simulant un processus d'inondation de la surface à partir de chaque minima. Si on imagine que les minima de l'image sont troués, la LPE inonde la surface topographique en simulant son immersion dans un lac. Plus nous enfonçons la surface, plus les niveaux d'eau dans chaque bassin versant augmentent. Lorsque les eaux de deux bassins voisins se rejoignent à un col, un barrage est construit pour les empêcher de fusionner (figure 4.6). Une fois l'inondation finie, lorsque l'intégralité de la surface est submergée, l'ensemble des barrages construits durant

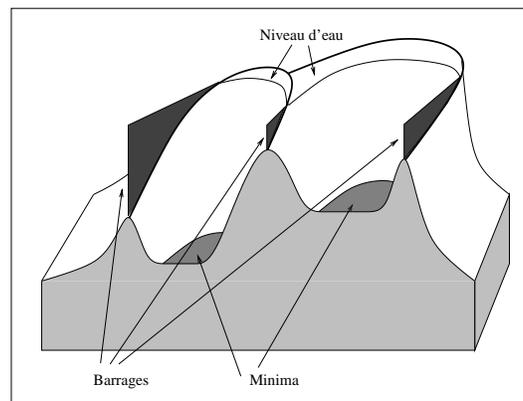


FIG. 4.6 – Surface topographique inondée par ses minima

l'inondation forment les frontières des régions identifiées. Le nombre de régions obtenues est égal au nombre de minima de la surface topographique.

4.2.2 Segmentation et ligne de partage des eaux

Comment utiliser la *LPE* pour segmenter les régions homogènes d'une image ? L'application de la *LPE* sur une image ne permet pas de détecter ses contours, comme le montre la figure 4.7. Cependant, lorsqu'on l'applique à une image gradient construite à partir de l'image originale, les minima correspondent alors aux zones homogènes et les contours de la *LPE* à la plus forte transition trouvée entre deux régions (figure 4.7). On peut donc définir les contours des régions d'une image comme la *LPE* de l'image gradient.

Les contours issus de l'application de la ligne de partage des eaux sont toujours fermés. C'est une conséquence normale de l'utilisation de la *LPE* comme outil de segmentation. On remarque également que le contour passe par les points de l'image où la transition de gris est la plus forte.

4.2.3 Le problème de la sur-segmentation

Malheureusement, les images réelles étant généralement assez bruitées, lorsqu'on calcule la *LPE* de leur gradient, celle-ci fait apparaître une forte sur-segmentation due au fait que le gradient présente de nombreux minima générés par le bruit. Or si l'on souhaite obtenir un résultat pertinent, il faut qu'un seul minima du gradient apparaisse sur chaque région à segmenter. Ceci revient donc à inonder la surface topographique constituée par le gradient de l'image, non plus à partir de ses minima, mais à partir des marqueurs M , chaque marqueur désignant ou pointant de manière unique une région à segmenter [4]. Cette *LPE* est généralement appelée *LPE contrôlée par marqueurs*.

La qualité de la segmentation obtenue dépend alors de la pertinence des marqueurs d'une part, et du choix de la fonction que l'on va traiter d'autre part ; cette fonction constitue en quelque sorte le critère de segmentation.

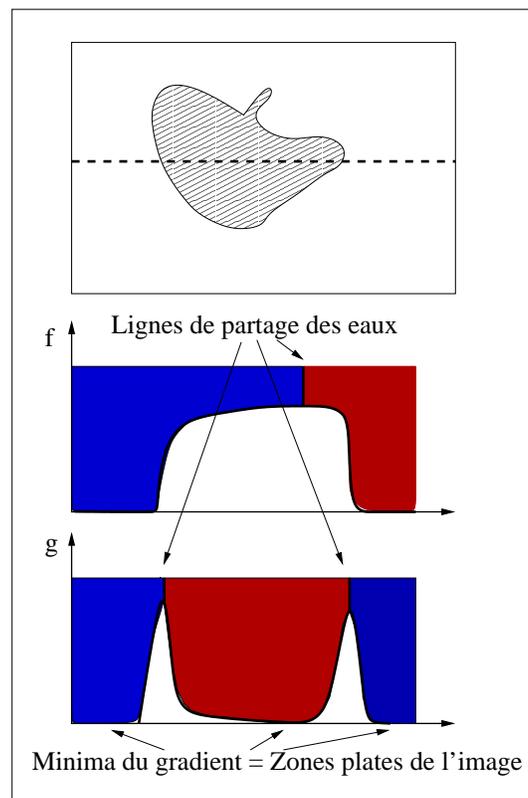


FIG. 4.7 – LPE du gradient de la surface topographique

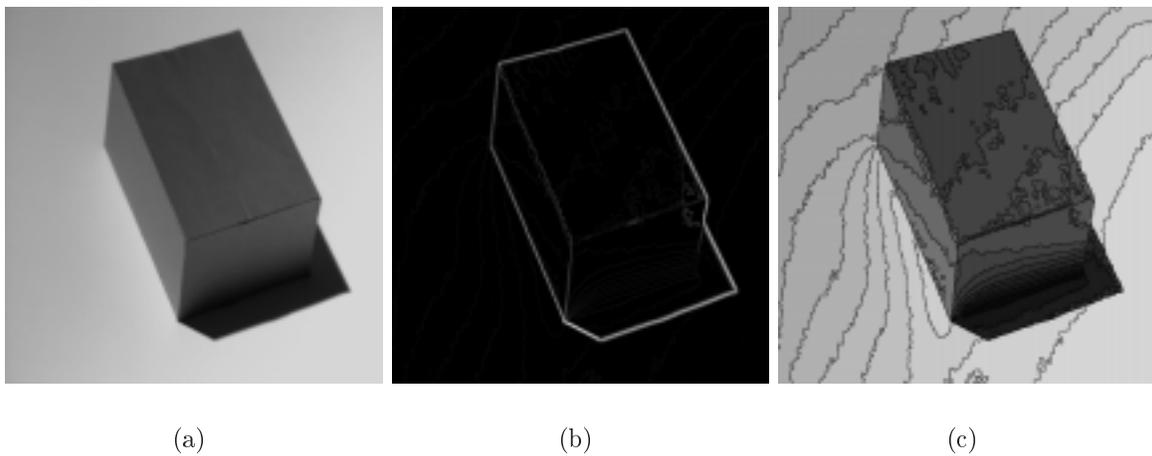


FIG. 4.8 – LPE de l'image gradient : (a) Image originale (b) Image gradient (c) Partition de l'image obtenue grâce à la LPE

Segmenter une image consiste à mettre en évidence un ensemble de marqueurs M désignant les objets à extraire dans l'image et une fonction f quantifiant les transitions

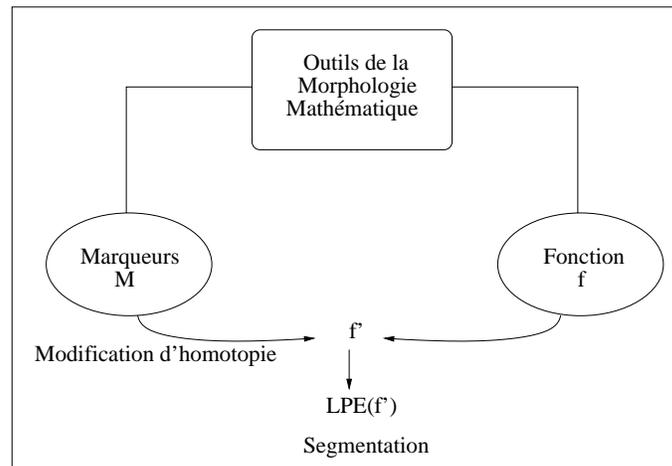


FIG. 4.9 – Principe de la segmentation par LPE assistée par marqueurs

entre ces différents objets. Il suffit alors d'effectuer la ligne de partage des eaux de f contrôlée par les marqueurs pour segmenter l'image (figure 4.9). Le processus est ainsi divisé en deux étapes : une étape « intelligente » consistant à mettre en évidence l'ensemble M et la fonction f et une étape « mécanique », consistant à utiliser la LPE sur l'image modifiée.

Cette approche est souvent utilisée dans des contextes où une certaine information a priori est disponible et permet d'orienter la recherche des marqueurs de façon pertinente [6].

La segmentation d'image basée sur l'utilisation conjointe de la ligne de partage des eaux et du marquage est une méthode relativement efficace pourvu que les marqueurs des objets à extraire soient faciles à déterminer. Or, malheureusement, cette condition n'est pas toujours remplie, car le marquage est souvent complexe. La difficulté du marquage provient souvent de la complexité des objets à extraire. Il n'est pas toujours simple d'associer aux objets à segmenter des caractéristiques photométriques ou géométriques évidentes. Un objet peut être considéré comme un tout et se présenter néanmoins comme un assemblage de plages de gris ou de couleurs de valeurs différentes. De la même façon, la géométrie des objets peut être très variable.

Nous rappelons que nos outils sont destinés à être appliqués sur des bases de données d'images grand public. La diversité du contenu de ces images ne nous permet pas de marquer de façon pertinente les structures des images.

4.2.4 Segmentation hiérarchique et LPE

Puisque les difficultés rencontrées viennent du fait que l'image à segmenter est trop complexe, une solution consiste à la simplifier, tout en conservant dans l'image simplifiée l'information la plus pertinente. Cette procédure conduit alors à une approche hiérarchique de la segmentation. Cette hiérarchisation de la segmentation est facilitée lorsqu'on utilise

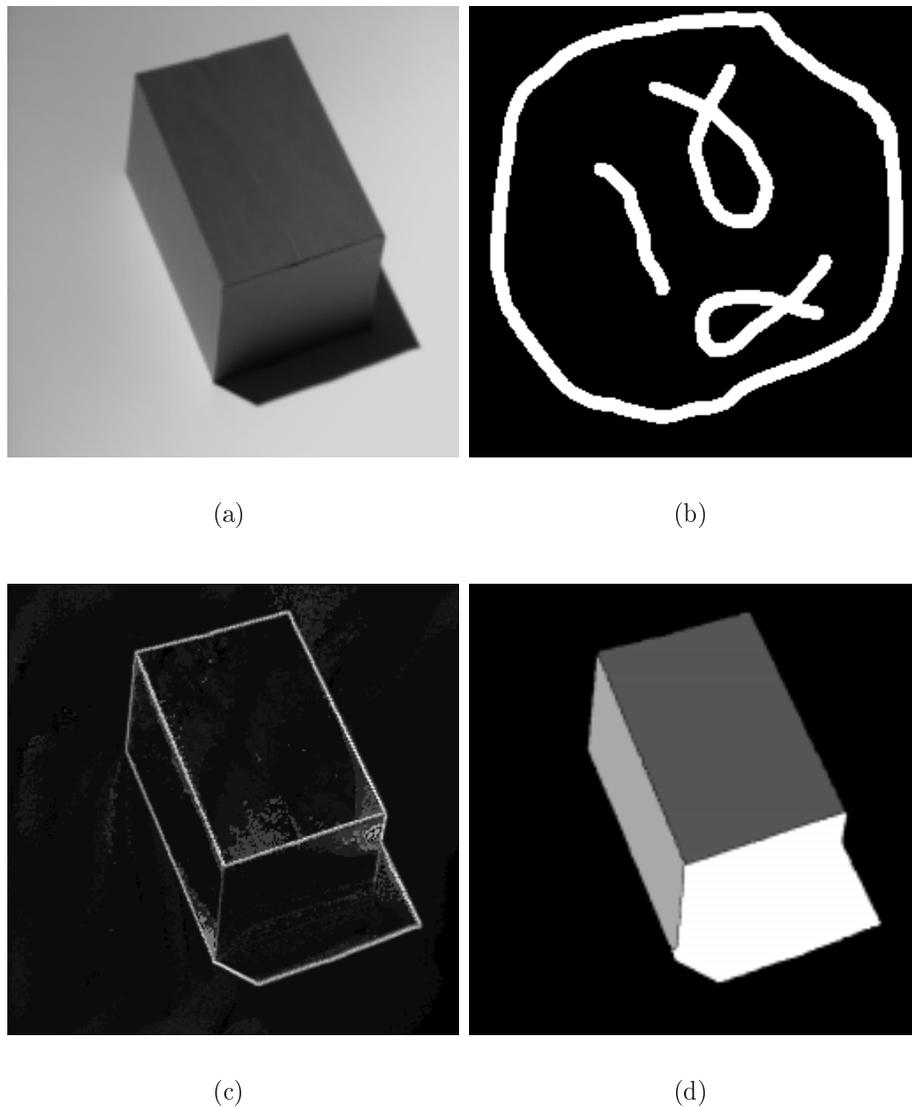


FIG. 4.10 – Exemple de segmentation assistée par marqueurs : (a) Image originale (b) Marqueurs des structures de l'image (c) Image gradient (d) Partition résultante

par une image simplifiée de l'image initiale f , appelée image-mosaïque ou encore image-partition pour construire la hiérarchie. Cette image est produite en appliquant une LPE sur le gradient de l'image originale et en étiquetant ses régions par la valeur de l'image correspondant au minima local du gradient.

Cette simplification transforme l'image initiale en une fonction étagée. La figure 4.12 illustre deux profil d'une même image, celle de la figures 4.11, un correspondant à l'image d'origine (a) et l'autre à l'image mosaïque. Cette image-mosaïque permet de réduire la complexité de l'image sans éliminer l'information pertinente : tous les contours de l'image

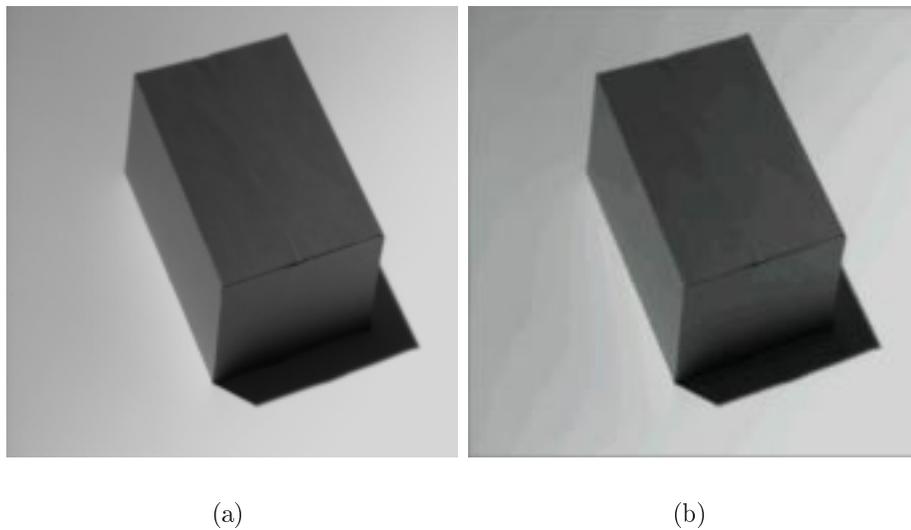
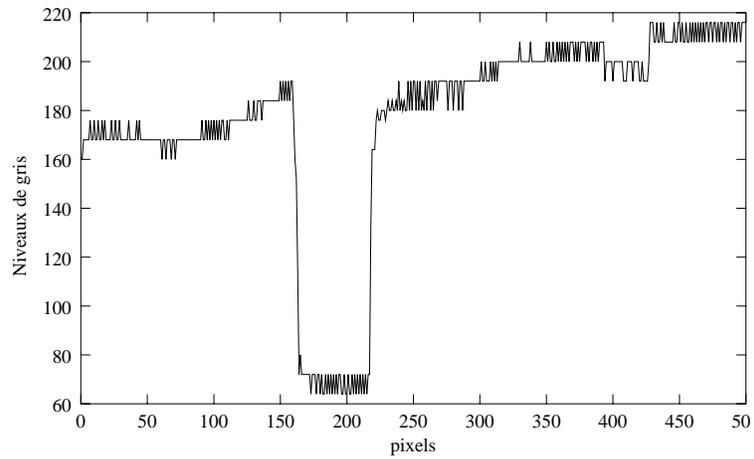


FIG. 4.11 – (a) Image originale (b) image-mosaïque

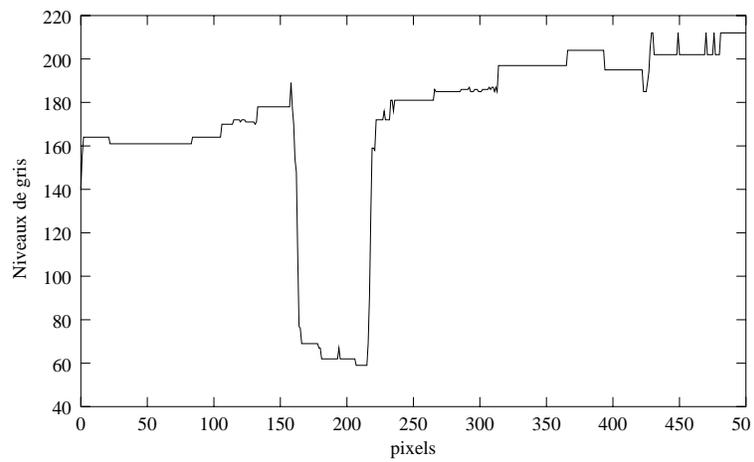
originale sont conservés.

La construction de l'image-mosaïque est décrite en détail dans la thèse de Beucher [2].

A partir de l'image-mosaïque f' et de son gradient g , une procédure de hiérarchisation est mise en place dans le but de réduire la sur-segmentation de l'image (figure 4.14). Si nous considérons l'image segmentée de la figure 4.8, nous remarquons que certaines régions de l'image originale, perçues comme homogènes à l'œil nu, ont été segmentées en plusieurs régions. Le gradient, beaucoup plus sensible que l'œil humain, a détecté des contours qui ne sont pas pertinents d'un point de vue perceptuel.



(a)



(b)

FIG. 4.12 – Effet de l'image-mosaïque sur le profil de d'une image : (a) Profil de l'image originale (b) et de son image-mosaïque

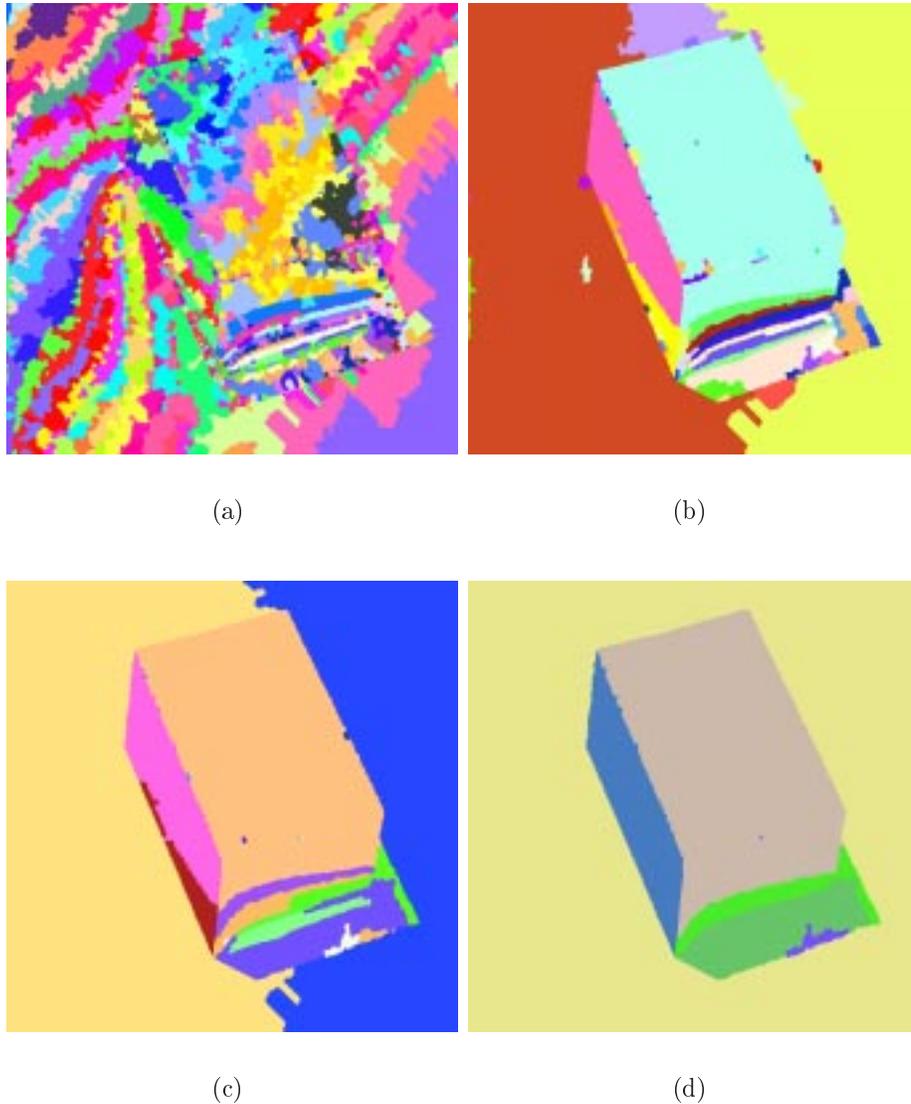


FIG. 4.13 – Exemple de segmentation hiérarchique. Les images sont représentées en pseudo-couleurs. (a) Image-mosaïque (b) Hiérarchisation de niveau 1 (c) Hiérarchisation de niveau 2 (d) Hiérarchisation de niveau 3

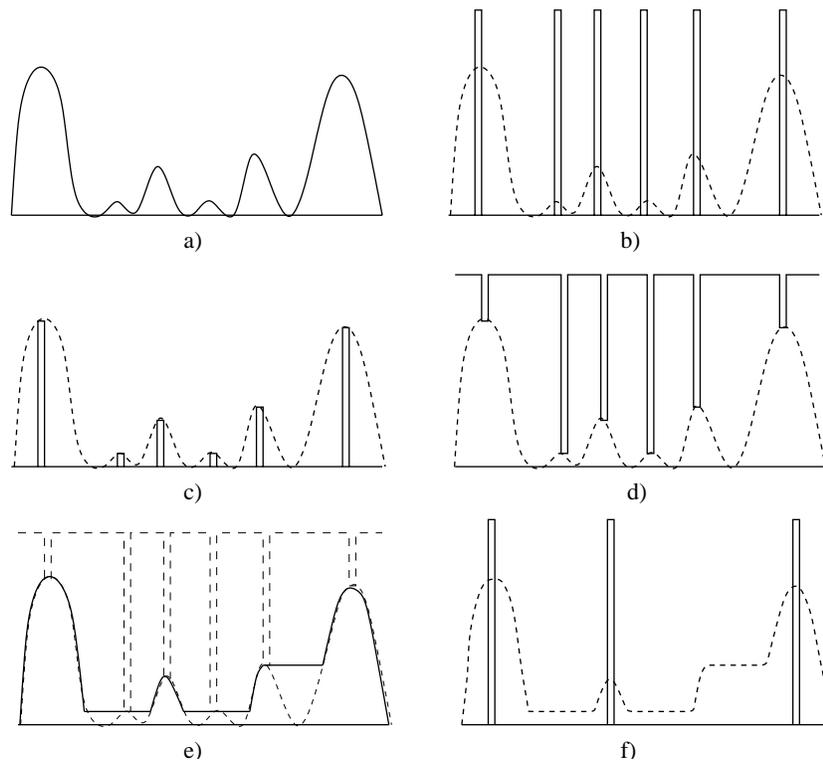


FIG. 4.14 – Principe de la segmentation hiérarchique

La segmentation hiérarchique telle que l'a présentée Beucher dans [3] se construit autour d'un processus récursif dans lequel les contours de faibles importances sont éliminés à tour de rôle.

A chaque niveau de la hiérarchie, le gradient est modifié en fonction de l'importance locale de ses contours. Ensuite, la LPE du gradient modifié est produite donnant ainsi le niveau de hiérarchie supérieur. La figure 4.14 illustre les étapes nécessaires à la hiérarchisation d'une image. A partir d'une image de départ (qui peut être le gradient de l'image à segmenter) (a), on calcule sa LPE (b) sur laquelle on applique un opérateur *ET* logique avec l'image de départ (c). L'inversion du résultat obtenu (d) donne une image marqueur que l'on reconstruit sur l'image originale (e) à l'aide de la reconstruction géodésique par érosion. La reconstruction génère une modification de l'homotopie de l'image en éliminant les minima les moins significatifs. L'application de la LPE sur ce profil modifié donne le niveau de hiérarchisation supérieur.

Cette hiérarchisation peut être itérée. Il faut néanmoins remarquer que cette itération conduit toujours à l'ensemble vide. Pour utiliser ces différents niveaux de hiérarchisation, il convient donc de bien connaître les problèmes posés par la segmentation. Seule l'analyse des différents niveaux de hiérarchie et l'apparition d'objets dont la forme, la géométrie, la luminance sont conformes à ce qu'on attend permettent d'arrêter la procédure de hiérarchisation.

Le choix des critères d'arrêt doit donc être défini en fonction des contraintes applicatives.

Nous verrons lors de l'élaboration de nos algorithmes comment le problème de l'arrêt de la hiérarchisation peut être appréhendé.

Tous les outils présentés jusqu'à présent s'appliquent à des images à niveaux de gris. Nous allons voir maintenant comment ils peuvent être appliqués aux images couleur et les problèmes que cela soulève.

4.3 Filtrage et segmentation couleur

L'extension des outils de morphologie mathématique au traitement des images couleur n'est pas sans poser certains problèmes. Les opérateurs de base de la morphologie mathématique, la dilatation et l'érosion, s'expriment par le sup et l'inf (\vee et \wedge) (cf. Annexe A). Ceci sous-entend l'existence d'une relation d'ordre totale. L'échelle des niveaux de gris se prête naturellement à cette formalisation, mais cette relation d'ordre disparaît dans l'espace tridimensionnel des couleurs.

Dans cette section nous verrons les différentes approches du traitement des images couleur. Premièrement, l'influence du choix de l'espace couleur sur les traitements effectués sera mise en évidence. Ensuite, nous parlerons des différentes manières de mettre en œuvre les traitements couleurs. Pour finir, nous nous pencherons sur la segmentation morphologique et son application aux images couleur.

Approche du traitement des images couleur Les objectifs poursuivis en imagerie couleur sont les mêmes qu'en imagerie monochrome. Les pré-traitements cherchent à simplifier l'image en vue des étapes suivantes d'extraction des caractéristiques et de segmentation. De même, la segmentation d'image couleur consiste à effectuer une partition de l'image en régions homogènes selon des critères colorimétriques donnés. Cependant, la nature particulière des images couleur implique des mises en œuvre spécifiques.

Choix de l'espace couleur Nous avons vu au chapitre 2 qu'il existe une grande variété d'espaces couleurs servant à représenter l'information visuelle sous différentes formes. Une des étapes essentielles du traitement d'images couleur est de choisir l'espace de représentation le plus adapté aux traitements que l'on veut effectuer.

Généralement, le repère de base dans lequel sont représentées les images est l'espace mRGB. Cependant, on peut mettre en relief la notion de couleur en travaillant sur une base spécifique (CIE-Lab, HSI, etc.). On effectue alors le traitement dans cette nouvelle base (notée $I_1I_2I_3$). On passe de la base initiale à la nouvelle base par la transformation T . La transformation T^{-1} permet de revenir dans la base de départ (figure 4.15).

Les raisons qui dictent le choix de l'espace utilisé peuvent être diverses. Souvent des contraintes applicatives dirigent ce choix. Saarinen [58], qui présente une application de la segmentation couleur dans un contexte de codage vidéo, utilise l'espace YIQ pour segmenter une image couleur. De même, Zugaj [80] invoque des raisons applicatives pour travailler dans l'espace mRGB, tout en reconnaissant les désavantages de cet espace.

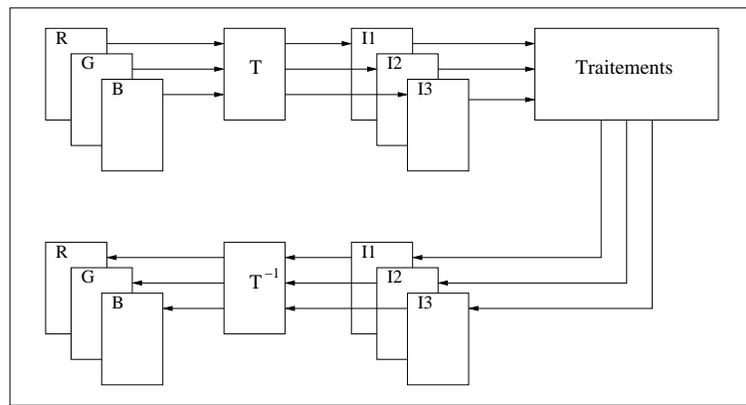


FIG. 4.15 – Changement de base pour le traitement

L'usage des espaces couleurs uniformes est fréquent dans les techniques de segmentation par classification [8, 53] mais aussi dans les techniques de segmentation par croissance de régions [78, 61] ou par LPE [64]. L'importance de la métrique euclidienne uniforme augmente dès que l'on cherche à mesurer une distance colorimétrique.

Un autre avantage de ces espaces est que les composantes sont moins corrélées que dans les espaces physiques. Cette caractéristique rend l'application marginale (que nous présentons par la suite) des opérateurs de traitement d'images à niveaux de gris beaucoup moins problématique.

Une autre approche consiste à effectuer une transformation de l'image couleur en une image à niveau de gris. Cette transformation doit être définie en fonction des objectifs du traitement que l'on veut effectuer.

Otha & al [29] utilisent un algorithme de segmentation par seuillage récursif sur la base d'un espace couleur qu'ils dérivent de la transformation de Karhunen-Loeve. Cet espace a la particularité de regrouper le maximum d'informations dans les deux premières composantes tout en les décorrélant. Il permet de limiter la recherche de seuil qu'effectue leur algorithme à la composante qui contient le maximum d'informations.

Cette approche n'est pas très attrayante dans le contexte de notre travail. L'information couleur, dans le cadre de l'analyse de la lumière, n'est pas vue comme un simple facteur discriminant mais comme un sous-échantillonnage de la lumière réfléchiée par les surfaces. L'aspect trichromatique de l'information couleur est donc primordial. Pour cette raison, nous avons préféré travailler sur des données vectorielles.

Nous travaillerons aussi sur le diagramme chromatique de la CIE présenté dans la section 2.3.1. Cette représentation est communément utilisée pour spécifier de manière absolue la valeur d'une couleur. Ce diagramme est fréquemment utilisé dans les travaux portant sur la constance de couleur [15]. Cette représentation dérivée de l'espace CIE-XYZ appartient à la classe des systèmes standardisés (cf. section 2.3.1). Cependant, nous avons vu aussi que cette base n'est pas adaptée à la mesure de différences colorimétriques.

De manière générale, nous serons amenés à choisir un système de couleur adapté aux traitements que nous mettrons en œuvre. Ce choix sera particulièrement déterminant pour

effectuer le calcul du gradient préalable à la segmentation par LPE.

Nous présentons dans la figure 4.17 une illustration de la variabilité des résultats obtenus par la segmentation morphologique couleur. La différence de couleur choisie est la distance euclidienne maximale rencontrée entre deux pixels du voisinage considéré. Chaque ligne représente : l'image-mosaïque, la hiérarchie de niveau 1 et celle de niveau 2.

L'espace CIE-Lab se distingue particulièrement. On remarque que le niveau de sur-segmentation produit dans cet espace est bien moindre que dans les autres espaces couleurs. Cette caractéristique sera essentielle pour l'élaboration de notre algorithme de détection de ciel (cf. chapitre 6).

Les deux paragraphes suivants présentent respectivement deux approches possibles permettant d'étendre un opérateur donné aux images couleur.

Approche marginale L'approche marginale est la plus immédiate et la plus simple à réaliser. Elle consiste à effectuer le traitement suivant : chaque composante est traitée de manière scalaire, indépendamment des autres, d'où l'appellation de traitement « marginal ». Les résultats obtenus sur les différentes composantes forment alors l'image couleur filtrée. Cette approche est illustrée par la figure 4.16.

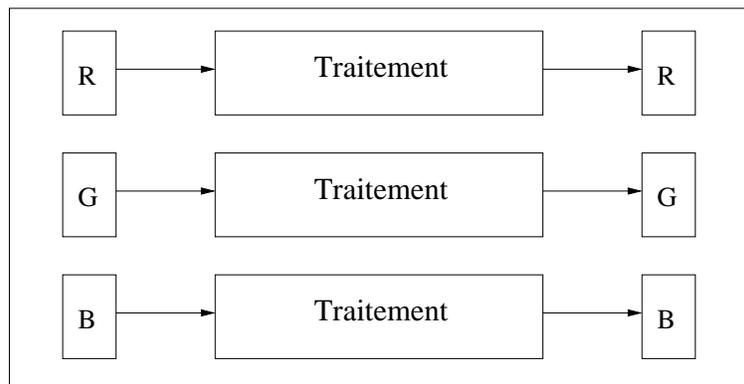


FIG. 4.16 – Traitement marginal d'une image couleur

Grâce à sa simplicité, mais également à la souplesse de traitement qu'elle assure, cette méthode est utilisée avec succès dans de nombreux cas. Néanmoins, pour d'autres types d'applications, elle n'est pas pleinement satisfaisante, et ce, pour plusieurs raisons que nous allons voir.

En général, le filtrage d'un ensemble de vecteurs ne fournit pas en sortie l'un des vecteurs d'entrée. Traitons par exemple le cas du filtre médian. Pour une fenêtre de filtrage W de N vecteurs X_j :

$$W = X_j, \quad j = 1, \dots, N, \quad (4.10)$$



(a)



(b)



(c)



(d)

FIG. 4.17 – Exemples de segmentations hiérarchiques d’une même image dans divers espaces couleurs. (a) Espace mRGB (b) Espace CIE-XYZ (c) Espace HLS (d) Espace CIE-Lab

chaque vecteur X_j ayant M composantes $X_j(i)$, la sortie du filtre médian marginal est le vecteur X_{med} dont les M composantes $X_{med}(i)$ sont respectivement les valeurs médianes des M ensembles $X_j(i), j = 1, \dots, N$:

$$X_{med} = med\{X_j, j = 1, \dots, N\} \Leftrightarrow X_{med}(i) = med\{X_j(i), j = 1, \dots, N\}, \quad (4.11)$$

$$\forall i \in \{1, \dots, M\} \quad (4.12)$$

Or, il n'y a aucune raison pour que X_{med} soit l'un des vecteurs d'entrée :

$$X_{med} \notin W \quad (4.13)$$

On assiste donc à l'apparition de nouveaux vecteurs en sortie du filtre ce qui est gênant dans de nombreuses applications. Par exemple, dans le cas d'images couleur, l'apparition de nouvelles couleurs peut détériorer la qualité visuelle d'une image ; elle peut également perturber un système de reconnaissance qui serait basé sur les attributs chromatiques des objets.

Ce phénomène est illustré par la figure 4.18

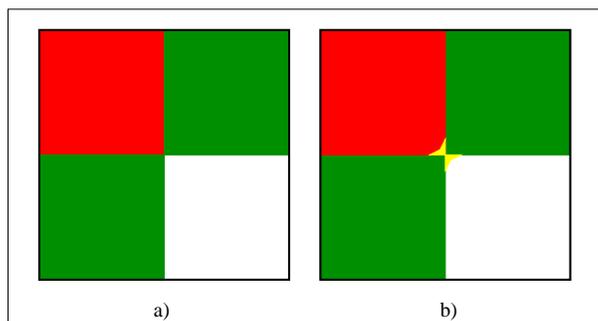


FIG. 4.18 – Filtrage médian marginal (b) d'une image couleur (a)

Outre cet aspect, l'approche marginale nécessite autant de traitements que l'image compte de composantes. Cela peut s'avérer réhibitoire dans le cas de traitements complexes. Enfin, l'approche marginale ne tient absolument pas compte de la corrélation existant entre les différentes composantes de l'image. Cette corrélation, pour les images couleur, apparaît lorsque les spectres de sensibilité des différents capteurs ne sont pas totalement disjoints.

L'avantage principal de cette approche réside dans le fait qu'il est possible d'utiliser les techniques existantes en imagerie monochrome sans adaptations particulières.

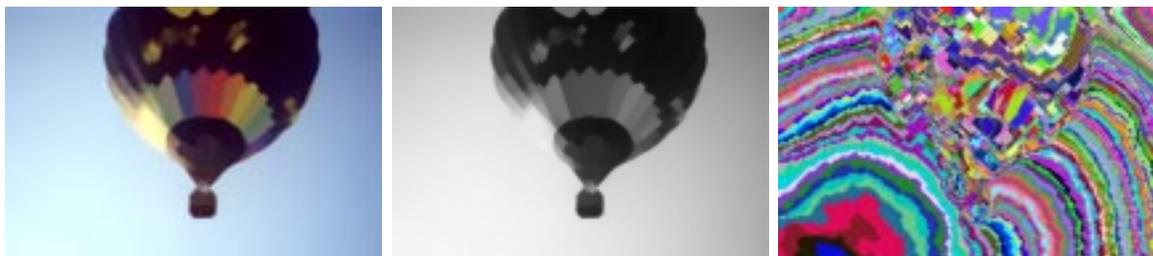
La figure 4.19 illustre des exemples successifs de résultats de filtrage alterné séquentiel marginal d'une image couleur. La première ligne correspond à l'image originale en couleur, en luminance et en pseudo-couleurs.



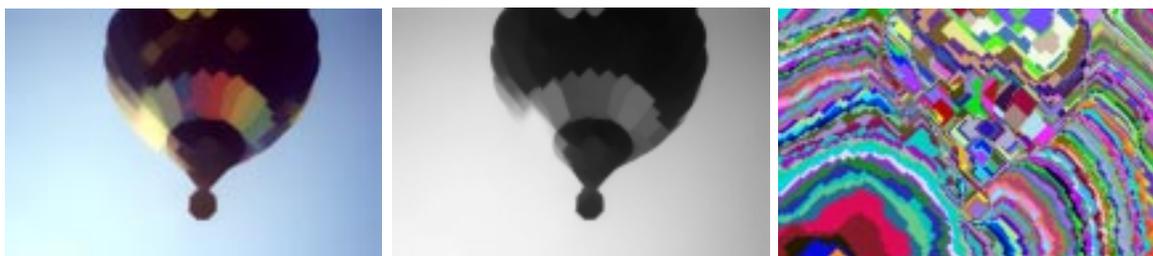
(a)



(b)



(c)



(d)

FIG. 4.19 – Filtre alterné séquentiel : (a) Images originales (b) FAS ($n=1$) (c) FAS ($n=2$)
d) FAS ($n=4$)

Cet opérateur a été appliqué de façon marginale dans l'espace CIE-Lab. On remarque que l'introduction de fausses couleurs n'est pas perceptible.

Approche vectorielle Dans de nombreux cas, une approche purement vectorielle permet d'améliorer les performances des opérateurs marginaux. La figure 4.20 présente le schéma de traitement correspondant au cas d'une image couleur représentée dans un espace RGB : toutes les composantes sont traitées simultanément. La corrélation entre les différentes composantes peut alors être prise en compte et on aboutit souvent à des performances supérieures à celles obtenues par un traitement marginal. De plus, cette approche permet d'imposer à la sortie du filtre de faire partie de la fenêtre de filtrage initiale. L'apparition de nouveaux vecteurs lors du traitement est évitée.

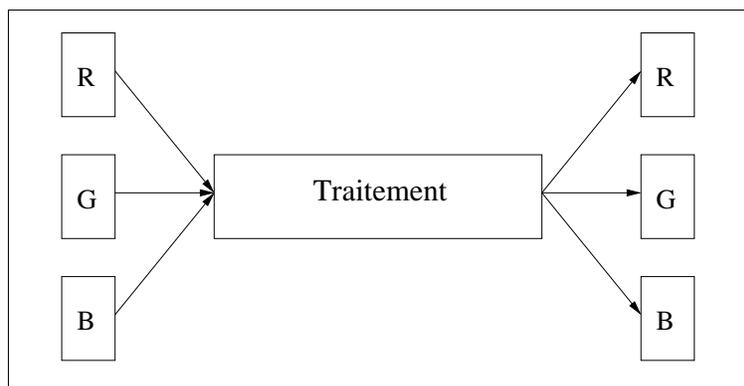


FIG. 4.20 – Traitement vectoriel d'une image couleur

Cette approche traite en une seule opération les trois composantes. Le pixel est alors considéré comme un vecteur. La complexité des images multispectrales est davantage prise en compte par ce genre de traitement, cependant, chaque outil doit être adapté à cette nouvelle représentation.

La figure 4.21 reprend l'illustration de la figure 4.18 : la même image couleur originale est filtrée par un filtre médian vectoriel [1]. On constate qu'il n'y a plus de fausses couleurs sur l'image filtrée.

Pour ce type d'approche, il faut rendre le filtre que l'on désire utiliser compatible avec la structure désormais vectorielle des pixels : pour cela, on réalise une extension vectorielle du filtre scalaire. Toutefois, cette extension ne peut pas toujours être réalisée directement. En particulier, dès que la notion d'ordre totale est nécessaire dans le traitement, il convient de préciser le cadre dans lequel on se place en définissant la relation d'ordre vectorielle que l'on utilise.

Segmentation d'image couleur Comme cela a été explicité dans le paragraphe 4.2.2, le calcul du gradient est nécessaire à la construction de la ligne de partage des eaux d'une image. La définition de l'opérateur de gradient morphologique est par ailleurs disponible

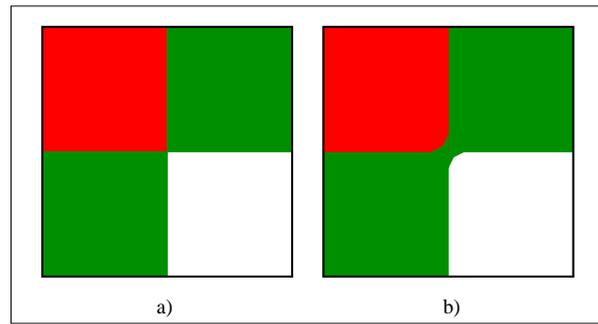


FIG. 4.21 – Filtrage médian vectoriel standard (b) d'une image couleur (a)

dans l'annexe A. Nous rappelons simplement que le gradient est obtenu par différence entre le dilaté et l'érodé de l'image originale, dans le cas des images à niveaux de gris. Dans la mesure où les images sont en couleur, son élaboration mérite quelques réflexions.

Comme pour tous les opérateurs utilisés sur les images à niveaux de gris, nous devons choisir l'approche la mieux adaptée à notre application en fonction de l'espace couleur et des traitements effectués sur les pixels couleurs. La figure 4.22 illustre les différentes configurations possibles. Dans le cas (a), la segmentation est effectuée de façon marginale. Le gradient et la LPE sont calculés sur chaque composantes indépendamment. Cette configuration produit trois segmentation de la même image avec des contours différents. Dans le deuxième cas (b), seul les gradients sont calculés de façon marginale. Ils sont ensuite combinés pour produire un gradient couleur unique sur lequel on applique la LPE. Le dernier cas (c) illustre le calcul du gradient vectoriel par mesure euclidienne dans l'espace couleur, c'est ce dernier que nous utiliserons.

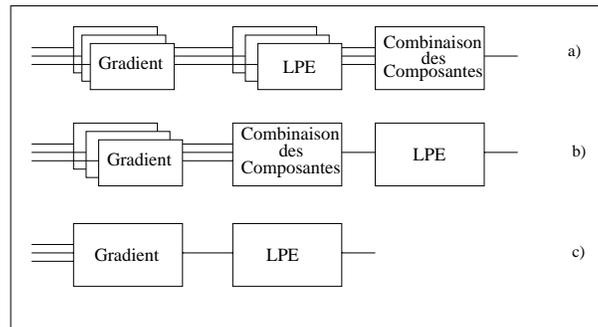


FIG. 4.22 – (a) calcul marginal du gradient et de la LPE sur chaque composante (b) Calcul marginal du gradient et application de la LPE à une combinaison des gradients de chaque canal (c) calcul vectoriel du gradient et application de la LPE sur le gradient



(a)



(b)



(c)

FIG. 4.23 – Exemples de segmentations hiérarchiques d’une même image dans l’espace CIE-Lab, avec des gradients différents. (a) Sup des gradients morphologiques marginaux (b) Somme des gradients morphologiques marginaux (c) Distance euclidienne

Le figure 4.23 illustre des résultats de segmentation hiérarchique appliquée à une image couleur obtenue avec divers gradients.

De manière générale, nous préférons l'usage des espaces uniformes et la métrique euclidienne associée. Il a été montré dans [45] que ces espaces (CIE-Lab, Yuv) réduisent la sur-segmentation et produisent des résultats plus cohérents par rapport aux couleurs perçues (cf. figure 4.17).

4.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue les outils de filtrage et de segmentation que nous utiliserons pour élaborer nos algorithmes de détection des ombres, de détection du ciel et de détection d'illuminant.

Nous avons aussi présenté les différents aspects de l'application de ces outils aux images couleur. C'est sur la base de ces considérations que nous justifierons les choix que nous serons amenés à faire au cours de l'élaboration de nos algorithmes.

Grâce à ces outils et sur la base des notions introduites dans les chapitres 2 et 3, nous présentons dans le chapitre suivant notre approche de l'analyse des conditions d'éclairage à travers la détection des ombres.

Chapitre 5

Détection et analyse des ombres

Nous avons présenté au chapitre 2 la manière dont les données images ont été produites. La lumière est un flux spectral irradiant provenant d'une source localisée dans l'espace. Les objets qui composent la scène modifient les caractéristiques du flux en fonction de leur position dans l'espace et de leur réflectance spectrale. C'est le résultat de cette modification que nous percevons.

Au chapitre 3, les modèles d'illumination ont été introduit. A travers ces modèles, nous avons vu que deux composantes distinctes contribuent à la formation de l'image : la composante spectrale (distribution spectrale de la source + réflectances spectrales des objets de la scène) et la composante géométrique (position relative de la source, des objets et de l'observateur). Dans ce travail, nous ne nous intéresserons qu'à la première.

Cependant, c'est l'interaction de ces deux composantes qui produit un phénomène observable très intéressant pour l'analyse des conditions d'éclairage : les ombres.

A l'aide des outils de la morphologie mathématique, nous allons élaborer dans ce chapitre des outils qui nous permettront de traiter les données image et d'en extraire les structures correspondant aux ombres.

Depuis des siècles, les artistes qui s'intéressent à reproduire le plus fidèlement possible les scènes réelles ont utilisé les ombres pour exprimer un sentiment de profondeur. En imagerie de synthèse [16], de nombreux travaux se sont attachés à la reproduction réaliste des ombres dans le but d'obtenir un rendu plus proche de la réalité. Bien que les ombres soient très importantes dans le processus de génération d'images, la quantité de travaux en traitement d'image qui cherchent à interpréter le rôle des ombres dans une optique de compréhension d'image est relativement faible.

Une quantité non négligeable d'informations peut être déduite des ombres d'une scène.

D'abord, la présence d'une ombre indique que la scène en question est éclairée par au moins une source de lumière directionnelle et localisée ; les ombres n'apparaissent pas lorsque la lumière est diffuse. De plus, la correspondance entre l'ombre et l'objet qui la génère permet de contraindre la géométrie de la scène. Finalement, la différence perçue entre une ombre et la même surface éclairée permet d'en déduire des informations sur le rapport entre la lumière directe et la lumière ambiante.

De plus, de même que le système visuel humain tend à éliminer les effets de la lumière pour

faciliter la reconnaissance, les applications en reconnaissance des formes doivent identifier l'objet de leur recherche sans être influencées par les ombres. En effet, les ombres modifient les structures des objets perturbant souvent les algorithmes de reconnaissance des formes basés sur la segmentation d'image. La détection préalable des ombres est donc la bienvenue.

5.1 État de l'art

Les travaux en C.I. portant les ombres se divisent en deux catégories : ceux qui détectent les éléments de la scène analysée malgré la présence des ombres, on parle alors d'*analyse implicite des ombres*, et les travaux qui cherchent à détecter ou interpréter les ombres en tant que telles : c'est l'*analyse explicite des ombres*.

Le grand courant de l'analyse implicite des ombres est connu sous le nom de *constance de couleur* (cf. section 3.3). La constance de couleur [17, 33, 38, 57] est un terme emprunté aux études de la vision humaine [48, 70], dont les travaux ont montré que l'observateur humain reconnaît la couleur d'un matériau indépendamment des changements d'illumination. Si cette propriété du système visuel humain pouvait être modélisée et mise en œuvre dans un système de vision artificiel, alors les changements d'illumination causés par les ombres ne seraient plus un obstacle aux divers algorithmes rencontrés en imagerie.

L'approche explicite de l'analyse des ombres est apparue premièrement dans le domaine de l'imagerie aérienne [30, 27, 36]. Malheureusement, les travaux menés jusqu'à présent sur ce thème ont été assez rudimentaires. On a souvent considéré que toutes les zones sombres, identifiées par seuillage, se trouvant proches d'un « objet » dans la direction de la source de lumière, correspondaient aux ombres. Lorsque ces hypothèses sont vérifiées, les systèmes proposés sont relativement efficaces. De plus, comme un grand nombre d'applications dans ce domaine ont pour données des images à niveaux de gris, il est compréhensible que les recherches aient été limitées par ce paramètre. Finalement, l'environnement contraint de l'imagerie aérienne permet l'utilisation de connaissances a priori comme la position du soleil, chose impossible pour des images grand public.

Plus récemment, Funka-Lea et Bajcsy [18, 19] ont présenté une nouvelle approche basée sur un modèle spectral des ombres. Ils utilisent l'indice de couleur pour détecter la présence d'une ombre. Un algorithme de segmentation couleur produit une partition de l'image en accord avec l'indice de couleur. Le résultat de la segmentation permet d'extraire les ombres par une analyse de la physique de la radiance des ombres. Ensuite, ils montrent que l'observateur qui peut interférer sur la scène en projetant une ombre arrive à extraire suffisamment d'informations sur les conditions d'éclairage pour déterminer quelles sont les régions correspondant à des ombres.

L'usage d'un observateur actif est très limitant ; il n'est pas envisageable dans la plupart des applications.

Récemment, Salvador [60] a présenté une approche qui permet de détecter et de classifier les ombres d'une image en « ombres portées » ou « ombres propres ». Dans une première étape les régions sont détectées comme appartenant à une ombre ou pas. Ensuite, une analyse des contours dans un espace couleur invariant c_1, c_2, c_3 [74] permet de classifier les

régions « ombres » comme étant soit des ombres portées soit des ombres propres. Cette méthode est intéressante parce qu'elle permet de faire cette distinction, mais elle est limitée par des hypothèses très contraignantes : l'image analysée doit être constituée d'un objet de couleur uniforme projetant une ombre sur une surface plane et non texturée. Il y a une seule source de lumière illuminant la scène. L'objet et son ombre sont obligatoirement présents dans la scène. La source de lumière doit être forte pour que les ombres soient bien contrastées.

Nous allons présenter deux méthodes différentes de détection d'ombres. La première méthode se base sur le modèle d'illumination lambertien introduit par Funka-Lea et Bajcsy qui est présenté dans la section 3.1. Nous présentons une réalisation basée sur les outils de segmentation morphologique. De plus, notre approche s'affranchit de l'observateur actif nécessaire à leur méthode.

Après avoir présenté les résultats et analysé les performances, nous proposerons une approche complémentaire qui cette fois sera basée sur le modèle de réflexion dichromatique (section 3.2).

Ce modèle a déjà été utilisé pour la détection des reflets spéculaires [46, 71] mais jamais pour l'analyse explicite des ombres.

Pour introduire la problématique, nous allons voir dans un premier temps quelles sont les caractéristiques psychovisuelles des ombres.

5.2 La nature des ombres

Les ombres sont le résultat d'une obstruction de la source de lumière. En tant que telles, elles ont deux composantes : une géométrique et une spectrale.

La nature spectrale d'une ombre est le produit de la différence d'éclairage générée par l'obstruction de la principale source directe ; une ombre reste éclairée par les sources secondaires et par la source de lumière ambiante. Elle se caractérise donc par un changement local de la radiance (lumière réfléchi) créé par un changement local de l'irradiance (lumière reçue)(cf. figure 3.2).

Lorsque la scène est illuminée par une seule source directe, la lumière illuminant les ombres est la lumière ambiante. Elle se définit comme la lumière inondant un environnement sans avoir une origine précise ; elle est donc par définition non-orientée. Cette caractéristique l'affranchit de l'influence de la géométrie de la scène ; chaque point de l'espace reçoit cette lumière. Elle est le résultat de toutes les inter-réflexions et des dispersions générées par l'environnement.

La composante géométrique est déterminée par l'objet obstruant l'illuminant et par sa position dans la scène. Les caractéristiques géométriques de cet objet sont importantes car, avec la géométrie de la surface ou des surfaces sur lesquelles l'ombre est projetée, elles déterminent la forme de l'ombre.

Les ombres se divisent en deux catégories : les ombres propres et les ombres portées. Les ombres portées sont le résultat de la projection de la silhouette de l'objet obstruant la lumière sur une surface. Pour ce type d'ombre, il y a toujours un espace vide entre le point



FIG. 5.1 – Exemples d’ombres portées et d’ombres propres

où est arrêté le rayon lumineux et le point correspondant de l’ombre. Les ombres propres apparaissent sur l’objet même qui produit l’ombre. Il n’y a donc aucun espace vide entre le point d’arrêt de la lumière et le point correspondant dans l’ombre. Par exemple, le cheval de la figure 5.1 projette son ombre portée sur le sol alors que sur son flanc apparaît une ombre propre.

Une étude plus fine de la nature des ombres révèle que dans certains cas la source de lumière peut être que partiellement obstruée. Cette observation est vraie pour toutes les sources de lumière dites *étendues* (toutes les sources autres que les sources ponctuelles). En pratique, les contours externes des ombres créées par les sources étendues sont le résultat d’une obstruction partielle de la source : c’est la pénombre. L’ombre « absolue » est la partie intérieure de l’ombre où la totalité de la source de lumière directe est obstruée (cf. figure 3.2).

5.2.1 Les indices perceptuels de détection d’une ombre

La reconnaissance des ombres dans une scène est une problématique délicate. Les ombres ne peuvent être identifiées qu’avec la connaissance de la géométrie de la scène, des réflectances spectrales des matériaux et du flux spectral. On entend par flux spectral la caractérisation de la lumière en chaque point de la scène. Connaître le flux spectral d’une scène va plus loin que la simple caractérisation des sources lumineuses car pour cela il faut identifier les effets des inter-réflexions entre les surfaces ainsi que les propriétés de transmission de l’environnement. Connaissant le flux spectral d’une scène et les propriétés d’absorption spectrale des surfaces, on peut associer un changement d’apparence de surface à un changement d’irradiance. La connaissance de la géométrie de la scène nous permet alors de savoir si cette variation est due à une obstruction de la source lumineuse

ou non.

Cependant, ces informations ne sont pas connues de l'observateur (ou de la machine) au moment de procéder à la reconnaissance des ombres d'une scène.

Bien qu'il soit formellement impossible de détecter une ombre à partir des caractéristiques colorimétriques et photométriques, il existe plusieurs indices qui suggèrent la présence des ombres. C'est sur ces indices que nous baserons nos outils de détection.

5.2.2 L'indice de luminance

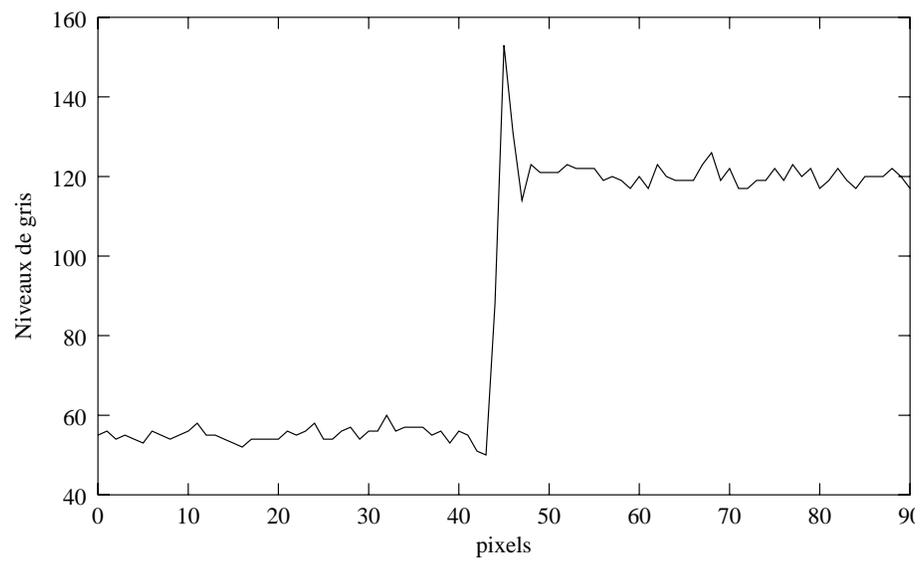
L'indice le plus évident qui caractérise la présence d'une ombre est qu'une surface ombragée paraît plus sombre que la même surface éclairée, pour la simple raison que moins de lumière arrive sur la surface. Cependant, à moins que l'objet obstruant la lumière soit en mouvement, nous ne voyons pas le même point d'une surface à la fois illuminée et ombragée.

Il n'est donc pas possible de déterminer si une zone de faible luminance est le produit d'une obstruction de la lumière ou des propriétés intrinsèques du matériau. En faisant l'hypothèse que les propriétés matérielles des surfaces ne changent pas rapidement et que la lumière ambiante est relativement constante aux bords de l'ombre, on établit qu'une surface à l'ombre est plus sombre qu'une autre surface adjacente et éclairée.

Cependant, comme le montrent les figures 5.2 et 5.3, cet indice est insuffisant pour construire un processus de reconnaissance des ombres. Il ne permet pas de faire la distinction entre les contours de luminance et les contours de réflectance. D'autres indices doivent être introduits. Les profils de luminance des figures 5.2 et 5.3 correspondent à la composante L^* de l'espace CIE-Lab.



(a)

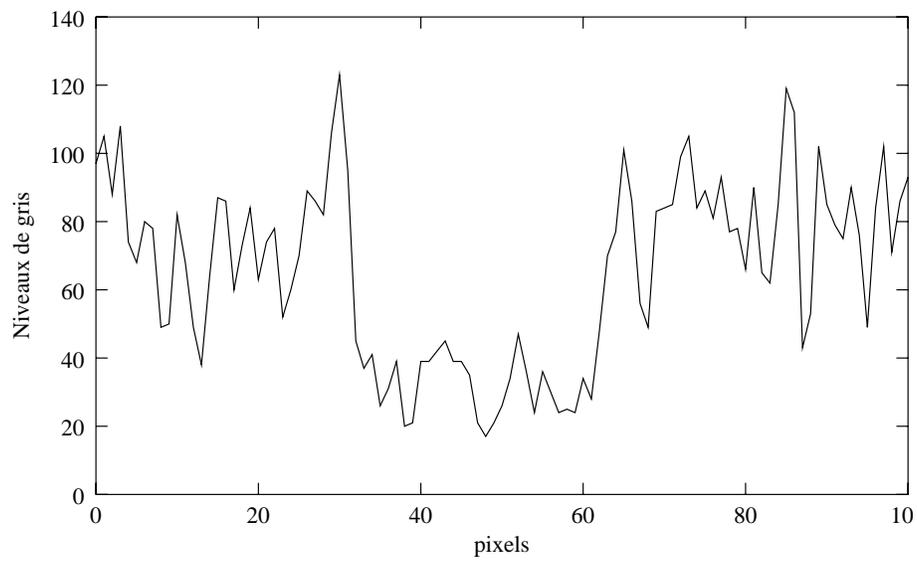


(b)

FIG. 5.2 – Contour de réflectance : (b) profil de luminance de la bande rouge sélectionnée dans l'image (a)



(a)



(b)

FIG. 5.3 – Contour de luminance : (b) profil de luminance de la bande rouge sélectionnée dans l'image (a)

Il a été établi section 3.3.1, dans le but d'expliquer comment le système visuel humain discerne un contour de luminance, que ces derniers présentent des variations d'intensité plus fortes que les contours de réflectance (cf. figure 3.11). Cet indice ne peut être exploité car il est dépendant des conditions d'éclairage. En effet, cette observation est vraie dans un contexte lumineux où la composante directe est forte. Les figures 5.2 et 5.3 montrent que les contrastes de luminance et de réflectance ont sensiblement la même valeur.

5.2.3 L'indice de couleur

Le deuxième indice fort qui suggère la présence d'une ombre est l'indice de couleur. Il établit qu'une surface à l'ombre réfléchit un signal chromatique similaire à celui que renvoie cette même surface lorsque elle est directement éclairée.

Bien que la lumière ambiante soit considérée comme un flux lumineux, elle varie faiblement dans une scène. Une grande partie des chercheurs travaillant en Vision ont fait l'hypothèse que la lumière ambiante est toujours uniforme et de même composition spectrale que la source directe : c'est l'hypothèse du monde de Mondrian et du monde de gris [48].

Selon l'hypothèse du monde de gris, la couleur d'une surface à l'ombre éclairée par la lumière ambiante ne diffère pas en termes de teinte et de saturation de la couleur de la même surface éclairée par la source de lumière directe : seule la luminance varie. En conséquence, la non variation de la teinte et de la saturation a souvent été utilisée comme indice pour identifier les surfaces indépendamment du fait qu'elles soient ombragées ou pas.

5.2.4 Autres indices

D'autres indices perceptuels sont utilisés par le système visuel humain dans le processus de reconnaissance d'une ombre. Ils ne seront pas utilisés dans le cadre de notre travail. Nous les mentionnons ici pour en donner un aperçu.

Les ombres projetées dans un environnement illuminé par une source de lumière directe étendue ont une structure décomposable en ombre et pénombre. Ceci implique que si l'ombre est projetée sur une surface faite d'un matériau uniforme, l'intensité aux abords des contours extérieurs aura tendance à décroître à mesure en se rapprochant de la zone éclairée, alors que le centre de l'ombre sera uniformément sombre. Cette caractéristique est souvent identifiée à travers la tendance qu'ont les ombres à avoir des contours faiblement prononcés.

A la fin de la section 3.3.1, nous avons vu qu'il a été suggéré que le système visuel humain discrimine les contours de réflectance des contours de luminance grâce aux caractéristiques du gradient ; les contours de luminance présentent des transitions plus douces. L'explication physique de ce phénomène est donnée dans la section 3.1 et illustrée par la figure 3.2. Cet indice, bien que vrai dans l'univers physique, n'est pas toujours exploitable dans les images numérisées. La taille de la pénombre générée par le soleil est souvent trop faible pour être explicitement reconnue. De plus, elle est souvent confondue avec *l'aliasing* des contours. Il faut donc une prise de vue macroscopique pour pouvoir

les distinguer. De plus, si la surface est texturée comme celle de l'illustration 5.3, il est difficile de discerner les variations dues à la texture de celles dues à la pénombre. C'est pour ces raisons que nous n'avons pas retenu la pénombre comme un indice discriminant. L'indice géométrique le plus évident qui révèle la présence d'une ombre apparaît lorsqu'un objet se trouve entre la surface, où l'ombre hypothétique est projetée, et la source de lumière. Cependant, cet indice dépend du fait que l'observateur connaisse la position de la source de lumière et des ombres. Pour utiliser cet indice, les positions respectives des objets de la scène dans l'espace doivent être déterminées, ce qui est souvent difficile.

De même, la forme d'une ombre doit être la projection de la silhouette de l'objet. Cependant, l'observateur ne peut connaître les formes tridimensionnelles des objets d'une scène.

Deux indices sont déduits du fait que les ombres sont projetées sur des objets de la scène. Dans des conditions générales d'observation, la direction des contours d'une ombre change avec les discontinuités des surfaces sur lesquelles l'ombre est projetée. De plus, comme les ombres sont projetées sur des objets, elles apparaissent à l'observateur comme des marques. En conséquence, lorsqu'un observateur humain se déplace dans la scène, l'ombre doit rester stationnaire par rapport à l'objet sur lequel elle est projetée, pour une géométrie scénique donnée. Finalement, les ombres projetées par des objets en mouvement par rapport à la source de lumière se déplacent dans la scène. Cependant, la relation entre le mouvement d'un objet et celui de son ombre peut être assez complexe. De plus, dans le cadre de ce travail, nous ne traiterons que des images fixes.

Plusieurs indices pertinents indiquant la présence d'une ombre existent, mais il est difficile d'en trouver un unique qui suffise à caractériser les ombres. De plus, comme nous ne nous intéressons qu'à l'aspect spectral des ombres, nous ne prendrons pas en compte les indices liés à la composante géométrique.

L'indice de luminance n'étant pas suffisant pour identifier une ombre, nous le couplerons avec l'indice de couleur. Pour cette raison, les ombres projetées sur des surfaces achromatiques ne seront a priori pas détectées par notre algorithme.

La première méthode proposée se base sur le modèle d'illumination présenté dans la section 3.1. Elle fait appel à la segmentation morphologique et aux critères de Rubin & Richards.

Ensuite, à la lumière des résultats obtenus nous analyserons la validité des hypothèses du modèle. Ceci nous amènera à proposer une approche basée sur le modèle dichromatique de réflexion, dans lequel l'hypothèse de constance de couleur n'est plus vérifiée.

5.3 Une première méthode

La première approche que nous avons mise en œuvre s'inspire du modèle lambertien présenté dans la section 3.1. Selon la description donnée par ce modèle, un contour d'ombre se caractérise par une variation de luminance alors que la teinte et la saturation restent constantes.

A partir de cette considération, nous élaborons un algorithme de détection des ombres basé sur une segmentation implicite des ombres.

Pour cela, une première segmentation effectuée sur l'image originale permet de créer une partition dans laquelle chaque région est homogène en chrominance et en luminance, tout en réduisant le plus possible la sur-segmentation. Ensuite, en accord avec l'indice de couleur du modèle choisi, nous recherchons les régions adjacentes séparées uniquement par un gradient de luminance. Ces régions sont fusionnées lors de la seconde étape de segmentation.

Pour extraire les ombres, il suffit alors de comparer les régions fusionnées et d'en extraire les plus sombres.

Cette stratégie impose un critère de connexité spatial qui introduit une restriction sur les régions « ombre » candidates :

- Une région « ombre » ne peut être détectée que si une région « éclairée » du même support est aussi présente dans l'image.
- La région « ombre » et la région « éclairée » du même support doivent être adjacentes.

5.3.1 Mise en œuvre

Notre algorithme se décompose en quatre étapes :

- Le filtrage : Il permet d'éliminer le bruit de l'image, de lisser les zones homogènes et d'éliminer les textures. Cette étape est essentielle pour garantir le succès de la segmentation.
- La segmentation couleur : Elle découpe l'image en régions psychovisuellement pertinentes. On recherche une partition de l'image dans laquelle la sur-segmentation est réduite le plus possible. Chaque objet « visuel » doit correspondre à une région.
- La segmentation chromatique : Elle fusionne les ombres avec leur support. Le résultat de l'étape précédente est hiérarchisé de façon contrôlée pour fusionner les régions séparées par un contour de luminance.
- L'extraction des ombres : Elle permet d'obtenir une cartographie des ombres en fonction de leur contraste.

La figure 5.4 présente le diagramme fonctionnel de cet algorithme. Les étapes principales sont représentées par les blocs A, B, C et D. Nous les décrivons en détail dans les paragraphes suivants.

Filtrage Effectuer un filtrage des images à segmenter est une étape classique et nécessaire pour limiter la sur-segmentation et obtenir une LPE correcte. En morphologie mathématique les filtres utilisés sont généralement des filtres alternés séquentiels ou des filtres morphologiques construits par ouverture-fermeture classique ou par reconstruction. Ces filtres sont présentés dans l'annexe A et au chapitre 4.

Nous avons vu, dans la section 4.3, que l'application marginale des filtres morphologiques introduit des couleurs parasites. Nous avons utilisé tout de même les opérateurs morphologiques. Le filtrage que nous effectuons à ce stade aura des répercussions conséquentes sur la qualité des résultats de la segmentation. Pour cela, il est décisif de choisir

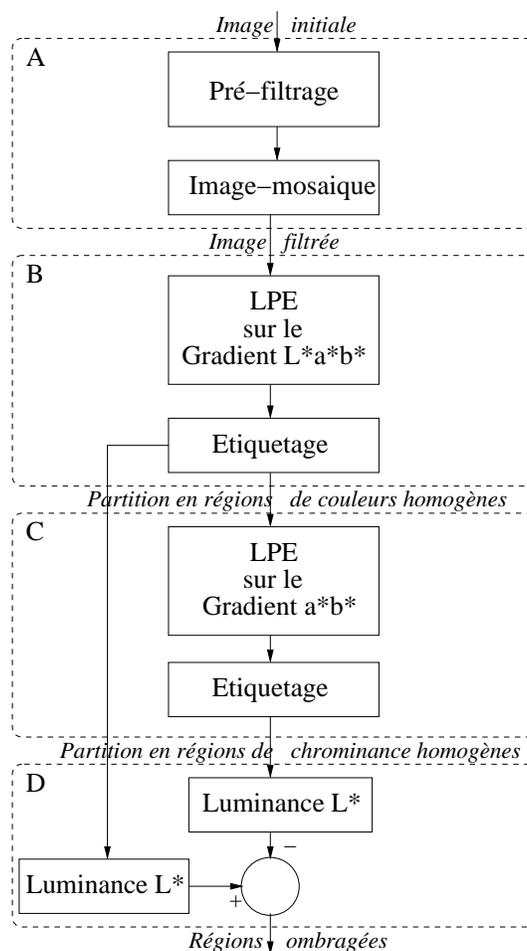


FIG. 5.4 – Diagramme fonctionnel de l'algorithme

un filtre adapté. Nous ne cherchons pas seulement à extraire le bruit de l'image initiale, nous voulons aussi réduire de façon conséquente la complexité de l'image de départ pour la préparer à l'étape de segmentation. Ce filtrage doit préserver les contours pertinents de l'image et éliminer les structures secondaires responsables de la sur-segmentation.

Pour cela, la reconstruction morphologique est plus adaptée. Elle permet d'éliminer certaines structures de l'image sans dégrader les structures restantes. Ces opérateurs géodésiques sont présentés section 4.1. Pour prévenir les effets dus à leur application marginale, nous avons transformé l'image de l'espace mRGB vers l'espace CIE-Lab. Dans cet espace, nous pouvons appliquer indépendamment les opérateurs sur la composante de luminance et sur les composantes chromatiques. Ceci contribue à réduire l'apparition de fausses couleurs.

Le filtrage est réalisé à l'aide d'un opérateur de reconstruction morphologique par érosion et par dilatation appliqué séquentiellement sur l'image de départ avec un élément structurant de taille croissante. Dans notre mise en œuvre, la taille maximale est égale à 2 et l'image marqueur est obtenue par érosion ou par dilatation.

Ensuite, une image-mosaïque est produite à partir du gradient couleur calculé par la distance euclidienne maximale rencontrée dans le voisinage du pixel, dans l'espace CIE-Lab (cf. figure 5.5). Cette mesure de gradient a été définie par la CIE comme « uniforme » dans l'espace CIE-Lab (section 2.3.1). De plus, nous avons vu au chapitre 4 que ce gradient permet de réduire considérablement la sur-segmentation (cf. figure 4.17).

Segmentation couleur Tout d'abord, on recherche par cette étape à obtenir des régions homogènes en chrominance et en luminance, représentant le plus possible le contenu de la scène analysée. Cependant, il est nécessaire d'obtenir une partition de l'image dans laquelle les régions « ombres » n'ont pas été fusionnées avec des régions éclairées du même support. Le cas échéant, la poursuite de l'algorithme serait vaine. Nous préférons donc avoir un résultat légèrement sur-segmenté.

Cette étape est bien sûr étroitement liée à la précédente. La segmentation se borne à traduire en régions le travail d'homogénéisation effectué lors du pré-filtrage.

Une des difficultés de l'analyse des images grand public provient du fait que les outils élaborés doivent pouvoir s'appliquer à des images très diverses, dont on ne connaît pas le contenu. Nous sommes donc dans l'obligation de mettre en place une approche globale, capable de traiter toutes images.

L'outil de segmentation que nous avons utilisé est la segmentation hiérarchique présentée dans la section 4.2.4. Nous l'avons appliqué à un gradient calculé sur l'image-mosaïque, elle-même exprimée dans l'espace CIE-Lab. Nous avons choisi cet espace couleur pour son uniformité.

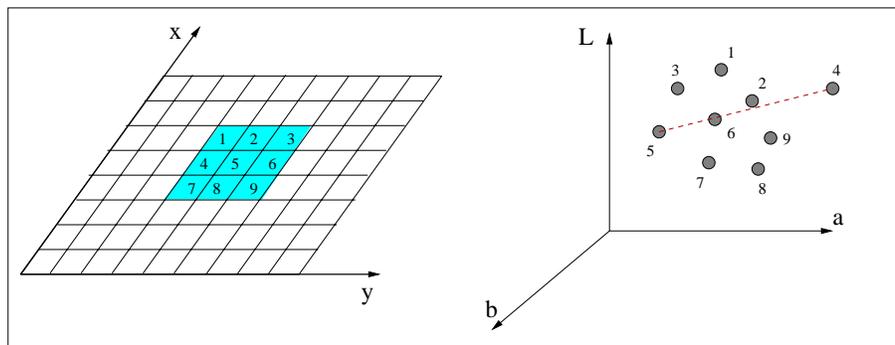


FIG. 5.5 – Calcul du gradient couleur

Les valeurs du gradient renferment les variations locales de l'information couleur telles qu'elles sont perçues par un observateur humain. Ces variations sont dues à des changements de réflectance spectrale ou à des variations d'illumination comme celles produites par les ombres. Le gradient est hiérarchisé selon la procédure décrite section 4.2.4 et illustrée par la figure 4.14. Grâce à notre pré-filtrage, une seule étape de hiérarchisation est suffisante.

Une fois la LPE de l'image calculée, les régions sont étiquetées pour produire une image

couleur similaire à l'originale mais constituée de régions ayant pour couleur la moyenne des couleurs des pixels correspondant dans l'image-mosaïque. (cf. figure 5.6 (b)).

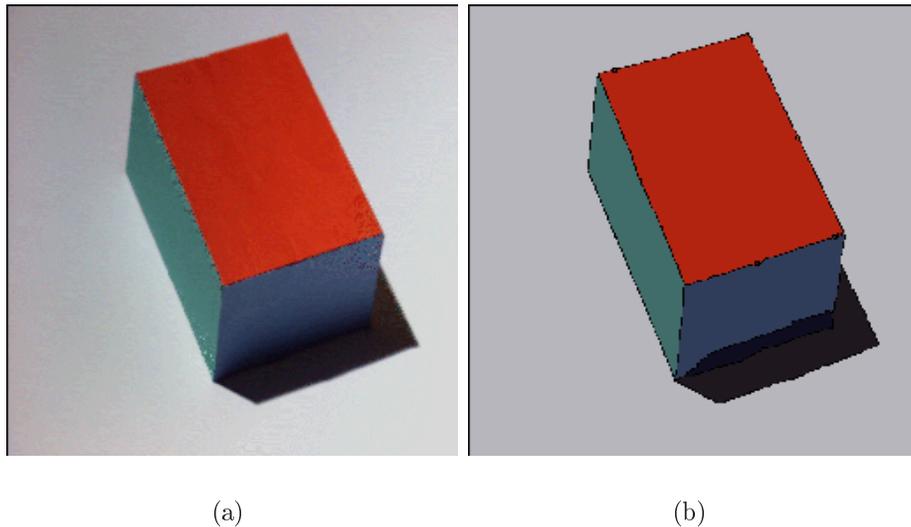


FIG. 5.6 – (a) Image originale (b) Résultat de la segmentation couleur de l'image filtrée

Segmentation chromatique Nous avons à ce stade une image décomposée en régions de couleurs homogènes. Nous cherchons maintenant à fusionner les régions qui sont séparées les une des autres par une frontière de luminance et qui ont une teinte et une saturation similaires. Le critère d'homogénéité se base donc uniquement sur la valeur des discontinuités chromatiques.

La nouvelle segmentation ne prend en compte que l'information chromatique. Le gradient est calculé sur les deux composantes chromatiques a^* et b^* de l'espace CIE-Lab. Deux régions voisines séparées par une variation de luminance consistante mais qui ont un signal chromatique similaire sont fusionnées car le gradient chromatique qui se trouve entre elles est faible. La mesure du gradient est toujours la distance euclidienne.

Cette segmentation permet de regrouper en une seule région l'ombre et la surface sur laquelle elle est projetée, si cette dernière est visible et connexe à l'ombre. La partition est construite à partir de l'image segmentée obtenue à l'étape précédente. En pratique, nous procédons à une hiérarchisation de la LPE en changeant la fonction sur laquelle elle est appliquée. C'est pour cette raison que nous effectuons un étiquetage à la fin de l'étape de segmentation couleur. C'est sur cette image qu'est calculé le nouveau gradient chromatique.

Un problème inhérent à la hiérarchisation vient du fait que chaque région est fusionnée avec sa région voisine la plus similaire indépendamment des valeurs du gradient. La fusion est effectuée en fonction du contraste local des contours, sans prendre en compte la valeur absolue de la discontinuité. La qualité de la segmentation obtenue est donc tributaire du

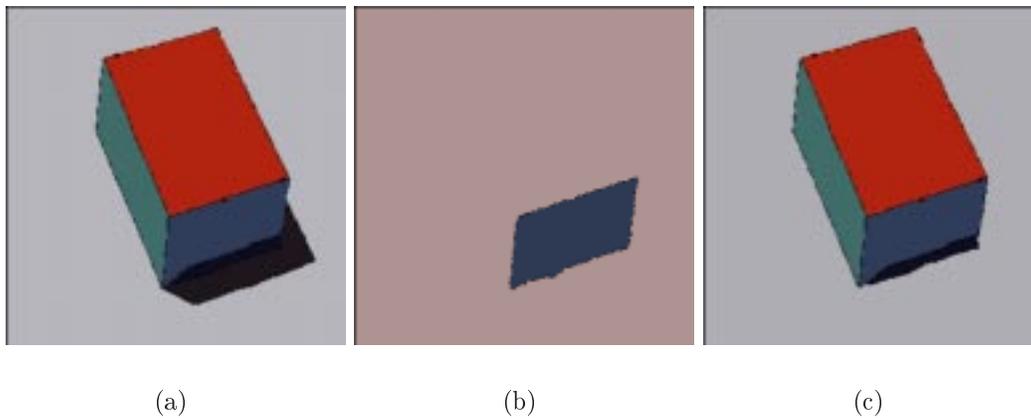


FIG. 5.7 – (a) Segmentation couleur de l'image filtrée. (b) Résultat de la segmentation chromatique non contrôlée. (c) Résultat de la segmentation chromatique contrôlée par les critères de Rubin et Richard modifiés.

contenu de l'image. Par exemple, si une région a été correctement segmentée au cours de l'étape précédente telle que l'image (a) de la figure 5.7 et n'a pas pour voisine une région ombre du même support, elle sera fusionnée avec la région voisine qui est la plus similaire en termes de chrominance. Si l'on reprend l'exemple de l'image « cube », la segmentation chromatique non contrôlée produit l'image (b) de la figure 5.7.

Pour éviter de fusionner des régions de chrominances différentes, nous avons fait appel aux critères de Rubin et Richards. Ces critères, introduits dans la section 3.3.2, permettent de contrôler la segmentation pour éviter de fusionner des régions de chrominances différentes. Ils ont été mis en avant pour discriminer les contours de luminance des contours de réflectance. Ils utilisent le signe des pentes et le croisement des droites de la distribution spectrale reconstituée de la couleur (cf. figure 3.13).

Notre objectif ici est de dériver de ces critères des indices pertinents sur les variations de la teinte. Comme nous ne nous intéressons pas à la luminance, nous pouvons réduire les cas de figure à un seul critère discriminant : les pentes inversées.

La relation d'ordre entre les valeurs RGB est le critère fondamental qui indique la couleur dominante, alors que l'intégrale de la courbe ne donne que la luminance. En effet, si l'on normalise la luminance des courbes de la figure 5.8, la figure (b) devient équivalente à la figure (a). Il en est de même pour les figures (d) et (c). On ne distingue donc plus quatre cas mais deux. Comme la couleur perçue par l'observateur se traduit par un maximum dans la distribution spectrale, le critère du signe des pentes a été retenu.

Seule la figure 5.9 (a) montre clairement une différence de teinte. La longueur d'onde dominante du spectre R1 est proche du magenta alors que la longueur d'onde dominante du spectre R2 tend vers le vert. Pour les autres figures (b) et (c), on remarque une même tendance vers le vert avec des variations de saturation et de luminance. Dans la figure (b), la région R1 est plus saturée que la région R2 alors que dans la figure (c), seule la

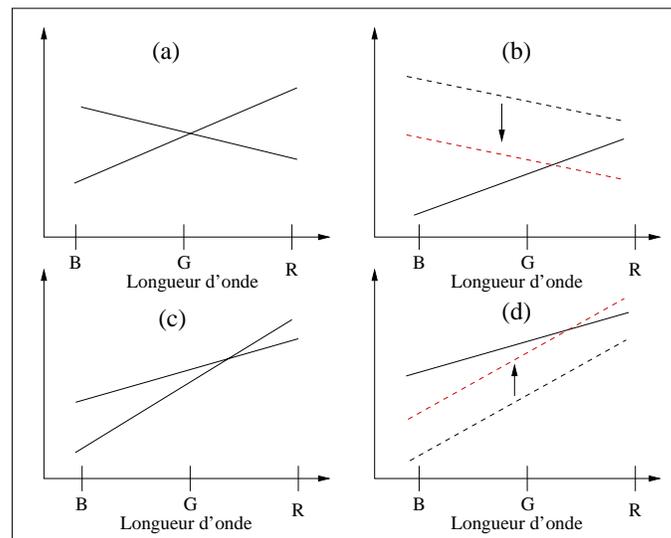


FIG. 5.8 – Equivalences des critères de Rubin & Richards dans le cas des images couleur normalisées.

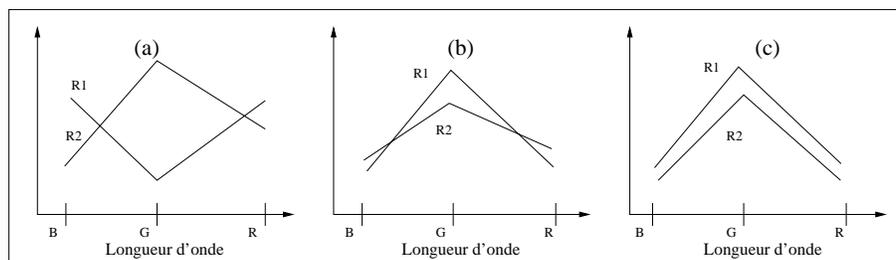


FIG. 5.9 – Influence des critères sur la couleur d'un objet. La figure (a) montre deux couleurs dont les distributions spectrales se croisent et n'ont pas le même signe de pente. La figure (b) montre deux distributions spectrales qui ont des pentes similaires mais dont les spectres s'intersectent. La figure (c) illustre deux distributions spectrales qui ont des pentes similaires et qui ne se croisent pas.

luminance varie entre les deux régions R1 et R2.

Nous avons donc utilisé ces critères pour contrôler la segmentation hiérarchique en imposant une relation d'ordre similaire entre les composantes. Soit une région Reg_1 de couleur $C_1 = R_1, G_1, B_1$ et une région Reg_2 de couleur $C_2 = R_2, G_2, B_2$. On impose une même variation du signal en imposant que les signes des pentes soient équivalent des deux cotés du contour. Par exemple, Ceci revient à imposer que si $R_1 > G_1$ alors $R_2 > G_2$. De cette manière, il est possible de contrôler la segmentation pour obtenir le résultat de la figure 5.7 (c).

Extraction des caractéristiques L'objectif de la segmentation chromatique était de fusionner les régions voisines séparées par un contour de luminance. A l'aide de la segmentation hiérarchique contrôlée par les critères de Rubin & Richards modifiés, nous avons produit une partition de l'image dans laquelle les ombres sont implicitement déterminées. Pour les identifier explicitement, il est nécessaire d'analyser la façon dont la luminance moyenne des régions a été modifiée.

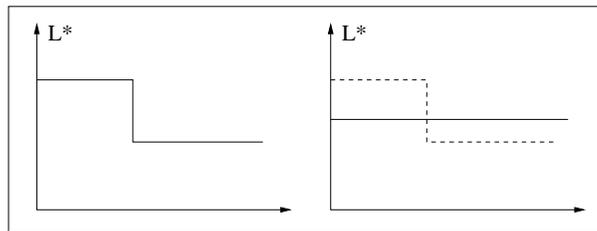


FIG. 5.10 – Profil de luminance avant et après la fusion

Les régions qui n'ont pas été fusionnées gardent la même valeur de luminance, avant et après la segmentation chromatique. En revanche, les régions qui ont fusionnées avec une de leurs voisines subissent une modification de leur luminance moyenne. La région résultante de la segmentation chromatique a une luminance moyenne inférieure à la surface éclairée et supérieure à la surface ombragée (cf. figure 5.10).

En comparant les luminances des régions de l'image segmentée en régions de couleur homogène avec celles de l'image segmentée en régions de chrominance homogène, on obtient le masque des ombres (Image (c) de la figure 5.11) qui représente la différence entre la luminance moyenne de la région fusionnée et la luminance de l'image segmentée.

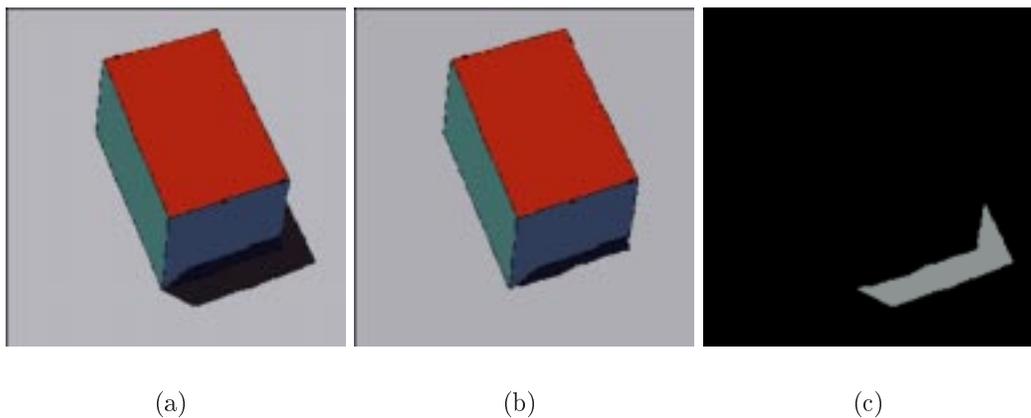


FIG. 5.11 – (a) Résultat de la segmentation couleur de l'image filtrée (b) Résultat de la segmentation chromatique contrôlée (c) Masque des ombres

Cette valeur n'indique rien de très précis sur le contraste des ombres, mais cette opération permet de distinguer une région ombre d'une région éclairée.

5.3.2 Analyse des résultats

Le développement d'outils d'analyse d'image grand public impose des contraintes rigoureuses de généralité. En effet, aucune hypothèse ne peut être faite sur les données. Les images à traiter sont nombreuses et diverses.

C'est pour cette raison que nous nous sommes dirigés vers une approche hiérarchique de la segmentation morphologique. De la sorte nous nous sommes affranchis du choix des marqueurs.

Le problème inhérent à cette approche de la segmentation est de définir le critère d'arrêt. Celui-ci peut changer selon les applications ou les images. Il peut être basé soit sur la taille moyenne des régions obtenues soit sur le nombre maximal de régions obtenues à la fin de la procédure.

Pour estimer ces critères d'arrêt, il est nécessaire de faire des hypothèses sur le contenu de l'image. Compte tenu la grande diversité des images que nous avons à traiter, nous avons préféré éviter de faire ces hypothèses. Pour cela, le processus a été conçu pour aboutir dès la première étape de la hiérarchisation à une segmentation suffisamment simplifiée, quel que soit le contenu de l'image. Cette simplification en une seule étape est obtenue bien sûr grâce à la segmentation hiérarchique, mais aussi et surtout grâce à l'ensemble des pré-traitements effectués auparavant.

Ces exemples ont en commun des caractéristiques correspondant aux hypothèses faites par le modèle lambertien. Premièrement, une seule source de lumière est présente dans la scène. Deuxièmement, elles correspondent toutes, à l'exception de l'image « cube », à des environnements d'extérieur. De plus, on remarque qu'elles ont un signal chromatique consistant.

Les deux exemples suivants illustrent les performances de notre outil de détection des ombres appliqué à des images grand public. On remarque dans l'exemple de la figure 5.12 que des ombres parasites sont détectées dans les régions achromatiques. Certaines structures de la scène qui ne possèdent pas un signal chromatique suffisamment fort sont fusionnées avec une région voisine sans présenter de cohérence chromatique. C'est le cas du toit de la maison situé dans le fond de l'image. Ce dernier est fusionné avec le ciel bien qu'il soit très différent perceptuellement parlant. Ceci est dû au fait que ces deux régions sont achromatiques ; le gradient chromatique prend donc des valeurs aberrantes.

Une autre faiblesse de cette approche réside dans l'usage particulier de la segmentation. En effet, pour détecter correctement une ombre, il est nécessaire de s'assurer qu'elle est bien segmentée dès l'étape de segmentation couleur. Si ce n'est pas le cas, par exemple si elle est sur-segmentée, la segmentation chromatique ne fusionnera pas l'ombre avec son support.

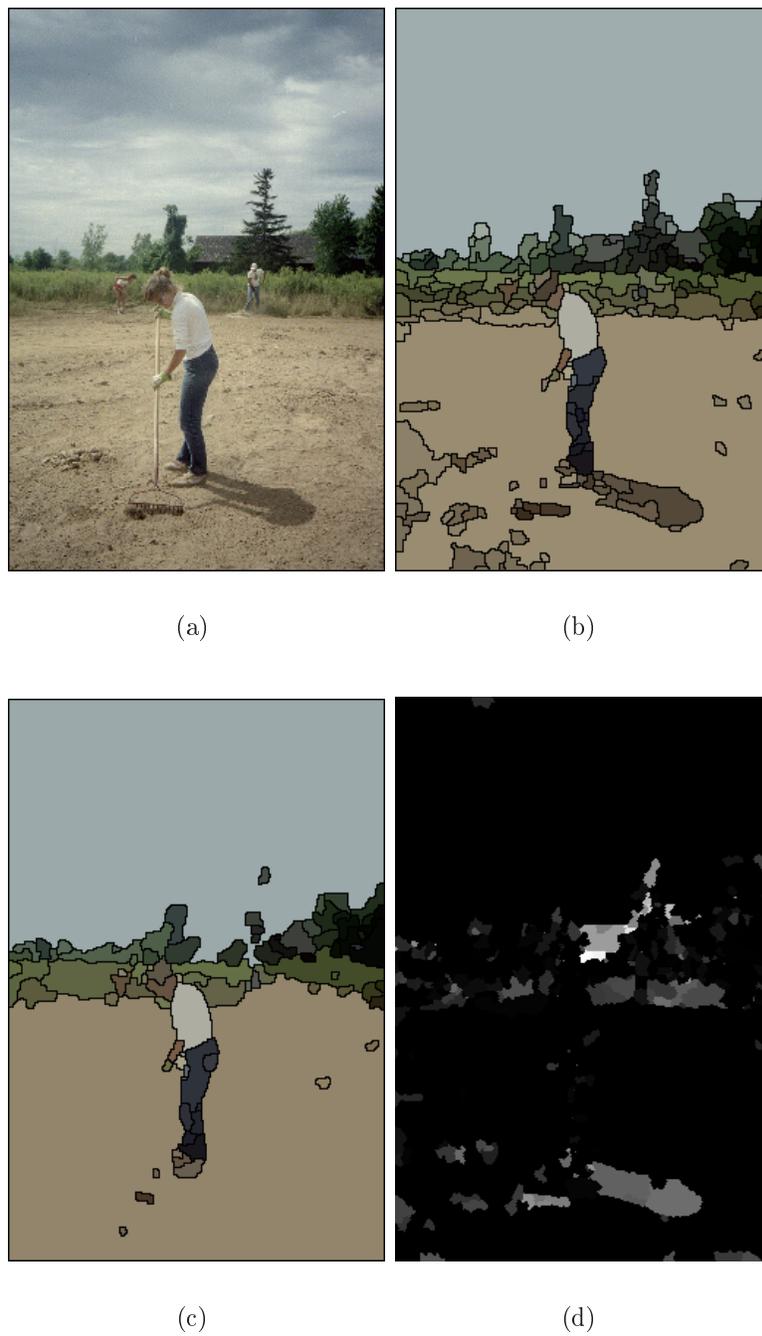


FIG. 5.12 – Exemple de détection d'ombre (a) Image originale (b) Résultat de la segmentation couleur de l'image filtrée (c) Résultat de la segmentation chromatique contrôlée (d) Ombres extraites

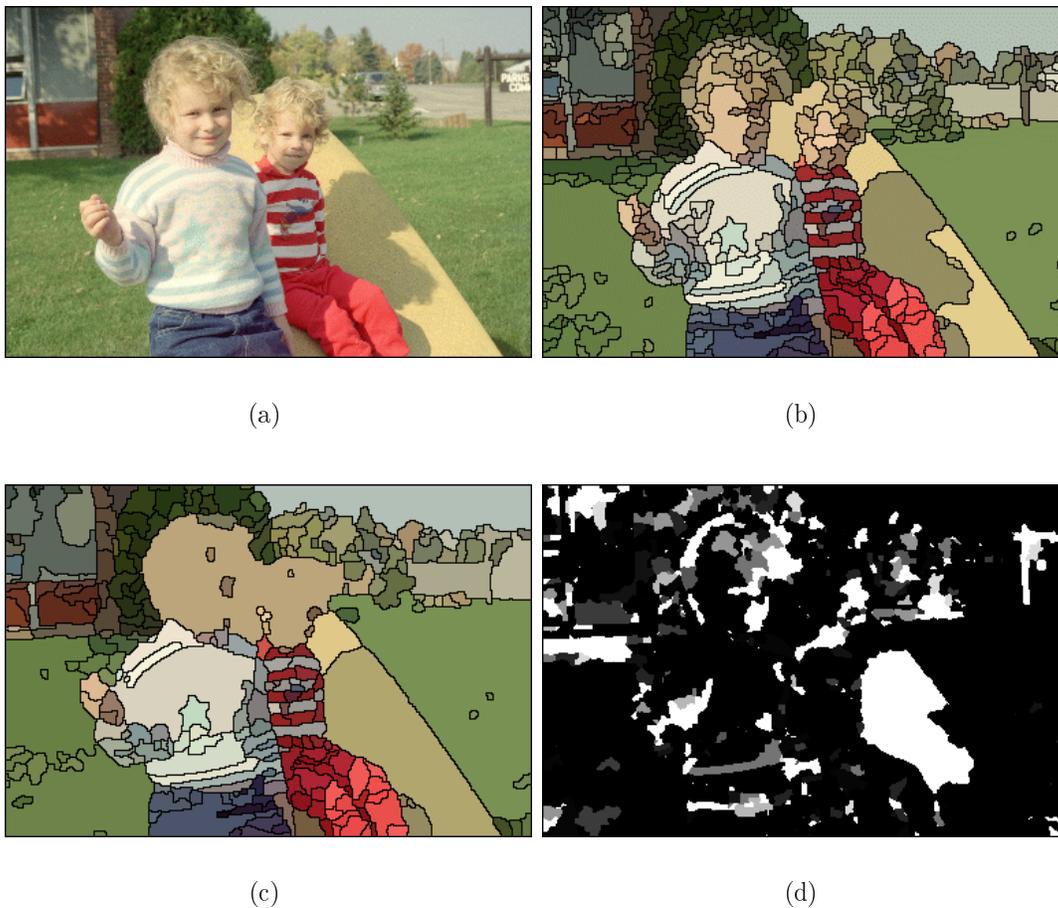


FIG. 5.13 – Exemple de détection d’ombre (a) Image originale (b) Résultat de la segmentation couleur de l’image filtrée (c) Résultat de la segmentation chromatique contrôlée (d) Ombres extraites

L’exemple de la figure 5.13, tout en montrant le potentiel de cette méthode, met en lumière certaines de ses faiblesses. Les principales régions ombragées ont été détectées : l’ombre que projettent les enfants sur la structure jaune est identifiée ainsi que celles qui apparaissent dans le coin supérieur-droit de l’image.

Cependant, on observe que l’ombre projetée par l’enfant au premier plan sur le pantalon du second n’est pas détectée.

5.3.3 Discussion

La complexité des structures correspondant aux ombres dans les images naturelles rend l’évaluation des résultats difficile. C’est pourquoi, peu de statistiques sont produites sur les résultats obtenus. Dans le but d’évaluer la robustesse de l’approche associée à notre modèle, nous étudierons la pertinence des hypothèses fondamentales sur lesquelles

l'algorithme se base.

L'hypothèse fondamentale du modèle lambertien est celle « du monde de gris ». Elle énonce que la somme de toutes les réflectances spectrales d'une scène est plate. Il en découle que la lumière ambiante et la lumière directe ont les mêmes caractéristiques spectrales. On considère donc que le spectre de la lumière ambiante est de distribution équivalente à celui de la lumière directe. On notera que des différences persistent tout de même : la source directe est orientée alors que la source ambiante ne possède ni origine ni direction ; les intensités lumineuses des sources ne sont pas identiques. Comme la source ambiante est le résultat des réflexions et des dispersions générées par l'environnement, elle est moins intense que la source orientée de laquelle elle reçoit indirectement ses photons. Les déductions de l'hypothèse du monde de gris dans le modèle lambertien nous amènent à énoncer que le stimulus reçu par une surface à l'ombre, éclairée par la lumière ambiante, ne présente pas de différence chromatique (teinte et saturation) avec la même surface éclairée par la source directe. La différence perçue est uniquement due à la luminance.

Dans le modèle que nous utilisons, la lumière réfléchiée par une surface est égale au produit $(\alpha(p)D(\lambda) + A(\lambda))S(\lambda)$. Cette hypothèse nous permet de dire que le produit $(D(\lambda) + A(\lambda))S(\lambda)$ et le produit $A(\lambda)S(\lambda)$ sont proportionnels du fait que $A(\lambda) = k * D(\lambda)$ où $k \in [0, 1]$. Cette hypothèse est très importante pour la robustesse de toutes les méthodes de détection réalisées sur ce modèle ; il est donc vital de s'assurer de sa pertinence.

Afin de vérifier la validité de l'hypothèse du monde de gris, nous allons voir si les valeurs des pixels des images couleur dont nous disposons montrent une constance en termes de teinte et saturation à travers un contour d'ombre.

Prenons l'exemple de la figure 5.13. Nous avons vu que l'ombre projetée sur le pantalon rouge de l'enfant n'est pas détectée. Nous avons isolé ces deux régions d'intérêt pour observer les deux nuages de points dans le diagramme chromatique x-y (cf. figure 5.14). Nous voyons clairement que les deux régions correspondent à deux saturations moyennes distinctes dans les teintes rouges. On observe aussi que la région la plus saturée correspond à la région ombragée.

Ce phénomène s'explique par le processus de réflexion tel qu'il est présenté dans le modèle dichromatique de réflexion (section 3.2.2). Quelque en soit la raison, l'indice de constance de couleur tel qu'il est énoncé sous l'hypothèse du monde de gris ne peut être validé pour des images fortement contrastées.

Comme la plupart des matériaux naturels ne sont pas des surfaces parfaitement lambertiennes, il existe toujours une composante spéculaire mélangée à la réflexion de corps. Cette composante suit la direction donnée par la topologie de l'interface à l'échelle macroscopique ; elle est donc répartie en plusieurs directions. Cette lumière, mélangée avec la réflexion diffuse, modifie la couleur globale réfléchiée par la surface directement illuminée en ajoutant une composante de couleur identique à celle de la source directe. Ce mélange produit un changement dans le signal de saturation. De manière générale, on considère que la couleur de l'illuminant est blanche. Donc, *la couleur d'un objet directement illuminé apparaît moins saturée que la couleur du même objet à l'ombre.*

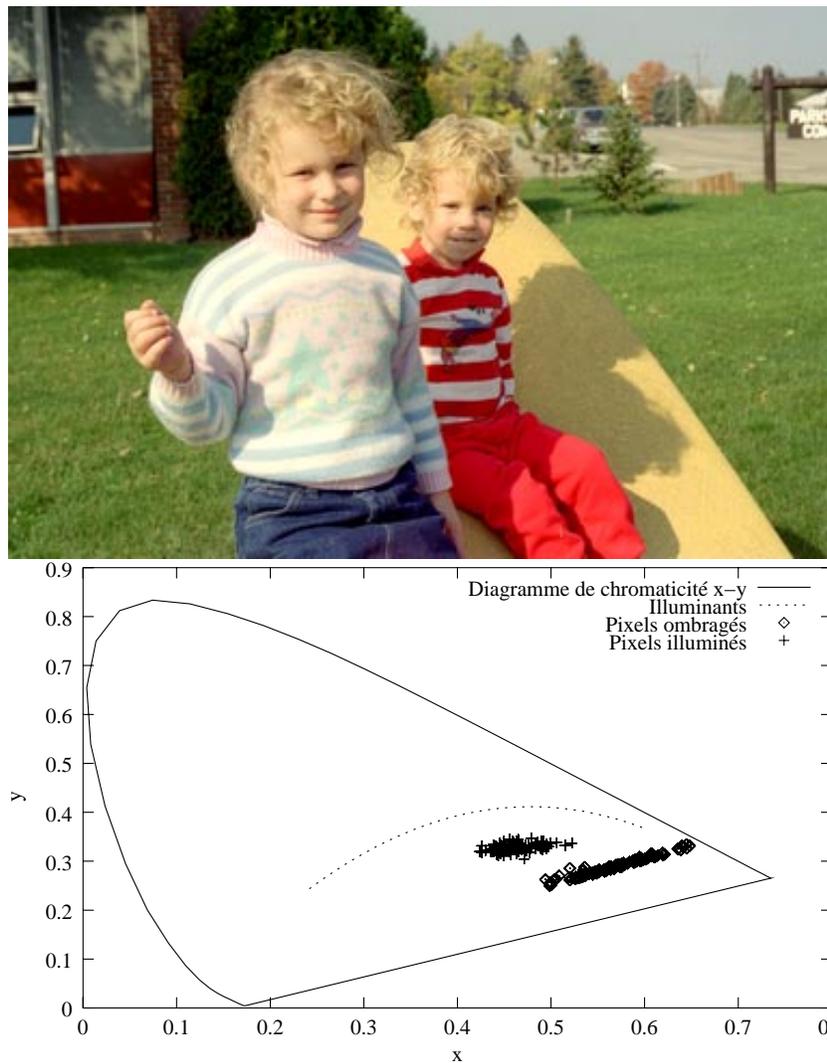


FIG. 5.14 – Répartition des nuages de points dans le plan chromatique, d’une ombre et de son support éclairé par la source directe. Les pixels représentés dans le plan chromatique correspondent au pantalon rouge de l’enfant.

5.3.4 Conclusion intermédiaire

Les caractéristiques des ombres présentées correspondent à des attributs perceptuels généraux utilisés par le système visuel humain lors de l’identification des ombres. Nous avons vu que la plupart de ces indices sont difficilement exploitables dans le cadre de développement d’applications de Compréhension d’Image ; trop de connaissances a priori sont nécessaires. C’est pourquoi, nous utiliserons uniquement l’indice spectral. Nous avons présenté un algorithme de détection d’ombres, basé sur un modèle lambertien, dans lequel l’indice de couleur s’exprime par une non variation de la teinte et de la saturation à travers un contour de luminance. Au vu des résultats obtenus, nous voyons que certaines régions

vérifient l'indice de couleur correctement. Les exemples pour lesquels l'indice est valide correspondent à des conditions d'éclairage dans lesquelles la différence de contraste entre la lumière ambiante et la lumière directe est faible. Il est important de signaler que les exemples présentés correspondent à des images prises par temps couvert.

Lorsque le contraste est plus prononcé, l'indice de couleur selon l'hypothèse du monde de gris n'est plus valide. Si l'hypothèse de non variation de la saturation n'est pas vérifiée, ceci implique que le processus de réflexion ne peut pas être considéré comme une réflexion purement lambertienne.

Dans la section suivante, nous montrons que le modèle dichromatique de réflexion présenté dans le chapitre 3 permet de développer d'une approche prenant en compte la composante spéculaire.

5.4 Approche selon le modèle de réflexion dichromatique

Une observation fine des données montre que la validité de l'hypothèse du monde de gris dans le modèle lambertien n'est pas vérifiée pour certaines images.

Une grande partie des erreurs de détection constatées dans la méthode précédente sont dues au fait que la segmentation chromatique ne fusionne pas les ombres avec leur support car l'indice de couleur tel que nous l'avons énoncé n'est pas vérifié. En effet, comme nous avons pu l'observer dans la figure 5.14, la saturation varie à travers un contour de luminance. La variation de la saturation observée entre une région ombragée et son support produit un arc de gradient chromatique trop prononcé pour que l'algorithme de segmentation hiérarchique fusionne ces deux régions. On en conclut que le modèle utilisé n'est pas suffisamment représentatif de la réalité.

Le modèle de réflexion dichromatique qui a été introduit au chapitre 3 est utilisé dans cette section pour élaborer un nouvel outil de détection des ombres. Il permet de lever les hypothèses les plus restrictives du modèle précédent. De plus, de part sa mise en œuvre spécifique, cette nouvelle approche répond au manque d'efficacité de l'outil précédemment introduit.

L'hypothèse sous-jacente au modèle lambertien est celle du monde de gris. Elle établit que la lumière ambiante a une distribution spectrale relative équivalente à celle de la source directe. On en déduit qu'une ombre se différencie de son support éclairé par la source directe par une variation de luminance. Cette variation est illustrée par la figure 5.15 (a). Le nouveau modèle utilisé ici ne fait pas cette hypothèse. Nous avons vu qu'il décompose la réflexion lumineuse en deux termes, la réflexion de surface et la réflexion de corps, chacune étant spectralement distincte de l'autre. La seule lumière que réfléchit une surface à l'ombre est la lumière ambiante qui est par définition non orientée. Une ombre ne peut donc pas réfléchir de composante de surface. Il a été montré que cette dernière est de composition spectrale équivalente à la lumière directe. Par contre, la composante de corps est filtrée

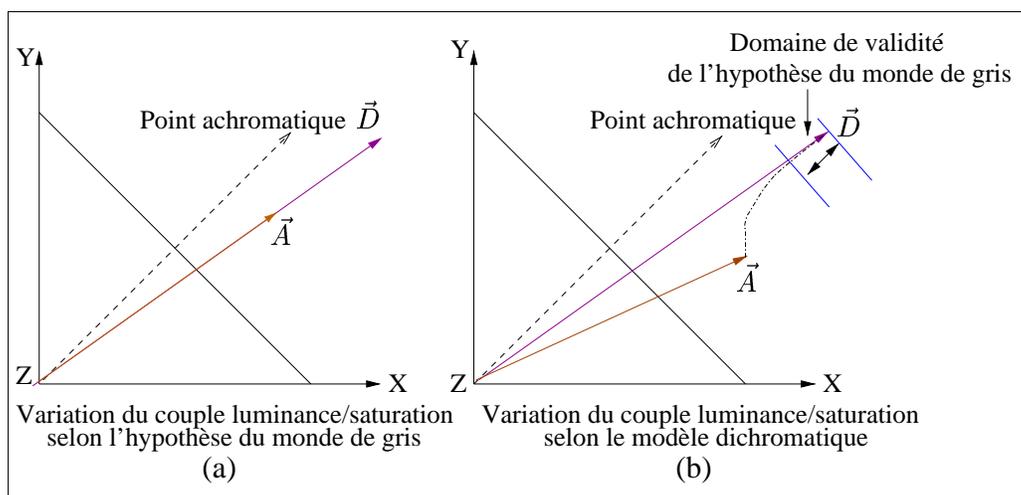


FIG. 5.15 – Variation du vecteur couleur selon les deux modèles présentés

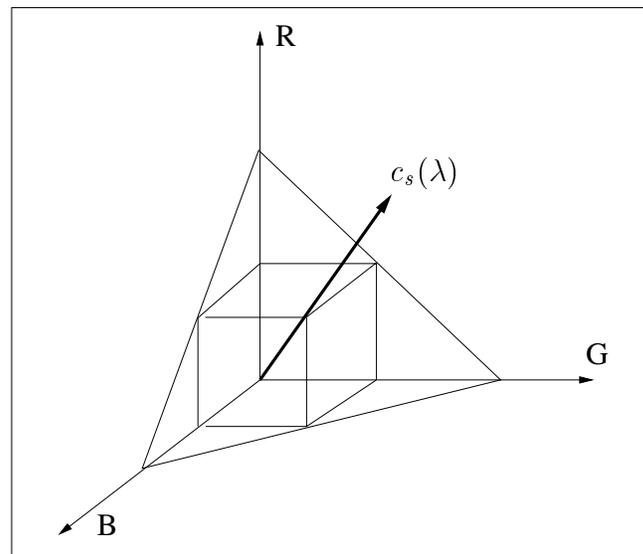
par les pigments du matériau. On en déduit donc qu'une ombre produit un changement qualitatif du spectre des longueurs d'onde : le signal couleur qu'elle renvoie est plus saturé. Ce phénomène est illustré par la figure 5.15 (b).

C'est cette caractéristique qui est exploitée par notre algorithme. L'approche envisagée ne fait pas appel à la segmentation couleur. En effet, dans ce contexte une approche ponctuelle est possible car la détection n'est plus basée sur une relation de voisinage, mais sur le rapport luminance / chrominance. De cette manière, nous nous affranchissons des difficultés inhérentes à la segmentation couleur des images grand public. Il n'est donc plus nécessaire d'avoir l'ombre et sa surface porteuse adjacentes dans l'image : les ombres propres comme les ombres portées seront détectées.

5.4.1 Le modèle de réflexion dichromatique et les ombres

Dans le modèle dichromatique, la lumière réfléchiée par un matériau inhomogène illuminé par une source directe, est caractérisée par un nuage en forme de « T » dans le plan dichromatique défini par les distributions spectrales de puissance $c_s(\lambda)$ et $c_b(\lambda)$. La figure 3.5 illustre la forme en « T » caractéristique de ce type de réflexion. Nous avons vu que le vecteur $c_s(\lambda)$ est de même composition spectrale que la lumière incidente et correspond à la référence de blanc. Le vecteur $c_b(\lambda)$ est donc orthogonal au plan x-y comme le montre la figure 5.16.

La projection dans le plan chromatique du nuage de points observé dans le plan dichromatique nous permet de voir quel est l'effet d'une ombre sur la chrominance des pixels. La figure 5.17 montre comment se traduisent les variations observées sur le diagramme chromatique x-y. On considère que le point achromatique correspond à l'illuminant et que le bord de la courbe correspond aux couleurs pures. Pour une couleur donnée, la couleur réfléchiée selon le modèle dichromatique se situe sur la droite qui passe

FIG. 5.16 – Vecteur $c_s(\lambda)$ dans l'espace mRGB

par le point achromatique et le point de la couleur monochromatique. Si elle a une forte composante de surface, elle se situera près du point achromatique. Inversement, une couleur produite par une lumière diffuse apparaîtra proche du bord du diagramme.

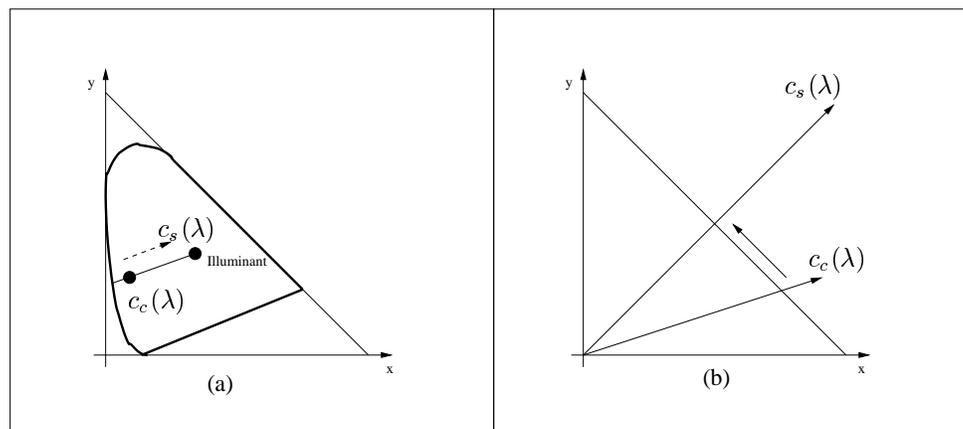


FIG. 5.17 – Variation de l'information chromatique d'une région plus ou moins ombragée

Une région ombragée ou éclairée se situe sur la droite formée par les vecteurs $c_s(\lambda)$ et $c_c(\lambda)$. La chrominance d'une région illuminée par une source diffuse est proche du point correspondant à $c_c(\lambda)$ et s'en éloigne progressivement à mesure que la lumière directe augmente. Cette quantité, si on pouvait la mesurer nous donnerait une bonne estimation de la probabilité pour une région d'être à l'ombre. Malheureusement, nous nous trouvons devant un problème sous-déterminé. En effet, s'il est possible de connaître la chrominance de $c_s(\lambda)$,

à travers les spécularités ou comme nous le montrons au chapitre 7, grâce à la convergence chromatique, il n'est en revanche pas possible de retrouver la valeur de $c_c(\lambda)$ à partir d'un vecteur couleur. Par valeur de $c_c(\lambda)$, on entend la valeur de sa chrominance. En effet, la teinte est connue ; elle nous est donnée par la droite de convergence chromatique (cf. chapitre 7). Par contre, la saturation du signal, qui est dépendante de la réflectance spectrale, n'est pas directement accessible. De plus, nous savons que la lumière ambiante telle qu'elle a été définie n'est qu'un modèle qui représente les rayons dispersés par l'environnement. L'hypothèse de non-orientation des rayons n'est pas toujours vérifiée en pratique, cela dépend du contexte lumineux.

Un fois de plus, nous faisons appel à des indices perceptuels indiquant la présence des ombres.



FIG. 5.18 – Exemple de normalisation d'une image couleur

En observant les images de la figure 5.18, on remarque que le signal de saturation est plus fort dans les zones ombragées que dans les régions éclairées et inversement pour le signal de luminance. Ceci est en accord avec la constance de couleur selon le modèle dichromatique.

Nous avons donc eu l'idée de combiner ces deux signaux pour en extraire les pixels qui présentent une luminance faible et une forte saturation. Les deux composantes étant normalisées, nous avons effectué une comparaison ponctuelle dans le but d'en extraire les ombres. Les résultats obtenus ont été peu encourageants.

En observant plus en détail l'image des couleurs normalisées, on a remarqué que des régions ombragées produisent une sensation de « luminance » qui est sensiblement différente de la saturation. C'est ce que nous avons mesuré et comparé à la luminance. Nous l'avons appelé « luminance chromatique ».

Luminance chromatique Kowaliski [32] définit la luminosité des couleurs comme le critère déterminant leur aspect coloré indépendamment de leur teinte. Nous savons que les

couleurs paraissent comme plus ou moins lumineuses selon leur teinte. C'est la luminosité apparente, ou « luminance équivalente ». Celle-ci augmente avec la saturation à un niveau constant de luminance et de teinte pour toutes les couleurs sauf pour les jaunes. Cette variation est due à la nature propre des couleurs d'une part, dont la non-uniformité de composition spectrale varie considérablement avec la teinte et à la sensibilité spectrale de la vision d'autre part.

La relation existant entre les vecteurs couleurs et leur luminance chromatique n'est pas formellement connue. Nous avons recherché un moyen de mesurer cette quantité et nous avons choisi d'utiliser la même relation que celle utilisée pour le calcul de la luminance (équation 5.1) mais appliquée aux couleurs normalisées (cf. section 2.3.1).

5.4.2 Mise en œuvre

Cette deuxième approche de la détection des ombres prend en compte les phénomènes observés et décrits dans la section précédente. Comme pour la première méthode, présentée dans la section 5.3, nous nous appuyons sur les indices de luminance et de couleur mais tels qu'ils sont décrits par le modèle de réflexion dichromatique.

Une ombre, en comparaison avec la même surface éclairée, se traduit par une variation spectrale des caractéristiques de la lumière réfléchie dans le sens où la réflexion de surface a disparue. A partir de cette considération, deux phénomènes peuvent être pris en compte (on se place dans un environnement composé d'une source de lumière directe et d'une source de lumière ambiante) : la première caractéristique qu'on peut utiliser est l'indice de luminance; une ombre reste caractérisée par un minimum local de luminance. La deuxième caractéristique est que les couleurs normalisées doivent présenter un maximum de chrominance dans les ombres.

La figure 5.19 décrit le procédé mis en œuvre.

Un filtrage initial élimine le bruit de l'image avant qu'elle soit transformée dans l'espace CIE-XYZ. A partir de cet espace, la luminance (la composante Y) est extraite. L'image couleur exprimée dans l'espace CIE-XYZ est normalisée puis calibrée par rapport à la dynamique de l'image de luminance. Une comparaison ponctuelle permet d'extraire tous les pixels ayant une luminance chromatique supérieure à leur luminance. Pour finir, cette image est filtrée à l'aide d'une ouverture morphologique pour éliminer la pixelisation du masque des ombres.

Le filtrage est réalisé par un filtre médian vectoriel. A ce stade, nous cherchons uniquement à éliminer le bruit de l'image; ce type de filtrage convient parfaitement et nous évite les problèmes liés à l'introduction de fausses couleurs.

Le filtrage médian est une technique bien connue lorsqu'il s'agit d'images à niveaux de gris. Il repose sur le fait qu'il est possible de définir un ordre sur les pixels en fonction de leur niveau de gris. dans le cas d'images couleur, il est nécessaire d'utiliser un filtrage médian vectoriel. Cependant, aucun ordre total ne peut être défini sur l'espace des couleurs. La définition de la couleur médiane n'est pas une notion évidente. Chaque pixel

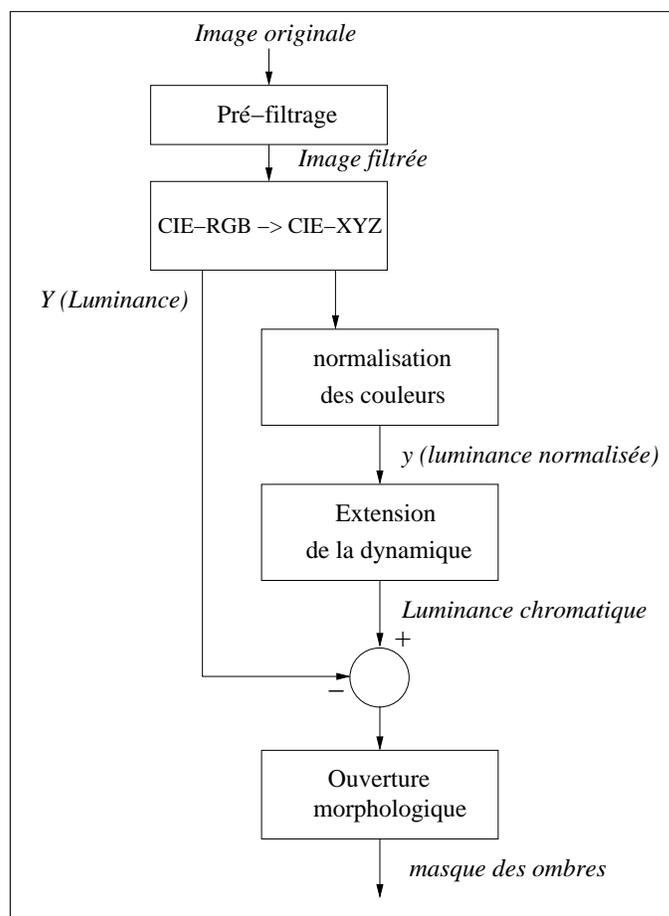


FIG. 5.19 – Diagramme fonctionnel de l'algorithme

de l'image couleur est remplacé par le pixel, parmi ses voisins et lui-même, qui est à la distance minimale, en terme de distance dans l'espace de couleur, de tous les autres points. L'avantage évident de cette transformation est qu'aucune nouvelle couleur n'est créée. Pour plus d'informations, le lecteur pourra se référer à [1].

Pour évaluer l'indice de luminance, nous commençons par calculer la luminance de l'image couleur. La luminance utilisée est celle dérivée de la transformation CIE-RGB vers CIE-XYZ. En fait, la luminance V est égale à la composante Y de l'espace CIE-XYZ.

$$V = 0.176 \times R + 0.81 \times G + 0.01 \times B \quad (5.1)$$

Nous cherchons à comparer les valeurs de luminance à une grandeur mesurant la chrominance du vecteur couleur correspondant. Pour cela, nous calculons la luminance chromatique sur la base des valeurs RGB normalisées.

$$V_c = 0.176 \times r + 0.81 \times g + 0.01 \times b \quad (5.2)$$

où les valeurs r , b et g sont obtenues à partir des valeurs normalisées du tristimulus XYZ (cf. section 2.3.1).

En calculant la luminance sur les couleurs normalisées nous produisons une image dans laquelle la norme des vecteurs est inversement proportionnelle à la composante spéculaire. Un vecteur achromatique produit dans le plan chromatique une couleur grise de faible luminance chromatique, alors que les couleurs saturées produisent des luminances chromatiques fortes. De plus, cette relation varie selon les longueurs d'onde comme la luminance. Une fois la luminance et la luminance chromatique calculées, et pour pouvoir comparer ces deux grandeurs, il est nécessaire de les calibrer. Pour cela, nous effectuons une étape de mise en correspondance de la dynamique. Les valeurs de la luminance chromatique sont calculées sur les valeurs normalisées du tristimulus XYZ, comprises entre 0.33 et 1. Nous effectuons donc une mise à l'échelle pour que notre luminance chromatique occupe une dynamique similaire à celle de la luminance.

La dernière étape consiste à comparer la luminance et la luminance chromatique. Les pixels qui ont une luminance chromatique supérieure à leur luminance sont considérés comme des pixels « ombre ». Pour finir, le masque des ombres est filtré par une ouverture morphologique. Cette dernière étape permet de produire des régions d'ombre compactes.

Les résultats présentés dans la section suivante montrent des exemples de détection obtenus par cet algorithme.

5.4.3 Résultats

Dans cette section, nous allons donner un aperçu global des résultats obtenus par cette méthode, en mettant en avant ses avantages et ses inconvénients.

Rappelons les hypothèses faites sur les données traitées. Premièrement, l'analyse se limite aux images couleur prises à l'extérieur. Plusieurs raisons justifient cette restriction. Premièrement, l'analyse est très dépendante du signal couleur. Deuxièmement, on fait l'hypothèse qu'il y a deux sources de lumière : une source de lumière directe et une source de lumière ambiante et qui sont de même composition spectrale. Cette condition est aussi généralement vérifiée dans les environnements extérieurs.

La propriété d'intensité chromatique n'est pas vérifiée pour les teintes jaunes. Les couleurs jaunes normalisées à différentes saturations produisent une même valeur de luminance chromatique. Les critères utilisés ne sont pas vrais pour cette gamme de couleur. La figure 5.21 montre un exemple d'erreur généré par une couleur jaune.

Un deuxième problème se produit lorsque nous avons à traiter des images prises par temps couvert (cf. figure 5.27). Par définition, dans ces conditions d'éclairage il n'y a pas de source d'illumination directe, et donc la totalité de l'image est à l'ombre pour notre algorithme. Enfin, cette méthode, contrairement à la précédente, ne permet pas d'associer l'ombre avec la surface qui la supporte.

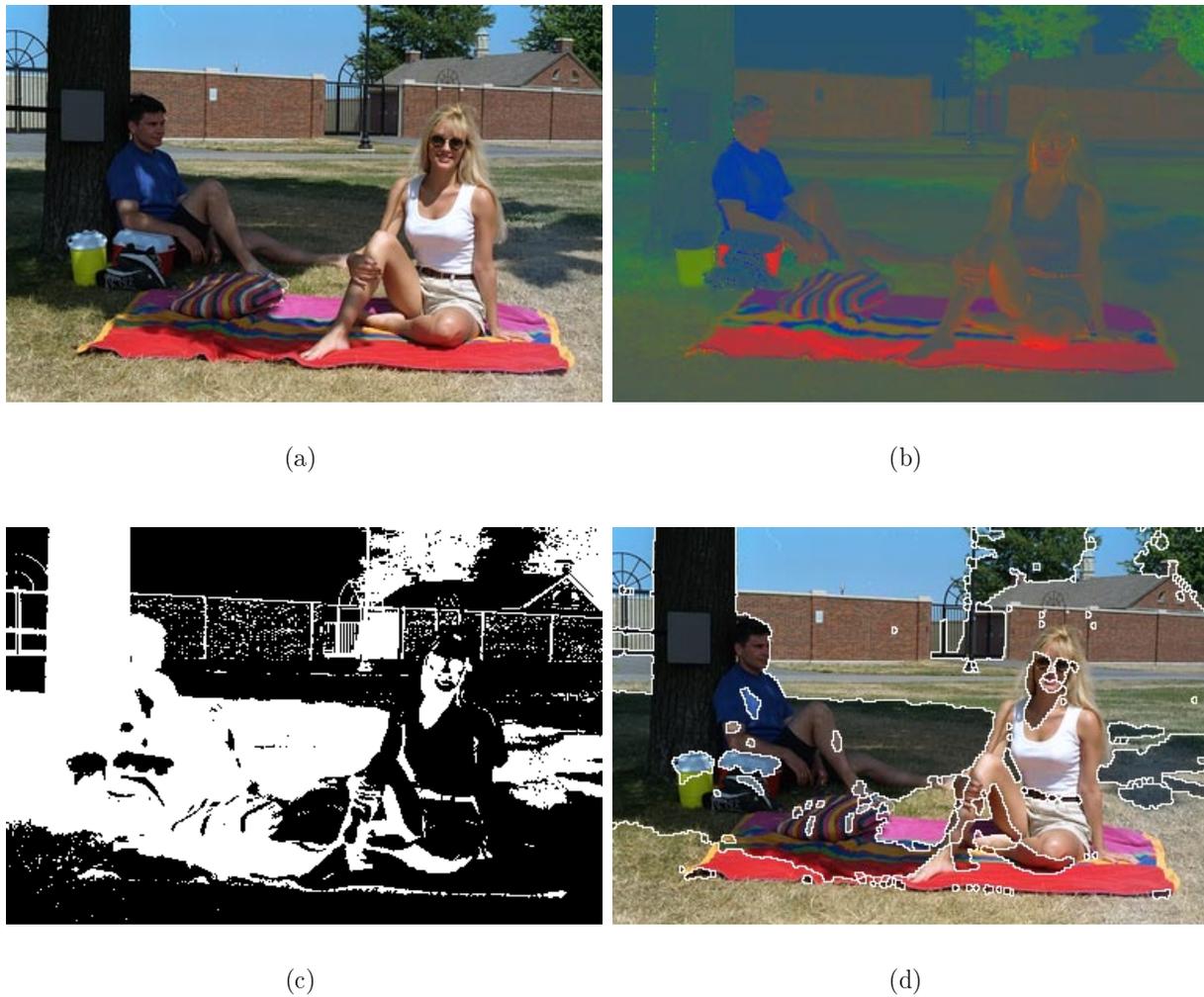


FIG. 5.20 – Exemple de détection : (a) Image originale (b) Image normalisée (c) Masque des ombres (d) Régions identifiées comme des ombres dans l'image originale

On observe que les régions achromatiques ombragées ne sont pas détectées comme étant des ombres. Par exemple, le couvercle de la glacière à la droite de l'homme. On notera aussi l'ambiguïté qui entoure la détection de l'arbre comme « ombre » dans le coin droit en haut de l'image.



(a)

(b)



(c)

(d)

FIG. 5.21 – Exemple de détection : (a) Image originale (b) Image normalisée (c) Masque des ombres (d) Régions identifiées comme des ombres dans l'image originale

On retrouve dans cet exemple la même ambiguïté à propos des régions de végétation. Pouvons-nous considérer que les arbres à l'horizon sont à l'ombre ?

Nous voyons aussi clairement le problème que posent les teintes jaunes. En effet, la partie jaune du parasol qui est à l'ombre ne présente pas de maximum de luminance chromatique.

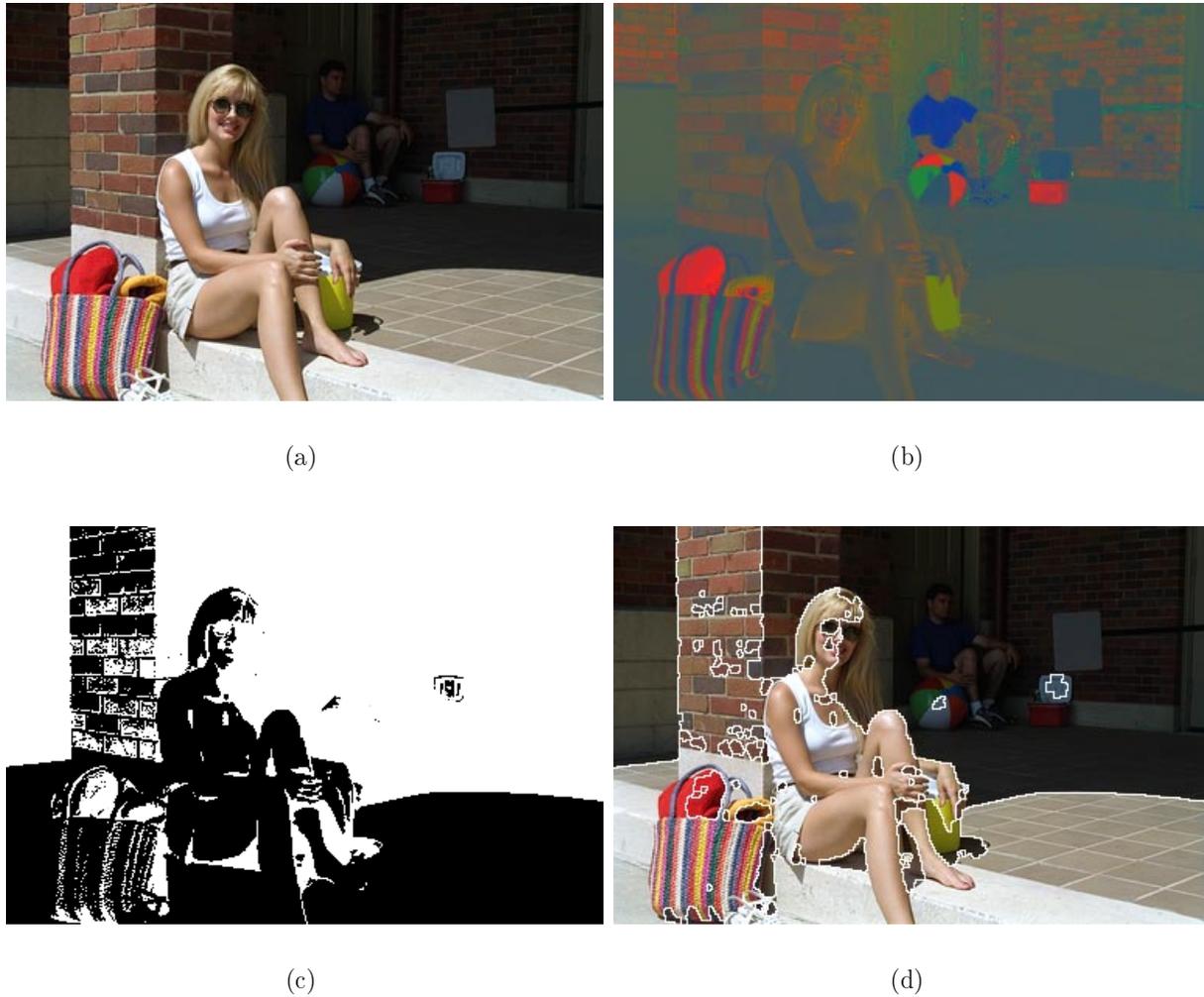


FIG. 5.22 – Exemple de détection : (a) Image originale (b) Image normalisée (c) Masque des ombres (d) Régions identifiées comme des ombres dans l'image originale

Dans cet exemple, nous entrevoyons un problème lié aux couleurs marrons comme c'est le cas pour les briques. Nous voyons que des petites zones du mur éclairé sont détectées comme des ombres. Cette erreur de détection est due au fait que le marron n'est pas une couleur en termes de teinte mais une sorte de rouge-orangé sombre.



FIG. 5.23 – Exemple de détection : (a) Image originale (b) Image normalisée (c) Masque des ombres (d) Régions identifiées comme des ombres dans l'image originale
Les pixels d'ombre isolés sont éliminés par l'ouverture morphologique finale. Grâce à cette étape, nous ne prenons pas en considération les ombres générées par les textures.

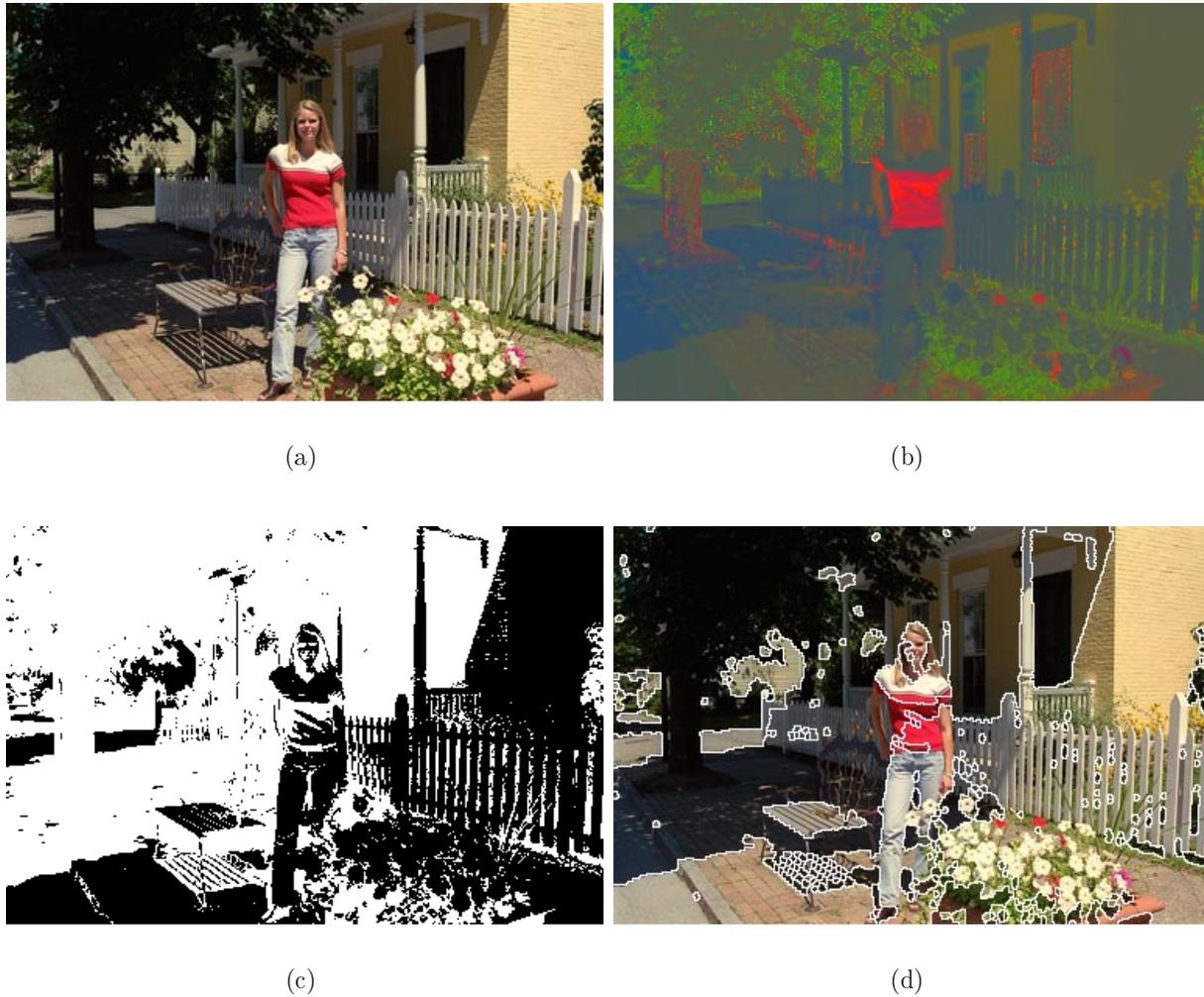


FIG. 5.24 – Exemple de détection : (a) Image Originale (b) Image normalisée (c) Masque des ombres (d) Régions identifiées comme des ombres dans l'image originale
Dans cette image, toutes les ombres ont été détectées à l'exception des zones trop petites comme celles qui se situent entre les barreaux de la barrière.

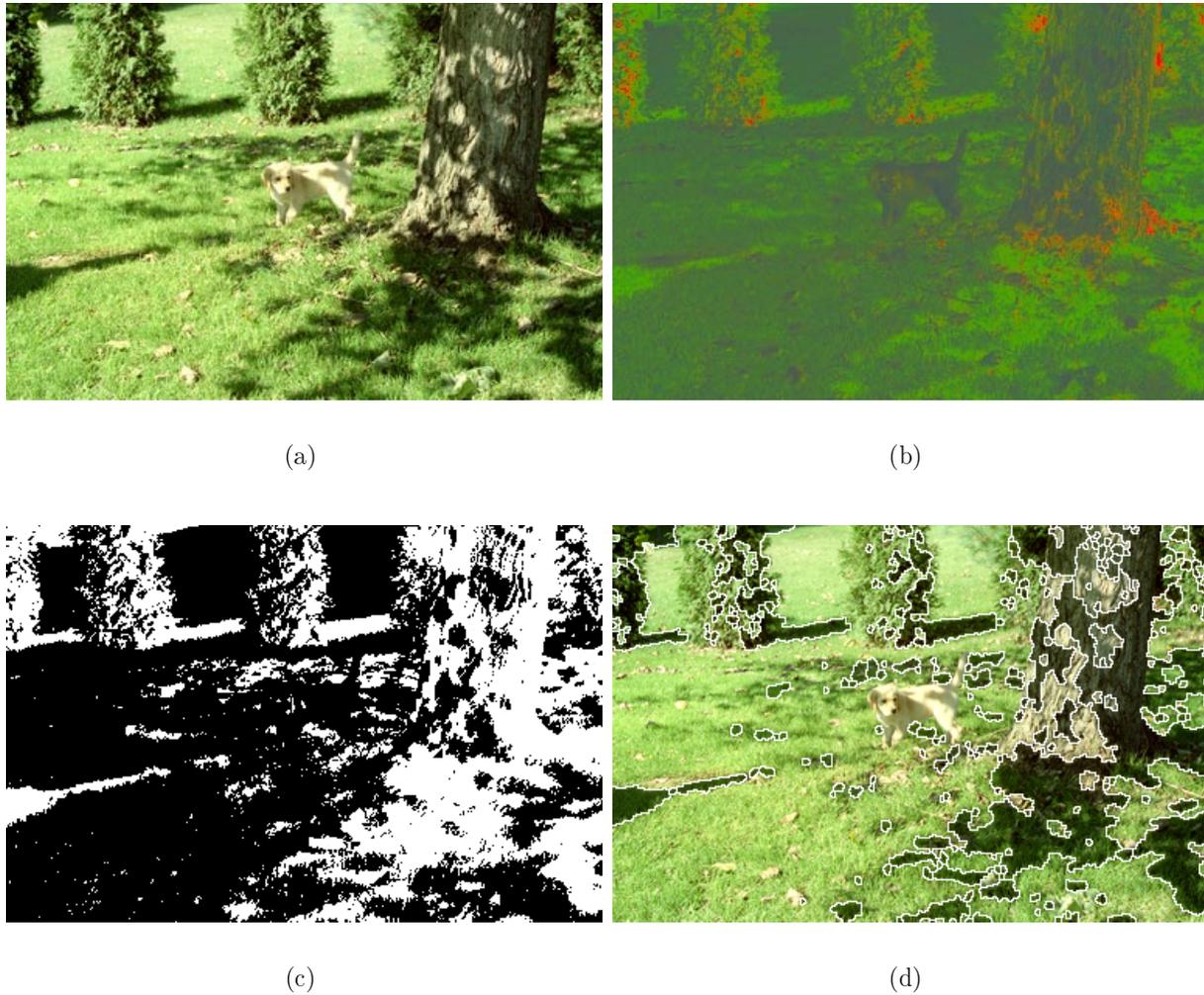


FIG. 5.25 – Exemple de détection : (a) Image Originale (b) Image normalisée (c) Masque des ombres (d) Régions identifiées comme des ombres dans l'image originale
Dans cet exemple, nous voyons qu'une partie des ombres ne sont pas détectées. Ces ombres vérifient l'indice de couleur tel qu'il a été énoncé dans la première méthode.

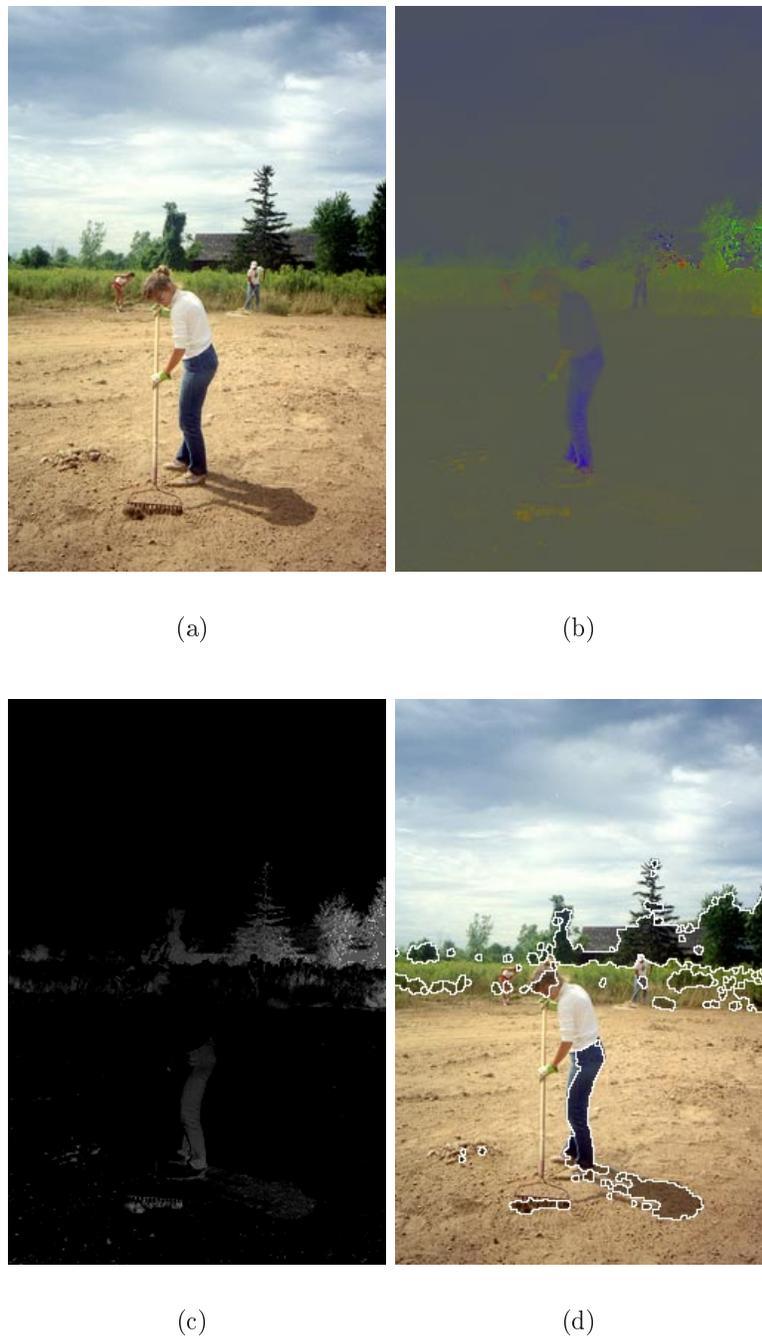


FIG. 5.26 – Exemple de détection : (a) Image Originale (b) Image normalisée (c) Masque des ombres (d) Régions identifiées comme des ombres dans l'image originale
Nous donnons un exemple de détection dans une image où la composante directe est faible mais néanmoins existante. on remarque que l'algorithme détecte correctement les ombres sans introduire d'erreurs sur les régions achromatiques comme dans l'exemple 5.12.

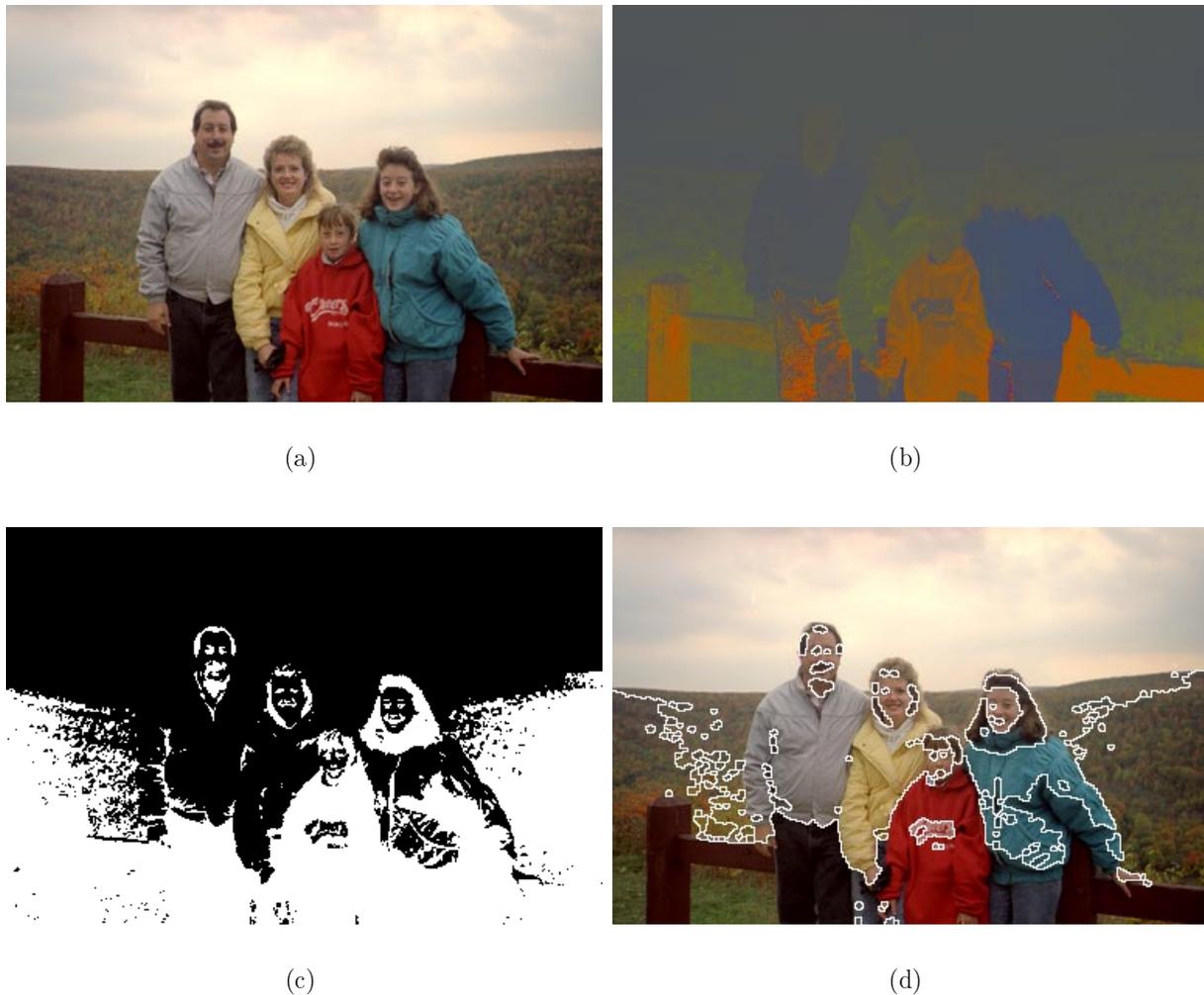


FIG. 5.27 – Exemple de détection dans un environnement sans source directe : (a) Image Originale (b) Image normalisée (c) Masque des ombres (d) Régions identifiées comme des ombres dans l'image originale

Cet exemple illustre les résultats obtenus lorsque la composante directe est nulle. On remarque que la détection n'est pas pertinente. Certaines régions peuvent effectivement être considérées comme des ombres (la rambarde), mais de façon générale, cette image ne se prête pas à une détection des ombres. Il est préférable d'identifier les conditions d'illumination avant de rechercher les ombres.

5.4.4 Mesure du contraste global

L'utilité d'un outil de détection des ombres a été mise en avant dans l'introduction de ce chapitre. Nous montrons maintenant comment cet outil peut être exploité dans le cadre général de l'analyse des conditions d'éclairage. Les ombres présentent un intérêt particulier car elles révèlent des informations sur le flux lumineux qui inonde les objets présents dans l'image. En particulier, elles montrent quel est le rapport entre la source directe et la lumière ambiante. C'est ce que nous allons mesurer maintenant.

Le masque des ombres obtenu marque toutes les régions de l'image qui sont illuminées par la source ambiante. Le reste de l'image correspond aux régions illuminées par la source directe et la source ambiante. A partir de l'image de luminance obtenue par l'équation 5.1, ces masques permettent de calculer les histogrammes des valeurs de luminance sur les régions ombragées et sur les régions éclairées. La comparaison directe de la valeur moyenne de chaque histogramme nous permet d'extraire une première mesure du contraste global de la luminance de l'image.

Deux exemples caractéristiques sont présentés dans les figures 5.28 et 5.29. Ils correspondent à des images prises dans des conditions d'éclairage différentes. La première image est illuminée par une source de lumière diffuse, alors que la seconde est éclairée par une forte source orientée. Les histogrammes représentent la distribution de la luminance sous le masque des ombres et sous le masque des régions éclairées. On observe une variation importante de la différence des valeurs moyennes des deux distributions. Cette mesure donne une indication du contraste perçu dans l'image.

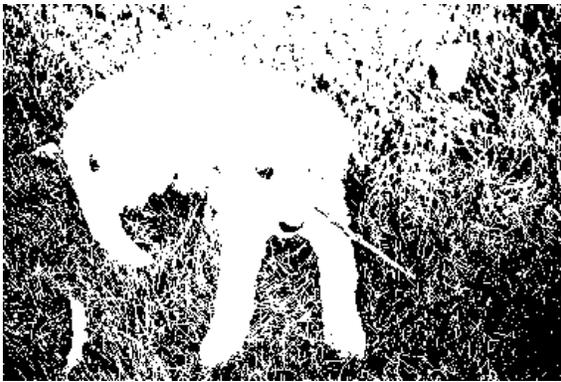
Dans l'exemple de la figure 5.29, on remarque que le contraste global est élevé. Sa valeur est supérieure à plus de la moitié de la dynamique totale de l'image. En revanche, l'exemple de la figure 5.28 présente un contraste global bien moindre. Il n'est pas supérieur au tiers de la dynamique totale de l'image.

Cette mesure n'est bien sûr qu'indicative, ce n'est pas une mesure d'ordre photométrique. Néanmoins, elle montre qu'il est possible d'extraire un critère de contraste, même si celui-ci peut être amélioré. En effet, la valeur moyenne des distributions est fortement liée au contenu de l'image ; elle varie en fonction des réflectances spectrales rencontrées. Il serait intéressant d'identifier les contours de luminance à partir du masque des ombres obtenu pour mesurer le contraste uniquement sur des contours d'ombres portées. Ainsi, l'influence des réflectances spectrales serait éliminée.

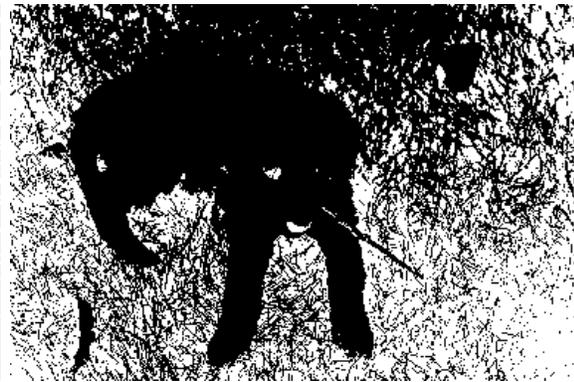
La mesure présentée se base sur la valeur moyenne. Cette mesure peut aussi être remplacée par une autre ou pondérée par la variance de la distribution.



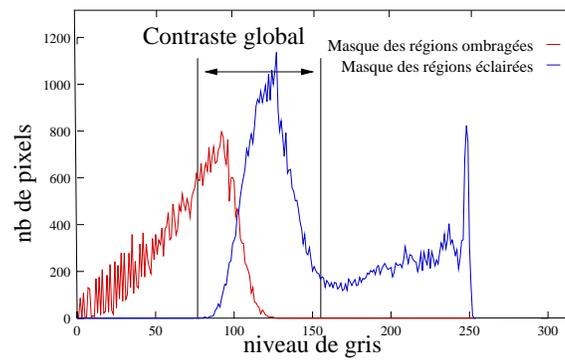
(a)



(b)



(c)



(d)

FIG. 5.28 – Exemple de mesure du contraste global dans une image éclairée par une source non orientée (a) Image originale (b) Masque des régions directement éclairées (c) Masque des ombres (d) Histogramme des luminances sous les masques respectifs



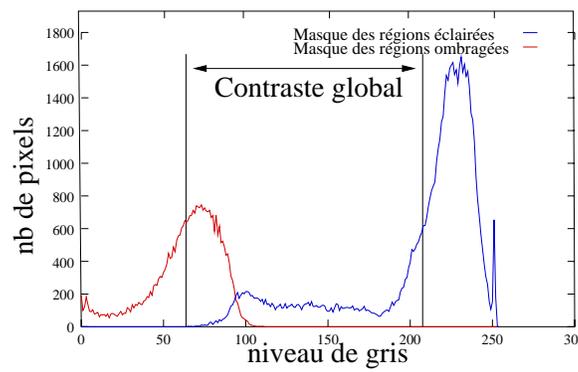
(a)



(b)



(c)



(d)

FIG. 5.29 – Exemple de mesure du contraste global dans une image éclairée par une source orientée (a) Image originale (b) Masque des régions directement éclairées (c) Masque des ombres (d) Histogramme des luminances sous les masques respectifs

5.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté deux outils de détection des ombres, un basé sur le modèle lambertien et un autre basé sur le modèle de réflexion dichromatique.

Le premier est construit autour de la segmentation hiérarchique. Bien qu'il présente un certain intérêt pour les images faiblement contrastées, les problèmes liés à la segmentation non supervisée d'images et la validité limitée de l'indice de couleur tel qu'il est énoncé nous ont amené à développer une autre approche. Celle-ci, décrite dans le brevet [54] dont l'abrégé est donné dans l'annexe B, estime le rapport de luminance et de luminance chromatique pour détecter la présence d'une ombre. Ce processus est ponctuel, il n'est donc pas limité par la qualité de la segmentation.

Nous avons vu aussi que cet outil permet à partir d'informations de bas niveau de procéder à une première mesure du contexte lumineux de la scène à l'aide du rapport direct / ambiant obtenu grâce au masque des ombres.

De plus, de part sa généralité et sa robustesse, cet outil laisse entrevoir un apport conséquent à plusieurs problématiques rencontrées en imagerie. En reconnaissance des formes, un grand nombre d'applications souffrent de ne pouvoir détecter les ombres avant de rechercher des structures caractéristiques dans le signal. Les outils de reconnaissance de visages sont particulièrement sensibles aux ombres. L'algorithme présenté ici permet d'étiqueter les régions de l'image comme étant ombre ou pas, information qui peut être exploitée par un autre algorithme pour affiner sa recherche. De même, une fois le visage détecté, il serait intéressant d'utiliser l'information des ombres pour adoucir les contrastes disgracieux sur le visage. Nous voyons aussi que cet outil peut être utilisé pour évaluer le contraste global de l'image.

Pour affiner la mesure du contraste global, il serait intéressant d'analyser les contours des ombres pour sélectionner seulement les contours de luminance et en extraire une information plus précise sur le contraste lumineux.

Certaines contraintes subsistent : les images doivent être colorées, prises en extérieur et de composante directe non nulle. On admettra que ces conditions sont souvent remplies. Cependant, il est nécessaire de connaître le contexte lumineux avant de déterminer s'il y a des ombres dans la scène. Pour apporter une réponse à ce problème, nous développons dans le prochain chapitre une méthode de détection du ciel qui nous permet d'identifier les conditions atmosphériques et par là, le contexte lumineux.

Chapitre 6

Détection du ciel

6.1 Introduction

Le ciel tient une place prépondérante dans le processus de perception visuelle qui nous permet de comprendre notre univers. Il révèle des informations sur notre position, l'orientation de la scène et les conditions météorologiques. De même, la détection du ciel dans les images couleur grand public facilite un grand nombre de tâches liées au traitement, à la compréhension et à la manipulation des images numériques. Par exemple, le ciel est un indicateur fort pour la classification d'images en tant qu'images d'intérieur ou d'extérieur. Une fois l'environnement identifié et si l'image analysée a été prise à l'extérieur, il est fort probable que la source de lumière qui illumine la scène soit une source naturelle de type CIE D (type caractérisant la lumière naturelle pour les différentes températures de couleur).

L'étude de la signature spectrale du ciel est aussi une source d'informations sur les conditions météorologiques. En effet, une fois le ciel identifié, il est possible de le classifier en fonction de ses attributs sémantiques, comme par exemple, un ciel couvert, dégagé, ou nuageux. Chacun de ces attributs est caractérisé par des couleurs, des textures et des structures particulières qui sont plus facilement identifiables et exploitables une fois l'objet sémantique identifié.

Le problème de l'orientation des images peut aussi trouver une solution à travers la détection du ciel. La présence de ciel indique invariablement des informations sur l'orientation de l'image.

A cela, on ajoutera que la détection du ciel peut jouer un rôle important dans la détermination des ajustements de l'exposition de la scène, la balance des couleurs et des préférences de reproduction de couleurs.

Cet outil de détection nous servira aussi dans le chapitre suivant. Il sera utilisé pour filtrer les régions d'une image segmentée. La détection d'une région comme appartenant au ciel nous permettra d'en déduire des caractéristiques physiques intrinsèques au ciel qui, dans le cas de l'algorithme présenté au chapitre 7, ne correspondent pas aux hypothèses faites sur les données. Il conviendra donc d'éliminer ces régions sources d'erreurs.

6.2 État de l'art

La détection du ciel fournit un indice de choix pour la détermination du type ou de la catégorie de l'image. Sauber [59] présente un système d'étiquetage automatique d'images qui classe les pixels en trois catégories : les pixels de couleur « chair », les pixels de couleur « végétation » et les pixels de couleur « ciel ». La classification est faite en fonction de l'information couleur du pixel ; il s'agit donc d'une opération ponctuelle. Cette approche qui utilise un seul critère, la couleur, présente l'avantage d'être rapide et facile à réaliser. Cependant, aucune relation spatiale n'est utilisée.

Demarty [10] propose une méthode similaire où l'on parle cette fois d'analyse spectrale au lieu de classification colorimétrique. Même si elle précise que ce terme est un peu abusif, il montre clairement le désir de se rapprocher des valeurs physiques avant de procéder à la classification. Demarty utilise l'information de teinte dans le but de supprimer les effets dus aux variations lumineuses et pour se rapprocher d'une cartographie des réflectances spectrales. Malgré l'utilisation des valeurs de teinte, qui représentent mieux le monde physique des réflectances spectrales, l'information utilisée dans cette classification est toujours d'ordre statistique et monocritère.

Smith [68] propose une méthode qui prend en compte les relations spatiales entre les pixels voisins. Il fait une analyse par région dans un contexte d'extraction de contenu. Cette approche fait appel à une étape de segmentation qui sert de base au processus d'étiquetage. Toutes les régions étiquetées sont stockées dans une matrice dans laquelle les relations de voisinage entre régions peuvent être analysées et extraites. Malgré le fait que cette approche utilise le seul critère de couleur, les résultats sont notablement améliorés par l'introduction des relations spatiales.

Szummer [72] s'est attaché à résoudre un problème classique d'indexation : la classification entre les images d'intérieur et les images d'extérieur. Il propose une approche multicritère basée sur l'information de couleur et de texture. Les primitives couleurs sont extraites de l'histogramme couleur de l'espace d'Otha [29], alors que les primitives de textures sont calculées par la DCT invariante en translation et par un modèle de régression linéaire simultanée multirésolution. Toutes ces caractéristiques sont calculées dans des fenêtres locales qui à leur tour sont classées indépendamment comme « intérieur » ou « extérieur ». Pour finir, un vote majoritaire est effectué pour choisir la classe à laquelle appartient l'image dans son ensemble. Cette méthode multicritère donne de bons résultats en dépit du niveau d'abstraction des critères utilisés. La classification désirée repose sur une compréhension de la sémantique de l'image, alors que les primitives choisies sont de très bas niveau. Il est donc difficile de produire une classification précise et robuste car le lien qui relie les primitives avec les classes reste très abstrait. Pour rendre la classification plus cohérente et concrète, la méthode doit être basée sur un processus de détection préalable qui identifie un objet sémantique représentatif d'une classe.

Luo [37] propose un algorithme qui s'efforce de détecter les régions correspondant au ciel dans des images couleur. Son approche est basée sur un modèle physique du ciel duquel il dérive les caractéristiques intrinsèques du ciel bleu qui lui permettent de le différencier

des autres objets de l'image qui ont la même couleur. Le modèle physique qu'il propose permet dans certains cas de trouver l'orientation naturelle des images. La restriction principale de son travail est que son algorithme ne permet de détecter que le ciel bleu.

L'outil de détection que nous avons développé permet de détecter avec confiance une variété de ciels plus importante, comprenant les ciels bleus, mais aussi les ciels nuageux et couverts. Notre approche se situe aussi dans une logique de détection basée sur des critères liés au monde physique. (Nous nous sommes inspiré du modèle physique du ciel présenté dans les travaux de Luo pour développer notre méthode). Cependant, nous avons choisi de ne pas imposer de contrainte trop restrictive sur l'indice de couleur pour pouvoir généraliser la détection à d'autres types de ciels. De plus, la procédure de segmentation morphologique nous permet d'analyser les caractéristiques des régions sans avoir à effectuer de traitements d'extraction de primitives complexes post-segmentation.

6.3 Description physique

Pour commencer, nous allons donner une définition des termes utilisés pour dénommer le ciel en tant qu'objet sémantique. La classification suivante donne un aperçu des formes diverses qu'un ciel peut prendre. Chaque classe correspond à un aspect visuel particulier qui se traduit par des caractéristiques variant en couleur, texture et forme.

- Ciel dégagé : C'est le ciel bleu d'un jour de beau temps. Sa teinte varie en fonction de l'angle de vue. Dans une photo correctement exposée, il apparaît bleu clair à l'horizon et se sature en se rapprochant du zénith (cf. figure 6.1).
- Ciel couvert : C'est le ciel des jours de pluie. La totalité de l'atmosphère visible du point d'observation est couverte d'une couche nuageuse qui filtre la lumière. Il a une apparence achromatique (cf. figure 6.2).
- Ciel nuageux : C'est la situation intermédiaire entre les deux types précédents. Des nuages apparaissent mais pas en nombre suffisant pour occulter la présence du soleil. Des zones consistantes de ciel bleu apparaissent (cf. figure 6.3).
- Ciel crépusculaire : Il se caractérise par sa teinte jaune-rouge. Il apparaît au lever ou au coucher du soleil lorsque le temps est clair.

Nous ne comptons pas le ciel nocturne parmi les ciels valides pour la simple raison que d'un point de vue purement perceptuel, il n'est pas identifiable intrinsèquement. Nous pouvons déduire sa présence de façon indirecte et grâce à des connaissances a priori sur l'environnement. Les étoiles ou la lune seraient les seuls indices pertinents de la présence d'une zone de ciel nocturne. Cependant, ces objets n'apparaissent jamais dans les images grand public.

Les apparences variées du ciel compliquent sensiblement la recherche de critères perceptuels généraux le caractérisant sous ses diverses formes. Le ciel crépusculaire est particulièrement problématique car il diffère beaucoup des autres en termes de chromaticité. Pour cette raison, il ne sera pas pris en compte par le détecteur de ciel que nous proposons. Celui-ci s'efforcera de détecter les ciels bleu, nuageux et couvert. Ces trois classes englobent



FIG. 6.1 – Exemple de ciel bleu



FIG. 6.2 – Exemple de ciel couvert

la majorité des images grand public. En effet, dans notre base de données qui comprend 489 images, seulement deux images correspondent à la classe « ciel crépusculaire ».

6.4 Les indices de détection

Un des objectifs de ce travail est de montrer qu'il est possible d'extraire des informations de haut niveau sémantique en utilisant des outils d'analyse d'image. Pour ce faire, il convient de trouver un rapport direct entre les primitives de l'image analysée et les caractéristiques perceptuelles des objets à détecter. On doit donc relier les descriptions numériques des primitives aux caractéristiques psychovisuelles.

A partir d'une photographie arbitraire, nous recherchons à identifier les régions de la scène



FIG. 6.3 – Exemple de ciel nuageux

qui correspondent à des zones de ciel. Pour un certain nombre de photographies, l'identification du ciel n'est pas évidente, même pour un observateur humain. Il n'est pas toujours facile de distinguer selon quels critères on aboutit à la perception. Le système perceptuel humain étant très complexe, il n'a pas forcément besoin d'un stimulus explicite pour reconnaître un objet. L'information contextuelle est tout aussi pertinente pour l'observateur que les caractéristiques locales du stimulus. Il convient donc de spécifier à quoi correspond la perception visuelle et ses limites. On peut rappeler qu'il existe deux théories de la perception [70] : la *perception constructive*, et la *perception directe*. Dans la première, on considère que l'observateur humain fait appel à des connaissances pré-acquises, stockées dans la mémoire visuelle et symbolique pour procéder à l'interprétation d'un stimulus. Dans la seconde approche, on considère que l'observateur reçoit suffisamment d'informations des récepteurs pour pouvoir interpréter le stimulus perçu sans faire appel à un processus d'apprentissage quelconque. En pratique, il semblerait que ces deux théories soient complémentaires. Des recherches sont menées actuellement pour identifier leurs influences respectives [43].

Comme pour la grande majorité des processus de compréhension d'image, l'approche que nous nous proposons de suivre s'apparente à la perception directe dans le sens où l'ordinateur se base uniquement sur les valeurs des pixels de l'image pour simuler un processus de reconnaissance. Cependant, nous faisons appel à des connaissances a priori sur le monde physique pour pouvoir faire le lien entre les structures de l'image et les objets sémantiques recherchés. Les indices perceptuels que nous présentons ici contiennent ces connaissances.

6.4.1 L'indice géométrique

Un observateur reconnaît une région comme étant une partie du ciel grâce à sa cohérence avec les orientations des autres objets qu'il perçoit. Par rapport au point de vue de

l'observateur, le ciel se situe dans la plupart des cas vers le haut. En considérant que la personne qui déclenche l'appareil est normalement positionnée par rapport à la verticale, on en déduit que le ciel se situe dans la partie haute de l'image.

Lorsqu'on essaie de capter une scène à l'aide d'un appareil photographique, le point de vue donne une vision réduite de l'espace et le ciel est rarement contenu dans le cadre ; il apparaît souvent en bordure des images.

En effet, l'analyse de notre base de données a montré que sur 489 images, seules 4 contenaient des zones de ciel déconnectées des bords de l'image.

Selon les caractéristiques du processus d'acquisition, les images d'une base de données peuvent être orientées naturellement ou pas. Dans le premier cas, la recherche de l'indice géométrique peut se réduire à l'analyse de la partie supérieure de l'image. Les images de notre base de données n'étant pas orientées, on considère que l'indice géométrique se traduit uniquement par une relation de connexité avec tous les bords de l'image.

6.4.2 L'indice colorimétrique

A l'exception de la couleur du ciel crépusculaire, la teinte du ciel reste comprise dans les couleurs correspondant aux longueurs d'onde faibles (400-500nm). Si la teinte est relativement stable pour les divers aspects du ciel que nous nous proposons de détecter, la saturation et la luminance varient de façon importante en fonction des conditions météorologiques, les paramètres d'acquisition et la sensibilité du film. L'indice de couleur sera donc défini exclusivement sur les teintes. La sélection des teintes caractéristiques inclut tous les rendus de couleur que l'on observe dans les conditions météorologiques dégagées (ciel bleu), couvertes (ciel gris) ou nuageuses (ciel bleu et gris).

6.4.3 L'indice de texture

Du point de vue de la sensation perceptuelle, il semblerait qu'il n'y ait pas de similarités entre la texture d'un ciel dégagé et celle d'un ciel nuageux. La recherche de critères généraux qui engloberaient les différents aspects du ciel n'est pas évidente. L'observateur humain peut difficilement confondre la texture d'un nuage avec celle d'un ciel bleu. Il convient donc de considérer l'indice de texture non pas sous l'angle de la perception humaine, mais sous celui du processus de formation de l'image.

Le ciel n'est pas une source de lumière dans le sens strict du terme, cependant, il diffère aussi de la plus grande partie des objets rencontrés dans une scène. Le ciel ne réfléchit pas la lumière, mais il la transmet directement du soleil [34] : on peut considérer qu'il agit comme un filtre qui disperse la lumière. Cette dispersion homogénéise la lumière sans produire d'inter-réflexions (qui génèrent la sensation de texture). Cette absence de texture est observée dans les régions de ciel bleu comme dans les régions nuageuses. Le ciel se caractérise donc par une absence de textures.

6.4.4 L'indice de luminance

Le ciel peut être considéré dans certains cas comme une source de lumière diffuse qui génère la lumière ambiante. Ceci est particulièrement vrai pour les images prises par temps couvert (lorsque la totalité des rayons lumineux provenant de la source sont dispersés par la couche nuageuse).

Si on considère le ciel comme une source lumineuse, l'intensité globale qu'il transmet est plus élevée que l'intensité moyenne réfléchiée par les divers objets composant la scène. C'est sur la base de cette considération que nous imposons une autre contrainte aux régions de ciel. Les régions candidates doivent avoir une luminance moyenne élevée par rapport aux objets de la scène. Cet indice, vrai dans l'univers physique doit être manipulé avec précaution en pratique. La réponse spectrale des cônes n'étant pas constante sur le spectre des longueurs d'onde visibles, deux couleurs de même luminance en termes d'énergie de spectre ne seront pas perçues comme ayant la même luminance si leur longueur d'onde dominante est différente. De ce fait, une surface réfléchissante peut présenter une luminance plus forte que la région correspondant à la source elle-même.

6.5 Mise en œuvre

Les indices que nous avons décrits précédemment sont basés sur des caractéristiques perceptuelles ou physiques. Pour pouvoir les exploiter dans un algorithme de traitement d'image, chaque indice doit être interprété dans un langage « numérique ». Comme la procédure de détection que nous présentons est basée sur une étape initiale de segmentation, il conviendra d'exprimer les indices choisis en termes de caractéristiques de régions.

Pour commencer, nous créons une partition de l'image basée sur des critères de bas niveau comme la couleur et la texture. Les caractéristiques des régions obtenues doivent nous permettre d'en déduire les caractéristiques physiques des objets correspondants de la scène. L'outil de segmentation que nous utilisons ici est la ligne de partage des eaux, présentée dans le chapitre 4. Elle est appliquée sur un gradient couleur correspondant à la distance euclidienne maximale rencontrée dans un voisinage donné et calculée dans l'espace CIE-Lab. Ce gradient produit une cartographie des contours de l'image résultant des différentes réflectances spectrales et des variations locales d'illumination. Le but de cette étape n'est pas d'extraire les objets de la scène mais de créer une partition de bas niveau selon les caractéristiques locales de la scène.

Pour améliorer l'efficacité du processus, chaque indice est utilisé comme un filtre sur les composantes de l'image, ce qui permet d'éliminer les régions qui ne vérifient pas le prédicat associé au filtre. Lorsque une région n'est pas conforme aux caractéristiques recherchées, elle est éliminée de façon permanente, même si elle vérifie tous les autres indices. Cette méthode de conception cherche à réduire la complexité de l'algorithme pour le rendre plus rapide tout en réduisant le nombre de fausses alarmes.

La figure 6.4 montre le diagramme fonctionnel de l'algorithme de détection de ciel.

L'étape de pré-filtrage consiste en un filtrage couleur médian qui enlève le bruit et

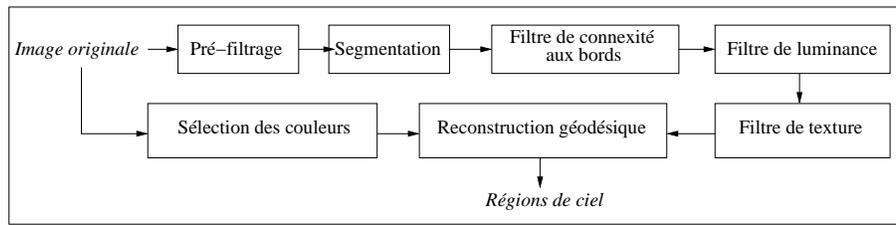


FIG. 6.4 – Diagramme fonctionnel de l'algorithme

homogénéise les couleurs, appliqué sur un voisinage carré de 3×3 . Sur cette image filtrée nous calculons le gradient couleur pour produire l'image-mosaïque à l'aide de la LPE. Les régions de cette image sont analysées dans le but d'en extraire les plus sombres, les plus petites et toutes celles qui n'ont pas de pixels adjacents aux bords de l'image. On obtient, après avoir éliminé une grande partie des régions, un masque de régions candidates que l'on utilise dans un processus de reconstruction géodésique. Cette dernière étape implémente la sélection selon le critère de couleur. On désire garder toutes les régions de notre masque qui ont une partie de leurs pixels inclus dans la zone chromatique sélectionnée. De cette manière, nous autorisons une plus grande flexibilité de détection pour les régions qui ont une chrominance distribuée autour du point achromatique.

Ces étapes sont décrites en détail ci-dessous.

6.5.1 Pré-filtrage et segmentation

Avant de procéder à la segmentation de l'image, il est nécessaire de filtrer l'image initiale. Outre le fait que cette étape permette de simplifier l'image, elle élimine aussi une partie de la sur-segmentation qui résulte de l'utilisation de la ligne de partage des eaux. Le filtrage employé peut bien sûr être ou non morphologique. Nous avons choisi un filtrage médian vectoriel, plus adapté au traitement des images couleur (cf. section 4.3). Comme dans la section 5.4.2, nous ne recherchons pas à effectuer de simplification drastique de l'image ; les traitements suivant tolèrent une certaine sur-segmentation.

L'étape suivante consiste à créer une image-mosaïque à partir de l'image filtrée. Cette image-mosaïque est construite sur le gradient couleur calculé par la distance euclidienne dans l'espace couleur CIE-Lab. Le choix de cet espace et celui de la mesure euclidienne sont déterminants ; ils permettent d'obtenir des régions de ciel correctement segmentées dès l'image-mosaïque (cf. figure 4.17). En conséquence, aucune hiérarchisation n'est nécessaire. L'image-mosaïque, en termes de segmentation hiérarchique, correspond à la partition de plus bas niveau : le nombre de régions de l'image segmentée est égal au nombre de minima du gradient de l'image.

Les étiquettes attribuées à chaque région correspondent aux pixels d'une région de l'image pré-filtrée situés sur un minima du gradient.

Cette partition d'image élémentaire nous permet d'extraire les régions qui présentent des caractéristiques conformes aux indices perceptuels d'identification du ciel (figure 6.5). En particulier, on observe que les régions de ciel sont les seules à ne pas être sur-segmentées.



FIG. 6.5 – (a) Image originale (b) Image-mosaïque

6.5.2 Adjacence aux bords

Chaque indice est appliqué sur l'image sous la forme d'un filtre qui élimine les composantes de l'image ne vérifiant pas les critères requis. On commence par vérifier que les régions candidates sont connexes aux bords de l'image. Pour cela il nous suffit d'éliminer les composantes connexes qui n'ont pas de pixels adjacents aux bords.

Pour procéder à l'élimination des composantes indésirables, on utilise les outils de reconstruction géodésique décrits au chapitre 4. Ces opérateurs morphologiques sont particulièrement adaptés à ce genre de tâche. Les transformations géodésiques ont déjà été utilisées dans ce but dans plusieurs applications d'imagerie médicale [69]. Deux étapes séquentent cette procédure : une étape de sélection des marqueurs correspondant à tous les pixels voisins des bords de l'image (figure 6.6 (b)), la reconstruction est effectuée par dilatation géodésique des marqueurs sous le masque produit par l'étape de segmentation (figure 6.6 (c)). L'image masque est l'image-mosaïque avec les contours de la LPE. Ces contours contrôlent la reconstruction et la limitent aux régions connexes aux bords.

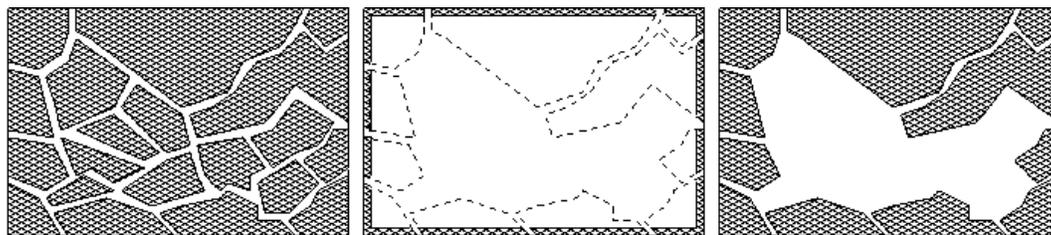


FIG. 6.6 – Extraction des régions de l'image adjacentes aux bords (a) Image-mosaïque sur laquelle sont rajoutées les frontières de la LPE (b) Sélection des pixels adjacents aux bords (c) Régions reconstruites



FIG. 6.7 – Extraction des régions de l'image adjacentes aux bords (a) Image originale (b) Régions connexes aux bords

6.5.3 L'indice de luminance

Le ciel lorsqu'il est présent dans une scène indique que la scène a été prise à l'extérieur et donc que la source de lumière principale est le soleil. Pour cette raison, il est légitime d'espérer une intensité lumineuse consistante venant du ciel. En conséquence, les régions ayant une intensité lumineuse faible sont éliminées de l'ensemble des régions candidates. De plus, dans les régions sous-exposées, le signal couleur n'a pas de signification particulière, à cause du rapport signal sur bruit élevé. Il convient donc d'extraire ces régions sources de fausses alarmes.

La luminance est obtenue par la relation :

$$V = 0.176R + 0.81G + 0.01B$$

Où V est la composante Y de l'espace CIE-XYZ.

Comme nous l'avons dit précédemment, l'indice de luminance doit être utilisé avec précaution. La valeur absolue de la luminance variant avec la longueur d'onde, les valeurs d'intensité ne peuvent être comparées entre différentes couleurs. Par exemple, les teintes vertes sont toujours plus lumineuses que les teintes bleues, et ceci à énergie équivalente. En conséquence, le seuil de luminance minimal ne doit pas être trop restrictif. Nous avons choisi d'éliminer toutes les composantes de l'image qui ont une luminance inférieure à la moitié de la luminance moyenne de l'image.

On remarque dans l'exemple de la figure 6.8 que les régions situées sur le bord droit ont été éliminées de l'ensemble des régions candidates.

6.5.4 L'indice de texture

Les régions texturées ont la particularité d'avoir beaucoup de minima locaux, et inversement, les régions faiblement texturées présentent une densité locale de minima moindre.



FIG. 6.8 – Extraction des régions de luminance inférieure à la 50% de la luminance moyenne de l'image

Les régions texturées, à cause de leur densité de minima, produisent une sur-segmentation qui se traduit par de nombreuses régions de petite taille, et cela malgré la procédure initiale de pré-filtrage. Par contre, les régions non texturées produisent des segments de grande taille. Les profils de la figure 6.9 illustrent les différences, en termes de variations locales, que présente une région texturée par rapport à une autre non texturée.

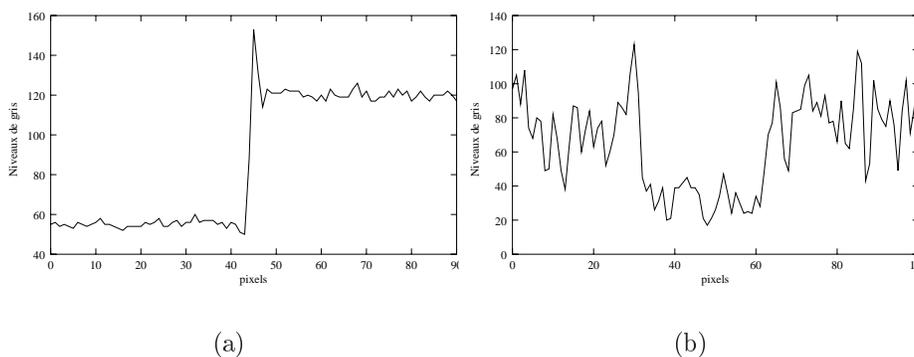


FIG. 6.9 – Profils d'une région non texturée (a) et d'une région texturée (b)

L'implémentation de l'indice de texture se base sur la taille des régions segmentées. Nous avons fait l'hypothèse que le ciel représente une partie conséquente de la surface totale de l'image. Nous avons choisi un seuil de taille minimale égal à 2% de la surface totale de l'image en dessus duquel les régions sont considérées comme candidates. Ce seuil relativement bas permet de garder une certaine flexibilité par rapport aux différents cadrages. En effet, la taille d'une région de ciel varie sensiblement d'une prise de vue à l'autre. Cependant, le seuil que nous avons choisi est largement supérieur à la taille moyenne d'une région de l'image-mosaïque tout en restant relativement faible par rapport à la taille moyenne des régions de ciel observées dans les images de notre base de données.

La figure 6.10 illustre le résultat obtenu après l'élimination des régions de petite taille.



FIG. 6.10 – Élimination des régions de petite taille

6.5.5 Reconstruction colorimétrique

Le dernier critère de détection est la couleur. Nous cherchons à identifier une région connexe dans le plan chromatique qui isole les différents rendus colorimétriques du ciel. Comme différents paramètres influencent la couleur mesurée, tels que les filtres, les conditions météorologiques et le point de vue, une large gamme de couleurs a été choisie. Toutes les teintes de bleu ont été sélectionnées - de la référence de blanc jusqu'aux bleus très saturés situés sur le locus du plan chromatique x-y. La sélection a été implémentée par un seuillage dans le plan chromatique x-y. Nous gardons toutes les couleurs dont les deux coordonnées sont comprises entre deux droites y_1 et y_2 telles que $y_p \leq y_1(x_p)$ et $y_p \geq y_2(x_p)$ (cf. figure 6.11).

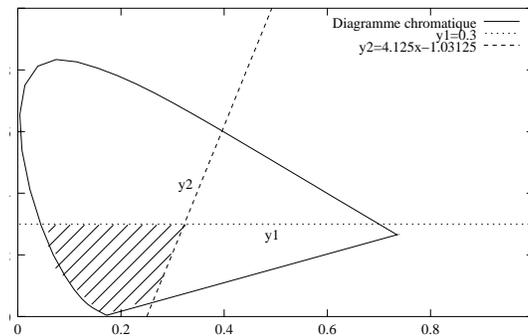


FIG. 6.11 – Seuillage chromatique

L'image résultante de la sélection des couleurs est utilisée comme marqueur dans un processus de reconstruction géodésique similaire à celui décrit précédemment. Le masque utilisé pour cette reconstruction est l'image des régions filtrées (cf. figure 6.10). Cette étape

permet de reconstruire entièrement une région de ciel qui ne correspond que partiellement aux critères couleurs énoncés. Ceci est particulièrement utile lors de la détection d'un ciel couvert, dans lequel l'indice de couleur varie du bleu au vert ou jaune (cf. figure 6.12(b)).

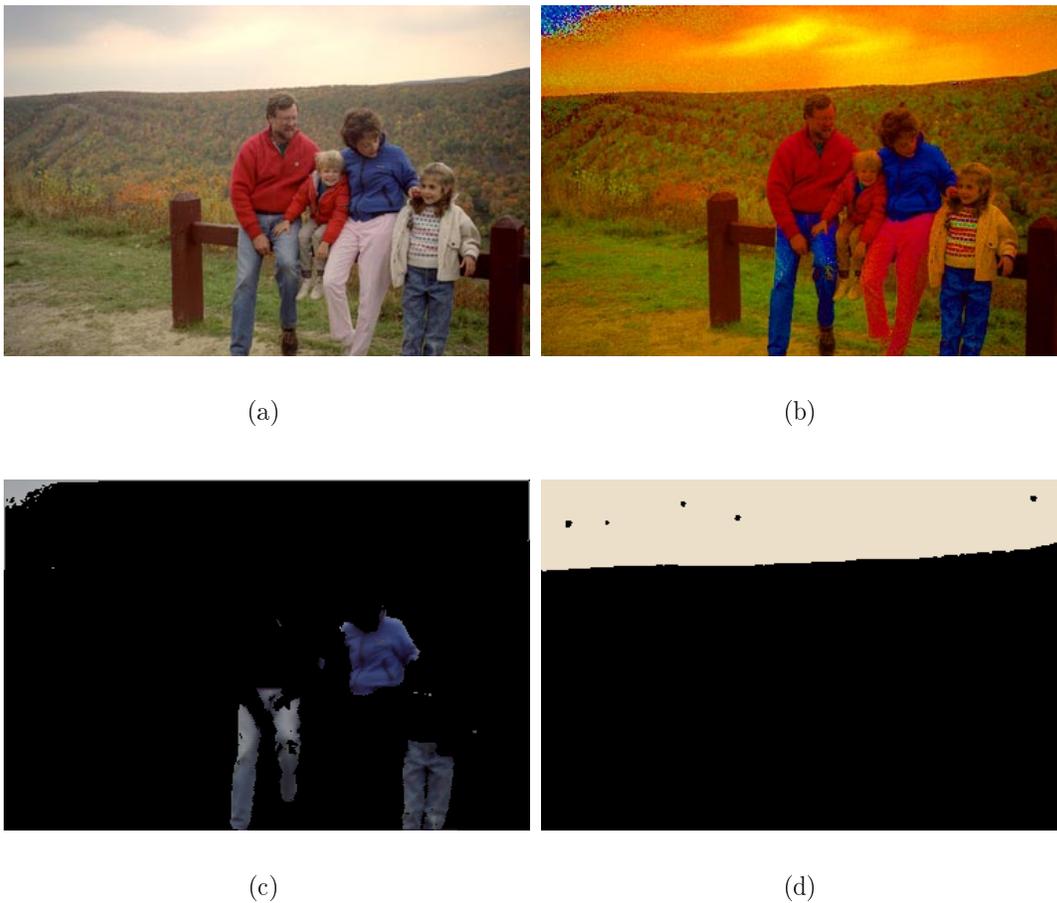


FIG. 6.12 – Utilité de la reconstruction pour restaurer l'intégralité d'une région de ciel (a) Image originale (b) Image des couleurs saturées (c) Seuilage chromatique des teintes bleues (d) Reconstruction de la région ciel

Les régions restantes sont considérées comme régions de ciel. Dans la section suivante nous présentons les statistiques obtenues par notre algorithme de détection de ciel. Les cas particuliers qui génèrent des artefacts sont décrits en détail.

6.6 Résultats

6.6.1 Les données

Nous avons utilisé pour nos expériences une base de données de 489 images grand public. Les scènes représentées sont très variées, allant de scènes familiales aux photos de

souvenirs de vacances. Ces photos ont été prises par plusieurs individus et à des moments différents de l'année.

Une particularité de cette base est d'avoir des fichiers image non-orientés. Ceci dépend du processus d'acquisition qui lui-même est dépendant de l'application. Cet élément a été pris en compte par l'indice géométrique. Sans cette contrainte applicative, on peut raisonnablement penser que l'algorithme gagnerait en robustesse. La recherche serait restreinte à la partie haute de l'image (par exemple les 2/3 supérieurs), ce qui permettrait d'éliminer les fausses alarmes déclenchées par des structures situées dans la partie basse de l'image. Celles-ci sont relativement nombreuses car elles appartiennent à l'ensemble des structures hors champ qui sont non comprises dans la zone de netteté et donc faiblement texturées. Le fait de ne pas connaître les caractéristiques du scanner utilisé pour la numérisation des images de la base de données comme que son gamut, nous a amené à faire l'hypothèse qu'elles correspondaient au standard CIE. Cette information a servi à dériver la transformation d'espace de RGB à XYZ . Nous pouvons raisonnablement espérer qu'en travaillant sur une chaîne calibrée, les valeurs des triplets seraient plus exactes. Cet aspect revêt une importance de premier plan pour la détection des ciels couverts, dont la couleur située autour du blanc de référence oscille entre les teintes bleues, vertes et oranges.

Les images nous sont parvenues dans un format propriétaire dans lequel les couleurs sont codées avec 36 bits, que nous avons réduit à une profondeur de 24 bits. Nous avons aussi appliqué un algorithme d'équilibrage des couleurs, dans lequel les 5% supérieurs et inférieurs de l'histogramme des canaux de l'image sont supprimés. L'histogramme est recentré et étiré de manière à occuper les 24 bits assignés.

6.6.2 Les statistiques

L'évaluation globale des résultats a été établie dans le but d'extraire des statistiques pertinentes et compréhensibles. L'évaluation a été faite selon une logique binaire. L'image résultat donnée par l'algorithme de détection est étiquetée comme VRAI, si toutes les régions détectées correspondent à des zones de ciel ou, si la scène ne contient pas de ciel, si aucune région n'est détectée comme ciel. De ce fait, une détection partielle est comptée comme VRAI. Si une région de l'image résultat est détectée comme ciel sans en être une, l'image est étiquetée FAUSSE.

Malgré l'usage de l'outil de segmentation, cet algorithme ne cherche pas à segmenter proprement les zones de ciel d'une image, mais seulement à les détecter. Le résultat recherché est de savoir si oui ou non, des zones de ciel apparaissent dans la scène. En conséquence, une détection partielle sera considérée comme un résultat valide. Une étape supplémentaire peut facilement être insérée pour parachever la détection en restaurant la région exacte sur la base des informations contenues dans les régions identifiées comme ciel..

Le tableau 6.2 montre les taux de détection obtenus. L'algorithme est d'abord appliqué sur l'ensemble de la base de données sans faire de distinctions particulières sur les images. Nous obtenons un taux de détection de 90%. En appliquant notre algorithme sur les images prises à l'extérieur uniquement, le taux de détection augmente encore jusqu'à 93% alors que pour la classe des images d'intérieur on obtient un taux de détection de 82%.

Classe d'image	Nombre d'images
Intérieur	188
Extérieur	299
Indéfini	2

TAB. 6.1 – Proportion d'images d'intérieur et d'extérieur dans la base de données

Classe d'image	Taux de détection
Ensemble de la Base de Données	90%
Images d'extérieur	93%
Images d'intérieur	82%

TAB. 6.2 – Taux de détection détaillé par classe

6.6.3 Discussion

Le taux global de détection illustre la robustesse de la méthode. La simplicité des critères utilisés, leur rapport direct avec les caractéristiques physiques du ciel et le paramétrage strict en sont responsables.

Les meilleurs résultats sont obtenus pour la classe des images d'extérieur et la variation de détection entre les images d'intérieurs et d'extérieurs atteint 9%. Une des raisons qui explique cet écart est que de nombreux objets manufacturés par l'homme sont de couleur blanche et de texture homogène. Ils respectent les indices de couleur et de texture que nous avons définis pour le ciel. De plus, l'intérieur des maisons est souvent peint en blanc, dans le but de rendre les intérieurs plus lumineux. Ceci contribue à l'apparition de surfaces de taille importantes ayant des caractéristiques similaires au ciel. L'usage du flash augmente aussi l'homogénéisation des textures, soit en créant des surexpositions, soit parce que la source de lumière est positionnée à la même place que le capteur. La figure 6.17 montre plusieurs exemples de ce type. Dans la première image, l'algorithme détecte une région sans texture correspondant à un textile située hors de la zone de netteté. Les deux autres exemples montrent les fausses alarmes typiquement déclenchées par des peintures d'intérieur.

Les erreurs détectées dans les images d'extérieurs sont de deux types. L'algorithme peut soit échouer dans la détection d'une région ciel soit détecter à tort une région ciel. Le tableau 6.3 donne les statistiques d'erreur en fonction de cette différence. La figure 6.18 montre plusieurs exemples de ce type d'erreur.

Type d'erreur	Taux d'erreur
Échec de détection	58%
Fausse alarme	42%

TAB. 6.3 – Proportion des échecs de détection et fausses alarmes sur l'ensemble des erreurs

Les échecs de détection se produisent lorsqu'une région ne vérifie pas un des indices choisis pour identifier le ciel. Les fausses alarmes sont générées par les mêmes causes que les erreurs rencontrées dans les images d'intérieur. Les régions détectées ont des couleurs, des textures et des positions identiques à celles recherchées. La figure 6.19 montre plusieurs exemples d'échecs de détection. Dans la première image (a), la taille de la région est insuffisante pour être détectée comme région de ciel. Elle est donc éliminée par le filtre de texture. La deuxième image (b) est un exemple typique de ciel couvert dans lequel le signal couleur est de teinte verte. Le dernier exemple (c) est plus rare ; c'est un cas où l'indice de texture n'est pas vérifié à cause de la sur-segmentation obtenue par la LPE. Le contre-jour contribue à renforcer les contrastes au bords des nuages ; le gradient est donc plus marqué sur ces contours, ce qui produit la sur-segmentation.

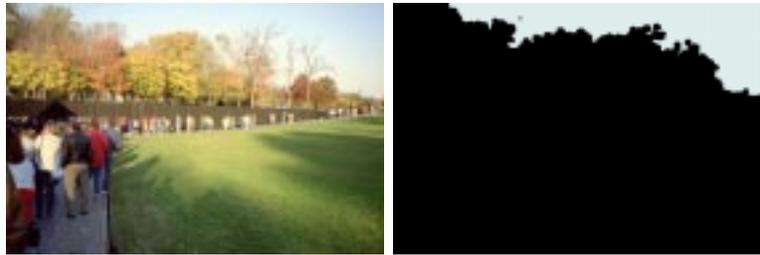
Indice	Taux d'erreur
Couleur	61.7%
Texture / Taille	23.5%
Géométrie	14.7%

TAB. 6.4 – Pourcentage de non-détection associé à chaque indice

L'indice de couleur est responsable d'une grande partie des échecs de détection. C'est la conséquence de notre seuil de couleur trop strict autour de la référence de blanc. Nous avons décidé de ne pas le faire varier pour accepter des régions de teintes différentes car la quantité de fausses alarmes en résultant dépasse largement le nombre de nouvelles détections. L'échec du critère de couleur se produit uniquement pour les ciels couverts. Dans ce type de ciel, le signal couleur n'est pas très représentatif par rapport au signal de luminosité. Les coordonnées chromatiques étant très proches du blanc de référence, de faibles perturbations telles que le bruit peuvent faire basculer la teinte vers les jaunes.



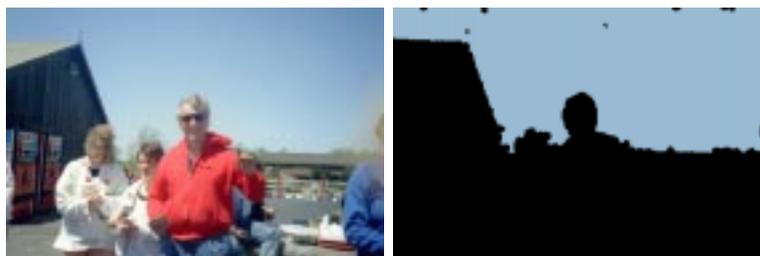
(a)



(b)

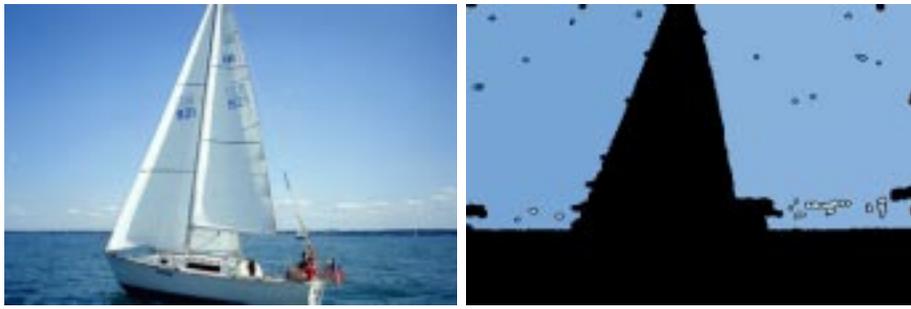


(c)



(d)

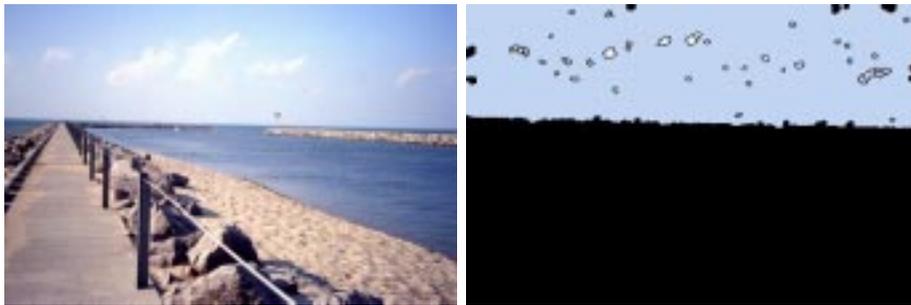
FIG. 6.13 – Exemples de détection de ciel bleu. A droite, l'image originale, à gauche l'image contenant la région ciel reconstruite. (a) Exemple de détection d'un ciel bleu homogène (b) Exemple de détection d'un ciel découvert mais faiblement coloré (c) Exemple de détection d'un ciel présentant une désaturation importante (d) Exemple de détection d'un ciel bleu de grande taille



(a)

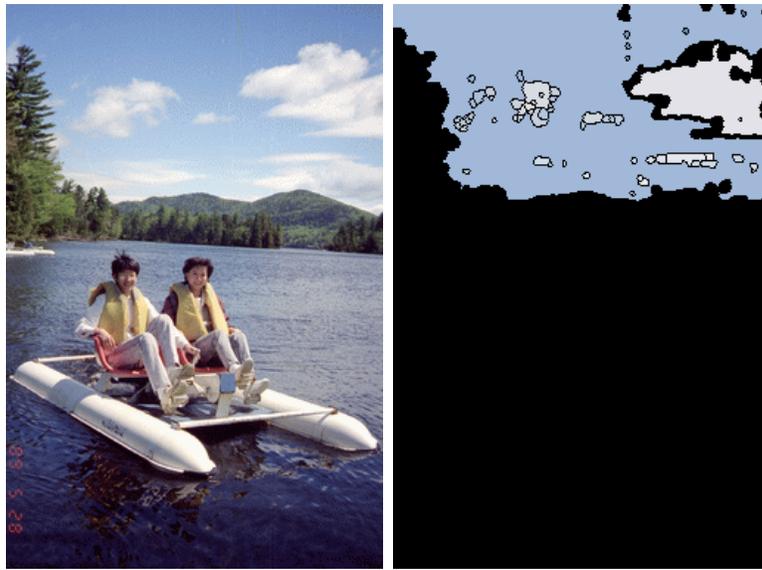


(b)

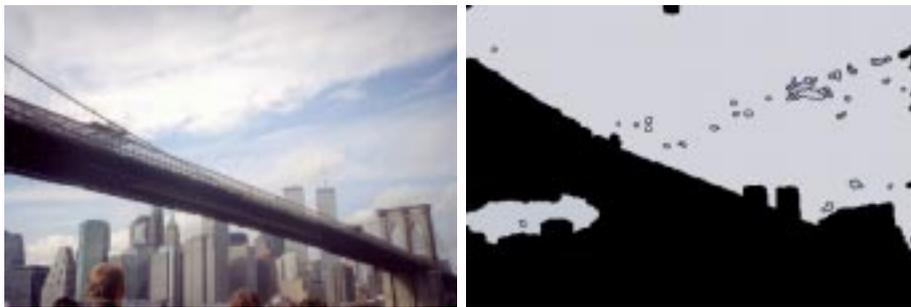


(c)

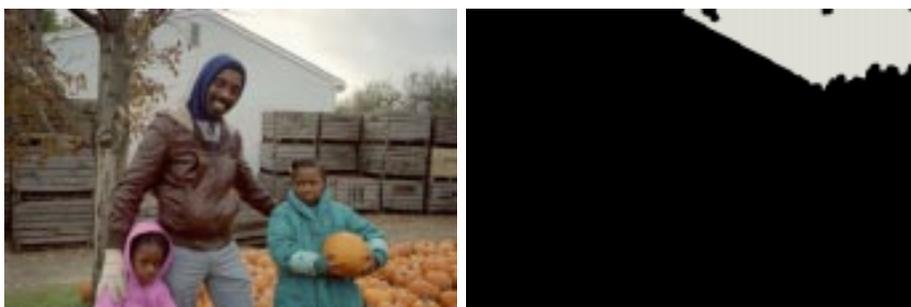
FIG. 6.14 – Exemples de détection avec un ciel bleu. A droite, l'image originale, à gauche l'image contenant la région ciel reconstruite (a) Exemple de détection d'un ciel dans une image contenant des régions d'eau. (b) Exemple de détection du ciel d'une image contenant une région bleue importante et non ciel. (c) Exemple de détection d'un ciel nuageux dans une image contenant des régions d'eau.



(a)



(b)



(c)

FIG. 6.15 – Exemples de détection avec un ciel nuageux. A droite, l'image originale, à gauche l'image contenant la région ciel reconstruite (a) Détection d'une région ciel avec une faible couverture nuageuse (b) Détection d'une région ciel ayant une forte couverture nuageuse (c) Détection d'une région de ciel hivernal



(a)



(b)



(c)

FIG. 6.16 – Exemples de détection avec un ciel couvert. A droite, l'image originale, à gauche l'image contenant la région ciel reconstruite. (a) et (c) Détection de ciels couverts peu homogènes et fortement contrastés (b) Détection d'un ciel couvert moyennement contrasté



(a)

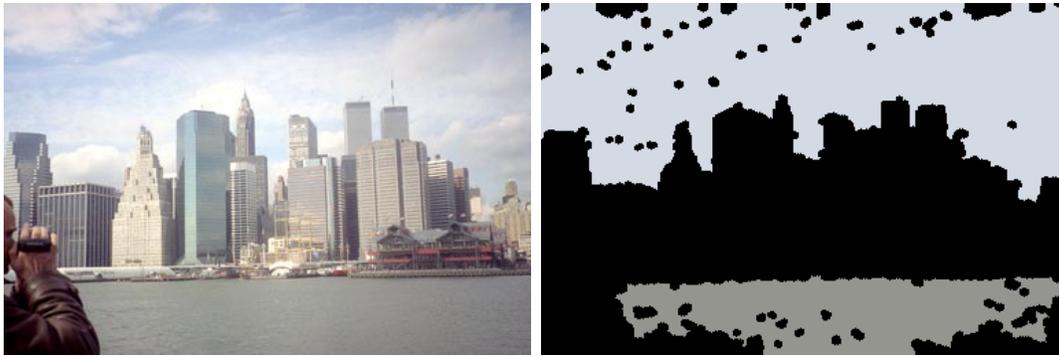


(b)



(c)

FIG. 6.17 – Exemples de fausses alarmes dans des images d'intérieur (a) Fausse alarme générée par un textile bleu et faiblement texturé. Il est situé hors de la zone de netteté. (b) et (c) Exemples de fausses alarmes générées par des peintures murales.



(a)



(b)



(c)

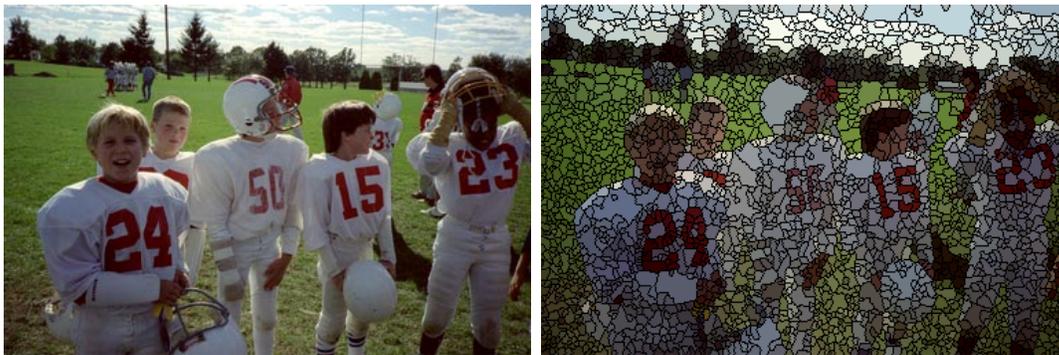
FIG. 6.18 – Exemples de fausses alarmes dans des images d'extérieur. (a) Exemple d'une fausse alarme déclenchée par une région d'eau située hors de la zone de netteté (b) Fausse alarme générée par la surexposition d'une zone blanche (c) Fausse alarme générée par une région qui possède toutes les caractéristiques du ciel



(a)



(b)



(c)

FIG. 6.19 – Exemples « d’oublis » dans des images d’extérieur. (a) Echec du critère de taille (b) Echec du critère de couleur (c) Echec du critère de texture

6.7 Classification en fonction des conditions météorologiques

Les résultats obtenus par notre algorithme de détection de ciel sont exploités en vue d'une classification sémantique en fonction des conditions météorologiques.

Cette classification consiste à identifier si le ciel est ou couvert ou pas. Nous avons délaissé la classe « ciel nuageux » car nous avons observé que les conditions d'éclairage de cette classe sont similaires à la classe « ciel clair ». En effet, les nuages épars ou très légers ne dispersent pas suffisamment les rayons de la source directe. Les conditions d'éclairage que nous avons identifiées au chapitre 5 comme correspondant à l'hypothèse du monde de Mondrian sont en réalité celles correspondant à la classe « ciel couvert ».

Nous identifions trois cas de figure :

- Ciel découvert : Il se caractérise par une région homogène de teinte bleue.
- Ciel nuageux : Il est composé de plusieurs régions de teinte bleue et grise.
- Ciel couvert : Il est caractérisé par une ou plusieurs régions grises.

Pour classifier les résultats obtenus par notre algorithme de détection de ciel nous utilisons la transformation HLS améliorée présentée par Demarty et Beucher [11].

La transformation HLS améliorée Cet outil comme son nom l'indique effectue une transformation de l'image couleur dans l'espace HLS dans le but de séparer les pixels ou les régions d'une image en deux classes : une classe chromatique pour les régions colorées et une classe monochromatique pour les régions grises.

Le choix de la classe est fonction de la valeur de saturation du vecteur couleur.

Transformation HLS améliorée : $HLS \rightarrow HLS'$

$$(h, l, s) \rightarrow (h', l', s') = \begin{cases} (h, 128, 255) & \text{si } s \geq s_0 \\ (0, l, 0) & \text{si } s < s_0 \end{cases} \quad (6.1)$$

La figure 6.20 illustre le principe de partition de l'espace HLS. Le seuil de saturation choisi définit le rayon du cylindre qui sépare l'espace en deux classes.

Pour notre application, nous avons choisi un seuil de saturation de 12.

Si les régions ciel d'une image appartiennent toutes à la classe colorée, nous classifions cette image comme « ciel clair ». Inversement, si toutes les régions de ciel ont une composante chromatique négligeable, nous les identifions comme des régions achromatiques que nous classifions comme « ciel couvert ». Les régions de ciel nuageux, composées de régions colorées et achromatiques sont associées à la classe « ciel clair ».

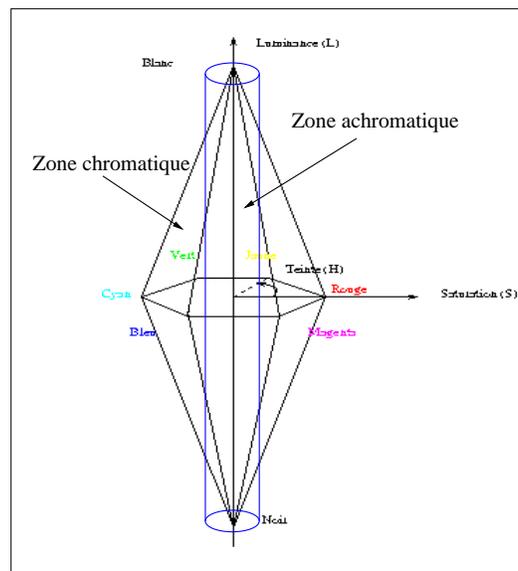


FIG. 6.20 – Partage de l'espace couleur HLS

6.7.1 Résultats

Nous présentons maintenant les statistiques obtenues après la classification. La classification a été effectuée sur un jeu de 130 images contenant du ciel correctement détecté. On y trouve des images contenant du ciel bleu, nuageux ou couvert, dans les proportions données dans le tableau 6.5.

Classe d'image	Nombre d'images
Ciel clair et nuageux	89
Ciel couvert	41

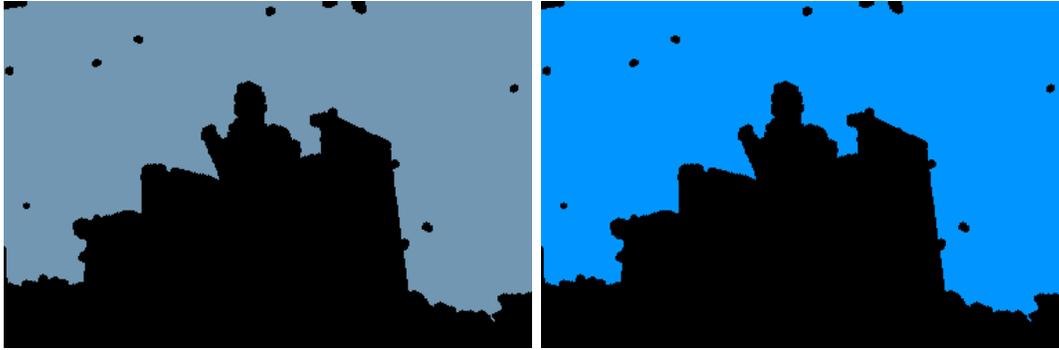
TAB. 6.5 – Proportion d'images de ciel découvert et couvert dans notre jeu d'images

Le tableau 6.6 montre les taux de détection obtenus.

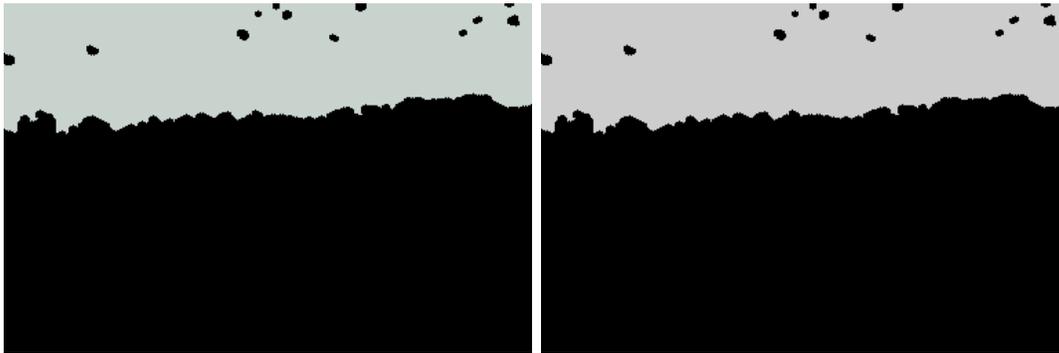
Classe d'image	Taux de détection
Ensemble de la base de données	94.1%
Ciel clair et nuageux	93.25%
Ciel couvert	97.5%

TAB. 6.6 – Taux de détection détaillés par classe

Le nombre relativement élevé d'erreurs obtenues pour la classe « ciel clair » est dû à de nombreux contre-jours produisant une surexposition des zones de ciel qui se caractérise par une désaturation du signal couleur..



(a)



(b)

FIG. 6.21 – Exemples de classification des régions de ciel par la transformation HLS améliorée. Ciel (a) découvert et (b) couvert

6.8 Détermination de l'orientation des images

Les résultats obtenus par notre algorithme de détection de ciel sont aussi exploités en vue d'orienter automatiquement les images.

Sur le même jeu d'images que celui utilisé dans la section précédente, nous appliquons une méthode d'orientation simple basée sur la direction donnée par le rectangle minimum englobant les régions de ciel.

La figure 6.22 présente la stratégie appliquée. D'abord, un calcul du centre de gravité des pixels détectés comme ciel est effectué. Sa position par rapport aux quatre cadrans permet de contraindre l'orientation globale aux deux bords du cadran en question qui correspondent aux bords de l'image. Ensuite, le rectangle minimum englobant tous les pixels des régions ciels est calculé. Ce rectangle est orienté selon le repaire de l'image. La direction finale choisie est celle du bord du cadran correspondant à la longueur L du rectangle.

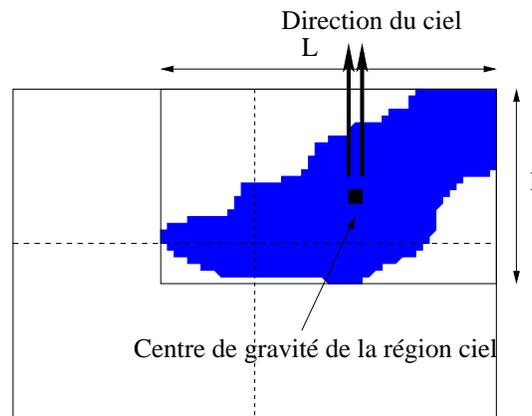


FIG. 6.22 – Orientation d’une image en fonction d’une région de ciel

D’après la description de la méthode, on voit qu’une possibilité d’indétermination existe. Le tableau 6.7 montre les taux de détection obtenus.

Type	Taux de détection
Ensemble de la base de données	95%
Indéfini	1.53%

TAB. 6.7 – Statistiques d’orientations réussies

Ces résultats peuvent être encore améliorés si on introduit une étape de post-traitement visant à restaurer l’intégralité des régions ciels. La méthode de détection présentée ne restitue pas l’ensemble des pixels d’une image appartenant au ciel. Elle se limite à détecter les régions connexes aux bords qui vérifient les critères de couleur, de taille, de texture et de luminosité. Si une région de ciel est déconnectée du bord, elle ne sera pas détectée comme telle.

6.9 Conclusion

L’algorithme de détection de ciel présenté dans ce chapitre a été conçu dans une optique de reconnaissance sémantique ce qui lui permet de généraliser la détection à presque tous les types de ciel. Une des principales innovations résidant dans cet algorithme est l’utilisation de la reconstruction morphologique pour détecter les régions de ciel couvert qui ne sont pas entièrement bleues.

L’usage de la taille des régions de l’image-mosaïque comme critère de texture discriminant dans l’optique d’une classification texturé / non-texturé se révèle particulièrement efficace et nous permet de réduire les coûts généralement élevés des outils d’analyse de texture. La robustesse de cette méthode ainsi que sa mise en œuvre facile permet d’envisager l’intégration de cet outil de détection dans un système d’indexation plus général.

Nous avons montré comment il est possible de procéder à une indexation des images en fonction des conditions météorologiques. Les résultats obtenus sont encourageants. Cette application apporte une réponse au problème soulevé à la fin du chapitre précédent, à savoir comment identifier l'environnement lumineux pour choisir l'outil de détection d'ombres à utiliser.

Une deuxième application permet de trouver l'orientation globale d'une image. Même si des améliorations peuvent être apportées, il convient de remarquer que, ici aussi, les résultats sont très encourageants.

La chrominance de la région de ciel détectée permet d'identifier avec plus de précision les caractéristiques du contexte lumineux. En effet, la lumière provenant de l'atmosphère est un paramètre non négligeable quand on cherche à caractériser l'illuminant (cf. section 2.1.1). Ce paramètre associé au contraste de luminance global (cf section 5.4.4) permet de caractériser la lumière en termes de colorimétrie et de photométrie.

Cette approche est décrite dans le brevet [56] dont l'abrégé est donné dans l'annexe C.

Plusieurs perspectives de recherche s'ouvrent à la suite à ce travail.

Nous pouvons considérer la possibilité de décomposer le problème pour chaque type de ciel. Des recherches plus poussées peuvent être entreprises sur l'indice de texture qui de façon visuelle laisse entrevoir une discrimination possible entre les classes de ciel. La sélection des couleurs autour du blanc de référence pourrait être moins rigoureuse pour permettre des variations de teinte dans les verts-jaunes-oranges pour les ciels couverts. Pour cela, l'usage d'un réseau de neurones peut être envisagé.

Nous avons vu aussi que la région de ciel détectée peut ne correspondre qu'à une partie de l'ensemble des régions de ciel de l'image. Ce facteur peut perturber la recherche de l'orientation de l'image. Il serait intéressant de voir si, par une analyse de la signature spectrale de la région détectée, il n'est pas possible d'associer les autres régions de ciel à celle déjà identifiée.

Pour finir, il serait intéressant de croiser les résultats obtenus par cet outil avec des outils de détection de visage pour, par exemple, améliorer les performances de l'algorithme d'orientation des images.

Cependant, toutes les indexations basées sur la détection du ciel dans l'image sont tributaires de sa présence. En effet, nous avons vu que seules 299 images sur 489 ont été prises à l'extérieur, et parmi elles, toutes ne comprennent pas des régions de ciel. Il est donc impératif de trouver une autre approche qui n'est plus dépendante du contenu de l'image pour extraire les caractéristiques de l'illuminant. C'est ce que nous présentons dans le chapitre suivant.

Chapitre 7

Constance de couleur dichromatique et segmentation d'images

7.1 Introduction

Nous avons vu dans la section 3.2 comment le modèle de réflexion dichromatique formalise l'interaction de la lumière avec une surface inhomogène [65].

La réflexion de la lumière se divise en deux composantes : la réflexion de surface produite par le changement de l'indice de réfraction à l'interface et la réflexion de corps résultant des propriétés d'absorption et de la pigmentation du matériau.

Les rayons réfléchis à l'interface du matériau suivent une direction symétrique par rapport à l'angle formé par la normale locale et la direction d'incidence (cf. section 3.2.1). C'est la direction du miroir parfait. Les surfaces réelles présentent rarement une interface lisse ; à l'échelle macroscopique ou microscopique, une rugosité est toujours présente. Comme le montre la figure 7.1, les rayons réfléchis à l'interface sont dispersés dans des directions différentes selon l'orientation de la normale locale de la surface.

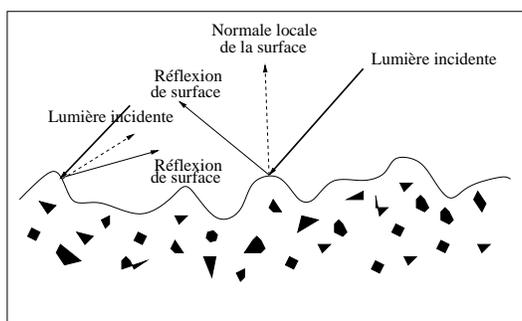


FIG. 7.1 – Direction de la réflexion de surface en fonction de l'orientation locale de la surface

Trois déductions découlent de ces observations :

- La composante spéculaire n'est pas uniquement perçue dans la direction globale du miroir parfait.
- Bien que la réflexion de corps et la réflexion de surface soient deux phénomènes distincts, le signal perçu est le résultat d'un mélange de ces deux réflexions.
- A l'échelle macroscopique la plupart des surfaces inhomogènes produisent une réflexion spéculaire.

On considère que la lumière réfléchi à la surface est de même composition spectrale que celle de la source. L'analyse des caractéristiques de la composante spéculaire nous apporte donc des informations sur la chrominance de la source de lumière directe.

Dans ce chapitre nous présentons une méthode robuste de détection d'illuminant basée sur la constance de couleur dichromatique et la segmentation morphologique.

7.2 État de l'art

La composante spéculaire réfléchi a une distribution spectrale proche de celle de l'illuminant ; cette observation est assez intuitive.

En 1986, Lee [35] a observé qu'une frontière de luminance entre un éclairage non orienté (une source ambiante) et un éclairage orienté se caractérise par une désaturation de la couleur. Il propose d'utiliser ce phénomène pour estimer la couleur de l'illuminant.

Le travail de Lee a débouché sur plusieurs variantes : Tominaga [67] a proposé une méthode pour trouver le centre de convergence chromatique à l'aide de décompositions en valeurs singulières.

Le centre de convergence chromatique est le point du diagramme chromatique qui correspond aux coordonnées chromatiques de l'illuminant. Il porte ce nom parce que le regroupement des pixels d'une surface éclairée par une source directe s'étire vers le centre de convergence chromatique.

Dernièrement Finlayson & al [15] ont proposé une méthode basée sur le modèle dichromatique de réflexion qui estime la couleur de l'illuminant en fonction de sa convergence avec le diagramme des radiateurs de Planck.

Ces notions vont nous servir de point de départ pour développer une approche de la détection d'illuminant basée sur la segmentation couleur. Pour pouvoir appréhender les images réelles, nous procéderons à une recherche région par région. Les résultats obtenus permettront d'estimer la chrominance de l'illuminant.

Nous allons voir maintenant en détails les caractéristiques de la constance de couleur dichromatique.

7.3 Constance de couleur dichromatique

Le modèle de réflexion dichromatique établit que la couleur d'un objet inhomogène se situe sur un plan dans l'espace couleur. Nous avons vu aussi que ce plan est formé par les vecteurs $c_c(\lambda)$ et $c_s(\lambda)$ dans l'espace RGB physique (figure 3.6). Pour mieux comprendre

le rôle de la lumière et des réflectances spectrales, nous pouvons récrire l'équation 3.5 de la manière suivante :

$$L(\lambda, i, e, g) = m_s(i, e, g)c_s(\lambda)I(\lambda) + m_c(i, e, g)c_c(\lambda)I(\lambda) \quad (7.1)$$

Comme pour la plupart des matériaux l'indice de réfraction ne change pas sur le spectre visible : l'équation 7.1 devient donc :

$$L(\lambda, i, e, g) = m_{s'}(i, e, g)I(\lambda) + m_c(i, e, g)c_c(\lambda)I(\lambda) \quad (7.2)$$

où $m_{s'}$ décrit la composante géométrique et la constante de réflectance associées à l'interface.

En substituant l'équation 7.1 dans l'équation 3.7, on obtient :

$$\begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} = m_{s'}(i, e, g) \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix}_s + m_c(i, e, g) \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix}_c \quad (7.3)$$

La relation 7.3 représente le plan que nous avons illustré par la figure 3.6. Ce plan, appelé *plan dichromatique* est représenté par une ligne dans le diagramme chromatique.

$$\begin{pmatrix} r \\ g \end{pmatrix} = m_{s'}(i, e, g) \begin{pmatrix} r \\ g \end{pmatrix}_s + m_c(i, e, g) \begin{pmatrix} r \\ g \end{pmatrix}_c \quad (7.4)$$

Deux objets colorés dans une même scène projettent leurs pixels respectifs dans le volume des couleurs sur deux plans chromatiques. Ces deux plans ont une composante commune, l'illuminant (on fait l'hypothèse que l'illuminant est constant sur toute la scène). On en déduit que l'intersection de ces deux plans est le point du diagramme chromatique correspondant à la chrominance de l'illuminant. On remarque au passage qu'il n'est possible de trouver que la direction du vecteur illuminant ; son module reste indéterminé.

Cette caractéristique est l'essence de la constance de couleur dichromatique. Elle permet de retrouver la chrominance de l'illuminant. Cependant, la mise en œuvre de la recherche de convergence chromatique n'est pas sans poser quelques problèmes. Nous allons voir dans la section suivante les modes de réalisation les plus récents de cette approche. Nous montrerons aussi ses limites et présenterons une méthode d'analyse capable de rendre cette technique plus robuste de façon à pouvoir l'appliquer à des images naturelles.

7.4 Méthode proposée

Une première méthode, présentée par Klinker [20], consiste à trouver une convergence chromatique entre deux surfaces de couleur différente. La figure 7.2 montre deux profils idéaux qui convergent vers le point correspondant à la couleur de l'illuminant de la scène.

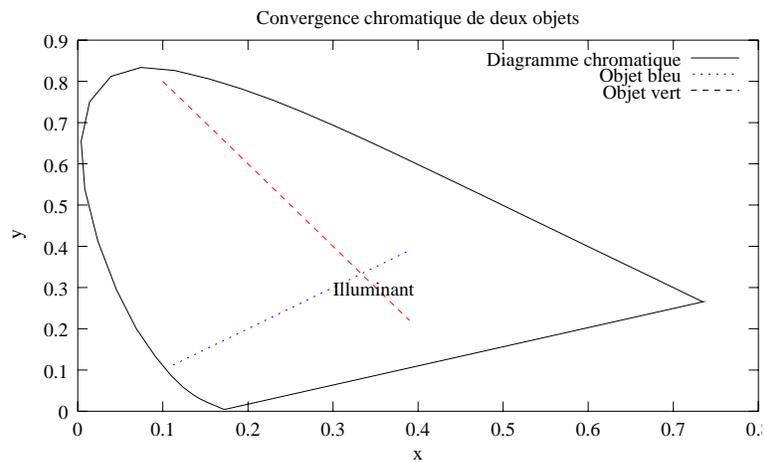


FIG. 7.2 – Convergence chromatique de deux objets

Cette approche, bien que très pertinente en théorie, n'est pas robuste lorsqu'on l'applique à des images naturelles ; elle peut être perturbée par le bruit de l'image, comme cela est montré dans [15].

Pour résoudre ce problème, on impose une restriction sur les points de convergence. Comme nous cherchons à analyser des images naturelles, on peut réduire les chrominances d'illuminants possibles à celles des radiateurs de Planck. La figure 7.3 illustre deux distributions chromatiques, une correspondant à l'objet observé, l'autre représentant le diagramme des chrominances des radiateurs de Planck pour différentes températures. On se limite donc à rechercher l'intersection entre la direction donnée par les données image et le diagramme des illuminants.

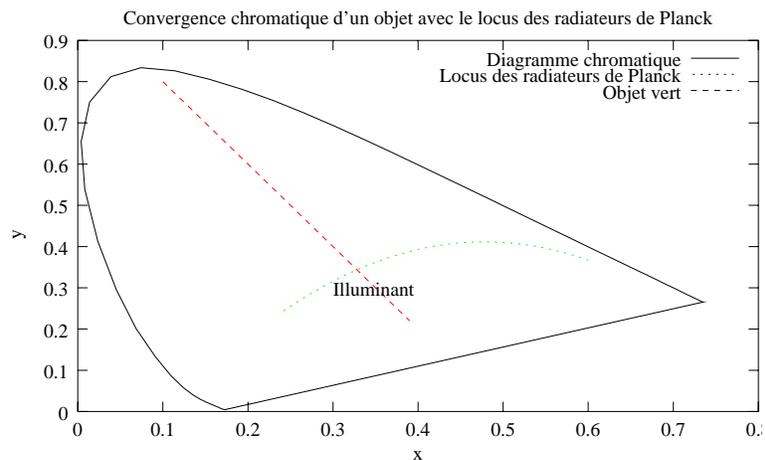


FIG. 7.3 – Convergence chromatique d'un objet et du diagramme chromatique du corps noir

Cette méthode a besoin d'un seul objet pour déterminer la couleur de l'illuminant.

Cependant, les images utilisées dans les applications de la littérature sont de composition chromatique simple. Le nuage de points formé par les coordonnées chromatiques des pixels présente une direction évidente. Ceci est dû au fait que l'image analysée a une couleur dominante forte. La majorité des images naturelles ne présentent pas cette caractéristique. En pratique, la recherche de la convergence chromatique n'est pas effectuée sur la forme de l'ensemble des pixels de l'image reportés dans le plan chromatique, mais sur leur répartition dans ce plan. Ce dernier est considéré comme un histogramme bidimensionnel dont le relief indique la convergence chromatique. Cette approche ne prend pas en compte les relations spatiales existantes entre les pixels et reste très dépendante du contenu de l'image.

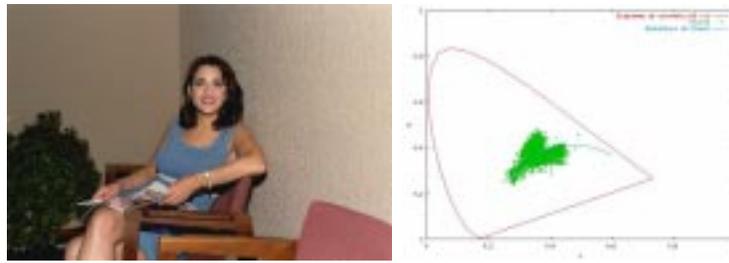
La figure 7.4 montre quelques exemples de répartition des coordonnées chromatiques d'images naturelles. On remarque que le nuage de points, formé par l'ensemble des pixels d'une image, ne présente pas de direction évidente, ce qui rend la recherche de direction principale difficile.

L'introduction de la segmentation couleur permet d'effectuer une analyse plus robuste.

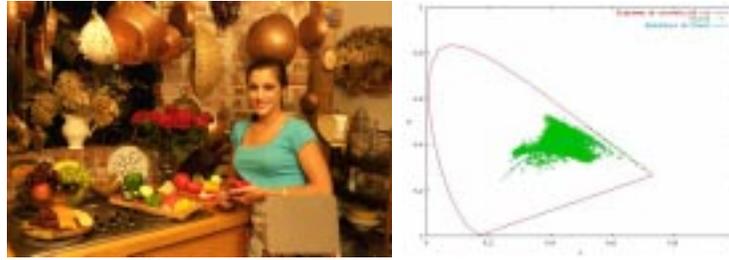
D'abord parce qu'elle permet de filtrer les régions pour restreindre la recherche aux régions pertinentes (celles qui vérifient les hypothèses du modèle de réflexion dichromatique). Ensuite, parce que chaque région produit un regroupement compact qui se prête mieux à la recherche de la composante principale (cf. figure 7.5).

Les images choisies pour illustrer les figures 7.4 et 7.5 correspondent aux différentes conditions d'éclairage que l'on peut rencontrer dans les images grand public. La première image illustre un environnement d'intérieur éclairé par un flash. La seconde image est similaire à une scène éclairée par une lampe à tungstène. La troisième correspond aux conditions d'éclairage de la lumière du jour par temps clair alors que la dernière image est un exemple d'un environnement extérieur par temps couvert. On remarque que dans tous ces environnements on observe un étirement du regroupement (cf. figure 7.5).

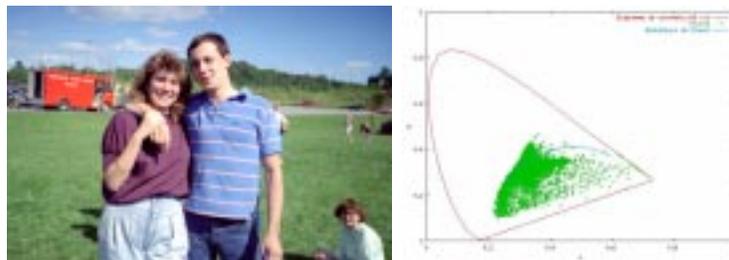
Nous présentons dans la section suivante un algorithme de détection d'illuminant robuste. Il fait appel à la segmentation d'image couleur mais aussi aux outils de détection que nous avons élaborés dans les chapitres précédents.



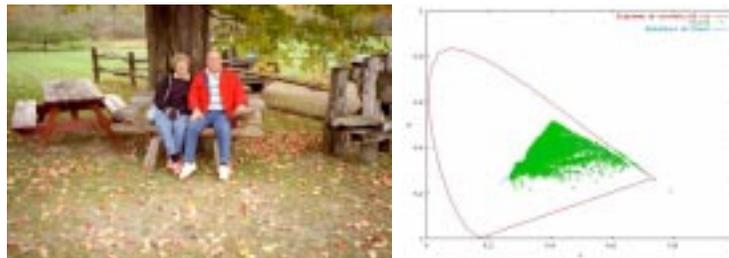
(a)



(b)

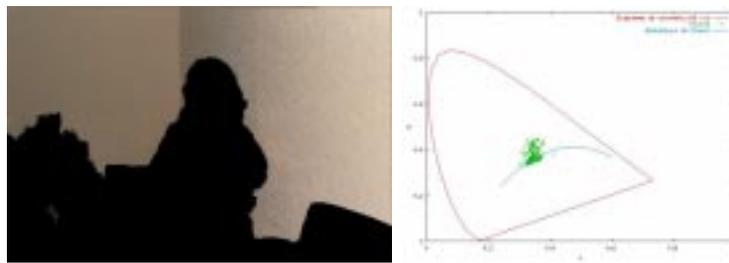


(c)

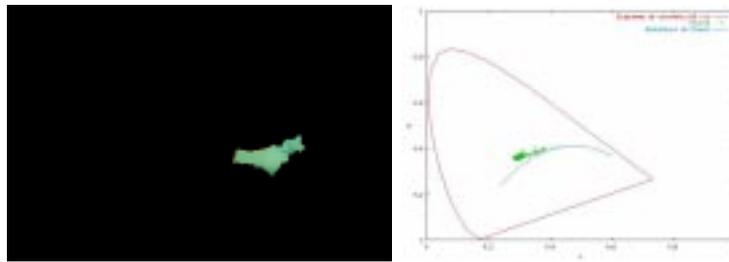


(d)

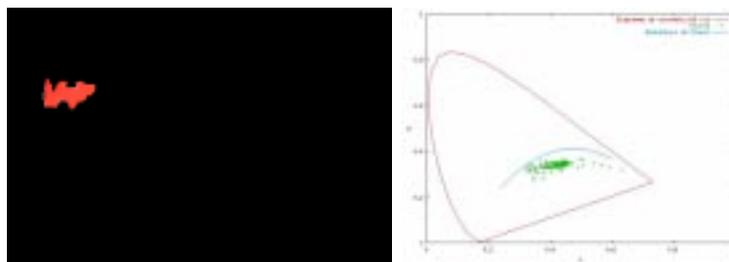
FIG. 7.4 – Répartition des coordonnées chromatiques d'images naturelles : L'ensemble des pixels d'une image naturelle ne permet pas de détecter la convergence chromatique. (a) Image d'intérieur avec flash (b) Image d'intérieur sans flash (c) Image d'extérieur par temps clair (d) Image d'extérieur par temps couvert



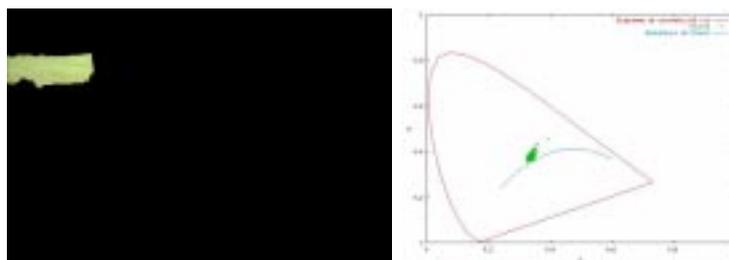
(a)



(b)



(c)



(d)

FIG. 7.5 – Répartition des coordonnées chromatiques de régions : Chaque région de la segmentation présente un regroupement compact mettant en évidence la direction de la convergence chromatique. (a) Une large région fortement texturée et éclairée par un flash (b) Une région éclairée par une lampe à tungstène (c) Une région éloignée de la prise de vue (d) Une région d'herbe dans une image éclairée par une lumière directe faible

7.5 Mise en œuvre

Notre algorithme de détection d'illuminant se décompose en trois étapes :

- Filtrage et segmentation couleur de l'image originale par LPE du gradient CIE-Lab.
- Sélection des régions les plus pertinentes pour une recherche d'illuminant.
- Analyse des différents regroupements et identification de la chrominance de l'illuminant.

Le diagramme fonctionnel détaillé de notre algorithme est donné figure 7.6.

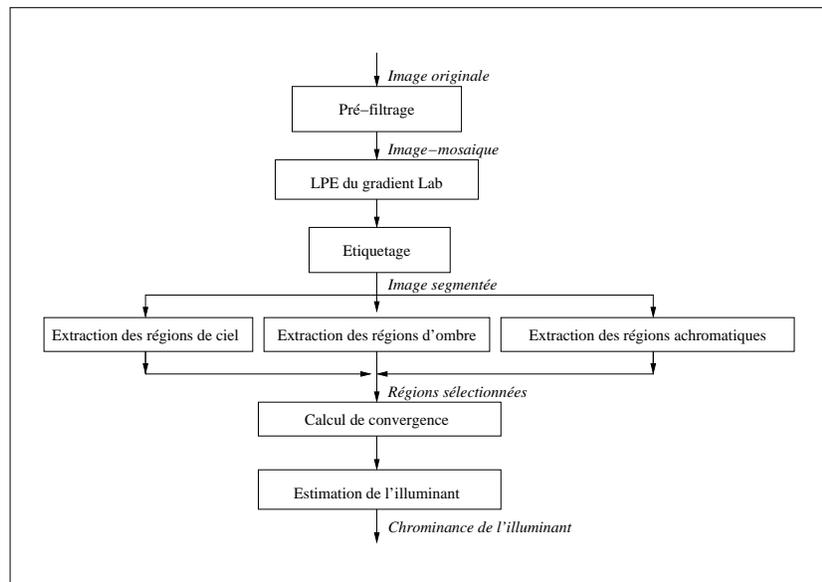


FIG. 7.6 – Diagramme fonctionnel de l'algorithme

Le pré-filtrage, comme dans l'algorithme de détection de ciel, cherche uniquement à éliminer le bruit de l'image originale. Il ne cherche pas à éliminer des structures ou à simplifier l'image, il la prépare pour l'étape suivante de segmentation qui a pour objectif de définir des régions homogènes en luminance et chrominance. Les segments sont alors filtrés selon des critères de couleur mais aussi s'ils sont reconnus comme des régions « ombre » ou « ciel ». Ensuite, une régression linéaire est effectuée sur les coordonnées chromatiques des régions candidates donnant les coefficients d'une droite dont la direction est celle de la convergence chromatique. Les droites obtenues pour chaque région sont analysées dans le but d'estimer la chrominance de l'illuminant.

7.5.1 Pré-filtrage et Segmentation

Le filtre médian vectoriel, déjà utilisé au chapitre 5, nous permet de lisser l'image sans introduire de fausses couleurs. Il est appliqué sur un voisinage de 3 par 3.

A partir de cette image filtrée, nous calculons l'image-mosaïque sur laquelle est appliqué l'algorithme de segmentation hiérarchique par LPE. Le gradient couleur est calculé

sur l'image-mosaïque représentée dans l'espace CIE-Lab, tel qu'il a été défini dans la section 5.3.1. (cf. figure 5.5). La segmentation est arrêtée au premier niveau de hiérarchie. Nous obtenons une image dans laquelle la sur-segmentation peut être encore assez importante. Ceci ne nuit pas aux performances de notre algorithme, bien au contraire. Il est nécessaire d'éviter le plus possible de fusionner des régions de compositions chromatiques différentes. En effet, pour pouvoir observer la convergence chromatique dans un regroupement de coordonnées chromatiques, il est important de ne pas fusionner des régions de réflectances spectrales différentes.



FIG. 7.7 – (a) Image originale (b) Image-mosaïque (c) Image segmentée

La figure 7.7 illustre les différentes étapes de filtrage et de segmentation.

7.5.2 Choix des régions

Cette étape nous permet de sélectionner les régions obtenues à l'issue de la segmentation. Notre sélection portera sur plusieurs critères : la couleur, le ciel et les ombres.

- Le ciel : Le modèle de réflexion dichromatique est valide uniquement sur des surfaces réfléchissantes.
- Les ombres : Elles ne présentent pas de réflexion de surface.
- La couleur : Le modèle dichromatique s'applique à des matériaux inhomogènes donc colorés.

Le ciel Le ciel, par nature, ne réfléchit pas la lumière d'une source. Il agit comme un filtre qui disperse les rayons en changeant leur contenu spectral. Ces régions ne présentent donc pas d'intérêt pour notre recherche d'illuminant. On cherche des regroupements de pixels qui s'étirent vers l'illuminant dans le plan chromatique. La forme étirée du regroupement est le résultat du mélange d'une composante diffuse colorée et d'une composante spéculaire de la couleur de l'illuminant. Il est donc préférable d'analyser des régions qui ont un signal chromatique fort et décomposable en réflexion de corps et de surface. Les régions de ciel peuvent être colorées ou pas, selon qu'il s'agit d'un ciel couvert ou dégagé. Cependant, la lumière transmise du ciel ne peut pas être décomposée en réflexion de corps et de surface

car elle est le résultat d'une dispersion des rayons lumineux par l'atmosphère : il s'agit d'une transmission lumineuse (cf. figure 2.6).

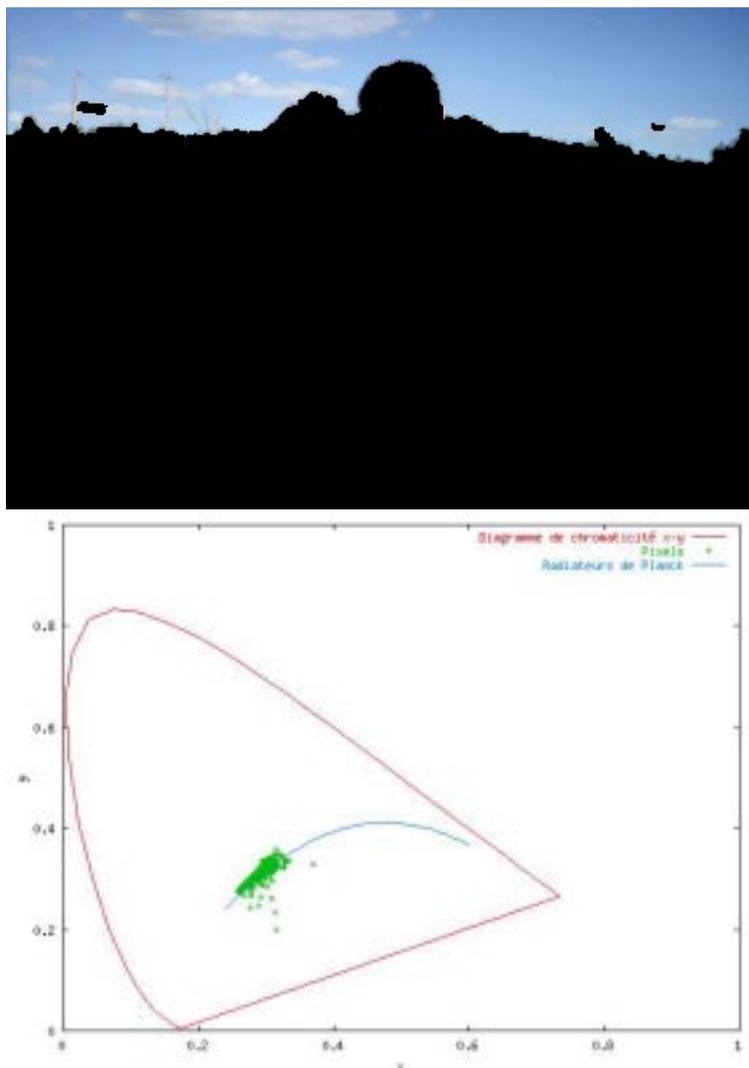


FIG. 7.8 – Illustration de la répartition des coordonnées chromatiques d'une région de ciel. La région sélectionnée correspond à l'image originale de la figure 7.4 (c).

La figure 7.8 montre la répartition des pixels d'une région de ciel dans le plan chromatique. On observe que le regroupement se situe sur le locus des radiateurs de Planck sur un plage de température de couleur élevée correspondant à la couleur bleu (cf. figures 2.5 et 2.2). La direction principale d'un regroupement de ce type ne converge pas vers le locus des radiateurs de Planck puisque le regroupement s'y trouve déjà. Il est donc préférable d'éliminer ces régions avant d'effectuer la recherche de la convergence chromatique.

Les ombres Nous utilisons l'outil de détection des ombres présenté dans la section 5.4 pour éliminer les régions ombragées.

Nous avons vu dans cette section qu'une surface ombragée est plus saturée que lorsqu'elle est directement éclairée. En effet, selon le modèle dichromatique, lorsqu'une surface est directement éclairée, de la lumière blanche se mélange à la lumière réfléchie par le corps du matériau.

Dans un contexte lumineux composé d'une source de lumière directe et d'une source de lumière ambiante, les ombres ont la particularité d'être éclairées uniquement par la source de lumière ambiante qui ne produit pas de reflets spéculaires. Il est donc inutile de procéder à une recherche de direction dominante sur ces régions.

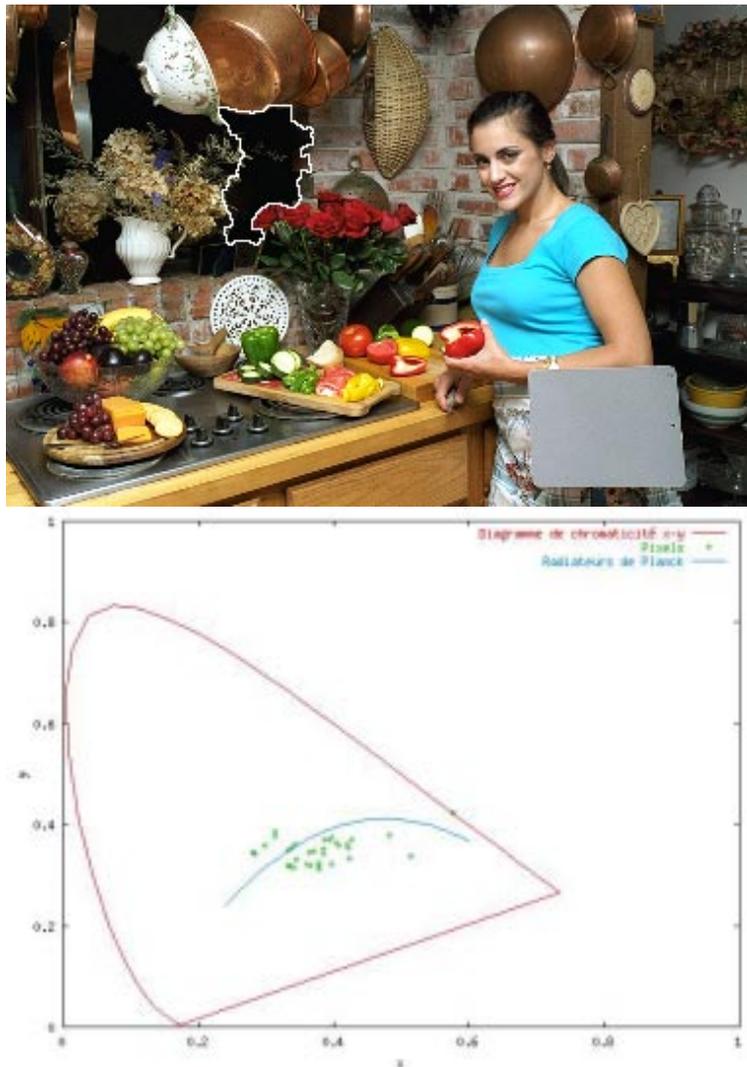


FIG. 7.9 – Illustration de la répartition des coordonnées chromatiques d'une région ombragée

La figure 7.9 montre la répartition des pixels d'une région ombragée dans le diagramme chromatique. Cette région est particulièrement sous-exposée et présente un regroupement désordonné de teintes vertes et rouges. Il est évident que les régions de ce type ne présentent aucun intérêt dans le cadre d'une recherche d'illuminant. Nous les éliminons donc grâce à notre algorithme de détection des ombres.

La chrominance Toutes les autres régions sont potentiellement propices à être utilisées pour une recherche d'illuminant. Cependant, nous excluons celles qui ont un signal chromatique faible, d'une part, parce qu'elles sont situées près de point achromatique dans le plan xy , d'autre part, parce que l'absence de signal chromatique consistant réduit considérablement le phénomène d'étirement du nuage de points. En effet, le modèle dichromatique de réflexion s'applique à des surfaces inhomogènes ; les surfaces achromatiques sont donc à exclure.

La figure 7.10 montre la répartition des pixels d'une région achromatique éclairée par une lampe à tungstène. La région sélectionnée apparaît donc jaune. Cependant, contrairement aux régions dont la réflectance spectrale produit une couleur jaune sous une lumière blanche, les pixels de cette région sont situés sur le locus des radiateurs de Planck. Ceci indique que la couleur observée n'est pas due à la nature de la surface mais à la couleur de l'illuminant. De même que pour les régions de ciel, la direction principale d'un regroupement de pixels achromatiques ne converge pas vers le locus des radiateurs de Planck, puisqu'elle s'y trouve déjà.

Pour réaliser cette étape, nous utilisons la transformation HLS améliorée, présentée dans la section 6.7. Nous avons gardé le même seuil de saturation dont nous avons observé la pertinence lors de la classification de ciel (cf. section 6.7.1).

La figure 7.11 montre une image de notre base de données après avoir été filtrée par la procédure que nous venons de décrire. On remarque que les régions sélectionnées ont un signal chromatique fort et sont éclairées par la source de lumière directe. Le ciel, à l'exception d'une région non connexe aux bords, a été éliminé.

Cette image contient les régions dans lesquelles la recherche de convergence chromatique sera effectuée.

7.5.3 Recherche de la convergence chromatique

Chaque région est représentée dans le diagramme chromatique xy par un nuage de points dont la direction principale est orientée vers le point du diagramme chromatique représentant l'illuminant.

La composante principale de chaque nuage de points est calculée. On obtient l'équation d'une droite qui, selon le modèle dichromatique, se dirige vers l'illuminant. Les droites obtenues sont tracées dans une image représentant le diagramme chromatique.

Soit les coordonnées x_i et y_i des pixels d'une région de la segmentation : les coefficients de la droite composante principale du nuage de points $y = \hat{b} \times x + \hat{a}$ sont donnés par :

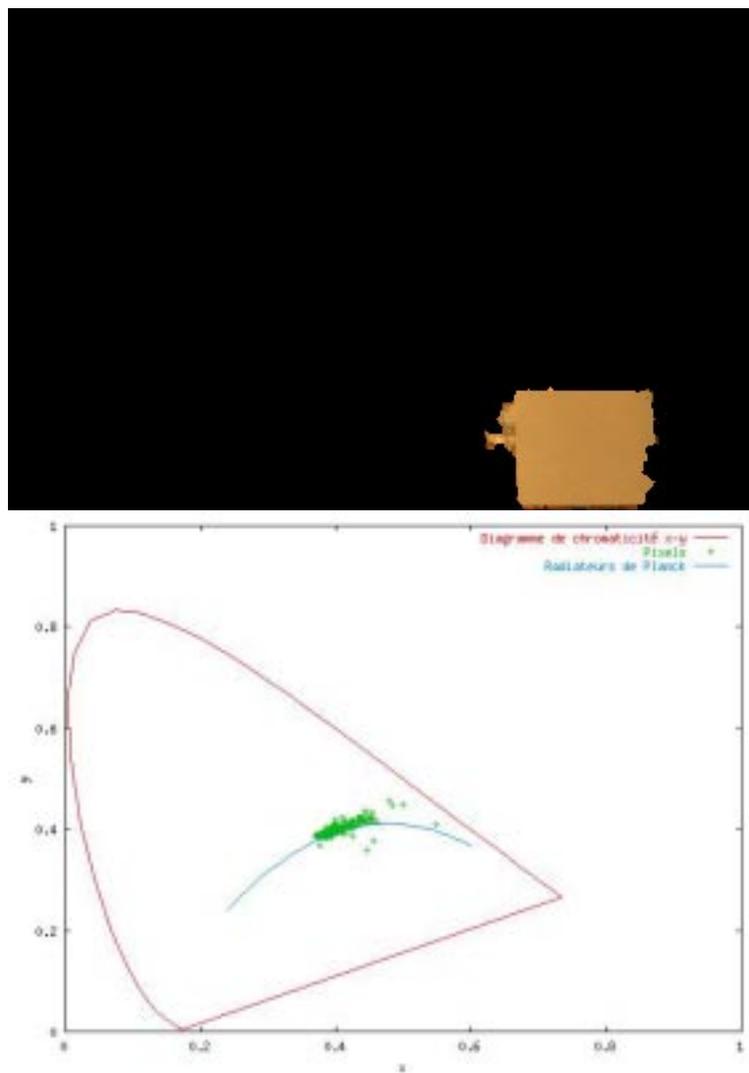


FIG. 7.10 – Illustration de la répartition des coordonnées chromatiques d’une région achromatique. La région sélectionnée correspond à l’image originale de la figure 7.4 (b). Elle correspond à une mire de calibration grise qui apparaît orange à cause de l’éclairage tungstène.

$$\hat{b} = \frac{\bar{S}_{xy}}{\bar{S}_{x^2}} \quad (7.5)$$

$$\hat{a} = \bar{Y} + \hat{b} * \bar{X} \quad (7.6)$$

avec

$$\bar{Y} = \frac{1}{N} \sum_i^N y_i \quad (7.7)$$

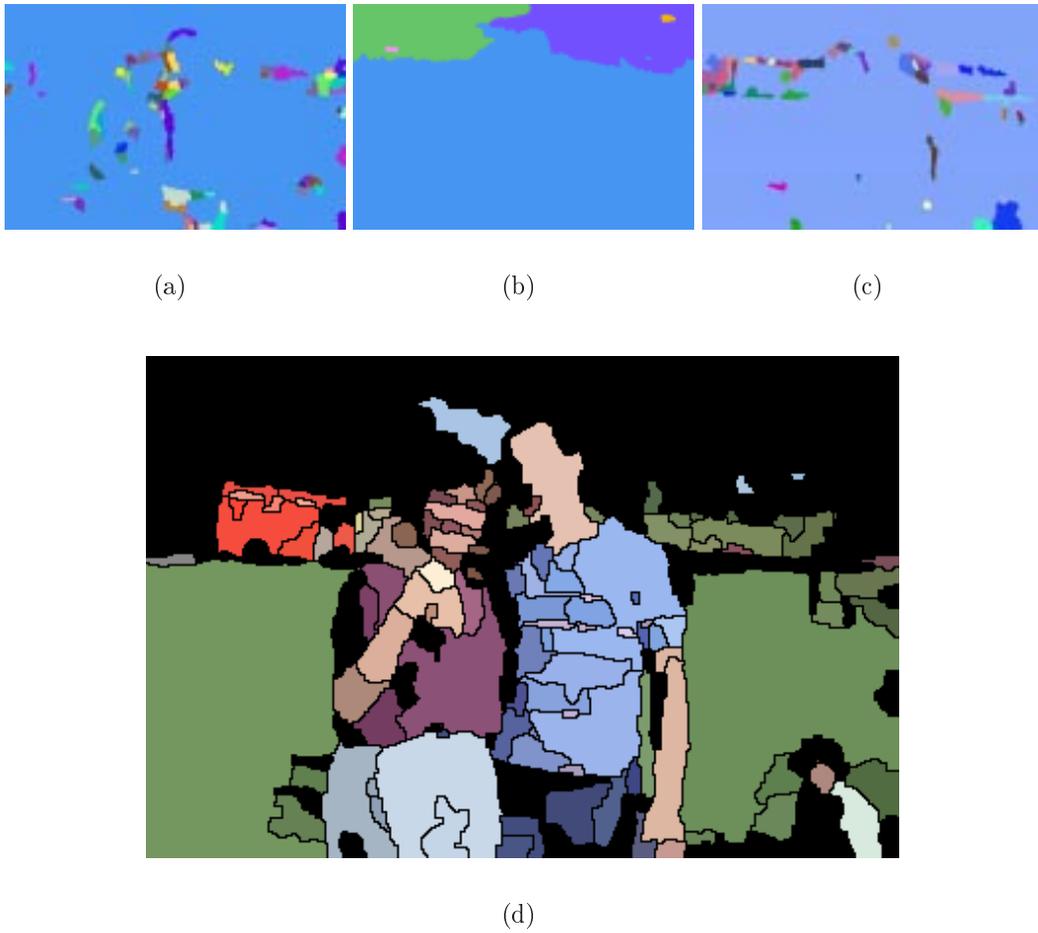


FIG. 7.11 – (a) Masque des régions ombre (b) Masque des régions de ciel (c) Masque des régions achromatiques (d) Régions de l'image segmentée sélectionnées pour l'analyse

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_i^N x_i \quad (7.8)$$

$$\bar{S}_{x^2} = \frac{1}{N} \sum_i^N (x_i - \bar{X})^2 \quad (7.9)$$

$$\bar{S}_{xy} = \frac{1}{N} \sum_i^N (x_i - \bar{X})(y_i - \bar{Y}) \quad (7.10)$$

où N est le nombre total de pixels de la région considérée.
 L'algorithme utilise une image tampon dans laquelle les droites obtenues par la régression

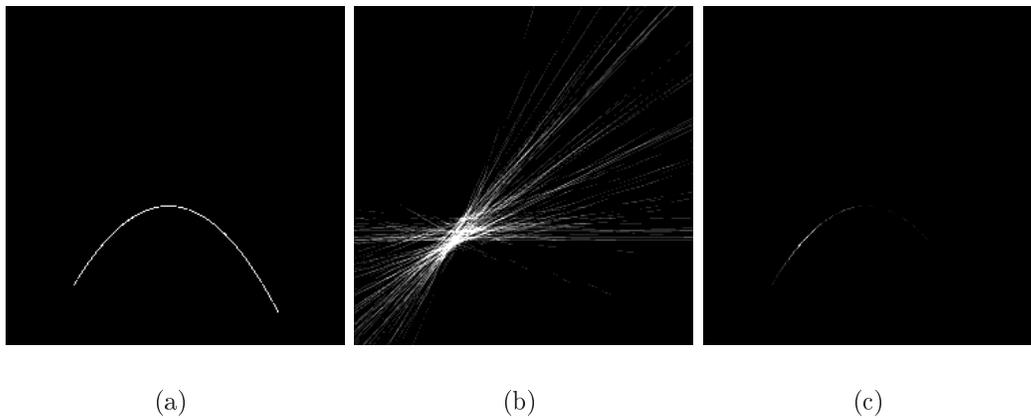


FIG. 7.12 – (a) Diagramme des radiateurs de Planck. (b) Droites accumulées des régions de l'image. (c) Projection des droites sur le locus des illuminants

linéaire sont tracées. L'image tampon sert à accumuler les droites de chaque région pour identifier le point de convergence le plus probable.

On obtient un faisceau de droites illustré par l'image (b) de la figure 7.12. La convergence des droites vers une région du diagramme chromatique est évidente. Cependant, le point de convergence est difficilement identifiable car les droites ne se croisent pas en un seul point. Pour estimer l'illuminant, nous avons utilisé la même technique que dans [15]. Nous avons limité la recherche à un diagramme qui représente les illuminants diurnes et qui est donné par la relation suivante :

$$y_d = -3x_d^2 + 2.87x_d - 0.275 \quad (7.11)$$

Cette relation n'est valide que dans l'intervalle $x_d = [0.25, 0.4]$, ce qui correspond aux températures de couleur allant de 3600K à 20000K. Dans cet intervalle, on retrouve toutes les sources de lumière allant de la lampe à tungstène jusqu'au ciel bleu.

Le diagramme des illuminants diurnes est utilisé pour contraindre la recherche du point de convergence aux sources de lumière standard. Le faisceau des droites intersecte ce diagramme en plusieurs points. On identifie la chrominance de l'illuminant au point du diagramme où passe le plus grand nombre de droites. Ce point est détecté par seuillage de l'image des droites cumulées projetée sur le diagramme des illuminants. Un exemple de cette image est donné figure 7.12 (c). Les coordonnées du point identifié donnent directement les coordonnées chromatiques de l'illuminant.

Le tableau 7.1 donne la correspondance entre les sources de lumière typiques et les coordonnées chromatiques.

Nom de référence	Type de source	x	y
CIE illuminant standard A	Lampe à tungstène	0.448	0.408
5000K	Flash	0.345	0.352
CIE illuminant standard D55	Lumière du jour standard	0.332	0.348
CIE illuminant standard D65	Lumière du jour par temps clair	0.313	0.329
CIE illuminant standard D75	Lumière du jour par temps couvert	0.299	0.315

TAB. 7.1 – Coordonnées chromatiques des sources typiques

7.6 Résultats

Nous présentons ici plusieurs résultats caractéristiques produits par notre algorithme. Les deux exemples des figures 7.13 et 7.14 montrent l'efficacité de ce dernier. Nous avons traité deux images similaires prises à l'intérieur. La première a été prise au flash alors que la seconde a été prise avec un filtre produisant un rendu similaire à celui donné par une lampe à tungstène. Le résultat obtenu sur la première image indique que la lumière a une température de couleur de 6000K. Pour la seconde, nous obtenons une température de couleur comprise entre 3000 et 3500 K alors que la température d'une lampe à tungstène est de 3650K. Ce résultat nous permet de dire avec certitude que l'image de la figure 7.14 a été prise dans un éclairage d'intérieur.

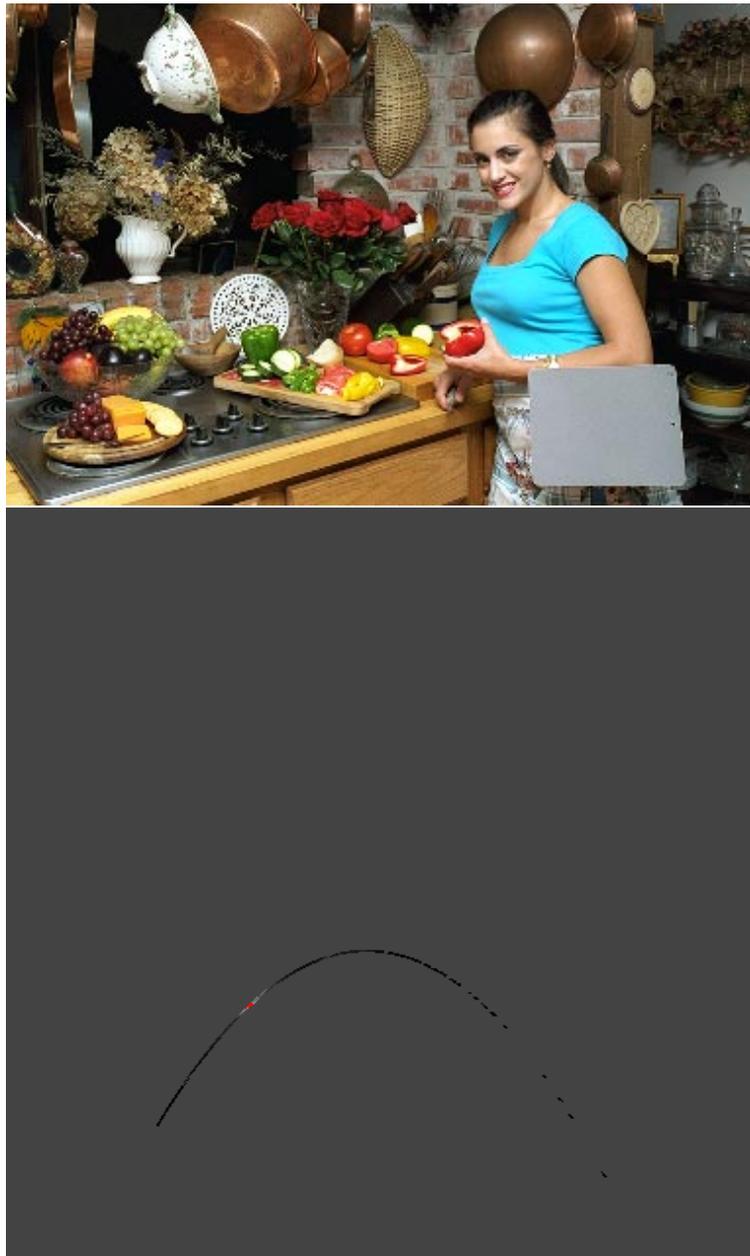


FIG. 7.13 – Exemple de détection d'illuminant : Le niveau de gris maximum rencontré sur le locus a pour coordonnées $x_n = 0.324$ $y_n = 0.336$

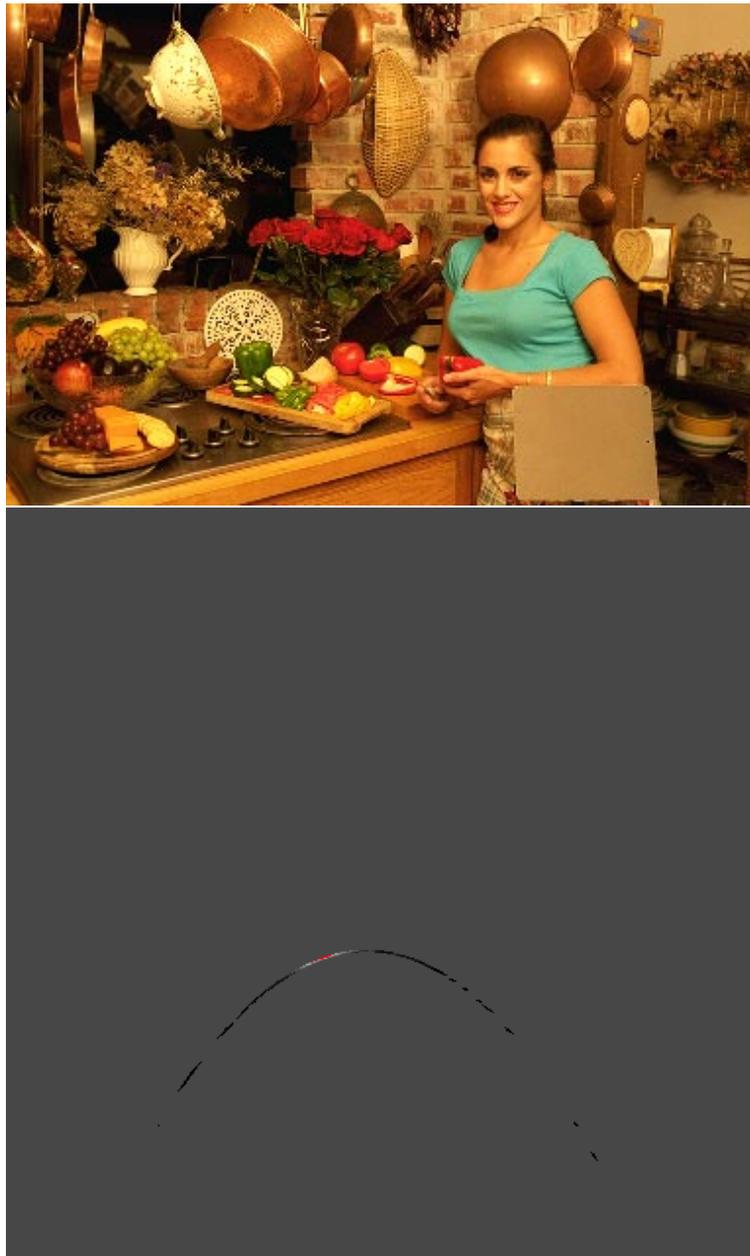


FIG. 7.14 – Exemple de détection d'illuminant : Le niveau de gris maximum rencontré sur le locus a pour coordonnées $x_n = 0.419$ $y_n = 0.403$



FIG. 7.15 – Exemple de détection d'illuminant dans une scène par temps couvert : Le niveau de gris maximum rencontré sur le locus a pour coordonnées $x_n = 0.329$ $y_n = 0.340$.



FIG. 7.16 – Exemple de détection d'illuminant dans une scène par temps clair : Le niveau de gris maximum rencontré sur le locus a pour coordonnées $x_n = 0.333$ $y_n = 0.333$.



FIG. 7.17 – Exemple de détection d'illuminant dans une scène par temps nuageux : Le niveau de gris maximum rencontré sur le locus a pour coordonnées $x_n = 0.318$ $y_n = 0.343$.

Les exemples 7.15, 7.16 et 7.17 montrent la convergence des droites dans le diagramme chromatique. Tous les illuminants détectés se trouvent compris entre les illuminants diurnes

D55 et D65. Les incertitudes sur les données ne nous permettent pas d'obtenir un résultat plus précis. Pour pouvoir aller plus loin dans l'extraction des caractéristiques de l'illuminant, il est nécessaire de connaître les primaires mRGB pour en dériver la transformation exacte permettant de passer de l'espace mRGB à l'espace CIE-XYZ.

7.7 Conclusion

L'algorithme de détection d'illuminant présenté dans ce chapitre reprend le principe de détection de la convergence chromatique qui se base sur le modèle de réflexion dichromatique. La convergence chromatique observée sur les surfaces inhomogènes est utilisée pour identifier la chrominance de l'illuminant.

Les problèmes inhérents aux méthodes de détection existantes qui sont liés à la nature statistique des traitements mis en œuvre, trouvent une solution dans l'emploi de la segmentation couleur. Elle permet d'effectuer un découpage de l'image en zones homogènes en couleur et luminance ; chaque région correspond à une réflectance spectrale particulière. Les caractéristiques des régions sont ensuite analysées dans le but d'éliminer celles qui ne vérifient pas les hypothèses sous-jacentes au modèle dichromatique. Nous avons identifié trois types de surfaces indésirables : les surfaces achromatiques, pour lesquelles le vecteur de réflexion de corps a la même direction que le vecteur de réflexion de surface, les surfaces à l'ombre, qui ne sont pas éclairées par l'illuminant et les régions de ciel, qui ne réfléchissent pas la lumière mais la transmettent. Une fois ces régions indésirables éliminées, nous recherchons la convergence chromatique sur les régions restantes. L'accumulation des résultats dans le plan chromatique nous permet d'identifier la chrominance de l'illuminant. Ce procédé est décrit dans le brevet [55] dont l'abrégé est donné dans l'annexe D.

Les résultats obtenus sont encourageants. La convergence des droites vers l'illuminant est vérifiée. Les résultats obtenus sont cohérents avec les conditions d'éclairage observées. Cependant, il est nécessaire d'affiner la méthode pour acquérir plus de précision dans l'estimation de l'illuminant. En effet, à cause des incertitudes dues au manque d'informations sur les caractéristiques des primaires mRGB et à l'usage du diagramme des illuminants diurnes, il est difficile d'estimer la température de l'illuminant de manière suffisamment précise pour distinguer entre un illuminant D55 et un illuminant D65. Un contrôle plus rigoureux de la chaîne des couleurs et par une technique d'extraction du point de convergence plus élaborée devraient apporter des solutions à ces problèmes.

Chapitre 8

Conclusion

En conclusion de cette thèse nous allons passer rapidement en revue nos apports à l'analyse de la lumière dans les images couleur. Nous examinerons ensuite les perspectives qu'ouvre ce travail et nous indiquerons les pistes de recherche qui nous semblent prometteuses.

8.1 Apports de cette thèse

L'analyse des conditions d'éclairage est un domaine de recherche assez nouveau, surtout lorsque qu'elle porte sur des images grand public. Les contraintes imposées par ce type d'image sont lourdes. Aucune information a priori sur le contenu sémantique ou physique n'est disponible. C'est face à ces contraintes que nous avons mené nos recherches.

La nature même du sujet nous a dirigé vers une approche « physique » du traitement d'image. Dès lors, l'usage des modèles d'illumination s'est imposé. Sur cette base, et grâce aux outils de la morphologie mathématique, nous avons présenté des outils élémentaires d'analyse et d'extraction d'informations qui, à partir de caractéristiques de bas niveaux, permettent d'accéder à des informations de haut niveau sémantique desquelles on dégage une réalité terrain de l'image analysée. Ces outils élémentaires, bien que conçus dans le cadre spécifique de l'analyse des conditions d'éclairage, trouvent un usage générique. En effet, ils apportent des informations contextuelles qui permettent d'améliorer les performances d'un grand nombre d'applications de reconnaissance des formes, d'indexation ou de réalité augmentée.

Nous avons commencé par aborder le problème de l'analyse des conditions d'éclairage par la détection des ombres. Nous avons élaboré un premier outil sur un modèle d'illumination lambertien. Les résultats n'ont pas donné entière satisfaction. C'est pourquoi un second outil basé sur le modèle de réflexion dichromatique a été présenté. En ce qui concerne le modèle lambertien dans lequel la constance de couleur est caractérisée par la non variation de la teinte et de la saturation, nos expériences ont

montré que les hypothèses sous-jacentes au modèle ne sont vérifiées que dans un contexte lumineux diffus, c'est-à-dire lorsque la composante directe de la lumière est faible par rapport à la composante ambiante. Ces conditions correspondent aux caractéristiques des environnements lumineux d'extérieur par temps couvert. Lorsque ce modèle est appliqué à des images ne vérifiant pas ces conditions, les variations de saturation aux contours de luminance produisent des erreurs importantes, empêchant l'identification des ombres. Un second algorithme plus adapté à des conditions d'illumination contrastées, telles que celles rencontrées par temps clair, a été présenté. Il permet de détecter les ombres ne vérifiant pas l'hypothèse de non variation de la saturation. Cet outil s'affranchit des contraintes liées au modèle lambertien et à l'usage de la segmentation couleur. Il nous a permis de mettre en place une première mesure du contraste lumineux d'une scène. En effet, le rapport de luminance entre les régions éclairées et les régions ombragées donne des informations pertinentes sur le rapport photométrique entre la source de lumière directe et la source de lumière ambiante. C'est le point de départ d'une indexation plus fine des conditions d'éclairage. Cette mesure est sujette à des améliorations. En effet, la mesure globale du contraste reste très influençable par le contenu de l'image. Rien ne dit que les réflectances spectrales des régions du masque des ombres sont similaires et donc comparables au masque des régions éclairées. Il faut donc envisager de mettre en œuvre une analyse du contraste qui soit plus précise. Pour cela, un traitement post-détection est nécessaire pour identifier les contours d'ombres correspondant à des ombres portées.

Les résultats obtenus nous ont amené à la conclusion suivante : chaque modèle possède son domaine de validité et peut générer d'importantes erreurs lorsqu'il est utilisé en dehors de celui-ci. Les outils de détection ne permettent pas de déterminer par eux-mêmes si l'image analysée vérifie leurs hypothèses ou pas. C'est le cas en particulier pour les images qui sont prises par temps couvert dans lesquelles il n'apparaît pas d'ombres. Il est donc nécessaire de faire appel à d'autres outils d'analyse pour définir au préalable le domaine de validité et choisir la méthode de détection adéquate en fonction du résultat.

Nous avons proposé un outil de détection de ciel qui permet d'identifier les régions qui correspondent au ciel et ce, quelque soit les conditions d'illumination. Il détecte aussi bien le ciel nuageux, le ciel couvert que le ciel dégagé. Cet outil se base sur un modèle physique du ciel qui prend en compte sa couleur, sa texture et sa position dans l'image. L'analyse des régions de ciel détectées permet de classifier les images en fonction des conditions météorologiques, paramètre déterminant des conditions d'illumination. Cet outil nous permet aussi d'apporter une solution partielle au problème de la recherche de l'orientation des images. Le ciel étant un indice d'orientation très fort, une fois localisé, il permet d'estimer l'orientation globale de l'image à partir de sa forme. Cependant, toutes ces solutions restent tributaires de la présence du ciel dans le cadre.

Pour nous libérer de cette contrainte, un algorithme de détection d'illuminant robuste basé sur la segmentation morphologique des images couleur a été présenté. Dans le cadre de la recherche de la convergence chromatique, l'apport de la segmentation couleur spatiale a plusieurs effets :

- Elle permet d'identifier avec précision des zones de réflectance spectrale uniforme, ce qui rend l'analyse de la convergence chromatique plus précise.
- Les régions peuvent être sélectionnées avant de procéder à la recherche de l'illuminant.

Cette sélection des régions est pour nous l'occasion d'éliminer celles qui ne vérifient pas les hypothèses du modèle dichromatique. C'est le cas des régions de ciel, des régions d'ombres et des régions achromatiques qui sont des régions susceptibles de perturber le bon fonctionnement de l'algorithme. Pour cela, nous utilisons les détecteurs de ciel et d'ombres présentés précédemment.

L'algorithme de détection d'illuminant basé sur la segmentation couleur permet d'identifier la chrominance de la source de lumière principale indépendamment du contenu de l'image. Cet outil ouvre la voie à un grand nombre d'applications. La plus immédiate est l'indexation en fonction des conditions d'éclairage. En effet, les illuminants permettent de distinguer entre un ciel couvert, un ciel dégagé ou un flash. C'est un point de départ pour une classification d'image intérieur / extérieur. La couleur de la lumière directe est un indice fort qui révèle des informations sur l'environnement dans lequel a été prise la photo. Les images prises au flash ou illuminées par une lampe à tungstène sont très probablement des environnements d'intérieur. Par contre, la lumière solaire ne se rencontre qu'en extérieur.

Chaque outil présenté dans ce travail répond à une problématique bien précise : à travers les ombres, on cherche à quantifier le contraste entre la lumière ambiante et la lumière directe, l'outil de détection de ciel permet d'identifier le contexte lumineux et la chrominance de la lumière ambiante, le détecteur d'illuminant identifie la chrominance de la source directe.

Cependant, l'utilité de ces outils ne se limite pas à l'analyse des conditions d'éclairage. Comme ils traitent d'un même sujet, la lumière, ils s'apportent des informations complémentaires. Si on considère le cas du détecteur de ciel, on sait que par temps couvert les ombres présentent un contraste faible, alors que par temps clair, elles sont plus contrastées. Cette corrélation donne la possibilité d'éliminer une partie des fausses alarmes détectées dans les images d'intérieur prises au flash. De même, on peut croiser les résultats obtenus par les détecteurs d'ombre et de ciel avec l'illuminant. Si ce dernier correspond à celui d'un ciel couvert, on peut s'attendre à trouver un contraste des ombres faible et un ciel couvert s'il apparaît dans le cadre.

En plus de leur apport mutuel, les informations extraites permettent d'améliorer les techniques de reconnaissance des formes, d'indexation et de réalité augmentée. Les ombres, par exemple, perturbent souvent les algorithmes de reconnaissance des formes tels que les détecteurs de visages. On peut envisager qu'une détection préalable des ombres puisse apporter une amélioration des performances de ces techniques. Le ciel, quand à lui, outre le fait qu'il révèle des informations sur l'éclairage de la scène, indique une vérité terrain utile pour d'autres détecteurs comme les détecteurs de végétation ou d'eau. On peut aussi déduire de sa forme et de sa taille, des critères de composition photographique. Par exemple,

les plans larges de paysages peuvent être identifiés par la forme géométrique du ciel. On peut envisager aussi que l'analyse d'illuminant, utilisée comme un outil de pré-traitement, permette de concevoir de manière plus stricte des critères colorimétriques de détection d'objets. Les valeurs de teinte utilisées dans les détecteurs de visages peuvent être affinées si l'on connaît a priori la chrominance de l'illuminant. Enfin, l'incrustation d'objets de synthèse peut aussi être facilitée par la connaissance du contraste photométrique et de la chrominance de l'illuminant.

8.2 Extensions possibles

L'analyse des conditions d'éclairage d'une scène étant un problème très complexe, il existe naturellement un grand nombre d'extensions et de suites possibles à notre travail. Nous évoquerons seulement les plus importantes.

D'abord, le problème de la caractérisation des images d'intérieur reste entier. L'identification des images d'intérieur permettrait de rendre les méthodes d'indexation des images d'extérieur plus robuste. Nous avons vu que la combinaison des outils présentés dans ce travail laisse entrevoir des perspectives intéressantes dans cette direction. Ensuite, nos outils trouvent leur utilité lorsqu'ils sont associés à d'autres outils du même type tels que les détecteurs de visages et de végétation. Il faut donc envisager des systèmes les regroupant et exploitant leurs résultats de manière coordonnée.

Ceci nous amène à nous interroger sur la façon d'organiser ces informations de manière intelligente et logique. Cette problématique se détache du domaine de l'analyse d'image et rejoint le domaine de la formalisation des connaissances. Quel poids attribuer aux combinaisons de primitives dans un processus décisionnel? Il est très difficile d'évaluer l'importance relative des primitives de bas niveau telles qu'elles sont décrites dans les systèmes actuels d'indexation, mais l'usage de description sémantique permet d'entrevoir des possibilités dans cette direction.

L'indexation est un domaine de recherche relativement nouveau qui cherche à résoudre des problèmes complexes. Au cours de ce travail, nous nous sommes efforcé de montrer qu'il est possible d'extraire des informations de haut niveau sémantique à partir des primitives image pour construire une vérité terrain sur laquelle une analyse sémantique peut être envisagée.

Annexe A

Opérateurs de morphologie mathématique

Cette annexe a pour but de présenter de façon succincte les définitions des opérateurs de base de la morphologie mathématique, nécessaires à la compréhension des outils présentés dans ce mémoire.

A.1 Morphologie mathématique élémentaire

Les opérateurs morphologiques cherchent à extraire les structures pertinentes d'une image à niveaux de gris en considérant sa représentation en sous-graphe [2]. L'extraction est réalisée grâce à une comparaison ensembliste faite entre *un élément structurant* (ES) de forme connue et la surface topologique formée par l'image numérique.

A.1.1 L'élément structurant

Un élément structurant (ES) est un ensemble de petite taille utilisé pour sonder l'image à traiter. La représentation en sous-graphe de l'image de dimension n étant de dimension $n + 1$, on peut choisir un élément structurant de dimension $n + 1$. Cependant, pour ne pas mélanger les unités spatiales avec les unités d'intensité, on choisit communément un élément structurant de même dimension que celle de l'image. Ces ES sont appelés *éléments structurants plans* car ils n'ont que deux dimensions dans le cas d'images bidimensionnelles. Chaque ES possède une origine qui permet de le positionner par rapport à l'image : l'origine de l'élément structurant doit coïncider avec le pixel analysé. Les éléments structurants plans isotropes élémentaires sont représentés figure A.1.

A.1.2 L'érosion

Selon la définition de Soille [69], l'érosion d'une image par un élément structurant équivaut à se demander en chaque point de l'ensemble, si l'élément structurant centré en

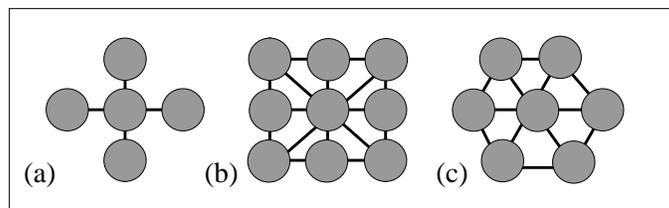


FIG. A.1 – Éléments structurants plans isotropes élémentaires sur une trame carrée (a et b), et hexagonale (c). Dans ces exemples, chaque ES a son origine centrée.

ce point est contenu dans la structure ou pas.

L'érosion d'un ensemble X par un élément structurant B dénotée $\epsilon_B(X)$ est définie par l'ensemble des points x qui, lorsque l'origine de B se situe en x , vérifient que B est inclus dans X .

$$\epsilon_B(X) = \{x | B_x \subseteq X\} \quad (\text{A.1})$$

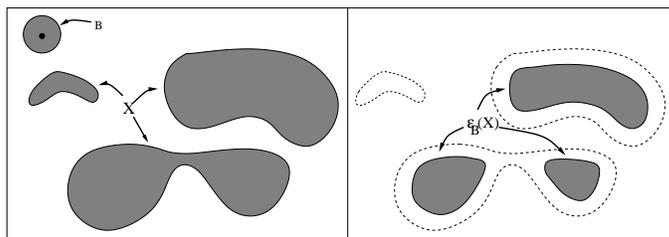


FIG. A.2 – Érosion ϵ d'un ensemble X par un disque B

On remarque que l'érosion produit plusieurs effets caractéristiques :

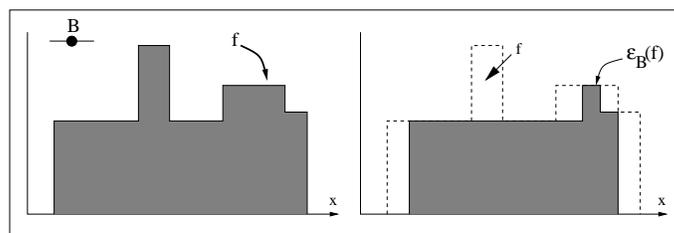
- Les structures de taille inférieure à B sont éliminées.
- La surface des structures de taille supérieure à B est réduite.
- Les structures ayant des étranglements de largeur inférieure à B sont séparées.

La figure A.2 montre le résultat de l'érosion d'un ensemble X contenant une composante de taille inférieure à B : elle est éliminée par l'érosion. Une autre composante, dont l'étranglement est de largeur inférieure à l'élément structurant, est divisée en deux structures déconnectées. Sur la composante la plus grosse, l'érosion se limite à en réduire la surface en "érodant" son contour.

La généralisation de l'équation A.1 aux images en niveaux de gris s'écrit :

$$\epsilon_B(f) = \bigwedge_{b \in B} f_{-b} \quad (\text{A.2})$$

L'interprétation de cette relation est la suivante : la valeur de l'érodé du pixel x est égale à la valeur minimale de l'image contenue dans la fenêtre définie par l'élément structurant lorsque celui-ci est centré en x .

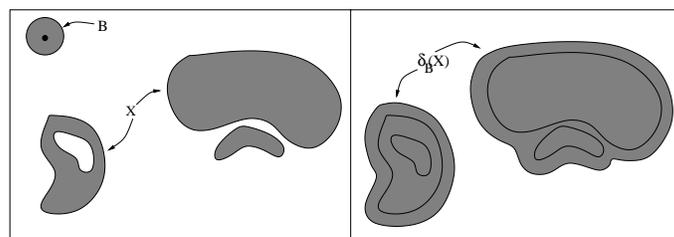
FIG. A.3 – Érosion ε d'une fonction numérique f

A.1.3 La dilatation

La dilatation est l'opération duale de l'érosion. Elle correspond à l'ensemble des pixels x tel que lorsque B est centré en x , l'intersection entre l'élément structurant et l'ensemble X est non nulle.

La dilatation d'un ensemble X par un élément structurant B se dénote $\delta_B(X)$:

$$\delta_B(X) = \{x | B_x \cap X \neq \emptyset\} \quad (\text{A.3})$$

FIG. A.4 – Dilatation δ d'un ensemble X par un disque B

On remarque que la dilatation produit plusieurs effets caractéristiques :

- Les trous de taille inférieure à B sont bouchés.
- La surface des structures est augmentée.
- Les structures voisines séparées d'une distance inférieure à B sont fusionnées.

La figure A.4 montre le résultat d'une dilatation d'un ensemble X qui a une composante contenant un trou de taille inférieure à B : le trou est éliminé par la dilatation des contours et les deux composantes voisines sont fusionnées pour ne pas être suffisamment éloignées l'une de l'autre.

La généralisation de l'équation A.3 aux images en niveaux de gris s'écrit :

$$\delta_B(f) = \bigvee_{b \in B} f_{-b} \quad (\text{A.4})$$

L'interprétation de cette relation est la suivante : la valeur du dilaté du pixel x est égale à la valeur maximale de l'image contenue dans la fenêtre définie par l'élément

structurant lorsque celui-ci est centré en x .

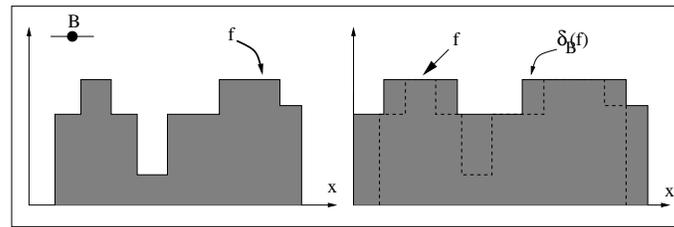


FIG. A.5 – Dilatation δ d'une fonction numérique f

C'est sur la base de ces deux opérateurs que se construisent les outils morphologiques les plus complexes. La prochaine section détaille comment les filtres morphologiques sont réalisés à partir des opérateurs que l'on vient de décrire.

A.1.4 Le gradient morphologique

Dans [2], le gradient morphologique ou gradient de Beucher a été défini comme la différence arithmétique entre la dilatation et l'érosion d'une image par un élément structurant B . Ce gradient est noté ρ :

$$\rho_B(f) = \delta_B - \varepsilon_B \quad (\text{A.5})$$

On peut voir dans cette équation que le gradient morphologique mesure la différence maximale de niveau de gris entre les pixels du voisinage défini par B .

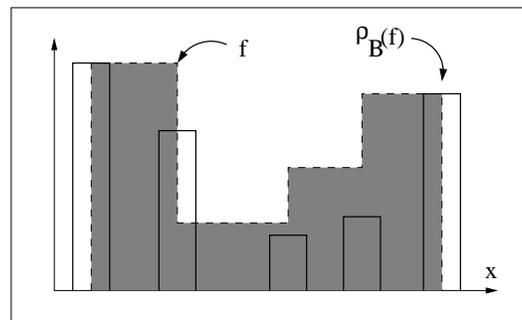
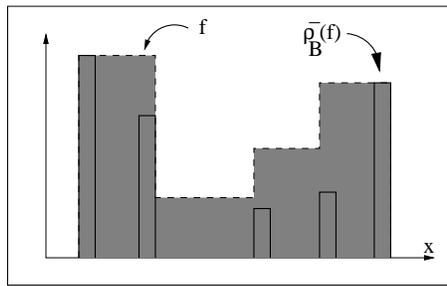


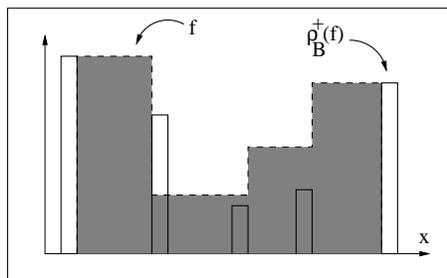
FIG. A.6 – Gradient de Beucher d'une fonction f

On définit aussi les gradients morphologiques interne et externe qui produisent des contours moins épais que le gradient de Beucher :

FIG. A.7 – Gradient morphologique interne d'une fonction f

$$\rho_B^- = I - \varepsilon_B \quad (\text{A.6})$$

$$\rho_B^+ = \delta_B - I \quad (\text{A.7})$$

FIG. A.8 – Gradient morphologique externe d'une fonction f

A.2 Filtrage Morphologique

Un filtre morphologique est un opérateur qui élimine certaines structures de l'image et en conserve d'autres. Les structures éliminées correspondent au bruit ou à des structures non représentatives. Les filtres morphologiques sont idempotent : les structures préservées par le filtre ne sont pas modifiées par applications successives de ce même filtre. L'autre propriété du filtre morphologique est la croissance. Cette propriété est fondamentale, elle assure que la structure de base du treillis, c'est à dire la relation d'ordre, est conservée lors du filtrage morphologique [62, 63, 25].

A.2.1 L'ouverture

L'érosion ne se contente pas uniquement d'éliminer les petites structures, elle réduit aussi la taille des objets plus importants. Avec l'ouverture morphologique, on a un opérateur qui permet de restaurer une partie des informations perdues suite à l'érosion.

L'ouverture γ d'une image f par un élément structurant B s'écrit $\gamma_B(f)$ et s'obtient par l'érosion de f par B suivie de la dilatation du résultat obtenu par le transposé \check{B} de l'élément structurant B .

$$\gamma_B(f) = \delta_{\check{B}}[\varepsilon_B(f)] \quad (\text{A.8})$$

avec $\check{B} = \{-x/x \in B\}$.

La figure A.9 montre le résultat d'une ouverture morphologique sur une image binaire.

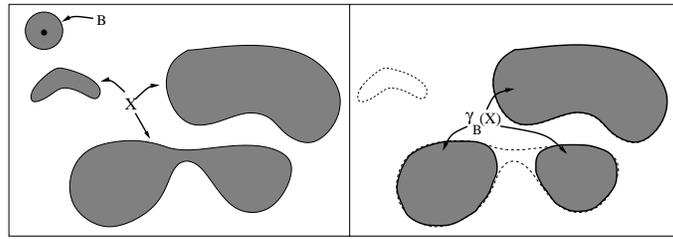


FIG. A.9 – Ouverture γ d'un ensemble X par un disque B

On remarque que l'ensemble ouvert est une simplification de l'ensemble de départ. De plus, grâce à la symétrie de l'élément structurant B par rapport à son origine, on a $B = \check{B}$. Cette transformation vérifie les propriétés du filtre morphologique : Elle est croissante :

$$X \subseteq Y \Rightarrow \gamma_B(X) \subseteq \gamma_B(Y)$$

et idempotente :

$$\gamma_B(X) = \gamma_B(\gamma_B(X))$$

de plus, cette transformation est anti-extensive :

$$\gamma_B(X) \subseteq X$$

On définit comme ouverture algébrique tous les opérateurs qui ont ces trois propriétés : croissance, idempotence et anti-extensivité.

On remarque que l'ouverture morphologique est le résultat de l'union des éléments structurants B centrés en x de telle sorte que l'ensemble de l'élément structurant est inclus en X .

$$\gamma_B(f) = \bigcup_x B_x | B_x \subseteq X \quad (\text{A.9})$$

La figure A.10 illustre l'ouverture morphologique appliquée à une fonction numérique.

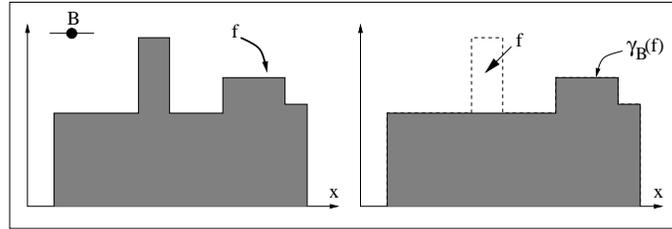


FIG. A.10 – Ouverture γ d'une fonction numérique f par un élément structurant B

A.2.2 La fermeture

À l'image de l'ouverture morphologique, la fermeture morphologique tend à restaurer la forme initiale des structures qui ont été dilatées. Elle est réalisée par l'érosion de l'image dilatée.

La fermeture d'une image f par un élément structurant B s'écrit $\phi_B(f)$ et s'obtient en dilatant f avec l'élément structurant B puis en érodant le résultat par l'élément structurant transposé \check{B} .

$$\phi_B(f) = \varepsilon_{\check{B}}[\delta_B(f)] \quad (\text{A.10})$$

La figure A.11 montre le résultat de la fermeture morphologique sur une image binaire.

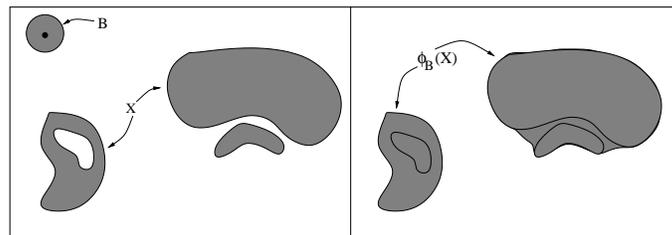


FIG. A.11 – Fermeture γ d'un ensemble X par un disque B

Cette transformation vérifie aussi les propriétés d'idempotence et de croissance :

$$\phi_B(X) = \phi_B(\phi_B(X))$$

et

$$X \subseteq Y = \phi_B(X) \subseteq \phi_B(Y)$$

C'est donc un filtre morphologique, mais cette transformation est extensive :

$$X \subseteq \phi_B(X)$$

L'ensemble de ces trois propriétés définit la fermeture algébrique.

ϕ_B peut aussi s'écrire :

$$\phi_B(f) = \left[\bigcup_x B_x^c \mid B_x^c \subseteq X^c \right]^c \quad (\text{A.11})$$

La relation précédente montre que la fermeture morphologique est égale au complément de l'ensemble des éléments structurants B ayant leur centre hors de X et dont tous les éléments sont aussi hors de X .

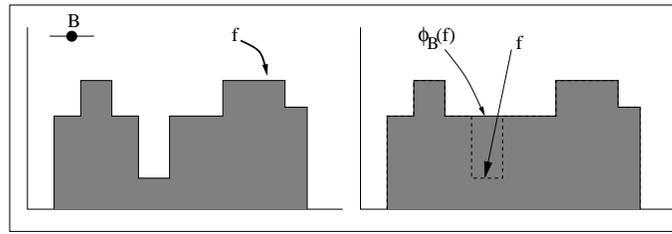


FIG. A.12 – Fermeture ϕ d'une fonction numérique f par un élément structurant B

A.2.3 Les chapeaux haut de forme

Le chapeau haut de forme est une transformation qui permet de retrouver les informations éliminées par l'ouverture morphologique ou la fermeture morphologique [41]. On définit la transformation du chapeau haut de forme blanc comme la différence algébrique entre la fonction de départ f et l'ouvert $\gamma_B(f)$ tel que :

$$WTH_B(f) = f - \gamma_B(f) \quad (\text{A.12})$$

et de même on définit la transformation du chapeau haut de forme noir comme :

$$BTH_B(f) = \phi_B(f) - f \quad (\text{A.13})$$

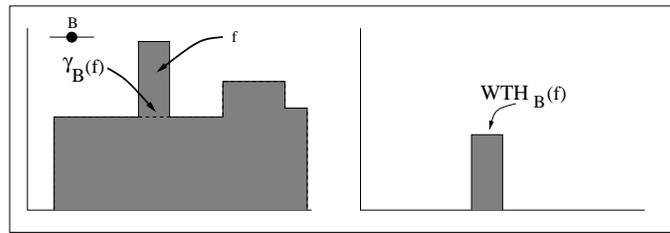


FIG. A.13 – Chapeau haut de forme blanc WTH d'une fonction numérique f par un élément structurant B

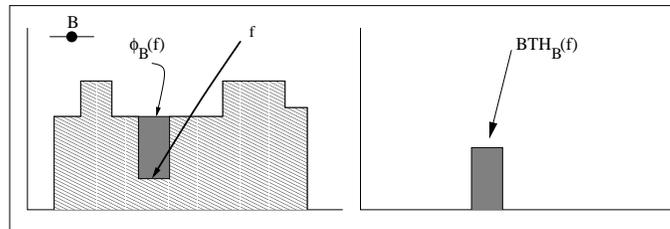


FIG. A.14 – Chapeau haut de forme noir BTH d'une fonction numérique f par un élément structurant B

A.2.4 Les filtres alternés séquentiels

A partir des filtres morphologiques élémentaires, tels que les ouvertures et les fermetures, on définit des filtres morphologiques plus évolués. Parmi ceux-ci, les filtres alternés séquentiels sont sans doute des plus populaires. Ils permettent de réduire la complexité d'une image sans dégrader les contrastes les plus importants. On note $FAS_n(X)$ le résultat du filtre alterné séquentiel de taille n :

$$FAS(n) = \phi_n \gamma_n \dots \phi_2 \gamma_2 \phi_1 \gamma_1 \quad (\text{A.14})$$

où ϕ_i et γ_i sont une famille d'ouvertures et une famille de fermetures par un élément structurant de taille i .

Annexe B

Abrégé du brevet n°0108907

L'invention concerne un procédé de détection des ombres dans des images couleur du grand public sans connaissances a priori du contenu.

Selon l'invention, le procédé consiste à réaliser :

- un calcul des couleurs normalisées r,g,b,
- un calcul de la luminance de l'image couleur d'entrée,
- un calcul de la luminance chromatique définie de manière similaire à la luminance, mais appliqué aux valeurs chromatiques normalisées,
- une comparaison de la luminance chromatique et de la luminance.

Annexe C

Abrégé du brevet n°0108912

L'invention concerne un procédé de détection de régions de ciel dans une image couleur du grand public, sans connaissances a priori du contenu.

Cette détection se base sur un jeu de critères défini en rapport avec les caractéristiques physiques du ciel.

Selon l'invention, le procédé consiste à réaliser :

- un filtrage médian couleur sur l'image d'origine,
- une réalisation d'une image mosaïque couleur,
- un filtrage des segments de l'image mosaïque en fonction de la position, la taille, la luminance et la chrominance des segments,
- une réalisation d'un masque de l'image de départ identifiant les régions de ciel.

Annexe D

Abrégé du brevet n°0115098

L'invention concerne un procédé de détermination de la chromaticité d'un illuminant d'une image couleur représentant une scène naturelle d'objets ou d'entités.

La présente invention utilise le principe de constance de couleur dichromatique, mais elle utilise en plus une segmentation couleur spatiale de l'image et un filtrage pour sélectionner les régions de l'image à analyser, c'est-à-dire extraire les régions analysées non conformes au modèle dichromatique.

Le procédé de l'invention est appliqué notamment dans le cadre de l'amélioration des performances des moyens d'analyse et de reconnaissance des formes d'objets dans une image.

Bibliographie

- [1] J. Astola, P. Haavisto, et Y. Neuvo. Vector median filters. Dans *Proceeding of the IEEE*, numéro 78 dans 4, pages 678–689. Amsterdam, Avril 1990.
- [2] S. Beucher. *Segmentation d'images et morphologie mathématique*. Thèse de doctorat, Ecole des Mines de Paris, Paris, Juin 1990.
- [3] S. Beucher. Watershed, hierarchical segmentation and waterfall algorithm. Dans *J. Serra and P. Soille, editors, Mathematical Morphology and its Applications to Image Processing ISMM'94*, pages 69–76, 1994.
- [4] S. Beucher et F. Meyer. The morphological approach to segmentation : The watershed transformation. Dans *E. R. Dougherty, editor, Mathematical Morphology in Image Processing*, pages 433–481, 1993.
- [5] David Bourgin. Color spaces faq. http://www.scarse.org/docs/color_faq.html.
- [6] Maria Gloria Bueno. *Computer Aided Segmentation of Anatomical Structure in Computed Tomographic Images*. Thèse de doctorat, Coventry University, 1998.
- [7] J. Canny. A computational approach to edge detection. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8 :679–698, 1986.
- [8] Mehmet Celenk. A color clustering technique for image segmentation. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 52 :145–170, 1990.
- [9] CIE. Colorimetry. Rapport technique, CIE Publication. Central Bureau of the CIE, Vienna, 1986.
- [10] C.H. Demarty. *Segmentation et Structuration d'un Document Vidéo pour la Caractérisation et l'Indexation de son Contenu Sémantique*. Thèse de doctorat, Ecole des Mines de Paris, Paris, Janvier 2000.
- [11] C.H. Demarty et S. Beucher. Color segmentation algorithm using an HLS transformation. Dans *Internationnal Symposium on Mathematical Morphology (ISMM'98)*. Amsterdam, 1998.
- [12] Ramez Elmasri et Shamkant B. Navathe. *Fundamentals of Database Systems*. Addison-Wesley, 1994.
- [13] Émile Biéumont. *La Lumière*. Presses Universitaires de France, 1996.
- [14] R. González et P. Wintz. *Digital Image Processing*. Addison-Wesley, 1993.

- [15] Graham D. Finlayson et Gerald Schaefer. Solving for color constancy using a constrained dichromatic reflection model. *International Journal of Computer Vision*, 42(3) :127–144, 2001.
- [16] James D. Foley, Andries van Dam, Steven K. Feiner, et John F. Hughes. *Computer Graphics : Principles and practice*. Addison-Wesley, 1990.
- [17] D. A. Forsyth. *Color constancy : a review*. Oxford university, 1988.
- [18] Gareth Funka-Lea et Ruzena Bajcsy. Active color image analysis for recognizing shadow. Dans *Proceedings of the Thirteen international Joint Conference on Artificial Intelligence*, Août 1993.
- [19] Gareth Funka-Lea et Ruzena Bajcsy. Combining color and geometry for the active, visual recognition of shadows. Rapport technique, GRASP Laboratory, University of Pennsylvania, 1995.
- [20] S. A. Shafer G. J. Klinker et T. Kanade. The measurement of high-light in color images. *Int. Journal Computer Vision*, 2(1) :7–32, 1998.
- [21] A. Gagalowicz. Base du traitement des images, cours de DEA d'intelligence artificielle et reconnaissance des formes, 1990.
- [22] Edward J. Giorgianni et Thomas E. Madden. *Digital Color Management*. Addison-Wesley, 1997.
- [23] Michel Grimaud. *La Géodésie Numérique en Morphologie Mathématique. Application à la Détection Automatique de Microcalcifications en Mammographie numérique*. Thèse de doctorat, Ecole des Mines de Paris, Paris, Décembre 1991.
- [24] Robert M. Haralick et Linda G. Shapiro. Image segmentation techniques. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 29 :100–132, 1985.
- [25] H. J. A. M. Heijmans. Composing morphological filters. *IEEE Transactions on Image Processing*, 6(5) :713–723, 1997.
- [26] J. Ho, B.V. Funt, et M.S. Drew. Separating a color signal into illumination and surface reflectance components : Theory and applications. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(10) :966–977, Octobre 1990.
- [27] A. Huertas et R. Neviatas. Detecting buildings in aerial images. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 41(2) :131–152, 1988.
- [28] R. W. G. Hunt. *Measuring Color*. Halsted Press, 1987.
- [29] Yu ichi Otha, Takeo Kanade, et Toshiyuki Sakai. Color information for region segmentation. *Computer Graphics and Image Processing*, 13 :222–241, 1980.
- [30] R. B. Irvin et David M. McKeown. Methods for exploiting the relationship between buildings and their shadows in aerial images. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics*, 19(6) :1564–1575, 1988.
- [31] Gudrun J. Klinker. *A Physical Approach to Color Image Understanding*. A K Peters, 1993.

- [32] P. Kowaliski. *Théorie Photographique appliquée*. Masson et Cie, 1972.
- [33] E.H. Land et J. J. McCann. Lightness and retinex theory. *Journal of Optical Society of America*, 61(1) :1–11, 1971.
- [34] M.S. Langer et S.W. Zucker. What is a light source ? Dans *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, San Juan, PR*, pages 172–178, Septembre 1997.
- [35] Hisien-Che Lee et Edwin J. Breneman. Modeling light reflection for computer color vision. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(4) :402–409, 1990.
- [36] Yuh-Tay Liow et Theo Pavlidis. Use of shadows for extracting buildings in aerial images. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 49(2) :242–277, 1990.
- [37] J. Luo et S. P. Etz. A physical model-based approach to detecting sky in images. *IEEE Transactions on Image Processing*, to appear.
- [38] Quang-Tuan Luong. La couleur en vision par ordinateur : une revue. Rapport technique, INRIA, Juin 1990.
- [39] M. Mahy, B. Van Mellaert, L. Van Eycken, et A. Oosterlinck. The influence of uniform color spaces on color image processing : A comparative study of CIELAB, CIELUV, and ATD. *Journal of Imaging Technology*, 17(5) :232–243, 1991.
- [40] D. Marr et E. Hildreth. Theory of edge detection. Dans *Proceedings of Royal Society of London*, tome 207, pages 187– 217, Avril 1980.
- [41] F. Meyer. *Cytologie quantitative et morphologie mathématique*. Thèse de doctorat, Ecole des Mines de Paris, Paris, 1979.
- [42] F. Meyer et S. Beucher. Morphological segmentation. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 1(1) :21–46, Septembre 1990.
- [43] Pascale Michelon. *Imagerie Mentale Visuelle et Perception Visuelle : Partage ou Spécificité des processus ? Contribution du Paradigme d’Amorçage*. Thèse de doctorat, Université Lumière Lyon 2, Septembre 1999.
- [44] V. S. Nalwa et T. O. Binford. On detecting edges. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8 :699–714, 1986.
- [45] Francisco Javier Escobar Ca namaque. Watershed segmentation for color images. Rapport technique, Vrijr Universiteit Brussel and Universitat Politècnica de Catalunya, 1998.
- [46] S. K. Nayar, X. S. Fang, et T. Boult. Separation of reflection components using color and polarization. *IJCV*, pages 1049–1060, 93.
- [47] Nikhil R. Pal et Sankar K. Pal. A review on image segmentation techniques. *Pattern Recognition*, 26(9) :1377–1294, 1993.
- [48] Stephen Palmer. *Vision Science : Photons To Phenomenology*. MIT Press, 1999.
- [49] Charles Poynton. Frequently asked questions about gamma. http://www.inforamp.net/poynton/notes/colour_and_gamma/GammaFAQ.html.

- [50] Charles Poynton. A guided tour of color space. http://www.inforamp.net/poynton/PDFs/Guided_tour.pdf.
- [51] Charles Poynton. Poynton's color faq. http://www.inforamp.net/poynton/notes/colour_and_gamma/ColorFAQ.html.
- [52] William K. Pratt. *Digital Image Processing*. John Wiley and Sons, 1978.
- [53] Jan Puzicha, Markus Held, Jen Ketterer, Joachim M. Buhmann, et Dieter Fellner. On spatial quantization of color images. Rapport technique, University of Bonn, 1998.
- [54] V. Risson. Procédé de détection des ombres dans des images couleurs. Brevet Kodak Industrie numéro 0108907, Mai 2001.
- [55] V. Risson. Procédé de détection d'illuminant des images couleurs. Brevet Kodak Industrie numéro 0115098, Décembre 2001.
- [56] V. Risson. Procédé de détection du ciel dans des images couleurs. Brevet Kodak Industrie numéro 0108912, Mai 2001.
- [57] John M. Rubin et W. A. Richards. Color vision : Representing material categories. Rapport technique, Massachusetts Institute of Technology, Mai 1984.
- [58] Kari Saarinen. Watershed in color image segmentation. Dans *IEEE Workshop on Non Linear Signal and Image Processing*, pages 14–17, 1995.
- [59] Eli Saber, Murat A. Tekalp, Reiner Eschbach, et Keith Knox. Automatic image anotation using adaptive color classification. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing : Graphical Models and Image Processing*, 58(2) :115–126, Mars 1996.
- [60] Elena Salvador, Andrea Caballaro, et Touradj Ebrahimi. Shadow identification and classification using invariant color models. Rapport technique, Signal processing Laboratory (LTS), Swiss Federal Institute of Technology (EPFL), 2001.
- [61] Raimondo Schettini. A segmentation algorithm for color images. *Pattern Recognition Letters*, 14 :499–506, 1993.
- [62] J. Serra. *Image Analysis and Mathematical Morphology*. Academic Press, 1982.
- [63] J. Serra. *Image Analysis and Mathematical Morphology - Volume II : Theoretical Advances*. Academic Press, London, 1988.
- [64] L. Shafarenko, M. Petrou, et J. Kittler. Automatic watershed segmentation of randomly textured color images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 6(11) :1530–1544, 1997.
- [65] S. A. Shafer. Using color to separate reflection components. *Color Research and Application*, 10(4) :210–218, 1985.
- [66] Gaurav Sharma et Joel Trusell. Digital color imaging. *IEEE Transaction on image processing*, 6(7) :901–932, 1997.
- [67] Tominaga Shoji. Separation of reflective components from a color image. Dans *Proc. Fifth Color imaging conference : Color Science, Systems, and Applications IS T*, pages 254–257, Novembre 1997.

- [68] John R. Smith. Decoding image semantics using composite region templates. Dans *IEEE Workshop on Content-based Access of Image and Video Libraries (CBAIVL-98)*, Juin 1998.
- [69] P. Soille. *Morphological Image Analysis : Principles and Application*. Springer, 1998.
- [70] R. J. Sternberg. *In Search of Human Mind*. Harcourt Brace College, 1998.
- [71] Harro Stokman et Theo Gevers. Photometric invariant region detection in multi-spectral images. Dans *Proceedings of Vision Interface '99*, pages 90–96. Trois-Rivières, Canada, Mai 1999.
- [72] Martin Szummer et Rosalind W. Picard. Indoor-outdoor image classification. Dans *IEEE Int. Workshop on Content-based Access of Image and Video Database*, Juin 1998.
- [73] Johji Tajima. Uniform color scale application to computer graphics. *Computer Vision and Image Processing*, 21 :305–325, 1983.
- [74] A. W. M. Smeulders Th. Gevers et H. M. G. Stokman. Photometric invariant region detection. Dans *The Ninth British Machine Vision Conference, University of Southampton UK*, pages 14–17, Septembre 1998.
- [75] K. E. Torrance et E. M. Sparrow. Theory for off-specular reflection from roughened surfaces. *Journal of Optical Society of America*, 57(9), 1967.
- [76] A. Tremeau. *Contribution des modèles de la perception visuelle à l'analyse d'image couleur*. Thèse de doctorat, Université Jean Monnet de Saint-Etienne, 1993.
- [77] A. Tremeau. *Contribution des modèles de la perception visuelle à l'analyse d'image couleur : Annexes de thèse*. Thèse de doctorat, Université Jean Monnet de Saint-Etienne, 1993.
- [78] Alain Tremeau et Nathalie Borel. A region growing and merging algorithm to color segmentation. *Pattern Recognition*, 30(7) :1191–1203, 1997.
- [79] Günter Wyszecki et W. S. Stiles. *Color Science : Concepts and Methods, Quantitative Data and Formulae*. John Wiley and Sons, 1982.
- [80] Didier Zugaj et Vincent Lattuati. A new approach of color images segmentation based on fusing region and edge segmentations outputs. *Pattern Recognition*, 31(2) :105–113, 1998.