

Thèse présentée pour obtenir le grade de docteur
Université de Batna

Faculté des mathématiques et d'informatique

DÉPARTEMENT INFORMATIQUE

Option : informatique industrielle



Estimation d'illuminant pour l'analyse d'image

Par Elkhamssa Lakehal

Sous la direction de : Pr. Mohamed Benmohammed, Université Constantine 2

MEMBRE DE JURY :

Président : Pr. Bilami Azeddine, Université de Batna 2

Examineur : Pr. Babahenini Med chaouki, Université de Biskra

Examineur : Pr. Chikhi Salim, Université Constantine 2

Examineur : Dr. Zidat Samir, Université de Batna 2

Octobre 2017

Abstract

In this work we address the problem of illuminant color estimation for image analysis purposes. We present two single illuminant estimation algorithms and one algorithm for the case of multiple illuminants. All the proposed physics-based algorithms are based on the maximal dispersion of colors projections assumption and the principal component analysis. The proposed assumption is validated for a large collection of images and later used to estimate the illuminant color. The multiple illuminant estimator assumes that the spectral power distribution of the light source is not the same for the whole scene, which is the case for a wide range of images. In such cases, our new multiple illuminant estimator recovers an accurate illuminants estimates map for each input image while maintaining speed. The evaluation of the proposed algorithms on different real image datasets is realized. The experimental results are satisfying; our algorithms maximize the trade-off between accuracy (illuminant estimation error) and speed. We present also a novel application for night lights classification using their colors. To the best of our knowledge, we are the first who propose to estimate and classify light's colors in night light photos for purposes of public health and ecosystems prevention. The proposed application estimates the lights colors from photos taken by night using an off-the-shelf camera. A classification of the estimated lights using the *k-means* algorithm into three classes white, blue and red helps researchers in further analysis of night lights.

Keywords— Computer vision, Color constancy, White balancing, Multiple illuminant estimation, Dichromatic reflection model, Color space, Principal component analysis (PCA).

Résumé

Dans ce travail, nous nous intéressons au problème d'estimation de la couleur d'illuminant pour des fins d'analyse d'image. Nous présentons deux algorithmes d'estimation d'illuminant global pour l'image et un algorithme pour le cas des illuminants multiples par image. Tous les algorithmes proposés sont basés sur les lois de physique. Nos algorithmes utilisent notre nouvelle hypothèse de dispersion maximale des projections de données image et l'analyse en composante principale. En effet, l'hypothèse proposée est validée sur une grande collection d'images et utilisée par la suite pour l'estimation de la couleur de l'illuminant. Notre estimateur d'illuminants multiples suppose que la distribution spectrale de la source lumineuse n'est pas identique sur toute la scène, ce qui est le cas d'un nombre important d'images. Dans de tels cas, notre nouvel estimateur multi-illuminant récupère des estimations exactes pour chaque pixel de l'image en entrée tout en restant rapide. L'évaluation des algorithmes proposés sur différentes collections d'images réelles a été réalisée. Les résultats expérimentaux sont satisfaisants ; nos algorithmes présentent un compromis entre l'exactitude (erreur d'estimation d'illuminant) et la rapidité. Nous présentons aussi une nouvelle application pour la classification des lumières nocturnes par leurs couleurs. À notre connaissance, nous sommes les premiers qui proposent d'estimer et de classifier les couleurs des lumières dans les photos prises en nuit pour des fins de prévention de la santé publique et les écosystèmes. L'application proposée estime les couleurs des lumières à partir de photos prises en nuit en utilisant une caméra commerciale. La classification des couleurs de lumières estimées avec l'algorithme *k-means* en trois classes blanche, bleue et rouge aide les chercheurs à faire des analyses approfondies avec les images de lumières nocturnes.

Mots clés— Vision par ordinateur, Constance de couleur, Balance des blancs, Estimation d'illuminants multiples, Modèle de réflexion dichromatique, Espace couleur, Analyse en composante principale (ACP).

ملخص

في هذا العمل نهتم بإشكالية تقدير لون الإضاءة في إطار تحليل الصور. نعرض من خلاله خوارزميين اثنين لتقدير الإضاءة في حالة الصور المشكلة باستعمال إضاءة وحيدة و خوارزمي ثالث في حالة الصور المأخوذة تحت أضائات مختلفة الكل بالاعتماد على قوانين الفيزياء. في الواقع كل الخوارزميات المقترحة تعتمد على فرضيتنا الجديدة التشتت الأعمى لإسقاطات بيانات الصور و تحليل المكون الرئيسي. لقد تم التحقق من صحة الفرضية المقترحة على مجموعة كبيرة من الصور و من ثم تم اعتمادها لتقدير لون الإضاءة المستعملة في الصور. مقدر الإضاءة المتعددة يفترض أن الإضاءة عبر كامل الصورة ليست موحدة وتختلف من جهة إلى أخرى في الصورة، وهو عمليا حال عدد كبير جدا من الصور. في هذه الحالات مقدرنا للإضاءة يقوم بتقدير لون الإضاءة في كل نقطة من الصورة بشكل دقيق وسريع في نفس الوقت. لقد تم أيضا تقييم الخوارزميات المقترحة على عدة مجموعات من الصور الحقيقية و كانت النتائج المتحصل عليها مرضية جدا حيث أن الخوارزميات المقترحة تحقق توازنا غير مسبوق بين الدقة و السرعة. نقترح أيضا عبر هذه الأطروحة تطبيقا جديدا لتصنيف الإضاءة في الصور الليلية اعتمادا على ألوانها. على حد علمنا، نحن أول من قام باقتراح تقدير و تصنيف ألوان الاضاءة الليلية وذلك لأهداف حماية الصحة العمومية و البيئة. التطبيق المقترح يقدر ويصنف ألوان الأضواء المستعملة ليلا اعتمادا على صور مأخوذة بألة تصوير تجارية. تصنيف ألوان الأضواء باستعمال طريقة التصنيف *K-means* إلى ثلاث فئات : احمر، ابيض و ازرق تساعد الباحثين على إجراء تحليلات معمقة على صور الأضواء المأخوذة ليلا.

الكلمات المفتاحية --- رؤية الكمبيوتر، ثبات اللون، توازن اللون الأبيض، تقدير الاضاءة المتعددة، نموذج انعكاس مبصر اللونين، معلم اللون، تحليل المكون الرئيسي PCA.

REMERCIEMENTS

Ce va être très difficile de remercier tout le monde parce que grâce à de nombreuses personnes que ce travail a vu le jour.

Je tiens tout d'abord à remercier Pr. Djemel Ziou pour son aide inestimable, ses conseils, et sa compagnie tout au long de ce travail de thèse. Je tiens également à remercier Pr. Mohamed Benmohammed qui a été présent pour me diriger et conseiller.

Je remercie Pr. Bilami Azeddine d'avoir accepté de présider le jury de ma thèse. Je remercie également les membres de jury Pr. Babahenini Med chaouki, Pr. Chikhi Salim et Dr. Zidat Samir d'avoir accordé, de leurs temps précieux, le temps nécessaire pour évaluer mon travail de thèse.

Je remercie vivement les membres du laboratoire MOIVRE de l'université Sherbrooke qui m'ont offert l'environnement scientifique approprié pour mener ce travail à son terme.

DÉDICACES

À la mémoire de ma mère ...

Table des matières

1	Introduction générale	1
1.1	Estimation de l'illuminant (C'est quoi ?, pourquoi ?, comment ?)	1
1.1.1	Quoi ?	1
1.1.2	Pourquoi ?	1
1.1.3	Comment ?	3
1.2	Contributions	3
1.3	Organisation du mémoire	5
2	Formation d'image	6
2.1	Introduction	6
2.2	La scène	7
2.2.1	La Lumière	7
2.2.2	La surface	8
2.2.3	Les modèles d'illumination	14
2.3	Le système optique	17
2.3.1	Géométrie	18
2.3.2	Radiométrie	23
2.4	Le capteur	26
2.4.1	Technologies des capteurs	26
2.4.2	Échantillonnage et quantification	30
2.4.3	Représentation de la couleur	32
2.5	Conclusion	38
3	État de l'art	40
3.1	Introduction	40
3.2	Modèle biologique de la constance de la couleur	41
3.3	Modèle calculatoire de la constance de la couleur	46
3.3.1	Approches lambertiennes	50
3.3.2	Approches dichromatiques	60
3.4	Conclusion	62

TABLE DES MATIÈRES

4	Estimation de la couleur de l'illuminant	64
4.1	Introduction	64
4.2	Hypothèse de la dispersion maximale des projections	65
4.3	Validation de l'hypothèse de la dispersion maximale des projections	68
4.4	Cas des données centrées	69
4.4.1	Algorithme proposé (SMD)	69
4.4.2	Sélection des données utilisées	71
4.4.3	Extension de la solution de l'espace 2-D à l'espace 3-D	72
4.4.4	Évaluation de l'effet du choix d'espace chromatique 2-D sur la performance de l'algorithme	74
4.5	Cas des données non-centrées	74
4.5.1	Algorithmes proposés	76
4.5.2	Sélection des données utilisées	79
4.5.3	Relation entre le vecteur propre et le vecteur moyen des données	81
4.6	Conclusion	83
5	Expérimentations et applications	85
5.1	Introduction	85
5.2	Évaluation de l'algorithme dans le cas des données centrées	86
5.2.1	L'estimateur d'illuminant 3D SMD	86
5.3	Évaluation des algorithmes du cas de données non-centrées	89
5.3.1	L'estimateur d'illuminant global SICC	89
5.3.2	L'estimateur d'illuminants multiples MICC	96
5.4	Application à la pollution lumineuse	101
5.5	Conclusion	103
6	Conclusion générale	108
	Annexe A Outils et matériels utilisés	110
	Annexe B Publications personnelles	111
2.1	Revue internationale	111
2.2	Conférences avec comité de lecture	111

Table des figures

2.1	Le spectre visible de la lumière, image tiré de Wikipédia.	8
2.2	Exemple de processus de réflexion générale (figure tirée de [21])	9
2.3	Spectre de réflectance (figure tirée de [21])	10
2.4	La transmission	10
2.5	Réflexion spéculaire	11
2.6	La réflexion diffuse et lambertienne	12
2.7	Loi de Lambert	12
2.8	Réflexion de volume	13
2.9	Modèle de Lambert appelé aussi modèle Lambertien	14
2.10	Modèle d'illumination de Phong	16
2.11	Modèle dichromatique	17
2.12	Système de coordonnées d'une scène, figure tirée de [36]	19
2.13	Projection d'un objet 3D sur un capteur à l'aide de modèle de caméra à sténopé	20
2.14	Illustration de la projection perspective avec modèle de caméra à sténopé	21
2.15	Modèle de caméra à lentille mince.	23
2.16	Schéma d'une scène projetée sur un écran pour une caméra à sténopé, figure tirée de [36]	24
2.17	Fonctionnement de l'opération de lecture sur le capteur.	28
2.18	Matrice de filtres de couleurs CFA Bayer.	29
2.19	Structure de capteur Foveon X3	30
2.20	Échantillonnage par multiplication du signal continu par une peigne de Dirac.	30
2.21	Conditions nécessaires pour un échantillonnage idéal.	31
2.22	Exemples de quantification d'un signal d'amplitude $10v$, image tiré de : http://culturesciencesphysique.ens-lyon.fr/ ressource/principe-numerisation.xml	32
2.23	Synthèse additive	33
2.24	Synthèse soustractive	34

TABLE DES FIGURES

2.25	Les gamut correspondants aux espaces couleurs sRGB, Adobe RGB et ProPhoto	34
2.26	Espace couleur RGB	35
2.27	Le modèle TSL	36
2.28	Représentation en cube du modèle CMY.	36
2.29	Les trois composantes du modèle YIQ. Du haut en bas, l'image originale, la luminance Y, et la chrominance I et Q. Image tiré de Wikipédia.	37
2.30	Le diagramme de chromaticité CIE xy	38
2.31	Le modèle CIE Lab	39
3.1	Exemples d'images de la même scène prise sous différentes conditions d'éclairage.	40
3.2	Structure de l'œil humain tiré de : http://culturesciencesphysique.ens-lyon.fr/ressource/Oeil.xml	43
3.3	Réponse spectrale de l'œil, vision nocturne et diurne	43
3.4	Structure des cônes et des bâtonnets sur la rétine de l'œil. (Image tiré de Wikipédia).	44
3.5	Perception de la couleur par le système visuel humain. Tiré de : http://vidisite.free.fr/mes_cours/doc-pdf/doccoul1.pdf	45
4.1	Représentation des plans dichromatiques des surfaces diélectriques d'une scene.	66
4.2	Les illuminants réels en bleu et les illuminants estimés en jaune (<i>i.e.</i> vecteurs qui maximisent la moyenne des projections).	69
4.3	Histogramme des erreurs angulaires entre les illuminants réels et les couleurs qui maximisent la projection moyenne.	70
4.4	L'influence du paramètre α sur la performance de l'algorithme 3D SMD	74
4.5	L'impact du choix de sous-espace de couleur sur les différentes erreurs angulaires en utilisant la collection d'images [8].	75
4.6	Les vecteurs moyens des couleurs sélectionnées par trois collection d'images ([8], [61], [33]) tracés sur l'enveloppe convexe des illuminants réels correspondants.	78
4.7	Les couleurs les plus claires correspondants aux différents pourcentages de sélection sur la collection d'images [8] avec ses illuminants réels et le Planckian locus.	80
4.8	Les illuminants réels de trois collections d'images ([8], [61], [33]) avec la ligne de Planckian locus dans l'espace chromatique xy.	81

TABLE DES FIGURES

4.9	Le gamut raffiné (Refined gamut) calculé à partir des trois collections d'images ([8], [61], [33]) comparé aux gamut des illuminants réels.	82
5.1	La distribution des erreurs angulaires pour la collection d'images [8].	86
5.2	Quelques exemples d'images des collections d'images SFU Lab [8], Color Checker [61] et SFU Grey Ball [33]	87
5.3	Quelques exemples d'images des collections Multi-illuminant Scene Image [68] et Multi-illuminant Multi-object [11]	97
5.4	Exemples de vérités terrains bruitées de la collection d'images [68].	100
5.5	Exemples de sources lumineuses qui peuvent être non visibles par les satellites.	103
5.6	Exemple de carte d'éclairage nocturne, image prise à la ville de Sherbrooke, Canada.	104
5.7	La carte des couleurs des illuminants estimés du site <i>ville de Sherbrooke, Canada</i>	105
5.8	La classification des illuminants estimés en trois classes : rouge, bleue, et blanche.	106

Liste des tableaux

3.1	Description de quelques algorithmes avec leurs scores de performance en termes d'erreur angulaire médiane et moyenne. Notez que les meilleurs scores de chaque algorithme sont reportés.	49
5.1	Les différents paramètres des instanciations d'algorithmes du framework 5.1	88
5.2	Les erreurs angulaires de différents algorithmes sur la collection d'images SFU Lab.	89
5.3	Les erreurs angulaires de différents algorithmes sur la collection d'images Grey ball originale.	90
5.4	Les erreurs angulaires de différents algorithmes sur la collection d'images Grey ball version linéaire.	91
5.5	Les erreurs angulaires de différents algorithmes sur la collection d'images Color Checker version originale.	92
5.6	Les erreurs angulaires de différents algorithmes sur la collection d'images Color Checker version re-traitée.	93
5.7	Les erreurs angulaires des illuminants estimés en fonctions des catégories de surfaces.	93
5.8	Les erreurs angulaires moyenne, médiane et maximale de différents algorithmes sur la catégorie de surfaces Mondrian (SFU Lab).	93
5.9	Les erreurs angulaires moyenne, médiane et maximale de différents algorithmes sur la catégorie de surfaces Specular (SFU Lab).	94
5.10	Les erreurs angulaires moyenne, médiane et maximale de différents algorithmes sur la catégorie de surfaces Metallic (SFU Lab).	94
5.11	Les erreurs angulaires moyenne, médiane et maximale de différents algorithmes sur la catégorie de surfaces Fluorescent (SFU Lab).	94

LISTE DES TABLEAUX

5.12	Les erreurs angulaires estimées sur la collection SFU Lab pour différents algorithmes.	95
5.13	Les erreurs angulaires estimées sur la collection SFU Grey Ball pour différents algorithmes	96
5.14	Les erreurs angulaires estimées sur la collection Color Checker pour différents algorithmes.	96
5.15	Paramètres des différents algorithmes évalués sur les collections d'images.	99
5.16	Résumé des scores de performances sur la collection d'images [68].	100
5.17	Résumé des scores de performances sur la collection d'images [11].	101
5.18	Corrélations entre les régions et leurs illuminants estimés correspondants.	107

Chapitre 1

Introduction générale

1.1 Estimation de l'illuminant (C'est quoi ?, pourquoi ?, comment ?)

1.1.1 Quoi ?

L'objectif de ce travail de thèse est de proposer une solution au problème d'estimation de l'illuminant dans les images couleurs. Prenons le processus d'acquisition d'images à partir d'une caméra par exemple, l'illuminant est la lumière captée par la caméra originaire d'une ou de plusieurs sources qui éclairent la scène. L'illuminant peut être considéré comme la photo de la lumière utilisée pour éclairer la scène au moment de la prise de la photo. La connaissance de cet illuminant qui éclaire la scène permet la reproduction des couleurs réelles de la scène. L'estimation de l'illuminant est alors une étape primitive dans le processus de l'acquisition d'une image. L'information sur l'illuminant est utilisée pour prédire les couleurs d'une image comme si la scène est illuminée par une lumière blanche (*i.e.* lumière canonique) alors qu'elle est pratiquement illuminée par un autre illuminant. Plusieurs approches d'estimation de l'illuminant ont été proposées dans la littérature. Elles utilisent principalement les données de l'images et la connaissance à priori sur la scène prise en image. Nous détaillons les différentes approches d'estimation d'illuminant dans le chapitre 3 de ce mémoire.

1.1.2 Pourquoi ?

Le processus de vision par l'œil humain, est un processus qui implique plusieurs facteurs tels que les cellules de l'œil appelées bâtonnets et cônes, les surfaces de la scène et la lumière qui éclaire la scène. Le phénomène qui

1.1 Estimation de l'illuminant (C'est quoi ?, pourquoi ?, comment ?)

nous permet de percevoir les objets dans une scène est celui de la réflexion de la lumière. Cette dernière se reflète sur les surfaces des objets de la scène et pénètre dans l'œil pour atteindre les cellules photosensibles de celle-ci. Les cônes de la rétine de l'œil sont les responsables de la perception de la couleur à travers l'envoi des signaux au cerveau qui indique sur la base de ces signaux quelle est la couleur de l'objet vu. Par conséquent, à la lumière du jour qui est une lumière blanche, le ciel sera bleu et l'herbe sera vert.

Le physicien et l'inventeur de la théorie de Retinex *Edwin Land* a décrit comment l'œil humain traite la couleur dans un monde sous éclairage variable. Le mot "Retinex" est la combinaison des deux mots : la rétine et "cortex" en espagnol qui signifie "écorce". Le cortex est la partie du cerveau humain qui est, entre autres, responsable de la perception. Il est à noter que même si les conditions d'éclairage changent, la rétine et le cortex coopèrent pour maintenir la couleur réelle de l'objet dans la scène.

La constance de couleur n'est pas seulement importante pour l'étude de l'optique, mais aussi un précepte psychologique important. Les humains seraient très confus si la couleur d'un objet change à chaque fois que la lumière réfléchi de cet objet change. Le monde serait un endroit très incertain si les humains ne pouvaient pas percevoir une couleur constante dans différentes conditions d'éclairage. La cohérence est un principe important pour les gens, les êtres humains dépendent de la constance de reconnaître non seulement la couleur, mais d'autres personnes et adresses. À l'instar du système visuel humain, les ordinateurs et les caméras doivent être programmés et calibrés de manière à reproduire une image qui reflète les couleurs réelles de la scène. Les chercheurs dans ce domaine travaillent sur des algorithmes pour corriger les différences de reproductions de couleurs d'images qui sont nommés algorithmes d'adaptation chromatique ou encore algorithmes de constance de couleur computationnelle. Ces derniers font généralement appel aux algorithmes d'estimation d'illuminant pour corriger les couleurs de l'image. Pendant un processus d'analyse d'image numérique, la correction des couleurs de l'image améliore considérablement la compréhension et l'extraction des primitives des images voulues.

La constance de couleur est donc l'application la plus connue des algorithmes d'estimation d'illuminant mais elle n'est pas la seule. D'ailleurs on fait souvent la confusion entre la constance de couleurs computationnelle et l'estimation d'illuminant qui est la première étape d'un algorithme de constance de couleur. En effet, après avoir estimé la couleur de l'illuminant, cette dernière est utilisée pour annuler le gain sur les trois plans couleurs de l'image en utilisant un modèle d'adaptation chromatique. Le résultat de ce processus est la constance de couleurs computationnelle.

L'estimation de l'illuminant est aussi utilisée dans plusieurs autres appli-

1.2 Contributions

cations comme la photographie [30], les technologies d'impression, l'industrie [116], le design [19] et même pour protéger l'environnement et les écosystèmes [60, 22].

Notre but à travers ce travail de thèse est de développer une nouvelle solution au problème d'estimation d'illuminant qui présente un compromis entre la rapidité et l'efficacité et ceci pour améliorer le processus d'analyse d'images couleurs. Dans ce processus d'analyse d'images, nous nous limiterons pas à la phase d'estimation d'illuminant mais nous cherchons aussi à proposer de nouvelles applications qui peuvent utiliser cette connaissance sur la couleur de l'illuminant.

1.1.3 Comment ?

Notre solution est basée sur deux connaissances à priori, à savoir : le modèle dichromatique de la réflexion de la lumière ainsi qu'une hypothèse que nous avons proposé. Le modèle dichromatique de la réflexion est un modèle qui suppose que la lumière réfléchiée à partir d'un objet éclairé dans la scène, est composée de deux composantes de lumière. La composante spéculaire qui modélise la couleur de la lumière qui a été utilisée pour éclairer la scène et la composante diffuse qui modélise la couleur de l'objet éclairé. À partir de ce modèle de réflexion, nous proposons une nouvelle hypothèse qui suppose que le vecteur illuminant est le vecteur qui est le plus proche à tous les vecteurs des pixels spéculaires. Avant d'utiliser cette hypothèse nous l'avons vérifié sur une collection d'images qui contient plus de 300 images couleurs. L'hypothèse proposée après vérification est devenue une nouvelle connaissance que nous pouvons utiliser pour chercher l'illuminant de la scène à partir des pixels spéculaires de l'image de celle-ci. Le deuxième défi que nous avons rencontré était comment définir les pixels spéculaires de la manière la plus complète et la plus simple ? Par conséquent, nous avons proposé une technique qui permet de choisir à partir des pixels clairs de l'image les pixels les plus appropriés pour l'estimation de l'illuminant. Le modèle général proposé pour l'estimation de l'illuminant peut être interprété de différentes manières ce qui donne différents algorithmes d'estimation d'illuminant. Nous détaillerons le modèle proposé et les algorithmes résultants dans le chapitre 4 de ce mémoire.

1.2 Contributions

Dans ce travail de thèse, nous présentons un modèle statistique pour la résolution du problème d'estimation de la couleur de l'illuminant. Le modèle

1.2 Contributions

proposé repose sur le modèle dichromatique et la nouvelle hypothèse que nous avons proposé (*i.e.* hypothèse de dispersion maximale des projections). Cette hypothèse suppose que la projection des chromaticités des pixels spéculaires sur le vecteur illuminant produit la dispersion maximale. La solution d'après ce modèle est le vecteur propre de la matrice de données. Quand on interprète notre modèle en termes de données centrées, la matrice obtenue est celle de la covariance des données. Dans le cas des données non centrée, la matrice résultante est celle du produit interne des données. En termes de contributions, nous avons proposé deux méthodes (*i.e.* cas des données centrées et cas des données non centrées). La première méthode prend comme entrée l'image entière (*i.e.* pas de segmentation en blocs) et renvoie comme résultat la couleur de l'illuminant. Elle est basée sur l'hypothèse de dispersion maximale des projections et l'ACP centrée pour estimer la couleur de l'illuminant à partir de données sélectionnées dans un espace 2D. Après avoir estimé la couleur 2D de l'illuminant, nous proposons une nouvelle technique pour estimer la troisième composante de l'illuminant qui minimise l'erreur angulaire (voir chapitre 5) entre l'illuminant estimé et l'illuminant réel.

La deuxième méthode proposée dans ce travail se base sur la même hypothèse mais en l'interprétant en termes de données non-centrée (*i.e.* ACP non-centrée). Dans cette deuxième méthode nous proposons une technique pour raffiner le critère de sélection des données utilisées dans l'estimation de l'illuminant. Nous proposons de chercher de l'information pertinente pour l'estimation de la couleur de l'illuminant dans différentes régions de l'image. Deux algorithmes résultent de cette deuxième méthode suivant l'hypothèse de nombre de sources lumineuses dans la scène. Le premier algorithme permet d'estimer un illuminant global de l'image en se basant sur l'hypothèse d'une source lumineuse uniforme à travers toute l'image. Le deuxième algorithme par contre suppose que plusieurs sources lumineuses peuvent être utilisées pour éclairer la scène et donc il estime plusieurs illuminants pour une image donnée.

La troisième contribution est le développement d'une nouvelle application d'analyse d'images qui utilise les images couleurs prises en nuit pour en estimer les couleurs des sources lumineuses utilisées. À notre connaissance, il n'y a pas d'applications similaires dans la littérature. Les applications qui ressemblent à cette application cherchent plutôt l'information sur l'intensité des sources lumineuses pour des fins de gestion de l'énergie ou encore de lutte contre la pollution lumineuse. Ces applications utilisent généralement des images satellitaires ou aériennes. La spécificité de notre application est qu'elle classe les lumières dans les photos prises en nuit en se basant sur leurs couleurs. Ceci donne une carte des couleurs de lumières utilisées en ville en

1.3 Organisation du mémoire

utilisant simplement une caméra commerciale. Les utilisations de ces cartes de lumières nocturnes sont multiples, les chercheurs et les décideurs peuvent les utiliser pour prendre les meilleures décisions afin de protéger la santé publique et les écosystèmes.

1.3 Organisation du mémoire

Le mémoire est organisé comme suit : Le chapitre introductif présente l'estimation de l'illuminant ; le quoi ? pourquoi ? et comment ? Le deuxième chapitre de ce mémoire présente les différentes notions liées à la formation d'images et les modèles de formation d'images dans le visible. Dans le troisième chapitre nous expliquons la constance de couleur biologique caractéristique de l'œil humain et la constance de couleur computationnelle qui caractérise les machines informatiques. Dans le même chapitre, nous détaillons les différentes approches de constance de couleurs proposées dans la littérature. Le quatrième chapitre de ce mémoire est consacré au modèle proposé pour l'estimation de l'illuminant et les différents algorithmes résultants. Dans le dernier chapitre, nous évaluons les performances des différents algorithmes proposés et nous présentons notre nouvelle application d'estimation et de classification de lumières nocturnes. Nous présenterons également comment cette application est utilisée pour préserver la santé publique et les écosystèmes. À la fin, une conclusion générale vient conclure ce mémoire en présentant les avantages et les inconvénients des algorithmes proposés ainsi que nos perspectives concernant ce qui a été proposé.

Chapitre 2

Formation d'image

2.1 Introduction

Dans le présent chapitre nous nous intéressons au processus de formation d'image en passant par les différentes phases de fabrication d'image numérique et en traitant les divers notions et concepts de base que le lecteur peut rencontrer dans ce travail. Le chapitre commence par la définition d'image de plusieurs points de vue, il traite aussi la formation d'image à travers les processus de perception de la couleur et les différents systèmes de vision artificielle. Nous passons ensuite à la représentation numérique de l'image, ceci nécessite la compréhension de l'échantillonnage, la quantification et les espaces colorimétriques surtout que nous allons traiter par la suite des images couleurs.

Une image au sens large du mot, est une reproduction de la réalité en utilisant son imagination. Elle est donc comme définit dans Wikipédia : "une représentation visuelle voire mentale de quelque chose (objet, être vivant et/ou concept). Elle peut être naturelle (ombre, reflet) ou artificielle (peinture, photographie), visuelle ou non, tangible ou conceptuelle (métaphore), elle peut entretenir un rapport de ressemblance directe avec son modèle ou au contraire y être liée par un rapport plus symbolique". On peut lire aussi une belle définition de Platon : "j'appelle image d'abord les ombres ensuite les reflets qu'on voit dans les eaux, ou à la surface des corps opaques, polis et brillants et toutes les représentations de ce genre". Par sa nature l'image a été toujours utilisée pour transmettre un message ou une information. On la retrouve même dans les transcriptions historiques, où l'ancien homme voulait transmettre un message ou représenter une situation.

Nous nous intéressons dans ce travail aux images numériques qui peuvent

2.2 La scène

êtres de deux types : images matricielles et image vectorielles. Les images vectorielles sont généralement le résultat de dessin ou de conception par ordinateur. Ce type d'images ne constitue pas notre objet d'étude, l'objet de notre travail sera par contre les images numériques matricielles. Pour mieux comprendre l'objet d'étude de notre travail, il est indispensable de comprendre le processus de formation d'image à partir d'un instrument de photographie. Ce processus de formation comporte plusieurs étapes et se base sur un nombre de concepts que nous jugeons important de les expliquer ici. De ce fait, le présent chapitre est organisé comme suit : la section 2.2 présente le processus de formation d'image, les notions liées, comme la lumière (les sources et les transmissions), les réflectances qui constituent l'image, et la couleur, résultat de la réflexion de lumière. Nous présentons par la suite différents concepts liés à la lecture de cette lumière à partir du capteur comme l'échantillonnage et la quantification et bien sûr la représentation informatique de la couleur.

L'image est tout d'abord la photographie de la lumière réfléchiée à partir des objets imagés. Donc des objets de la scène sont éclairés pas une ou plusieurs sources lumineuses. Sans ces dernières il devient impossible de prendre une image tout comme pour le system visuel humain, *i.e.* on ne peut rien voir en l'absence de la moindre source lumineuse. Pour comprendre le processus de formation d'image, il convient de comprendre les éléments qui interviennent à cette formation. Il s'agit de la scène composée de lumières, de surfaces et de système optique qui capture cette image.

2.2 La scène

2.2.1 La Lumière

La lumière a été étudiée très tôt dans l'histoire de la science pour comprendre le processus de vision. En effet, il y avait deux écoles, celle de la théorie d'émission qui pense que l'œil envoie de la lumière vers les objets pour les voir. La théorie de l'intromission, par contre, propose que l'œil reçoive de la lumière pour voir les objets de la scène. Ce n'est qu'après les expériences d'Alhassan Ibn Alhaytham et les travaux d'ALkindi, que la vision humaine est devenue compréhensive. Il avait démontré par expérience que la lumière réfléchiée par les objets de la scène à partir d'une source lumineuse entre dans l'œil pour nous permettre de voir les objets [88]. Les lois de lumière qui permettent de quantifier la lumière ont été introduites des siècles après par Lambert qui a décrit la réflexion de la lumière par des surfaces parfaitement diffuses en 1760. Les lois de réflexion de la lumière par des surfaces parfaitement spéculaires ou miroirs ont été introduites par la

2.2 La scène

suite par Fresnel en 1815. Selon les surfaces dans la scène, les points de vue de la scène, la ou les sources lumineuses de la scène, les objets vus peuvent apparaitre différents. Plusieurs modèles pour les différentes situations sont proposés pour modéliser ce qu'on peut voir comme résultat pour chacun des modèles. Nous n'allons pas se limiter à un modèle spécifique, nous préférons prendre le modèle général pour le processus de formation d'image.

La lumière est une énergie composée de corpuscules matériels qu'on appelle photons. Les photons se transportent dans l'air sous forme d'onde électromagnétique. La lumière est donc caractérisée par les longueurs d'ondes de ses ondes électromagnétiques. Nous pouvons alors imaginer que plusieurs types de lumières existent dans la nature mais seule la lumière dont les longueurs d'ondes sont entre $380nm$ et $780nm$ est visible par l'œil humain. Pour une caméra cet intervalle est plus grand. Nous nous limitons à cette partie de lumière qu'on appelle le spectre visible figure 2.1.

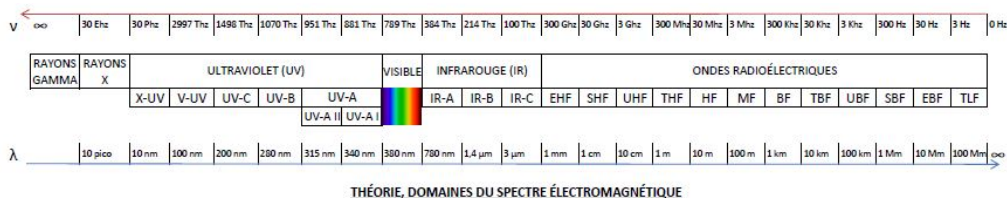


FIGURE 2.1: Le spectre visible de la lumière, image tiré de Wikipédia.

2.2.2 La surface

La lumière voyage de la source lumineuse vers la surface éclairée où une interaction donnée entre ces deux quantités aura lieu (figure 2.2). A l'interface de cette surface, qui représente l'interface entre deux milieux, un rayon lumineux incident peut être décomposé en plusieurs composantes distinctes :

- Absorbée,
- Transmise (réfractée),
- Spéculaire,
- Diffusée.

Pour déterminer la quantité de lumière pour chacune des composantes, différents lois de la physique sont utilisées. Ces lois dépendent de la nature de la surface. Les surfaces éclairées peuvent alors être de différentes natures. On différencie les surfaces lisses, diffuses et diélectriques. Selon les caractéristiques de réflectance des surfaces, on peut différencier entre les objets opaques et les objets transparents. Quand la lumière incidente pénètre dans

2.2 La scène

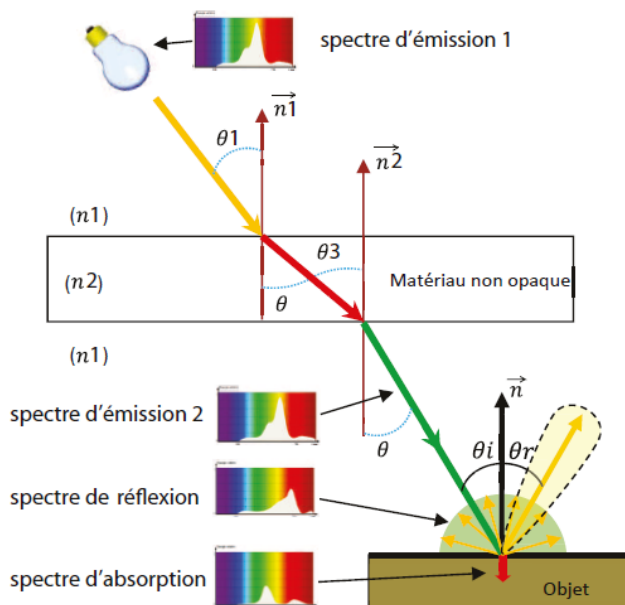


FIGURE 2.2: Exemple de processus de réflexion générale (figure tirée de [21])

le corps d'un objet opaque, on parle de phénomène d'absorption. Dans le cas d'un objet transparent, on parle de la transmission.

2.2.2.1 Absorption

Pour les objets opaques, la lumière reçue est absorbée et transformée en chaleur. C'est ce phénomène là qui va nous permettre de percevoir les objets colorés. Une surface (*i.e.* un objet) est caractérisée par un spectre de réflectance, appelé aussi *Albedo* qui détermine quelles sont les longueurs d'ondes absorbées et/ou réfléchies (figure 2.3). Il est possible de calculer le spectre de la radiance réfléchie SF à partir du spectre de réflectance de la surface SR et le spectre de radiance de la source lumineuse SL .

$$SF(\lambda) = SL(\lambda) SR(\lambda) \quad (2.1)$$

Un objet qui absorbe toutes les longueurs d'ondes d'un spectre continu de lumière est perçu comme un objet noir. Si les propriétés de réflectance de l'objet font qu'il absorbe juste une certaine plage des longueurs d'ondes incidentes, les autres longueurs d'ondes seront réfléchies et ce sont elles qui déterminent la couleur de l'objet. L'équation 2.1 est trop simplifiée et ne prend pas en compte la géométrie de la scène. Afin de prendre en considération les aspects géométriques de la scène, la fonction de réflectance spectrale

2.2 La scène

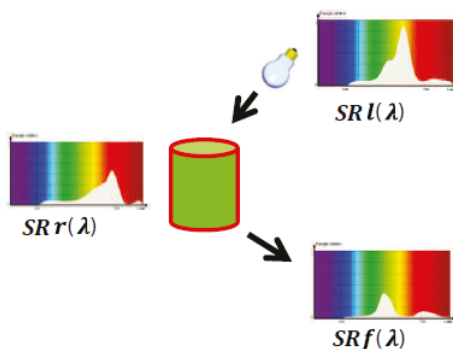


FIGURE 2.3: Spectre de réflectance (figure tirée de [21])

bidirectionnelle (BRDF : Bidirectional Reflectance Distribution Function) est utilisée.

2.2.2.2 Transmission

Le phénomène de transmission arrive quand on a affaire à des objets non opaques (verre et certains polymères). Ce type d'objets laisse passer une certaine quantité de la lumière incidente qui sera transmise à travers le corps de cet objet. Le vecteur de la lumière incidente traverse d'un milieu (air) à un autre (verre par exemple) et inversement en subissant un changement de direction. Ce changement de direction est le phénomène de réfraction découvert pour la première fois par Ibn Sahl vers les années 984. La modélisation de ce phénomène (figure 2.4) est connue sous le nom de la loi de Snell-Descartes qui lie les indices de réfraction ip_1 et ip_2 de chacun des milieux et les angles incident θ_1 et réfracté θ_2 .

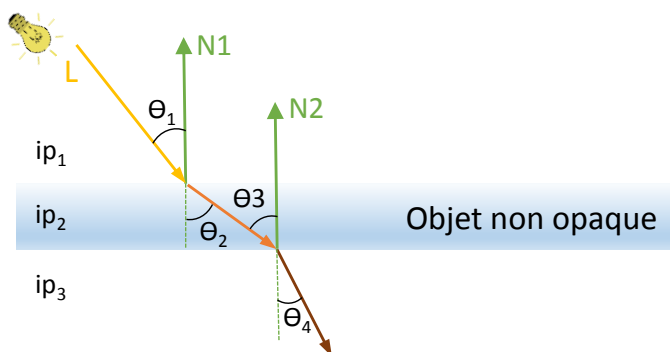


FIGURE 2.4: La transmission

2.2 La scène

$$ip_1 \sin \theta_1 = ip_2 \sin \theta_2 \quad (2.2)$$

$$ip_2 \sin \theta_3 = ip_1 \sin \theta_4 \quad (2.3)$$

$$ip_1 \sin \theta_1 = ip_2 \sin \theta_2 = ip_1 \sin \theta_4 \quad (2.4)$$

$$\theta_2 = \theta_3 \quad (2.5)$$

2.2.2.3 Réflexion spéculaire

Une surface lisse, est celle dont les rugosités ont une taille plus petite que les longueurs d'ondes, ce qui fait que le rayon lumineux incident va être totalement réfléchi dans la direction $-\theta$ s'il était reçu d'une direction avec un angle θ de la normale à la surface. Ce type de réflexions est régi par les lois de SNELL-DESCARTES. La réflexion dans ce type de surface est faite à l'interface de la surface avec l'air, ce qui signifie qu'il n'y a pas une pénétration des rayons lumineux dans le corps de la surface et par conséquent les pigments colorés de cette surface. Ce type de réflexion ne donne pas par conséquent la couleur de la surface « la matière ». Selon le modèle de Cook et Torrance [35], la couleur de la réflexion spéculaire est la couleur de la source lumineuse. Ceci est due au fait que la réflexion spéculaire est une fonction de l'indice de réfraction de l'interface de la surface. Lee dans [84] a investigué différents types de matériaux, il a trouvé que les surfaces de plastique, feuilles d'arbre et les surfaces peintes ont souvent la couche supérieure ou encore l'interface composée d'une sorte de l'huile. Tant que la majorité des huiles ont des indices de réfraction très constants dans le spectre visible, la distribution spectrale de la lumière incidente sur ce type de surface ne change pas. Il en résulte alors que la couleur de la réflexion spéculaire est très proche de la couleur de la lumière incidente.

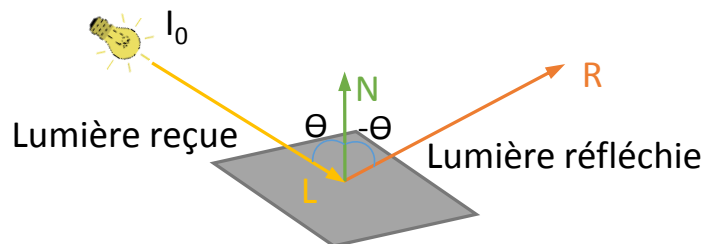


FIGURE 2.5: Réflexion spéculaire

2.2 La scène

2.2.2.4 Réflexion diffuse

Une surface diffuse est une surface rugueuse, les rugosités ont une taille plus grande que les longueurs d'ondes. Dans ce cas-là, le rayon lumineux incident est réfléchi dans toutes les directions avec généralement une direction dominante (figure 2.6a). Quand la réflexion est pareille dans toutes les directions, on parle de surfaces parfaitement diffuses appelées aussi surfaces lambertiennes (figure 2.6b) et les lois de réflexions dans ce cas sont régies par les lois de Lambert (figure 2.7). Ce type de réflexion est appelé aussi la réflexion de corps, car une partie de la lumière reçue par la surface pénètre dans le corps du matériau. Les pigments et les particules rencontrés dans le corps du matériau prolongent la dispersion des photons à l'intérieur du corps. À chaque fois qu'un photon rencontre un pigment, le processus d'absorption aura lieu. Le pigment absorbe une partie des longueurs d'ondes qui composent la lumière incidente en fonction de ses propriétés d'absorption.

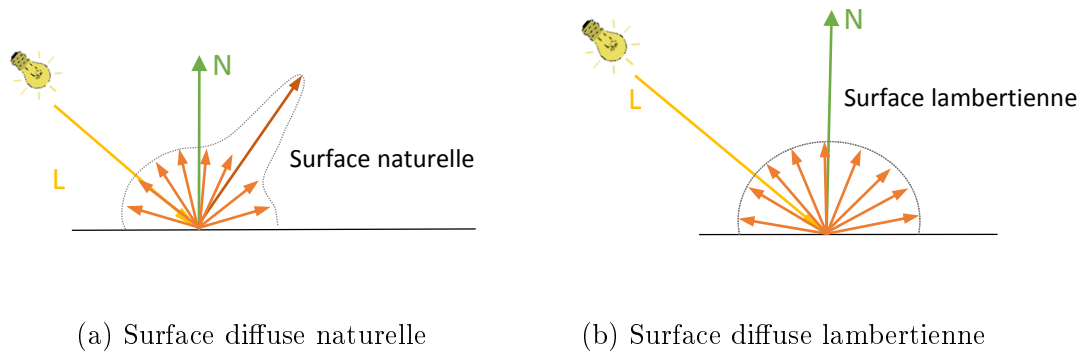


FIGURE 2.6: La réflexion diffuse et lambertienne

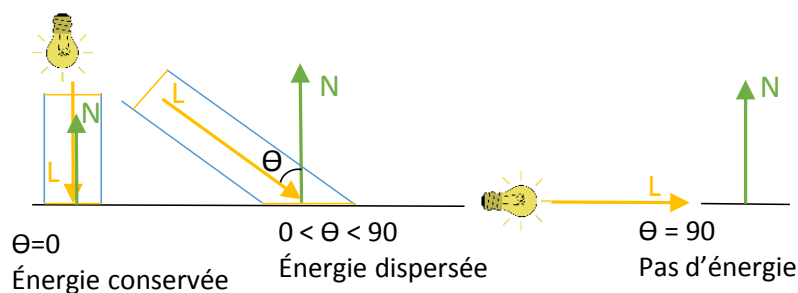


FIGURE 2.7: Loi de Lambert

Pour mieux comprendre ce type de réflexion, on peut voir une onde élec-

2.2 La scène

romagnétique de longueur d'onde λ d'un point de vue quantique, comme la propagation d'un ensemble de photons. Donc la lumière est composée d'un ensemble de photon, chacun est une particule qui se propage à la vitesse de la lumière et qui possède un quantum d'énergie : $E = h\nu$, où h est la constante de Plank. Quand ces photons heurtent les électrons de la surface et leurs transmettent leurs énergies, les électrons passent alors d'un état "au repos" à un état "excité". L'électron peut donc recevoir de l'énergie d'un photon de lumière pour passer d'un niveau d'énergie bas à un niveau d'énergie plus haut ou encore l'inverse. Il est à souligner qu'il existe quatre niveaux d'énergie caractérisés par des nombres quantiques (quatre nombres notés n , l , m et s). Quand un photon se libère de l'énergie pour passer à un niveau d'énergie plus bas, il dégage une certaine énergie égale exactement à un multiple entier de la fameuse $h\nu$. Où ν est la fréquence de la lumière (i.e. photon) émise en *Herz*. Plus la fréquence de la lumière est élevée, plus son énergie est importante et plus la couleur tend vers le bleu et vice-versa.

2.2.2.5 Réflexion de volume

La réflexion de volume peut être vue comme la somme de plusieurs réflexions de surfaces. Une surface est généralement constituée d'une interface avec le milieu extérieur (l'air) et le corps de la surface. Ce type de surface est appelé surfaces diélectriques. Dans ce cas de surfaces, deux types de réflexions sont possibles : la réflexion spéculaire à l'interface et la réflexion diffuse à partir du corps de la surface (voir figure 2.8).

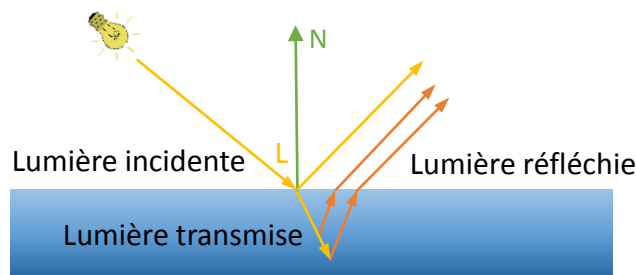


FIGURE 2.8: Réflexion de volume

2.2.3 Les modèles d'illumination

2.2.3.1 Modèle de Lambert

Les surfaces lambertiennes sont des surfaces parfaitement diffuses qui reflètent la lumière incidente équitablement dans toutes les directions. Les premiers travaux qui ont été réalisés pour modéliser ces surfaces sur ordinateur sont apparus pendant les années 70s. Plusieurs travaux, ont utilisé le modèle très simple formulé par Lambert [80] en 1760 qui prend en considération les surfaces lambertiennes. Ce modèle décrit l'interaction entre la lumière et les surfaces parfaitement diffuses et considère que ces dernières présentent une réflectance homogène. Ceci est dit, l'intensité de la lumière réfléchie à partir de ces surfaces est identique quelque soit la direction de l'observateur. Ce modèle est extrêmement simple et ignore beaucoup de phénomènes comme l'ombre et les inter-réflexions. Partant de ce modèle, l'intensité réfléchie par un point de la surface diffuse est proportionnelle à l'angle entre la direction de la source lumineuse et la normale à la surface.

$$\begin{aligned}
 I_d &= k_a + k_d (\vec{N} \cdot \vec{L}) \\
 &= k_a + k_d \cos\theta \\
 &= k_a + I_0 \rho \cos\theta
 \end{aligned}
 \tag{2.6}$$

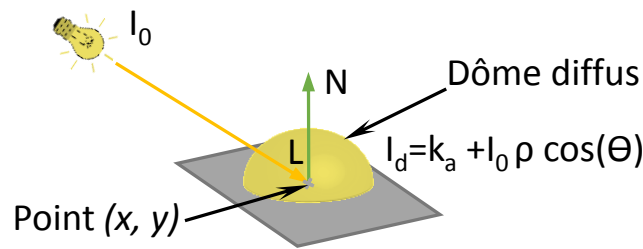


FIGURE 2.9: Modèle de Lambert appelé aussi modèle Lambertien

Les vecteurs \vec{L} et \vec{N} sont unitaires. Les coefficients k_a et k_d représentent, respectivement, le terme ambiant et le terme diffus et ρ représente l'albédo correspondant au coefficient de réflexion. I_0 étant l'intensité incidente de la source lumineuse et I l'intensité réfléchie au point (x, y) . La variation de la lumière réfléchie est proportionnelle au cosinus entre la normale à la surface

2.2 La scène

et la direction de la lumière. Plus cet angle augmente, plus la lumière réfléchie est faible. En présence d'une source de lumière ambiante, le terme ambiant de l'équation représente la quantité de lumière diffusée dans toutes les directions.

Le modèle Lambertien dans le cas de plusieurs sources lumineuses consiste à sommer toutes les sources en fonctions de leurs intensités et leurs angles d'incidence. Il permet toujours la prise en compte de l'intensité réfléchie de la lumière ambiante si elle n'est pas nulle :

$$I_d = k_a + \sum_{i=1}^n I_0(i) \rho \cos\theta(i) \quad (2.7)$$

Le modèle Lambertien tel qu'il est présenté souffre de certaines limitations. Il a été démontré qu'il ne peut être appliqué que dans le cas d'angle d'incidence faible. Plusieurs travaux ont tenté d'améliorer ce modèle, Wolff dans [117] propose la prise en compte de la position d'observation et Oren *et al.* dans [98] proposent la considération des surfaces imparfaitement diffuses. Les modèles résultants prennent en compte les géométries complexes et excluent les phénomènes d'ombres et d'inter-réflexions. Le principal inconvénient avec les améliorations proposées est bien l'augmentation de la complexité. Le modèle original, malgré ses limitations, reste un modèle simple et trop utilisé dans le domaine de la vision par ordinateur. On le retrouve dans les techniques de reconstruction tridimensionnelle, les méthodes de stéréovision, de détection de mouvement et de correction d'image.

2.2.3.2 Modèle de Phong

Le modèle d'illumination proposé par Phong [99] est conçu pour être plus adapté à la compréhension d'image. De ce fait, quelques restrictions sont faites sur les propriétés des réflexions de surface et de corps. Il est supposé que les pigments se trouvent intégralement à l'intérieur du corps du matériau et leur distribution est aléatoire dans ce corps. Cette hypothèse permet de déduire que la composante de réflexion de surface est indépendante de la composante de réflexion de corps. Le modèle suppose aussi une seule source lumineuse et donne l'intensité lumineuse d'un point spéculaire suivant une direction d'observation particulière. Cette intensité noté I_s dépend de l'angle η entre la direction d'observation \vec{V} et la direction de réflexion \vec{R} définie selon la loi de Snell-Descartes (équation 2.8).

2.2 La scène

$$\begin{aligned}
 I_s &= k_a + k_s (\vec{R} \cdot \vec{V})^{n_s} \\
 &= k_a + k_s \cos^{n_s} \eta \\
 &= k_a + I_0 k_s \cos^{n_s} \eta
 \end{aligned}
 \tag{2.8}$$

Où k_s est le coefficient empirique de réflexion spéculaire du point. \vec{R} et \vec{V} sont des vecteurs unitaires de la direction de réflexion et la direction d'observation respectivement. L'angle η est l'angle entre \vec{R} et \vec{V} et n_s est le coefficient de réflexion de la surface. Le coefficient de réflexion n_s est proportionnel à l'imperfection microscopique des points spéculaires. La taille du lobe de réflexion dépend directement de ce coefficient ce qui va de même pour l'intensité lumineuse observable. Le coefficient n_s tend vers l'infini dans le cas d'une surface parfaitement lisse. Il s'en suit que l'intensité réfléchie est exclusivement concentrée dans la direction de réflexion (figure 2.10a). Si \vec{V} est différent de \vec{R} , l'intensité observée est donc nulle. Quand le coefficient n_s diminue, la taille du lobe spéculaire augmente et par conséquent l'intensité spéculaire augmente et ceci quelque soit la direction d'observation (figure 2.10b).

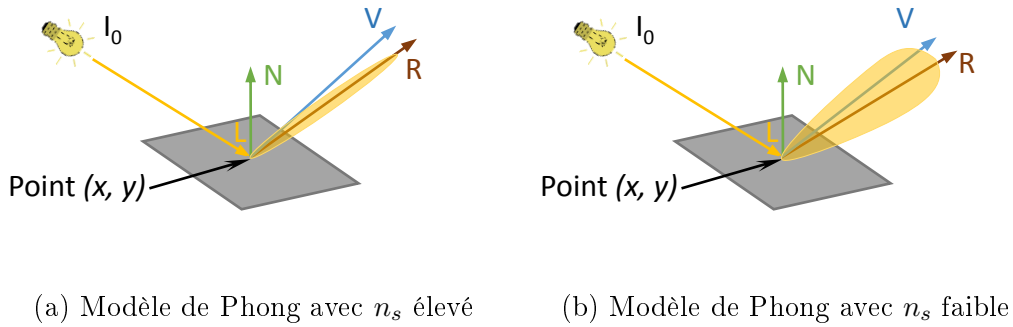


FIGURE 2.10: Modèle d'illumination de Phong

Cependant, le cas de diminution de n_s est considéré comme une limitation physique car la réflexion doit être considérée comme diffuse dans le cas d'importantes imperfections microscopiques. Pour cette raison, les deux modèles d'illumination (Phong et Lambert) sont généralement associés pour construire le modèle d'illumination dichromatique.

2.3 Le système optique

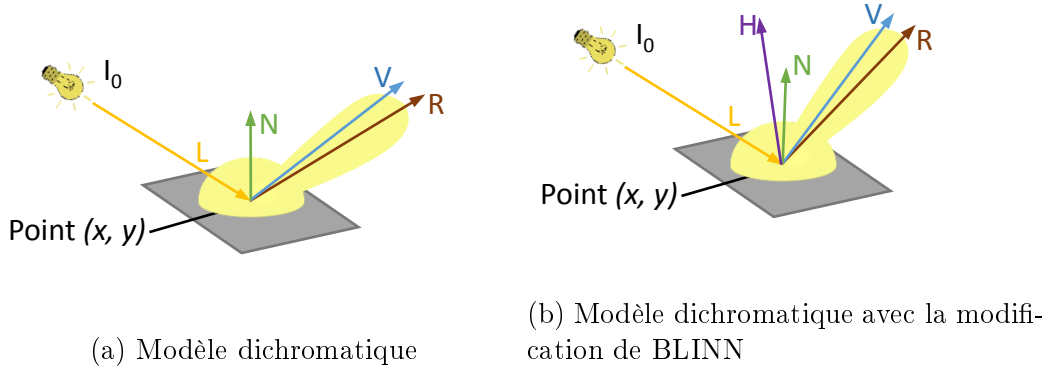


FIGURE 2.11: Modèle dichromatique

$$\begin{aligned}
 I &= k_a + k_d (\vec{N} \cdot \vec{L}) + k_s (\vec{R} \cdot \vec{V})^{n_s} \\
 &= k_a + k_d \cos \theta + k_s \cos^{n_s} \eta \\
 &= k_a + I_0 \rho \cos \theta + I_0 k_s \cos^{n_s} \eta
 \end{aligned} \tag{2.9}$$

Avec le modèle proposé dans l'équation 2.9, le calcul du vecteur \vec{R} présente une complexité non négligeable. Une simplification [18] proposée par Blinn consiste à approximer la direction du vecteur \vec{R} par l'ajout d'un vecteur \vec{H} . Ce dernier est la normale d'une surface hypothétique entre le vecteur d'observation \vec{V} et le vecteur de lumière incidente \vec{L} . Blinn remplace le terme spéculaire dans le modèle de phong par $\vec{N} \cdot \vec{H}$ et l'intensité spéculaire observée devient :

$$I_s = I_0 k_s (\vec{N} \cdot \vec{H})^{n_s} \tag{2.10}$$

Où $\vec{H} = \frac{\vec{L} + \vec{V}}{2}$ est la normale à la surface hypothétique entre \vec{L} et \vec{V} . D'autres modèles d'illumination existent mais dans le cadre de cette thèse nous nous limiterons aux modèles les plus utilisés dans le domaine de la vision par ordinateur.

2.3 Le système optique

Un système de vision peut être n'importe quel mécanisme naturel ou artificiel qui peut nous permettre de voir les objets dans la nature. L'œil de l'humain, les miroirs et les caméras sont des exemples de ces systèmes. Dans le cadre de ce travail on va se limiter à un système de vision artificiel qui est

2.3 Le système optique

la caméra. Dans ce qui suit, une présentation de ce système optique.

Le système optique est tout système permettant d'acquérir une photo de la lumière présente dans la scène. À partir d'une source lumineuse, les rayons lumineux à l'encontre d'objets qui en reflètent une partie, entre dans le système optique pour construire ce qu'on appelle une photo de la lumière réfléchi. Les modèles permettant de décrire le système optique sont de deux types : géométrique et radiométrique. Les modèles de géométrie sont l'outil qui nous permet de projeter un point de la scène 3D sur un plan 2D de la caméra. Les modèles de géométrie seront détaillés dans la section 2.3.1. La radiométrie, quand à elle, permet de décrire l'irradiance qui arrive sur le capteur de la caméra après la projection 2D et le passage par les lentilles. Nous détaillerons La radiométrie dans la section 2.3.2.

2.3.1 Géométrie

Pour définir la position du point dans le plan 2D, il faut définir en plus du repère de la scène 3D, un autre repère 2D qu'on appelle souvent repère de la caméra. Il s'agit du repère qui est centré à l'ouverture de la caméra (figure 2.12). Par ce centre passe l'axe optique qui est l'axe perpendiculaire au plan image, il correspond à l'axe \vec{Z} de la caméra. On cherche à partir des modèles géométriques à définir le point $P_c(x_c, y_c, z_c)^t \in \mathfrak{R}^3$ dans le repère de la caméra qui correspond au point $P_r(x_r, y_r, z_r)^t \in \mathfrak{R}^3$ de la scène. Pour travailler dans le repère de la caméra, il faut faire un changement de repère. Le changement de repère se fait alors par une translation et une rotation [114]. Ainsi les coordonnées du point p_c de la caméra seront calculées par la formule (2.11).

$$P_c = M P_r + T \quad (2.11)$$

Où M est la matrice de rotation et T le vecteur de translation. Quand on a trois axe $(\vec{X}, \vec{Y}, \vec{Z})$, la matrice M peut s'écrire sous forme de produit de trois matrices de rotation. Matrice de rotation d'angles θ autour de l'axe \vec{X} , notée X_θ , Matrice de rotation d'angles ϕ autour de l'axe \vec{Y} , notée Y_ϕ et Matrice de rotation d'angles ψ autour de l'axe \vec{Z} , notée Z_ψ . La matrice M s'écrit alors :

$$M = X_\theta Y_\phi Z_\psi \quad (2.12)$$

Une autre façon d'écrire ces transformations dans une seule matrice M_t nécessite l'utilisation des coordonnées homogènes. Ces dernières stipulent l'ajout

2.3 Le système optique

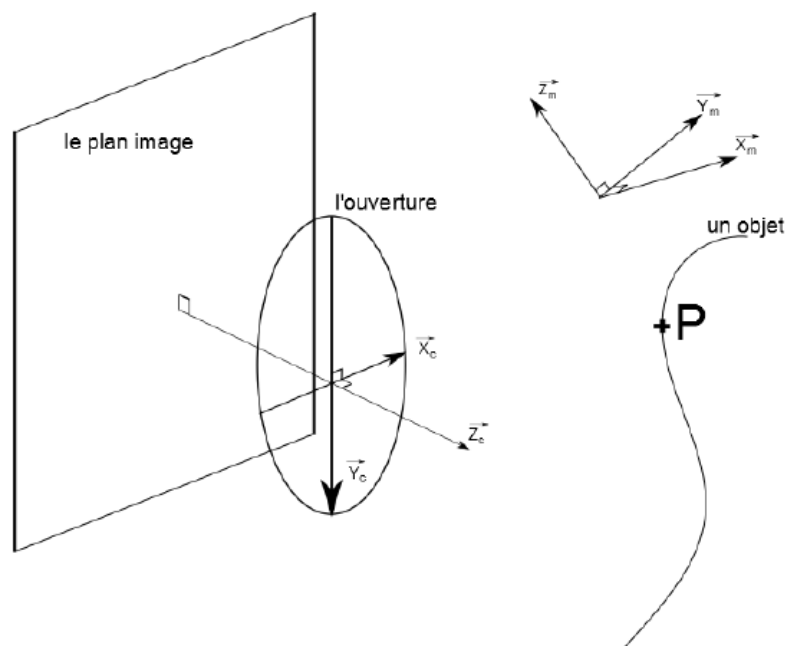


FIGURE 2.12: Système de coordonnées d'une scène, figure tirée de [36]

d'une quatrième coordonnée, égale à un, aux trois coordonnées existantes. Ceci est dit, les coordonnées homogènes du point P_r sont $P_r^h = (x_r, y_r, z_r, 1)^t$ et les coordonnées homogènes du point P_c seront donc $P_c^h = (x_c, y_c, z_c, 1)^t$. La matrice M_t peut s'écrire ainsi :

$$M_t = \begin{pmatrix} M & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.13)$$

Le produit $P_r^h M_t$ donne le même résultat qu'en utilisant la formule (2.11) et les composantes de la matrice M_t sont appelées les paramètres extrinsèques. Notons que, selon le modèle de la caméra, il peut y avoir différents types de projections de la scène 3D sur l'écran image 2D. Dans la suite nous allons découvrir les différents types de projections correspondant aux différents modèles de caméra.

2.3.1.1 Projection perspective et modèle de caméra à sténopé

La caméra à sténopé est la première forme de caméra connue. Il s'agit d'un capteur situé derrière une barrière parallèle opaque (voir figure 2.13).

Le sténopé est un petit trou sur la barrière opaque. L'ouverture du sténopé est de la taille d'un point en théorie ce qui ne permet de passer qu'un seul

2.3 Le système optique

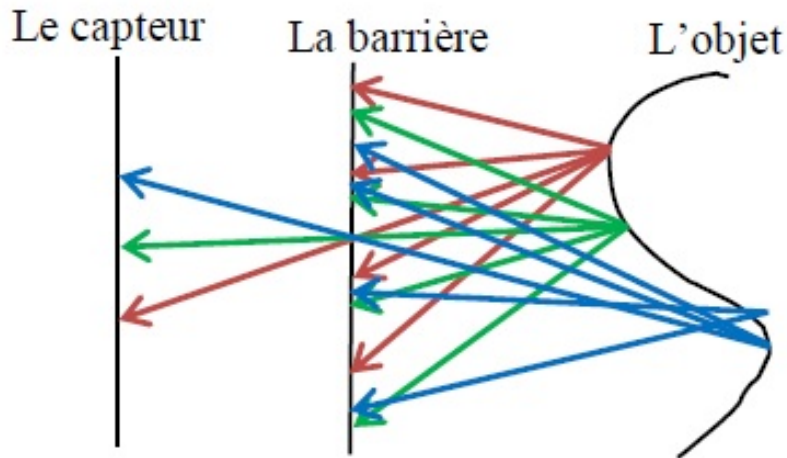


FIGURE 2.13: Projection d'un objet 3D sur un capteur à l'aide de modèle de caméra à sténopé

rayon lumineux de chaque point de la scène. Sur la figure 2.13, nous pouvons remarquer que les points de la scène en haut de l'objet sont projetés en bas de l'écran et vice versa. Ce type de projection de la scène 3D sur le plan écran 2D est appelée projection perspective. Pour mieux comprendre la projection perspective notons par $P' = (x, y, z)^t$ les coordonnées sur le plan image du point projeté P et d_f la distance entre la barrière opaque et le plan image (voir figure 2.14). En égalisant les tangentes de l'angle θ , nous pouvons déduire le system suivant :

$$\begin{cases} \frac{x}{x_c} = \frac{-d_f}{z_c} \\ \frac{y}{y_c} = \frac{-d_f}{z_c} \end{cases} \quad (2.14)$$

D'où :

$$\begin{cases} x = \frac{-d_f}{z_c} x_c \\ y = \frac{-d_f}{z_c} y_c \\ z = -d_f \end{cases} \quad (2.15)$$

Pour avoir une image non inversée de la scène, nous pouvons placer à une distance d_f un plan imaginaire devant l'ouverture. Sur ce plan imaginaire (appelé le plan focal) l'image de la scène n'est plus inversée et les coordonnées

2.3 Le système optique

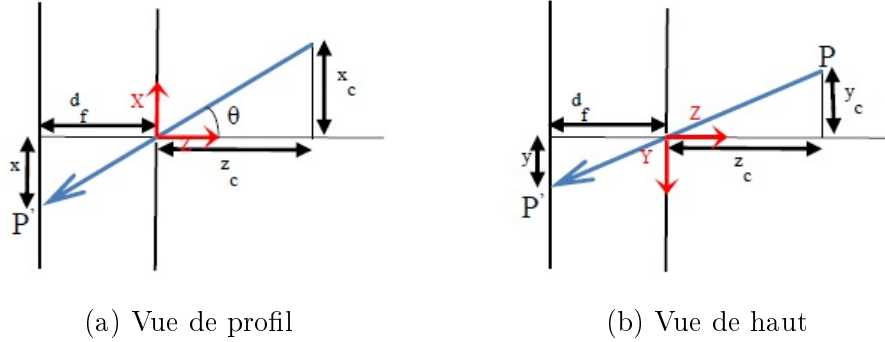


FIGURE 2.14: Illustration de la projection perspective avec modèle de caméra à sténopé

du point P' sont données par l'équation 2.16 appelée l'équation de projection perspective d'un point de la scène trois dimensions sur un plan image à deux dimensions. Le terme $\frac{d_f}{z_c}$ est appelé terme de changement d'échelle.

$$\begin{cases} x = \frac{d_f}{z_c}x_c \\ y = \frac{d_f}{z_c}y_c \\ z = d_f \end{cases} \quad (2.16)$$

Ce modèle de projection nous permet de déduire un autre type de projection appelée projection orthographique. Comme nous venons de le dire, le terme de changement d'échelle dans l'équation de la projection perspective nous permet de zoomer sur l'image. On peut par exemple grossir l'image d'un facteur de $\frac{z_0}{d_f}$ où z_0 est la profondeur d'un point par rapport à l'ouverture, nous aurons alors :

$$\begin{cases} x = \frac{z_0}{z_c}x_c \\ y = \frac{z_0}{z_c}y_c \\ z = d_f \end{cases} \quad (2.17)$$

Donc, si z_0 et z_c tendent vers l'infini, nous aurons :

$$\begin{cases} x = x_c \\ y = y_c \end{cases} \quad (2.18)$$

Cet exemple de projection correspond à des situations où tous les points de la scène sont éloignés de la caméra. Les images satellites utilisent la pro-

2.3 Le système optique

jection orthographique. Nous avons décrit la projection perspective en se basant sur un modèle idéal à savoir la caméra à sténopé. Cette modélisation est celle utilisée pour le calibrage géométrique de la caméra. Cependant, dans la réalité la caméra contient des lentilles à la place de l'ouverture d'une taille d'un point. Il faut à présent, décrire le modèle de projection à la présence de lentilles.

2.3.1.2 Modèle de caméra à lentilles minces

Le modèle de caméra présenté précédemment est un modèle idéal qui sert à simplifier la projection perspective. En réalité, ce modèle n'est plus utilisé car il ne laisse passer que très peu de lumière. Une alternative à ce modèle de caméra est de le doter d'un trou plus grand. Ce qui permet de faire passer plusieurs rayons lumineux. Cependant, les rayons lumineux venant de plusieurs points de la scène peuvent se rencontrer sur un même point de l'image ce qui la rend floue. Le problème de flou peut être traité -en théorie- en utilisant une lentille qui permet de focaliser tous les rayons lumineux provenant d'un point de la scène en un point de l'image. Le modèle de lentille mince est le plus utilisé en vision artificielle et notamment l'estimation du flou [4, 5, 96, 120, 37] parce qu'il est le plus simple. Sa simplicité provient de l'utilisation de lentille mince (*i.e.* lentille d'épaisseur négligeable). La lentille mince a deux propriétés importantes. La première propriété est que tous les rayons qui passent par le centre de la lentille ne seront pas déviés. La deuxième propriété concerne les rayons parallèles à l'axe optique arrivant sur la lentille. Cette propriété stipule que ces rayons seront déviés par réfraction pour intersecter avec l'axe optique en un point appelé foyer. Ce point est à une distance du centre de la lentille appelée distance focale et c'est cette distance là qui caractérise la lentille.

Sur la figure 2.15, nous remarquons que les rayons provenant du point P_1 se croisent sur un seul point image alors que les rayons provenant des points P_2 et P_3 se croisent avant ou après le plan image. Les rayons provenant de ces deux points forment des zones plutôt que des points sur le plan image. Ces zones sont appelées cercles de confusion. Dans ce cas de figure, la projection perspective n'est pas vérifiée pour les points P_2 et P_3 . Dans le modèle de lentille mince, la loi de lentille mince [112, 96, 55] permet de vérifier à quelle profondeur la projection d'un point de la scène sera un point sur l'image, elle est donnée par l'équation 2.19.

$$\frac{1}{f} = \frac{1}{d_f} + \frac{1}{z_c} \quad (2.19)$$

Où f est la distance focale de la lentille, d_f est la distance entre la lentille

2.3 Le système optique

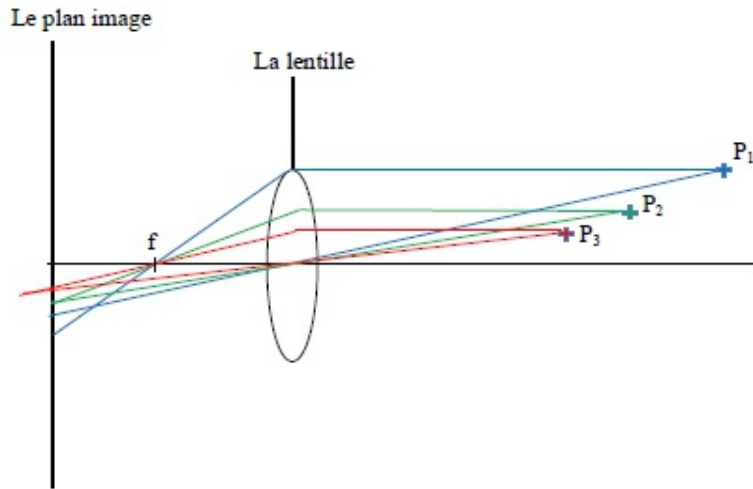


FIGURE 2.15: Modèle de caméra à lentille mince.

et le plan image, et z_c la profondeur du point. Par le biais du modèle de lentille mince, nous avons essayé d'expliquer en profondeur ce qui se passe lors de la projection d'un point de la scène sur le plan image. Toutefois, ce modèle est un modèle simplificateur de la projection. Dans la réalité, les lentilles ne sont pas minces, elles ont des épaisseurs. En effet, les projections prenant compte d'autres modèles de lentille existent. Cependant, dans le cadre de ce travail, nous nous limitons à la projection perspective à lentille mince. Maintenant, qu'on a compris comment se fait la projection d'un point de la scène sur un plan image, nous allons nous intéresser à la quantité de lumière reçue sur le plan image.

2.3.2 Radiométrie

2.3.2.1 L'irradiance dans le cas de caméra à sténopé

Après avoir déterminé les coordonnées d'un point trois dimensions sur le plan image à deux dimensions, il est temps maintenant de mesurer la quantité d'énergie qui arrive sur chaque point du plan image. Cette énergie est appelée l'irradiance, son unité est $W.m^{-2}$. Cette énergie est une lumière composée d'ondes de différentes longueurs d'ondes. Ainsi, si on veut mesurer cette énergie par longueur d'onde, on va l'appeler irradiance spectrale et son unité devient $W.m^{-2}.nm^{-1}$. Pour calculer l'irradiance spectrale arrivant sur le plan image, nous allons supposer un modèle de caméra simple comme celui présenté précédemment. Le modèle de caméra à sténopé est le plus simple

2.3 Le système optique

pour faire les calculs. Le flou engendré par les lentilles peut être rajouté par la suite. La figure 2.16 montre le schéma qui va nous servir pour les calculs de cette énergie. L'irradiance est un ratio d'énergie sur une surface. Posons $I(\lambda)$ l'irradiance selon une longueur d'onde λ arrivant sur une petite aire de l'image dA_i en un point P_i situé au centre de cette surface. Notons aussi, par $L(\lambda)$ la radiance émise par le point P_o situé au centre d'une petite aire dA_o de la surface d'un objet de la scène pour une longueur d'onde λ . Notons par θ l'angle entre la normale à la surface dA_o et la droite $\overline{P_o P_i}$ et par α l'angle entre l'axe optique et la droite $\overline{P_o P_i}$.

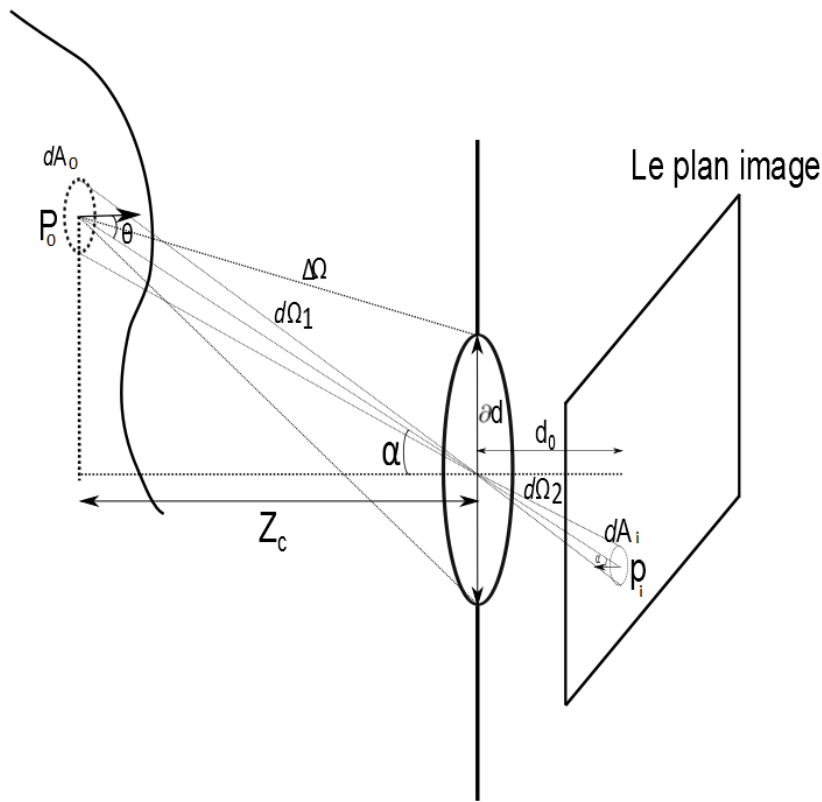


FIGURE 2.16: Schéma d'une scène projetée sur un écran pour une caméra à sténopé, figure tirée de [36]

Le rapport de la surface d'objet dA_o à la surface d'objet dA_i est déterminée par les distances de ces surfaces par rapport à l'ouverture de la caméra. Les rayons passant par l'ouverture de la caméra ne seront pas déviés. Il en résulte que, l'angle solide des rayons amenant à la petite surface sur l'objet est égale à l'angle solide des rayons amenant à la surface correspondante sur l'image. La surface apparente de la surface image dA_i vue du centre de l'ouverture est $dA_i \cos(\alpha)$. La distance de cette surface par rapport au centre de

2.3 Le système optique

l'ouverture est $\frac{d_0}{\cos(\alpha)}$. Donc, l'angle solide $d\Omega_1$ apparent de la surface dA_i est :

$$d\Omega_1 = \frac{dA_i \cos(\alpha)}{\left(\frac{d_0}{\cos(\alpha)}\right)^2} \quad (2.20)$$

De la même manière, nous calculons $d\Omega_2$, l'angle solide de la surface dA_o comme apparu du centre de l'ouverture.

$$d\Omega_2 = \frac{dA_o \cos(\theta)}{\left(\frac{Z_c}{\cos(\alpha)}\right)^2} \quad (2.21)$$

En égalisant les deux angles solides, nous aurons :

$$\frac{dA_o}{dA_i} = \frac{Z_c^2 \cos(\alpha)}{d_0^2 \cos(\theta)} \quad (2.22)$$

Maintenant, nous devons déterminer combien d'énergie émise par la surface de l'objet au point P_o passe à travers l'ouverture vers le point image P_i . Cette quantité est calculée par l'angle solide $d\Omega_3$ formé par le cône de rayons allant du point P_o vers l'ouverture de la caméra. Posons d le diamètre de l'ouverture de la caméra (*i.e.* diamètre de la lentille en présence d'une lentille).

$$d\Omega_3 = \frac{S \cos(\alpha)}{\left(\frac{Z_c}{\cos(\alpha)}\right)^2}, \quad S \text{ étant la surface de l'ouverture de la caméra } S = \frac{\pi}{4} d^2,$$

l'angle solide est alors :

$$d\Omega_3 = \frac{\pi d^2 \cos^3(\alpha)}{4 Z_c^2} \quad (2.23)$$

La quantité d'énergie émise par le point de l'objet P_o et qui traverse l'ouverture de la caméra pour arriver au point P_i de l'image est Q_{P_o} :

$$\begin{aligned} Q_{P_o} &= L(\lambda) dA_o d\Omega_3 \cos(\theta) \\ &= L(\lambda) dA_o \frac{\pi d^2}{4 Z_c^2} \cos^3(\alpha) \cos(\theta) \end{aligned} \quad (2.24)$$

Comme il n'y a pas d'autres rayons lumineux qui arrivent sur le point P_i de l'image nous avons alors : $I(\lambda) = \frac{Q_{P_o}}{dA_i}$

$$I(\lambda) = L(\lambda) \frac{dA_o}{dA_i} \frac{\pi d^2}{4 Z_c^2} \cos^3(\alpha) \cos(\theta) \quad (2.25)$$

Restituons maintenant, 2.22 dans 2.25 nous aurons :

2.4 Le capteur

$$I(\lambda) = L(\lambda) \frac{\pi}{4} \left(\frac{d}{d_0}\right)^2 \cos^4(\alpha) \quad (2.26)$$

L'équation 2.26 donne l'irradiance sur le point P_i .

2.4 Le capteur

Les capteurs sont des équipements sensibles à la lumière et qui peuvent capter une quantité de lumière reçue. Ils sont sensibles à tout le spectre visible de façon à peu près équivalente. Leur sensibilité est en général comprise entre $200nm$ et $1200nm$, la sensibilité spectrale du silicium. Pour donner une couleur au pixel, un filtre coloré est placé devant chaque cellule photosensible pour ne laisser passer qu'une partie du spectre de la lumière entrante. Ces filtres forment une matrice couleurs appelée matrice de filtres couleurs (Color Filter Array, CFA). Les CFAs sont en général composées des trois couleurs primaires, RGB pour le rouge, le vert et le bleu ou CMYG pour Cyan, Magenta Yellow et Green). Le rouge, vert et bleu sont les trois couleurs primaires qui peuvent être mixées pour donner la plupart des couleurs visibles par l'œil humain. La matrice de Bayer [9] est le filtre couleur le plus répandu. Il contient en alternance des lignes en rouge-vert et des lignes en bleu-vert (figure 2.18). Le nombre de filtres verts est le double des autres filtres parce que l'œil humain est plus sensible au vert que les autres couleurs. Ce qui veut dire qu'avec une matrice de Bayer, l'œil humain est capable de détecter plus de détails qu'avec une matrice où les trois filtres couleurs sont utilisés équitablement.

L'autre méthode pour filtrer les couleurs est l'utilisation du système de couleurs complémentaires Cyan, magenta et yellow. Les filtres de couleurs complémentaires sont souvent combinés avec des filtres verts pour former ce qu'on appelle la matrice couleur CMYG.

Après le passage par les filtres couleurs, l'irradiance arrive au capteur où elle sera projetée comme tension électrique et par la suite quantifiée en valeurs entières. Le résultat de l'opération de quantification de la tension électrique est bien l'image numérique. La qualité de l'image et également la caméra est une fonction du capteur utilisé. Dans ce qui suit, nous détaillerons les différentes technologies de capteur qui existent sur le marché.

2.4.1 Technologies des capteurs

Les capteurs utilisés de nos jours sont basés sur la technologie des semi-conducteurs et du silicium. Deux principaux types existent sur le marché :

2.4 Le capteur

synchrone et asynchrone. Les capteurs asynchrones sont des capteurs récents qui date d'à peine dix ans. Ce sont des capteurs qui ne sont pas synchronisés avec une horloge pour l'enregistrement de l'image. Leur but est essentiellement la détection de mouvements. Ainsi, la présence de mouvement déclenche un enregistrement de signal électrique. En l'absence de mouvement, le capteur reste inactif. Le deuxième type de capteurs sont les capteurs utilisés dans la plupart des caméras conventionnelles et eux mêmes se subdivisent en deux catégories.

La catégorie de capteurs CCD (Charge Coupled Device) et la catégorie de capteurs CMOS (Complementary Metal-Oxide-Semiconductor). On peut trouver sur le marché aussi d'autres capteurs plus avancés offrant une meilleure qualité d'image, tels que le ICCD ou le EMCCD. Les capteurs synchrones fonctionnent généralement de la même façon. Ainsi, lorsqu'un photon arrive sur une cellule photosensible, il génère des électrons par effet photoélectrique dont la quantité est, en général, proportionnelle à l'énergie lumineuse reçue. La charge électrique générée par ces électrons est ensuite stockée sur chaque cellule photosensible. À la fin du temps d'exposition, chaque ligne de cellules photosensibles est décalée vers le bas et les charges de la dernière ligne du capteur sont transférées dans un registre pour être converties en tensions. En utilisant un convertisseur analogique/numérique, la charge est filtrée, amplifiée puis numérisée [36].

La figure 2.17 illustre la structure d'un CCD et le transfert de charge. La grille de cellules photosensibles est reliée à un processeur de traitement d'image par une broche de sortie. Le même principe de transformation des photons en électrons se fait sur le CMOS. Cependant, la différence par rapport au CCD est que chaque colonne de cellules photosensibles, ou même chaque cellule photosensible, est associée à une électronique de conversion de tension, filtrage, amplification et conversion analogique vers numérique. Ce fait constitue l'avantage du capteur CMOS par rapport au capteur CCD. Tout simplement, avec un CMOS tous les pixels de l'image peuvent être lus en parallèle par le processeur de traitement d'image. Donc, la vitesse de lecture d'image du CMOS est plus rapide qu'avec un CCD.

Le point commun entre tous les capteurs c'est qu'ils capturent juste l'énergie lumineuse reflétée par la scène et la quantifient en valeur numérique. Cette dernière ne contient aucune information de couleur car les capteurs sont sensibles à tout le spectre visible de façon presque équivalente. Pour capter l'information couleur, on place devant chaque cellule photosensible un filtre de couleur pour filtrer la lumière reçue et ne laisser passer que la partie correspondante à la sensibilité du filtre. Trois filtres primaires sont utilisés : le rouge, le vert et le bleu. Les filtres colorés sont placés dans une matrice appelée matrice de filtres de couleurs (Color Filter Array, CFA). Le CFA de

2.4 Le capteur

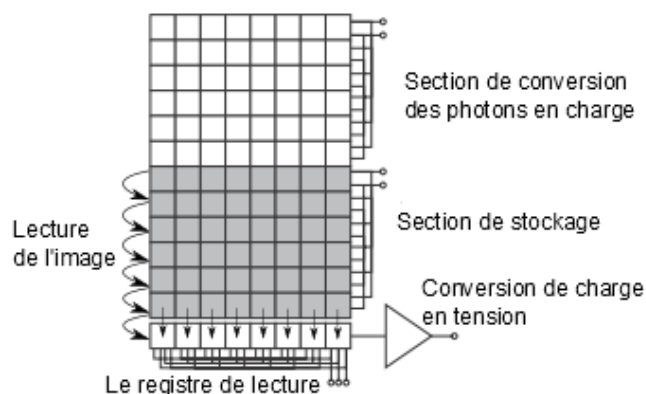


FIGURE 2.17: Fonctionnement de l'opération de lecture sur le capteur.

Bayer est l'une des matrices de filtres de couleurs les plus utilisées, appelée aussi mosaïque de Bayer, elle est donnée dans la figure 2.18. Les CFAs permettent à la cellule photosensible de ne récupérer qu'une seule composante des composantes RVB du signal entrant. Les trois filtres primaires ne sont pas utilisés équitablement dans la constitution des matrices CFAs. Le but est d'imiter le système visuel humain où la rétine est plus sensible aux longueurs d'ondes correspondant au vert. Le résultat est des CFAs composées de $1/2$ de filtres verts, de $1/4$ de filtres bleus et de $1/4$ de filtres rouges. Chaque cellule photosensible se situe derrière un filtre de couleur ce qui donne en output une valeur de pixel qui est l'intensité de l'un des trois filtres couleurs.

Les CFAs Contrairement aux bandes de filtres proposées précédemment permettent une même période d'échantillonnage horizontale et verticale de chacune des trois couleurs. Ce qui fait qu'une des couleurs doit apparaître deux fois dans le motif de répétition 2×2 . Le capteur proposé par Bayer repose sur l'idée de doubler les pixels sensibles au vert pour une meilleure reconstruction de la luminance. Ainsi, Bayer défendit l'idée que la population d'échantillons sensibles aux longueurs d'onde moyennes augmentera la définition spatiale de la luminance. Alleysson dans [3] affirme que l'argument de Bayer est erroné et que la fonction de visibilité photopique n'a pas de lien avec l'information spatiale de luminance. Le même auteur a utilisé une matrice de couleurs constituée de deux fois plus des filtres bleus que des rouges et verts et il a trouvé qu'elle permettra une meilleure reconstruction de l'image. Ainsi, l'arrangement spatial proposé par Bayer est l'arrangement optimal pour réduire le risque d'aliasing. L'image résultante sera une mosaïque de couleur ce qui nécessite un algorithme de reconstruction appelé algorithme de démo-

2.4 Le capteur

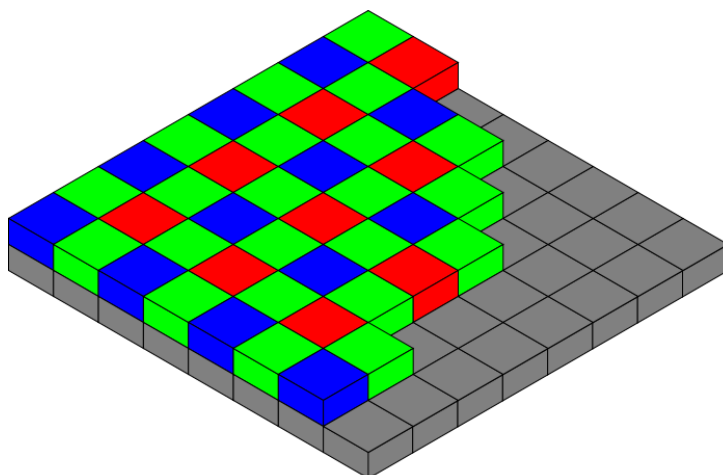


FIGURE 2.18: Matrice de filtres de couleurs CFA Bayer.

saïcage ("demosaiicing" en anglais). Les algorithmes de démosaïcage aident à comprendre les mécanismes de vision spatio-chromatique où la perception de la couleur dépend de ce qui l'entoure. Plusieurs algorithmes sont proposés dans la littérature [34, 1, 70] chacun apporte un éclairage ou une réponse sur la nature de l'espace spatio-chromatique.

Une nouvelle méthode pour la capture des couleurs a fait récemment son apparition. Il s'agit d'une méthode qui utilise la différence de profondeur de pénétration des lumières suivant la longueur d'onde dans un support de silicium pur. Ce capteur fabriqué par la compagnie Foveon est appelé Foveon X3 et permet de récupérer trois sensibilités spectrales par position spatiale, donc, aucun algorithme de démosaïcage n'est nécessaire (voir figure 2.19). L'inconvénient de ces capteurs est bien la séparation des longueurs d'onde qui n'est pas parfaite. Beaucoup de traitements électroniques et numériques sont alors nécessaires pour avoir l'information couleur. En plus de cet inconvénient, cette nouvelle technologie reste encore chère comparée aux produits basés sur les mono-capteurs ce qui ne permet pas une large gamme d'utilisateurs. Après avoir décomposé l'information couleur en trois composantes principales, l'étape de codification de cette information devienne possible. Plusieurs modèles existent pour la représentation de la couleur et plusieurs espaces couleurs existent dans la littérature. Dans la section 2.4.3, nous allons voir comment représenter l'information couleur. Dans ce qui suit, l'échantillonnage et la quantification des charges électriques en numérique sont expliqués.

2.4 Le capteur

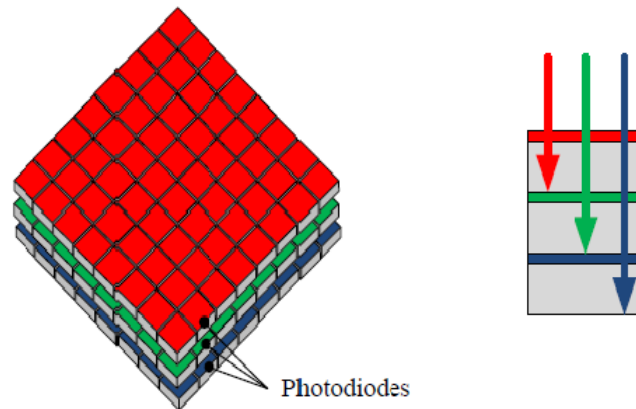


FIGURE 2.19: Structure de capteur Foveon X3

2.4.2 Échantillonnage et quantification

L'échantillonnage est tout simplement la conversion d'un signal continu (analogique) vers un signal discret (numérique) pour pouvoir être traité par un ordinateur. Il s'agit d'un simple produit de l'image initiale $I(t)$ par une peigne de Dirac $e(t)$ (voir figure 2.20). Il en résulte une image échantillonnée $I(k\Delta t)$. Dans le cas 2D, on obtient une image échantillonnée $I(k\Delta x, l\Delta y)$ pour laquelle les valeurs correspondent aux luminances relevées sur une grille régulière de paramètres $\Delta x \Delta y$.

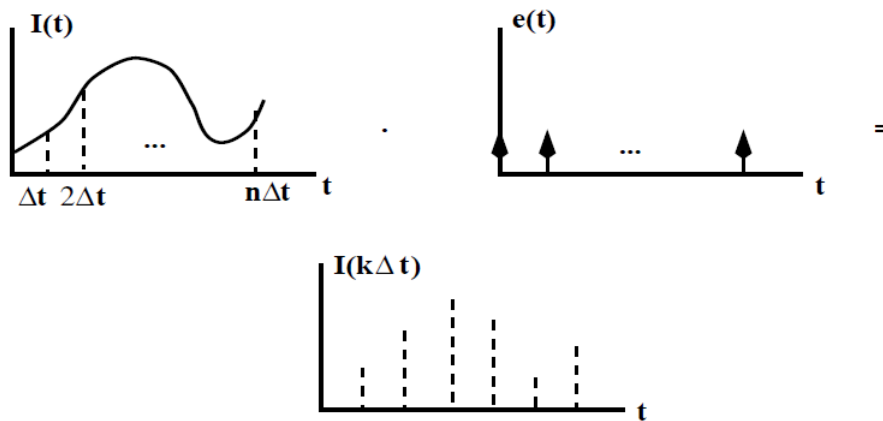


FIGURE 2.20: Échantillonnage par multiplication du signal continu par une peigne de Dirac.

Le théorème d'échantillonnage de Shanon permet l'obtention d'un signal discret I_i qui est sous certaines conditions équivalent au signal continu $I(t)$.

2.4 Le capteur

L'équivalence permet particulièrement de reconstruire le signal continu $I(t)$ à partir du signal discret I_i et vice versa. Ces conditions nécessaires sont :

- Les I_i sont les valeurs du signal $I(t)$ prises à des positions Δt régulières.
- Ces positions sont séparés d'un intervalle $\Delta t < 1/2F$ où F est la largeur de la bande.

Le respect de ces conditions permet d'éviter les problèmes de suréchantillonnage et souséchantillonnage (figure 2.21).

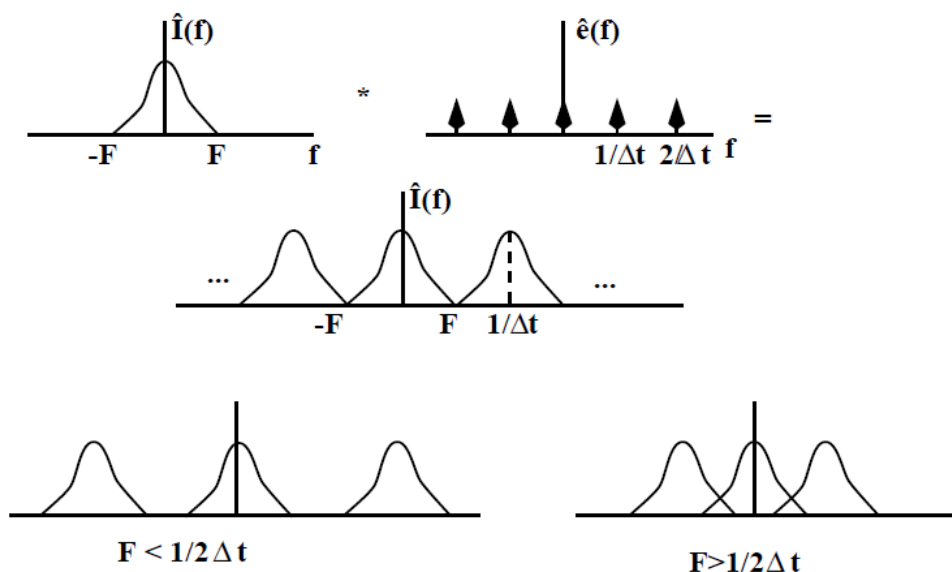
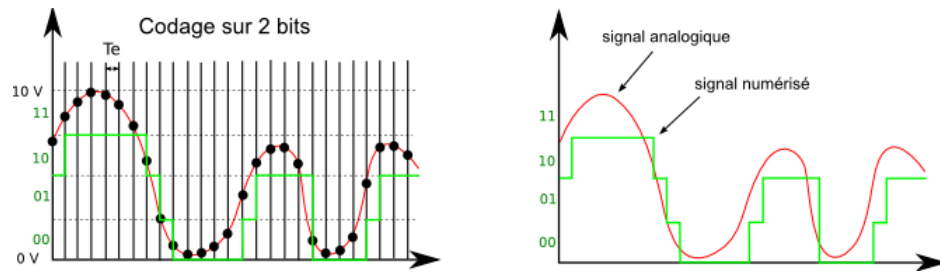


FIGURE 2.21: Conditions nécessaires pour un échantillonnage idéal.

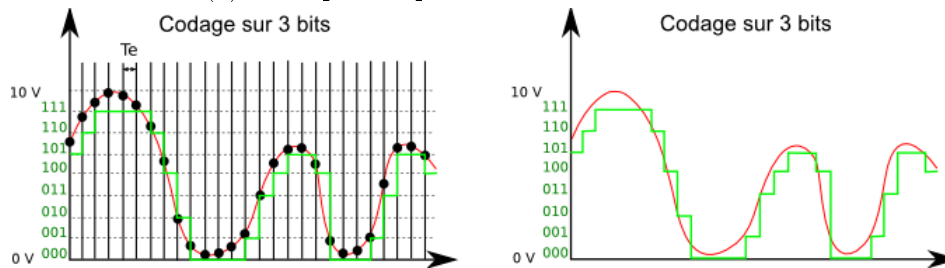
L'équipement électronique responsable de l'échantillonnage et la quantification du signal analogique en entrée est appelé CAN (Convertisseur Analogique Numérique). C'est ce convertisseur qui détermine la précision ou la résolution du signal numérique obtenu en sortie. C'est le nombre de bits du convertisseur qui définit la limite théorique de la résolution. Un exemple d'un convertisseur de faible précision est montré sur la figure 2.22a où le signal analogique est quantifié sur 2 bit chacun peut prendre deux valeurs "0" ou "1". Dans ce cas là, on peut stocker 2^2 valeurs, soit un pas de quantification de $2,5v$ ($\frac{10}{4}$).

La précision, dépend en général de la technologie du convertisseur utilisé. Cependant d'autres contraintes comme la taille du signal peuvent intervenir pour régler les paramètres du convertisseur. Il s'agit de déterminer la précision et la rapidité souhaitées en fonction du signal en entrée.

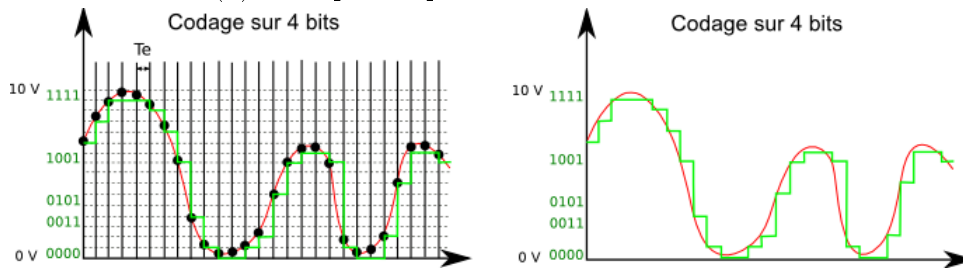
2.4 Le capteur



(a) Exemple de quantification sur deux bits.



(b) Exemple de quantification sur trois bits.



(c) Exemple de quantification sur quatre bits.

FIGURE 2.22: Exemples de quantification d'un signal d'amplitude $10v$, image tiré de : <http://culturesciencesphysique.ens-lyon.fr/ressource/principe-numerisation.xml>

2.4.3 Représentation de la couleur

2.4.3.1 Colorimétrie

Plusieurs modèles existent pour représenter la couleur dépendamment de l'utilisation ultérieure de cette information (*i.e.* affichage sur un écran, impression, ...etc). Le principe de base de toute représentation de la couleur est le principe de colorimétrie qui est basé sur la possibilité d'avoir l'équivalent visuel d'un stimulus coloré par un mélange additif de trois couleurs primaires. Donc pour représenter une couleur nous avons besoin d'une base et d'une quantification. La base est un ensemble fini d'éléments qui permet d'obtenir toutes les couleurs par la combinaison des éléments de la base et où

2.4 Le capteur

aucun élément de la base ne peut être une combinaison des autres éléments de celle-ci (indépendance). Par exemple le rouge, vert et bleu forment une base. La quantification, quand à elle, permet la limitation du nombre de valeurs que peuvent prendre les éléments de la base. Ceci veut dire déterminer le nombre de *bits* par pixel pour quantifier la couleur *i.e.* 8 *bits* donnent 256 couleurs, 24 *bits* donnent environ 16 millions de couleurs...etc. Le mélange de couleurs primaires ou de base peut se faire de deux manières. C'est ce qu'on appelle synthèse additive et synthèse soustractive.

Avec la synthèse additive, le mélange de trois couleurs primaires se fait par addition de lumières. Par exemple par la projection des lumières de différentes couleurs sur un fond noir comme l'écran d'un ordinateur, télévision...etc. Les couleurs primaires sont alors le rouge, vert, bleu et les couleurs secondaires sont le cyan, magenta, et jaune. La superposition des trois couleurs donne le blanc et l'absence de couleur donne le noir (figure 2.23).

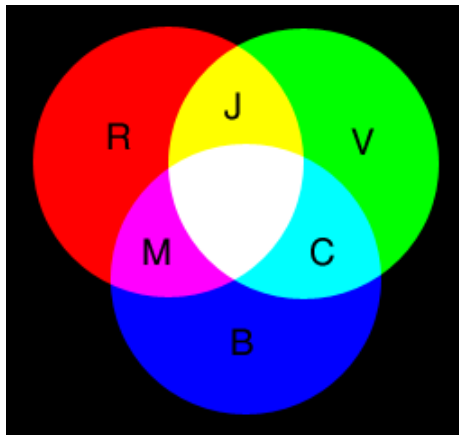


FIGURE 2.23: Synthèse additive

Dans la synthèse soustractive la source lumineuse est le blanc du papier et chaque rajout de couleur sur le papier blanc va soustraire une certaine quantité de luminosité au papier. Dans ce cas là les couleurs primaires sont le cyan, magenta, et jaune et les couleurs secondaires sont le rouge, vert, et bleu (figure 2.24)

2.4.3.2 Modélisation informatique de la couleur

La modélisation de l'information couleur s'appuie sur la théorie de Maxwell de colorimétrie. Cependant, les modèles diffèrent selon les applications

2.4 Le capteur

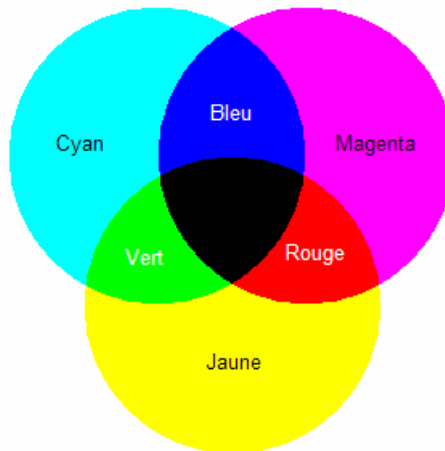


FIGURE 2.24: Synthèse soustractive

visées. Nous pouvons citer plusieurs modèles appelés aussi espaces couleurs tels que : RGB, HSL, CMY, YIQ, YUV, CIE 1931, CIE Lab, ...etc. Un espace de couleurs est un ensemble de couleurs appelé aussi gamut. Toutes les couleurs qui peuvent être affichées par un écran représentent le gamut de cet écran. Les espaces couleurs sont de deux types : espaces liés au matériel (*i.e.* profil ICC) et ceux indépendants du matériel comme sRGB et Adobe RGB où chaque espace couleur à son propre gamut (voir figure 2.25).

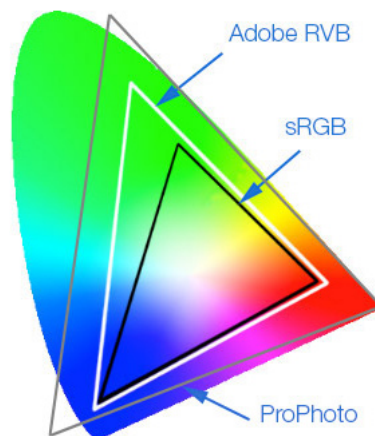


FIGURE 2.25: Les gamut correspondants aux espaces couleurs sRGB, Adobe RGB et ProPhoto

2.4 Le capteur

2.4.3.2.1 Modèle RGB

Dans le modèle RGB (Red, Green, Blue) toute couleur est la combinaison de différentes quantités de rouge, de vert et de bleu qui sont les couleurs primaires de ce modèle. Ces quantités de rouge, de vert et de bleu peuvent être exprimées sous forme de nombres compris entre 0 et 255 ou encore sous forme de pourcentage. L'espace couleur RGB peut être représenté sous la forme d'un cube (figure 2.26)

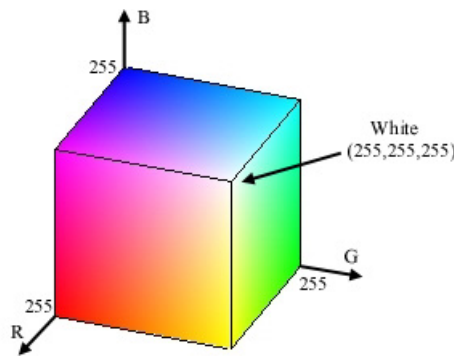


FIGURE 2.26: Espace couleur RGB

2.4.3.2.2 Le modèle TSL (HSL)

C'est un modèle issu des travaux du peintre Albert Munsell (1858-1918) et le modèle le plus intuitif de tous les modèles colorimétriques. C'est un modèle dit perceptuel car basé sur le ressenti de la perception humaine où chaque couleur est décrite par : une Teinte (Hue) mesurée par un angle de 0° à 360° autour de la roue chromatique. Une Saturation (Saturation) qui mesure la pureté d'une couleur ou encore le pourcentage de couleur pure par rapport au blanc, la saturation va des couleurs vives (100%) sur les bords du cercle vers le gris (0%) au centre du cercle. Une Luminance (Luminance) permet de mesurer la part de noir ou de blanc dans la couleur. La luminance varie sur l'axe vertical du double cône (axe des gris) du noir en bas (0%) au blanc en haut (100%).

2.4.3.2.3 Le modèle CMY

Le modèle CMY (Cyan, Magenta, Yellow) est basé sur la synthèse soustractive des couleurs et utilisé dans la plupart des imprimantes. Les couleurs de base sont le Cyan, Magenta, et Jaune qui sont des encres qui absorbent

2.4 Le capteur

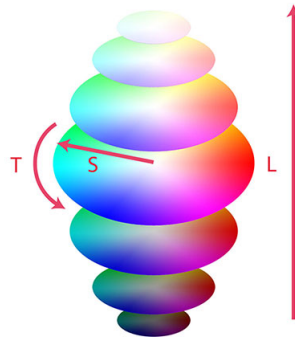


FIGURE 2.27: Le modèle TSL

certaines longueurs d'ondes de la lumière blanche. Dans la pratique il s'agit du système CMYK (K = KeyBlack). L'encre noire est ajoutée car le système CMY ne peut pas générer un noir parfait.

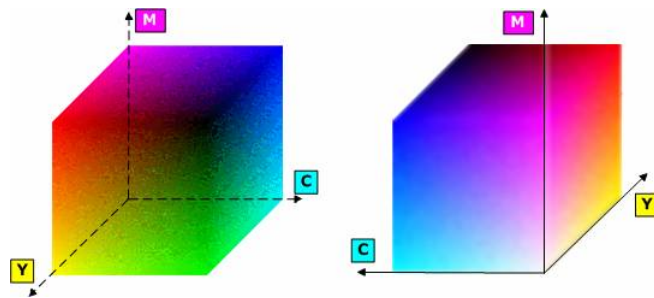


FIGURE 2.28: Représentation en cube du modèle CMY.

2.4.3.2.4 Le modèle YIQ

Le modèle YIQ est le modèle de base utilisé dans le standard de la télévision analogique NTSC. Il est utilisé pour permettre la transmission de couleurs tout en gardant la compatibilité avec la transmission pour les téléviseurs en noir et blanc. Les éléments de base de ce modèle sont le Y qui code la luminance (*i.e.* décrit l'image noir et blanc) et les deux autres éléments I, Q qui codent les couleurs (*i.e.* chrominance). Cependant, l'inconvénient de ce modèle c'est qu'il ne permet pas la reproduction sur un téléviseur de toutes les couleurs qui apparaissent sur un écran d'ordinateur.

2.4 Le capteur

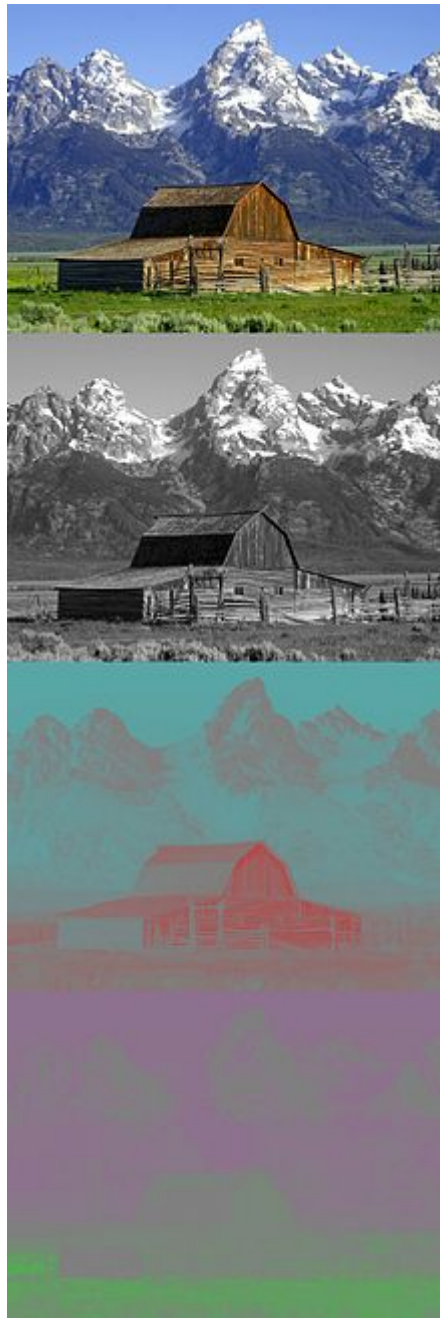


FIGURE 2.29: Les trois composantes du modèle YIQ. Du haut en bas, l'image originale, la luminance Y, et la chrominance I et Q. Image tiré de Wikipédia.

2.5 Conclusion

2.4.3.2.5 Les modèles CIE

Les modèles CIE ont vu le jour pour remédier aux inconvénients des modèles existants comme le RGB, le CMY, ... où les écarts entre deux couleurs ne sont pas représentatifs des écarts de perception. En utilisant des primaires virtuelles, la CIE (Commission Internationale de l'Éclairage) a développé des espaces de couleurs basés sur la perception humaine. Ces espaces sont souvent utilisés par les logiciels de traitement d'images pour passer d'un espace couleur à un autre. Voici quelques exemples de ces espaces :

- Espace CIE XYZ
- Espace CIE Lab
- Espace CIE Luv

Il est à noter que l'espace CIE Lab représente un nombre important de couleurs d'une manière uniforme ce qui lui permet de décrire les couleurs visibles indépendamment de tout matériel.

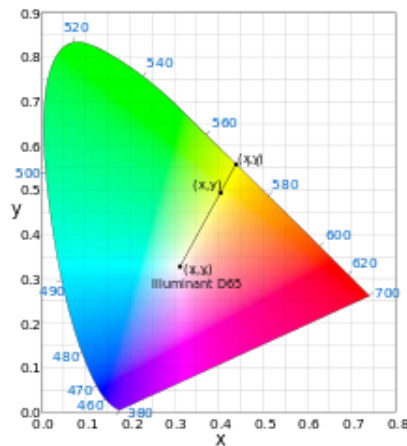


FIGURE 2.30: Le diagramme de chromaticité CIE xy

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillé toutes les étapes de la formation d'image en commençant par la scène et en terminant par l'image résultante sur le capteur de la caméra. Cette image va subir d'autres traitements pour supprimer les bruits et obtenir une image couleur de meilleure qualité. Nous avons mis l'accent sur les modèles d'illumination existants et comment ils sont utilisés pour modéliser l'interaction entre les lumières et les surfaces

2.5 Conclusion

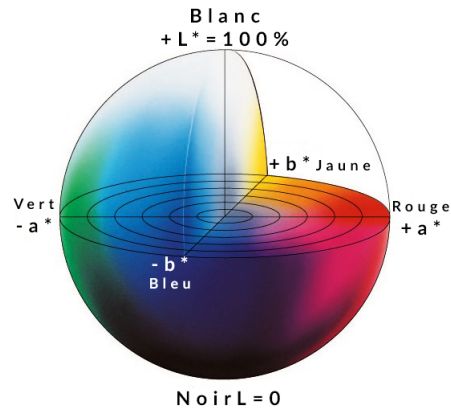


FIGURE 2.31: Le modèle CIE Lab

dans la scène. Nous avons trouvé que le modèle dichromatique est plus général que le modèle lambertien et donc plus adéquat pour représenter un nombre important de surfaces dans la nature. Nous avons compris que les couleurs d'une image sont la photo de la lumière réfléchie de la scène et que la source lumineuse dans la scène affecte directement les couleurs de l'image résultante. Ce phénomène est connu dans le domaine de la vision par ordinateur par le problème de changement d'illumination. C'est un problème qui affecte plusieurs applications de vision par ordinateur et qui nécessite des solutions efficaces. Partant de ce constat, nous avons décidé de chercher la meilleure façon pour pouvoir reproduire les couleurs de l'image d'une manière indépendante de la couleur de la lumière utilisée au moment de la prise de photo. Une multitude de travaux ont été réalisés dans ce but chacun a ses avantages et ses inconvénients. Nous allons les voir dans le chapitre suivant.

Chapitre 3

État de l'art

3.1 Introduction

La constance de couleur est la possibilité de reconnaître les couleurs des objets d'une scène en dépit de la couleur de la source lumineuse utilisée pour éclairer cette scène. Cette possibilité est une propriété du système visuel humain qui peut distinguer les couleurs des objets même avec différentes conditions d'illumination.



FIGURE 3.1: Exemples d'images de la même scène prise sous différentes conditions d'éclairage.

Sur les images de la figure 3.1 on peut clairement remarquer la différence

3.2 *Modèle biologique de la constance de la couleur*

de couleurs entre les images qui contiennent le même objet, à savoir la fleur jaune, mais qui dépendent de la couleur de la source lumineuse utilisée dans chacune des images au moment de la prise de la photo. Le système visuel humain peut toujours reconnaître la couleur jaune de la fleur même sous différentes contraintes d'illumination grâce à la caractéristique d'adaptation chromatique de notre système de vision biologique appelée aussi constance de couleur. Dans ce qui suit, nous expliquons le système visuel humain et le mécanisme biologique de constance de couleurs ainsi que les méthodes informatiques de constance de couleurs.

3.2 **Modèle biologique de la constance de la couleur**

La vision de la couleur par l'être humain est totalement dépendante de l'observateur. Chacun d'entre nous a sa propre perception de la couleur vue par son système visuel. Dans la nature il n'existe qu'un nombre "réduit" de couleurs qui sont les couleurs monochromatiques. Le cerveau humain ou encore la perception humaine de la couleur crée les autres couleurs. Par conséquent, tout problème de la vision des couleurs peut avoir son origine dans des dysfonctionnements au niveau de l'œil ou au niveau cérébral.

Aujourd'hui, les mécanismes physiologiques de l'œil et des récepteurs de la couleur sont relativement bien connus. Cependant, les mécanismes dont le cerveau traite la couleur et sa perception sont beaucoup moins connus et les théories dans cet axe de recherche sont en évolution rapide. Dès les premiers temps, l'être humain a été conscient de plusieurs phénomènes concernant sa vision des couleurs. Les peintres par exemple, avaient compris très tôt que certaines teintes peuvent être mélangées pour en produire d'autres couleurs très différentes des teintes utilisées initialement.

Le métamérisme est l'un des paradoxes très anciens qui a suscité la curiosité des scientifiques pour comprendre les mécanismes de vision de la couleur. Le métamérisme est présent sous différentes formes. Par exemple deux objets différents qui semblent avoir la même couleur sous un certain éclairage ou encore un même objet perçue comme avoir différentes couleurs sous deux éclairages qui semblent avoir la même couleur. Ce type de phénomène ne peut être expliqué en termes de longueur d'onde, parce qu'avec un spectromètre il est facile de déduire que les objets dans le premier exemple sont différents quelque soit l'éclairage. Dans le deuxième exemple aussi, un spectromètre est capable de distinguer qu'il s'agit de deux éclairages différents

3.2 *Modèle biologique de la constance de la couleur*

et qui semblent avoir la même couleur que pour le système visuel humain. Le premier savant qui a étudié ce phénomène est Newton après avoir décomposé la lumière blanche en plusieurs couleurs monochromatiques. Il a découvert que certaines couleurs comme par exemple le magenta n'existe pas parmi les couleurs résultantes de la décomposition de la lumière blanche. Il déduisit alors que cette couleur ne peut être que le mélange de deux couleurs monochromatiques. Ceci était le début de la théorie de la synthèse additive qui a été par la suite développée par Herman Gunther Grassman (1853) et James Clerk Maxwell (1855). La loi de Grassman suppose que le système visuel humain est trichromatique. Selon cette loi, le système visuel humain a trois propriétés : trichromie, additivité et dilatation. La trichromie stipule que toute couleur perçue par l'œil peut être reproduite par un mélange additif de trois couleurs primaires bien définies. L'additivité veut dire que la sensation colorée résultante d'un mélange additif de deux ou plusieurs lumières colorées est égale à la somme des couleurs primaires correspondant à chacune des lumières. La dernière propriété, à savoir, la dilatation suppose que si une couleur baisse ou augmente en intensité, il faut et il suffit pour retrouver la même sensation visuelle d'augmenter dans la même proportion les composants des trois primaires qui la composent. Ces propriétés ont fait par la suite les bases du modèle trichromique développé par Herman Von Helmholtz et utilisé dans plusieurs domaines dont la photographie couleur, la télévision et la photographie numérique.

En revanche, cette théorie n'a pas pu expliquer plusieurs phénomènes couleurs. Dès 1860, Ewald Herring constate expérimentalement qu'il existe des couleurs qui sont en opposition (jaune/bleu ou vert/rouge) et que le nombre de couleurs primaires doit être plus que trois couleurs. À cette époque, on voyait les deux théories comme contradictoires et incompatibles. Au milieu du XX^{me} siècles, de nouvelles connaissances sont apprises à propos de la physiologie de l'œil qui confirmaient la théorie trichromatique et donc marginalisaient la théorie de Herring. Quelques années plus tard, des découvertes scientifiques dans le domaine de la biologie ont montré que la théorie de Herring n'était pas complètement fausse. Mais elle expliquait plutôt les premières étapes du processus de vision couleur par le système nerveux.

La physiologie de l'œil ne commencera à être bien connue que dans les années 50s à partir des travaux de Gunnar Svaetichin. On voit sur la figure 3.2 la structure de l'œil, l'organe biologique qui joue le rôle d'un capteur de lumière. Elle est dotée d'un milieu transparent qui laisse passer la lumière et la couleur ainsi qu'un milieu opaque qui régule la lumière captée pour les prochaines étapes de vision. La lumière captée par l'œil se transforme plus tard à des signaux électriques qui vont être analysés par le cerveau pour

3.2 Modèle biologique de la constance de la couleur

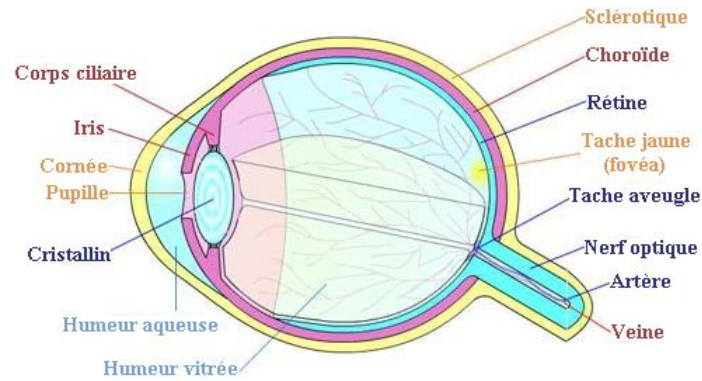


FIGURE 3.2: Structure de l'œil humain tiré de : <http://culturesciencesphysique.ens-lyon.fr/ressource/Oeil.xml>

distinguer les formes, les couleurs et les distances. Le système optique est formé principalement de la pupille, l'iris, la cornée et le cristallin qui assurent la netteté de l'image sur la rétine. En effet, l'œil se déplace pour aligner la fovéa, l'axe optique et l'objet regardé ce qui permet de régler la quantité de lumière qui va atteindre la rétine. La fovéa (appelée aussi tache jaune) est la région où la vision est la plus précise et sensible. Le spectre de longueurs d'ondes visibles par l'œil humain s'étale de $400nm$ (Violet) à $750nm$ (Rouge) où la sensibilité maximale sous la lumière de jour est atteinte à la longueur d'onde $550nm$ (Jaune-Vert). La figure 3.3 montre la réponse de l'œil à la lumière à différentes longueurs d'ondes sous l'éclairage clair (vision de jour ou cône) et l'éclairage sombre (vision nocturne ou bâtonnets). L'œil humain est un détecteur logarithmique [94] qui nous permet de voir les objets clairs (d'intensité I_1) et sombres (d'intensité I_2) dans la même scène. La différence apparente en intensité entre les deux objets est perçue comme le logarithme du ratio des intensités (*i.e.* $\log(I_1/I_2)$).

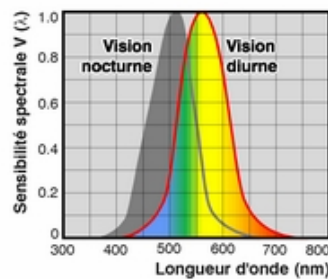


FIGURE 3.3: Réponse spectrale de l'œil, vision nocturne et diurne

3.2 Modèle biologique de la constance de la couleur

La forme et la distribution des bâtonnets et des cônes sur la rétine sont faites pour assurer le maximum de sensibilité en accord efficace avec les paramètres physiques de la lumière et l'optique du système visuel humain. Les cônes responsables de la réponse photométrique et chromatique, grâce à trois types de photo-pigments absorbant le bleu, le vert et le rouge. Ces cônes assurent une vision haute résolution sous les lumières claires appelée aussi vision diurne ou photopique. Ils sont denses sur la fovéa (tache de diamètre 0.5 mm) pourtant peu nombreux 5% du total des cellules photorécepteurs de la rétine. La répartition des trois types de photo-pigment n'est pas uniforme sur la fovéa. Il y en a 2% de photo-pigment bleus, 32% verts, et 64% rouges. Les bâtonnets, responsables de la vision nocturne (scotopique) sont très nombreux *i.e.* 95% des photorécepteurs de la rétine. Ils sont plus sensibles à la lumière que les cônes mais ne donnent pas d'information couleurs. C'est cette sensibilité aux très faibles éclaircissements qui fait que les bâtonnets peuvent assurer la discrimination des contrastes. Les bâtonnets sont 40 fois plus sensibles aux stimulations par la lumière que les cônes [94]. Au contraire des cônes, ils sont répartis hors la fovéa (*i.e.* responsables de la vision périphérique).

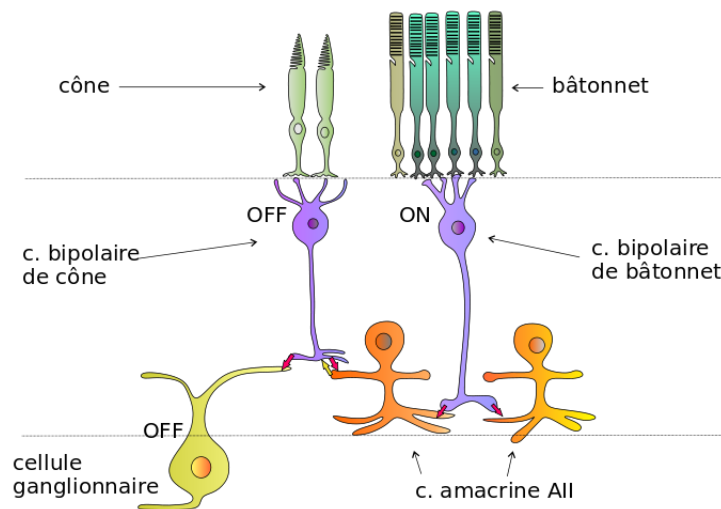


FIGURE 3.4: Structure des cônes et des bâtonnets sur la rétine de l'œil. (Image tiré de Wikipédia).

L'excitation des cônes par la lumière entraîne l'émission d'un signal électrique par ceux-ci. Le signal électrique transite alors par deux types de cellules

3.2 Modèle biologique de la constance de la couleur

nerveuses : les cellules bipolaires et les cellules ganglionnaires (voir figure 3.4). Le signal remonte à travers le nerf optique de l'œil jusqu'à la zone du cerveau responsable de l'analyse du signal qui est la zone V1 du Cortex visuel.

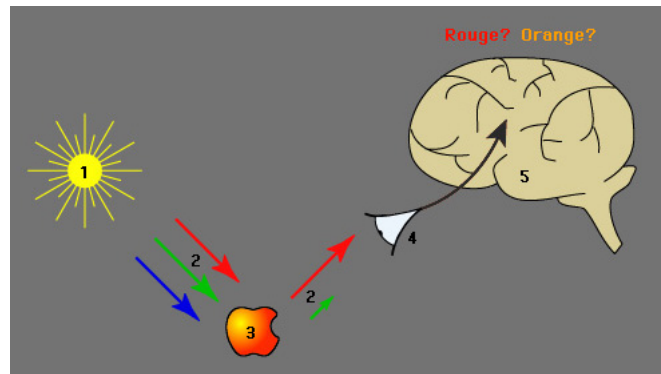


FIGURE 3.5: Perception de la couleur par le système visuel humain. Tiré de : http://vidisite.free.fr/mes_cours/doc-pdf/doccoul1.pdf

Il est important de signaler que le fonctionnement de cette zone n'est pas encore très bien compris. Certains tests faits par l'imagerie à résonance magnétique (IRM) montrent que les cellules de la zone V1 ont des propriétés complexes. Cette zone joue un rôle important dans l'analyse de l'information couleur à travers les cellules à double opposition (En anglais "double opponent cell"). Ces dernières ont été découvertes récemment chez l'homme et elles ont un fonctionnement très différent. La sortie positive à une cellule en double opposition est maximale quand la zone gauche reçoit un signal vert et la zone de droite reçoit un signal rouge. Elle sera aussi maximale dans le sens négatif si on inverse les signaux reçus par les zones gauches et droites. Dans le cas où les deux zones reçoivent un signal uniforme rouge ou encore vert, la sortie sera nulle.

Les cellules à double opposition sont adaptées pour reconnaître des différences de chrominance quelque soit l'éclairage ambiant. Dernièrement, des études ont montré que ces cellules sont responsables du phénomène de la consistance de couleur chez l'être humain. C'est cette propriété du système visuel humain qui permet à l'être humain de percevoir la même couleur d'objet quelle que soit la lumière ambiante.

3.3 Modèle calculatoire de la constance de la couleur

La constance de couleur computationnelle peut utiliser plusieurs approches pour aboutir à cette stabilité des couleurs perçues en présence de changement d'illumination. Les approches sont classifiées en deux grandes catégories : approches invariantes à la couleur d'illumination et approches d'estimation d'illuminant. Étant donné que l'objet de notre travail de thèse est l'estimation de l'illuminant, nous allons survoler différents descripteurs invariants à la couleur de l'illuminant et consacrer le reste de ce chapitre à la présentation de l'état de l'art des approches d'estimation de l'illuminant.

Les approches invariantes à la couleur d'illumination

Ces approches atteignent la constance de couleurs sans estimation explicite d'illuminant. Elles dérivent, par manipulations algébriques des données image, des quantités qui sont invariantes à la couleur de l'illumination de la scène. En effet, les couleurs de l'image dépendent de la couleur et de la géométrie de l'illuminant. Donc, pour reconnaître les objets dans les images en se basant sur leurs couleurs, ces dernières ne doivent pas dépendre de la couleur de l'illuminant ni de sa géométrie.

Dans le contexte de reconnaissance d'objet basée sur la couleur Funt *et al.* [59] étendent la méthode d'indexation d'objet de Swain *et al.* [108] pour une approche invariante aux changements d'illumination. Au contraire de la méthode de Swain *et al.*, ils proposent d'indexer la couleur par des descripteurs invariants à la couleur de l'illuminant en prenant le ratio des pixels voisins. En effet, les pixels voisins possèdent une propriété importante qui les rend les plus adéquats pour en calculer les invariants à l'illuminant. En théorie, la distribution spectrale de l'illumination est constante dans un petit voisinage, ce qui rend le laplacien des logarithmes de ces pixels constant aussi et par conséquent adéquat pour l'indexation. L'auteur dans [107] choisit de prendre les trois premiers moments de la distribution des couleurs dans chacun des plans comme descripteurs invariants à la couleur de l'illuminant. Finlayson *et al.* dans [45] traitent le problème de changement de la couleur de l'illuminant en proposant de décrire l'image par des descripteurs composés de six angles. Les six angles correspondent à trois angles entre les différents plans image et trois angles entre les plans contours couleurs. D'autres des-

3.3 Modèle calculatoire de la constance de la couleur

cripteurs invariants à la couleur et la géométrie de l'illuminant sont proposés par [13]. Les auteurs proposent l'utilisation d'un espace chromatique basé sur le logarithme des ratios des plans image pour en extraire des descripteurs invariants à la position et la couleur de l'illuminant. Dans un autre travail, Finlayson *et al.* [52] proposent une méthode pour rendre les couleurs de l'image indépendantes de la géométrie et de la couleur de l'illuminant. Ils introduisent la normalisation itérative de l'image qui converge toujours à une image normalisée indépendante de la couleur et de la géométrie de l'illuminant. Cependant, la question sur le besoin d'itérations pour la normalisation d'image était posée. Plusieurs travaux [63], [12], [44] ont pu éliminer la géométrie et la couleur de l'illuminant dans une seule étape. Ceci est réalisé en ramenant les trois plans image dans un espace autre que le RGB. Dans [44] par exemple, les auteurs ont remarqué que le changement de la géométrie de l'illuminant et de sa couleur est multiplicative dans le modèle de formation d'image. D'où vient l'idée d'utiliser l'espace $\log RGB$ pour rendre ces changements additifs. Dans la deuxième étape de leur algorithme, ils éliminent l'effet de ces changements additifs en utilisant des opérateurs de projections. L'ordre des réponses d'un capteur donné a été considéré comme un descripteur invariant aux changements d'illumination. Dans [43] il a été observé que l'ordre des réponses d'un capteur donné ne change pratiquement pas suite à un changement d'illumination ou un changement d'appareil photo même si les réponses de capteurs eux mêmes changent. Dans un travail récent [78], la relation entre les modes de distribution de couleur a été utilisée comme descripteur. Le but de travail était la ré-identification de personne, où les distributions de couleurs de chaque personne sont multimodales avec deux modes significatifs. Ces modes correspondent à différentes parties du corps, généralement le torse et les jambes. Les auteurs ont montré que les formes et les configurations relatives entre ces modes sont invariantes sous différentes conditions d'éclairage. Ce résultat permet de discriminer d'une façon invariante aux changements d'illumination les différentes personnes prises par la caméra.

L'utilisation d'une description de l'image qui est invariante à la couleur de l'illuminant peut servir dans différentes applications de vision par ordinateur, plus particulièrement la reconnaissance d'objet. Cependant, dans certaines applications l'information sur la couleur de l'illuminant est importante pour faire d'autres traitements et/ou décisions. Si on prend l'exemple d'ajustement de blanc au moment de la prise de photo, il est clair qu'un algorithme d'estimation de la couleur de l'illuminant à partir de l'image perçue par les capteurs permet de corriger les couleurs de cette image avant même la prise de l'image. L'algorithme utilisé actuellement pour l'ajustement de blanc

3.3 Modèle calculatoire de la constance de la couleur

dans la plupart des caméras est le Grey world. Plusieurs autres applications nécessitent l'information sur la couleur de l'illuminant, les applications de sécurité par vidéo-surveillance où les photos de scènes de crime nécessitent l'identification de la couleur de l'illuminant pour aider les agents de sécurité à identifier les objets et les personnes. En dehors du domaine informatique cette information est très utilisée par les gens qui luttent pour les écosystèmes [74, 86]. On peut utiliser cette information extraite de la photo d'une région donnée pour déterminer la couleur dominante de l'éclairage, la quantité de l'éclairage et les conséquences sur l'écologie et les écosystèmes.

Les approches d'estimation de l'illuminant

Ce type d'approches englobe toute les approches de constance de couleur où la constance est atteinte à travers l'estimation de l'illuminant de la scène dans un premier temps et la correction des couleurs de l'image en prenant en considération la couleur de l'illuminant estimée par la suite. Le résultat de la correction des couleurs de l'image en utilisant un algorithme d'estimation d'illuminant est nommé image canonique *i.e.* image prise sous la lumière blanche (canonique). Dans le cadre de cette thèse, nous discutons juste les approches d'estimation d'illuminant. Dans la suite de ce chapitre les différentes méthodes proposées pour estimer la couleur de l'illuminant seront présentées. Ainsi, une classification selon les hypothèses, les connaissances à priori, les espaces couleurs utilisés...etc est donnée. Le tableau 3.1 présente un aperçu des méthodes d'estimation d'illuminant. Pour chaque approche, la connaissance requise, l'espace couleur utilisé, la stratégie adoptée, les collections d'images sur lesquelles ces approches sont évaluées et les erreurs correspondantes sont données. À partir de ce tableau, on peut noter que les algorithmes peuvent utiliser des espaces couleurs 2D ou 3D et ils sont généralement évalués sur des collections d'images communes. Cependant, ils diffèrent principalement par la connaissance à priori exploitée et la stratégie adoptée. La connaissance à priori peut être des hypothèses faites sur les modèles de réflexion, la distribution de couleurs dans l'image et/ou le pré-traitement de l'image. En se basant sur la connaissance à priori adoptée, nous divisons les approches d'estimations d'illuminant en deux classes principales : approches basées sur le modèle dichromatique et approches basées sur le modèle lambertian. De même, nous pouvons subdiviser les approches lambertiennes selon les stratégies adoptées en deux classes : les approches à paramètres statiques et approches basées sur l'apprentissage. Dans la suite de ce chapitre nous allons voir les approches les plus importantes dans chacune de ces catégories.

3.3 Modèle calculatoire de la constance de la couleur

Tableau 3.1: Description de quelques algorithmes avec leurs scores de performance en termes d'erreur angulaire médiane et moyenne. Notez que les meilleurs scores de chaque algorithme sont reportés.

Algo	Données, Connaissance à priori	Espace couleur	Stratégie	Performance	Classe
[49]	Source lumineuse unique, réflectance lambertienne, chromaticités image, chromaticité d'illuminant équiprobables	$(\sqrt[3]{\frac{R}{G}}, \sqrt[3]{\frac{B}{G}})$	Corrélation et probabilité	SFU Lab (3.2°, 6.6°)	Apprentissage
[53]	Source lumineuse unique, réflectance lambertienne	RGB	Moyenne pondérée des intensités de pixels en utilisant la norme de Minkowsky	Color Checker (5.3°, 7.0°), Grey Ball (5.3°, 6.1°), SFU Lab (3.7°, 6.4°)	Statique
[115]	Source lumineuse unique, réflectance lambertienne, dérivées image	RGB	Moyenne pondérée des dérivées image en utilisant la norme de Minkowsky	Color Checker (5.2°, 7.0°), Grey Ball (4.7°, 5.9°), SFU Lab (3.2°, 5.6°)	Statique
[27]	Source lumineuse unique, réflectance lambertienne, espace chromatique échantillonné	(r,g)	Réseaux de neurones	SFU Lab (7.8°, 9.2°)	Apprentissage
[14]	Sources lumineuses multiples, réflectance lambertienne, régions de peau, illumination uniforme sur visages	RGB	Gamut mapping sur les pixels de la peau	Cambridge Portrait (1.8°, 2.3°), Milan portrait (2.0°, 2.6°)	Apprentissage
[41]	Source lumineuse unique, réflectance lambertienne, Modèle géométrique de scène 3D	RGB	Sélection de l'algorithme d'estimation entre quatre algorithmes existants en utilisant la géométrie 3D apprise	Linear Color Checker (2.2°, 2.8°), Grey Ball (2.6°, 3.9°)	Apprentissage, Hybride

3.3 Modèle calculatoire de la constance de la couleur

[105]	Source lumineuse unique, réflectance dichromatique	RGB	Intersection des plans dichromatiques en utilisant la transformée de Hough	SFU Lab (1.7°, - -)	Statique
[113]	Sources lumineuses multiples, réflectance lambertienne, régions d'image	(r,g)	Sélection à partir d'apprentissage sur les surfaces de la vérité terrain	Color Checker (2.3°, 3.1°), Grey Ball	Apprentissage
[40]	Source lumineuse unique, réflectance dichromatique	(r,g)	Sélection de la moyenne géométrique des pixels spéculaires	Color Checker, Grey Ball, SFU Lab (1.9°, 4.3°)	Statique
[54]	Source lumineuse unique, réflectance lambertienne, gamut canonique	RGB	Sélection du mapping qui ramène le input gamut complètement dans le gamut canonique	Color Checker, Grey Ball, SFU Lab (2.1°, 3.6°)	Apprentissage
Nos Algos.	Sources lumineuses multiples, source lumineuse unique, réflectance dichromatique, hypothèse de dispersion maximale de projections, le gamut raffiné	RGB	Sélection du vecteur propre qui correspond à la valeur propre maximale de la matrice du produit interne de couleurs	Color Checker (4.9°, 6.3°), Grey Ball (6.1°, 5.1°), SFU Lab (2.4°, 5.7°)	Statique

3.3.1 Approches lambertiennes

3.3.1.1 Approches à paramètres statiques

Les approches lambertiennes ne prennent en compte que les surfaces dites lambertiennes [99]. Le modèle lambertien de formation d'image suppose que les surfaces sont homogènes et reflètent la lumière incidente équitablement dans toutes les directions. La grande majorité des approches d'estimation de l'illuminant est basée sur le modèle lambertien. Selon la nature des paramètres des approches, on peut les subdiviser en approches basées sur des paramètres statiques et approches basées sur l'apprentissage de paramètres. Ayant les paramètres statiques, les approches essaient de s'investir dans des hypothèses sur les distributions des pixels dans l'image [24, 81, 53, 29, 28] pour résoudre le problème d'estimation d'illuminant. D'autres approches essaient d'investiguer dans les interdépendances de pixels [115],[31], [29], [66]

3.3 Modèle calculatoire de la constance de la couleur

et passent alors à des ordres de différenciation en exploitant les pixels de contours. Les détails des approches dans les deux sous catégories sont donnés dans la suite.

3.3.1.1.1 Approches basées sur la distribution de pixels

Hypothèse du monde gris : l'hypothèse la plus connue et la plus ancienne dans la littérature d'estimation de la couleur de l'illuminant. l'hypothèse "Grey World" [24] suppose que la réflectance moyenne d'une scène sous un éclairage neutre est achromatique. Ceci est dit, toutes déviations de cette moyenne grise est due à l'effet de la couleur de l'illuminant. Ce qui implique que la couleur de l'illuminant observé n'est rien que la moyenne des couleurs de l'image en question (équation 3.1). En plus de sa simplicité il en existe plusieurs variantes. Les auteurs des algorithmes [62], [7] par exemple, trouvent que la segmentation d'images et le calcul des couleurs moyennes de toutes les régions peut améliorer le rendement de l'algorithme du monde gris en réduisant l'échec de ce dernier face aux larges surfaces de couleurs uniformes.

$$\int f_c(x) dx = ke_c \quad (3.1)$$

Autres travaux [118], [87] cherchent à identifier les surfaces grises intrinsèques dans l'image en essayant de trouver les surfaces sous un illuminant donné qui peuvent apparaître grises sous un illuminant blanc. L'algorithme *GSI (Gray Surface Identification)* [118] se base sur l'hypothèse du monde gris et cherche à identifier les surfaces grises dans la scène pour calculer leurs moyenne comme illuminant estimé. Il est important de différencier alors entre les surfaces de l'image qui sont vraiment grises sous une illumination canonique et celles qui nous paraissent grises sous un illuminant inconnu alors qu'elles ne le sont pas réellement. Pour identifier les surfaces grises dans l'image les auteurs utilisent un système de coordonnées couleur basé sur les travaux de Finlayson *et al.* [48]. Dans leurs travail, Finlayson *et al.* ont prouvé que la variation de la température ou de l'intensité de la couleur d'une surface cause la variation de ($\log R$, $\log G$, $\log B$) dans un plan. Ils proposent alors un nouveau système de coordonnées *LIS (Luminance, Illumination color, Surface reflectance color)* qui représente l'illumination, l'intensité et la réflectance séparément. Ce sont les trois paramètres physiques qui permettent de générer n'importe quelle couleur. Les expériences faites montrent qu'avec le système de coordonnées LIS, les pixels avec une coordonnée S à zéro sont généralement des pixels gris. Ces pixels ne sont pas justes des pixels gris dans l'espace RGB mais ce sont des pixels qui représentent des surfaces achroma-

3.3 Modèle calculatoire de la constance de la couleur

tiques. La moyenne des pixels achromatiques dans l'espace RGB est la couleur estimée de l'illuminant. Cependant, la transformation de l'espace couleur RGB vers le système LIS ne peut être effectuée que si la caméra utilisée est calibrée sinon l'identification va échouer. Les auteurs de [87] proposent alors une approche itérative pour l'identification de surfaces achromatiques à partir de l'image elle-même. Dans les approches qui sont basées sur l'hypothèse du monde gris comme l'algorithme "Grey world" et "Shade of grey" tous les pixels de l'image sont utilisés pour l'estimation de l'illuminant. Par contre, dans le travail [87], on utilise juste les surfaces grises détectées.

Hypothèse du patch blanc [81] : est aussi une hypothèse très connue qui suppose qu'une réponse maximale sur les trois plans couleurs RGB est due à une réflexion parfaite (*i.e.* un réflecteur parfait) qui reflète toute la lumière incidente. La couleur de l'illuminant observé est alors la couleur de cette réflectance maximale causée par une surface qui était blanche à l'origine ou à une réflexion spéculaire. En effet, l'algorithme Max-RGB (appelé aussi white patch) est une implémentation directe de cette hypothèse en considérant les trois plans images séparément pour le calcul de l'illuminant estimé.

$$\max_x f_c(x) dx = k e_c \quad (3.2)$$

Une utilisation pratique de cet algorithme ne semble pas avoir le même succès théorique ; la principale cause est le bruit dans les images et la troncature due à la saturation des capteurs de la caméra. N'oublions pas aussi qu'une réponse maximale d'un canal peut ne pas représenter la couleur de l'illuminant. Pour palier à ces problèmes du Max-RGB, d'autres variantes procèdent à des pré-traitements sur les images pour améliorer d'avantages les résultats de l'estimation de l'illuminant. L'auteur dans [64] propose une amélioration des approches : Max-RGB et Monde gris à travers un lissage de l'image avant de sélectionner le maximum des ses trois canaux couleur R, G et B comme illuminant. Ce lissage sert à prendre la moyenne dans la région du voisinage d'un pixel. Par conséquent, lorsqu'on agrandit la région du voisinage, le lissage revient à prendre la moyenne de tous les pixels que n'est rien que l'algorithme Grey world. L'opération de lissage est donc juste une autre façon de combiner l'algorithme du Grey world avec celui du Max-RGB. L'algorithme Shades of gray [53] propose un autre type de lissage en utilisant un filtre gaussien de moyenne zéro et de déviation standard σ , ce filtre calcule pour chaque voisinage une moyenne pondérée ou encore, la norme Minkowski de tous les pixels dans ce voisinage. Après le lissage, on cherche à extraire les valeurs maximales dans chaque canal couleur comme illuminant. On peut remarquer aussi que la valeur de déviation standard σ donne un compromis entre les algorithmes de MaxRGB ($\sigma = 0$) et du Grey world ($\sigma = \infty$). Ceci

3.3 *Modèle calculatoire de la constance de la couleur*

renforce d'avantage la performance sachant que la couleur de l'illuminant est quelque part entre la moyenne et le maximum des canaux couleurs.

Cependant, les auteurs dans [57] se posent la question : « Est-ce que la performance du Max-RGB est si médiocre comme elle a été reportée dans la littérature ? ». En réponse à leurs question, ils proposent une réhabilitation de l'algorithme Max-RGB. En effet, l'algorithme Max-RGB et la théorie de Retinex s'appuient sur l'hypothèse qui suppose que : soit la scène inclue une surface blanche soit elle contient des surfaces qui reflètent toute la lumière sur les trois canaux de couleur RGB. Le problème c'est que nos caméras ne captent pas pratiquement toute la dynamique de la scène. De ce fait, les valeurs RGB maximales présentes dans l'image numérique ne représentent pas les vraies valeurs dans la scène. Il est à noter aussi que trois simples pré-traitements peuvent améliorer considérablement la performance de l'algorithme Max-RGB. Ces derniers sont : la suppression des pixels clippés, l'utilisation d'un filtre médian 5×5 et le cisaillement à 64×64 pixels en utilisant l'interpolation bi-cubique (celle implémentée sur Matlab avec la fonction `imresize`). Les résultats obtenus montrent que ces améliorations simples donnent des résultats similaires aux approches les plus complexes de constance de couleurs proposées dans la littérature.

Le problème de la dynamique image a été aussi traité par [56]. Une nouvelle collection d'images de large dynamique (en anglais images HDR High Dynamic Range) a été crée pour réévaluer le rendement de l'algorithme Max-RGB en l'absence de pixels clippés. Les images à large dynamique sont des images dont on peut représenter de nombreux niveaux d'intensité lumineuse. Il a été prouvé que la dynamique de l'image ainsi que les pré-traitements sur l'image influencent considérablement les performances de l'algorithme Max-RGB et que cet algorithme a été testé d'une manière un peu "injuste" dans la littérature.

Les deux hypothèses du monde gris et du patch blanc font finalement partie d'un framework [53] qui les combine avec l'algorithme de Shades of Grey. La norme de Minkowski a été utilisée pour prouver que les algorithmes du monde gris et du patch blanc ne sont que des cas spéciaux d'un framework plus général (équation 3.3). En prenant l'ordre $p = 1$, l'illuminant revient donc à la moyenne de $f(x)$ qui n'est rien que l'algorithme du monde gris. Avec $p = \infty$, l'illuminant est le maximum de $f(x)$ qui est l'algorithme du patch blanc. Dans ce framework, on fait généralement varier le p , la norme de Minkowski jusqu'à tomber sur la bonne valeur pour une collection d'images donnée. Ceci signifie que ce paramètre n'est pas toujours le même pour toutes les collections d'images. Les approches discutées auparavant sont basées sur la distribution des couleurs dans l'image, d'autres approches exploitent les

3.3 Modèle calculatoire de la constance de la couleur

dérivées de l'image pour l'estimation de l'illuminant [115].

$$\left(\int f_c^p(x) dx\right)^{\frac{1}{p}} = ke_c \quad (3.3)$$

3.3.1.1.2 Approches basées sur les dérivées de l'image

Weijer dans [115] présente l'algorithme Grey-Edge qui met dans un nouveau framework (équation 3.4) les dérivées du premier et du second ordre de l'image. Ils proposent l'hypothèse qui suppose que : "la moyenne des différences de réflectances dans une scène est achromatique".

$$\left(\int \left|\frac{\partial^n f_{c,\sigma}(x)}{\partial x^n}\right|^p dx\right)^{\frac{1}{p}} = ke_c \quad (3.4)$$

Où $|\cdot|$ représente la norme de frobenius, $c = R, G, B$, n est l'ordre de dérivation et P est l'ordre de la norme de minkowsky.

Les pixels de contours sont aussi utilisés pour remédier au problème de larges surfaces de couleur uniforme qui influencent la performance de l'algorithme Grey world [31]. La solution proposée repose essentiellement sur l'utilisation des pixels de contours pour l'estimation de l'illuminant au lieu de tous les pixels de l'image avec l'ajout de contraintes sur l'illuminant estimé. L'algorithme proposé détecte d'abord les pixels de contours dans l'image et ne garde de ces derniers que les pixels qui ont une luminance moyenne. Pour les auteurs de cet algorithme, ces pixels sont plus importants pour l'estimation de l'illuminant que les pixels sombres ou clairs. Ceci ne garantit pas que le problème de larges surfaces uniformes soit totalement résolu, car mêmes les textures dans les images texturées ont des couleurs similaires. Ceci est dit, les auteurs proposent l'utilisation d'une contrainte sur l'illuminant estimé sous forme d'une certaine distance statistique du Planckian Locus pour éviter le problème de couleur dominante. À partir des pixels de contour détectés, ils déterminent les valeurs de la moyenne et de la déviation standard de ces chromaticités. Ensuite - en utilisant la moyenne et la déviation des chromaticités - ils extraient les pixels achromatiques de l'image. Dans la dernière phase, ils calculent la chromaticité moyenne des pixels achromatiques comme illuminant estimé. Pour assurer de meilleurs résultats, les auteurs modélisent les illuminants physiquement réalisables par le Planckian locus. Ils se sont basés sur les travaux qui affirment que ce locus regroupe la plupart des illuminants naturels et même artificiels pour mettre une contrainte sur les illuminants estimés. Par conséquent, ils excluent les couleurs d'illuminants qui ne sont pas physiquement réalisables. Cet algorithme profite de la simplicité et la

3.3 Modèle calculatoire de la constance de la couleur

rapidité de l'algorithme Grey world tout en restant fiable dans l'estimation de l'illuminant à travers l'exclusion de tous les pixels hors contours d'objets et l'introduction de contraintes pour estimer des illuminants physiquement réalisables.

Chakrabati *et al.* [29] critiquent les approches qui traitent l'image comme un sac de pixels et qui visent une constance de couleurs à travers ce paradigme. Ils proposent par ailleurs de modéliser explicitement les dépendances spatiales entre les pixels en utilisant un modèle statistique. Ils présentent alors une méthode qui estime l'illuminant par l'analyse spatio-spectrale des statistiques des images couleurs. Ces statistiques sont issues d'un processus d'apprentissage sur des images prises sous un illuminant connu. Par la suite, pour estimer l'illuminant d'une image prise sous un illuminant inconnu on peut tout simplement la mapper vers sa représentation invariante en utilisant le modèle conçu par apprentissage. L'avantage de cette approche par rapport aux approches statistiques citées auparavant est qu'elle peut apprendre les dépendances entre les pixels d'une manière plus efficace mais à condition que la partie d'apprentissage doit se faire sur une large collections d'images.

Une autre approche propose de ne pas traiter tous les pixels de contours de la même manière [66]. Elle propose de classifier les contours de l'image selon leurs réflectances comme des contours matériels, contours d'ombre/d'ombrage, contours spéculaires, . . . etc. Les auteurs de cette approche ont analysé cinq types de contours pour voir l'effet du choix de contours sur les performances de l'estimation de l'illuminant. Le résultat était : différents types de contours peuvent avoir diverses quantités d'information. Par conséquent, une pondération des contours utilisés a été proposée, l'algorithme résultant est nommé Weighted Grey-Edge. Selon les auteurs de l'algorithme, la performance de l'estimation est meilleure en utilisant des contours d'ombre qu'en utilisant des contours matériels. Les contours spéculaires, par contre, semblent donner presque la performance idéale du fait que ces derniers vont avec la couleur de la lumière. Ceci est dit, un schéma de pondération basé sur le modèle physique de réflectance qui favorise les contours spéculaires a été introduit. Cependant, le problème de détournage de couleurs fait que l'approche perd de sa performance en pratique. Les contours spéculaires peuvent être remplacés par les contours d'ombres qui contiennent plus de variances et qui sont aussi alignés avec la couleur de la lumière. La dégradation de performance en utilisant les contours d'ombres est numériquement plus acceptable que celle en utilisant les contours spéculaires. Les contours matériels de leur part varient beaucoup, ce qui fait que la performance de l'estimation varie beaucoup aussi. Donc, finalement on peut opter pour les contours d'ombres pour une

3.3 Modèle calculatoire de la constance de la couleur

meilleure estimation d'illuminant. Cet algorithme de pondération de contours bien qu'il donne des bonnes estimations, il reste un peu compliqué quand à la distribution des poids.

3.3.1.2 Approches basées sur l'apprentissage des paramètres

Les algorithmes d'estimation d'illuminant basés sur l'apprentissage des paramètres de l'algorithme à partir de collections d'images sont introduits pour la première fois par Forsyth [54]. L'idée était de définir le gamut canonique comme l'ensemble de toutes les couleurs qui peuvent apparaître sous une lumière canonique (*i.e.* blanche). Ce gamut est appris à partir des données d'apprentissage. Alors que, les couleurs observées sous un illuminant inconnu forment ce qu'on appelle le gamut d'entrée. À partir des deux gamuts, on cherche tous les mappings possibles qui peuvent inclure complètement le gamut d'entrée dans le gamut canonique. L'ensemble de ces mappings est formé sur la base du modèle diagonal de Von Kries [46] et il est couramment appelé l'ensemble des mappings réalisables. L'illuminant estimé peut alors être sélectionné comme le mapping qui produit le plus large gamut [54] ou tout simplement une moyenne pondérée de l'ensemble des mappings réalisables [6]. Toutefois, le modèle diagonal n'est pas toujours un modèle valide pour les changements d'illumination. Donc, les approches qui reposent sur ce modèle peuvent générer une solution nulle. Une solution à ce problème a été proposée par Finlayson *et al.* [50] qui évite l'utilisation explicite du modèle diagonal de changement d'illumination. Les auteurs s'adressent au problème en tant que problème de classification d'illuminants en définissant a priori un ensemble d'illuminants probables pour garantir la présence d'une solution. L'illuminant probable est représenté par le gamut des couleurs observables sous cet illuminant. Les illuminants dans une image sont donc classés en déterminant le meilleur illuminant probable. Cet illuminant est celui qui a le gamut le plus consistant avec les données de l'image en question. Plusieurs autres extensions de ce principe ont été utilisées par la suite pour concevoir des algorithmes d'estimation d'illuminant. Gijzen *et al.* utilisent les dérivées de l'image représentées par les $n - jet$ locaux plutôt que les intensités de pixels pour construire le gamut canonique. Les auteurs sont basés sur l'hypothèse qui dit : "si on peut observer deux couleurs sous un illuminant donné, alors toutes les couleurs qui sont entre ces deux couleurs peuvent être aussi observées sous le même illuminant". L'hypothèse est expliquée par le fait que le gamut formé par toutes les couleurs probables observables sous un illuminant donné forment une enveloppe convexe. D'autres travaux [14] utilisent même les pixels de visage pour la construction du gamut canonique. Dans ce dernier cas, le gamut canonique est construit en observant - autant que

3.3 Modèle calculatoire de la constance de la couleur

possible - des visages humains sous des conditions d'éclairage canonique. Le principal inconvénient de cette méthode est l'absence de visages dans certaines images. Dans de telles situations, les auteurs proposent de prendre l'estimation de n'importe quel algorithme de l'état de l'art.

Une méthode similaire est proposée dans [49], mais qui utilise les matrices de corrélation entre les illuminants probables et les chromaticités des surfaces existantes dans l'image en question. Cette méthode utilise l'information a priori sur la caméra utilisée pour capter l'image, afin de déterminer quelles sont les couleurs qui peuvent apparaître sous un illuminant probable donné. Ayant cette information en main, l'étape suivante consiste à corréliser cette information avec les couleurs existantes dans l'image en question. Ceci donne les probabilités que chacun des illuminants probables a été la source lumineuse de la scène. À la fin, les probabilités calculées sont utilisées pour choisir une seule estimation de l'illuminant de la scène.

Les réseaux de neurones sont aussi utilisés pour résoudre le problème d'estimation d'illuminant. Ils ont été présentés pour la première fois par Cardei *et al.* dans [27]. Les réseaux de neurones apprennent le lien entre les couleurs de l'image et la couleur de l'illuminant de cette image. Dans un travail récent de Bianco *et al.* [16], les réseaux de neurones convolutionnels CNN sont utilisés sur l'image divisée en bloc. Le réseau de neurone proposé utilise comme fonction d'activation les unités ReLUs (Rectified Linear Units) qui sont supposées permettre un apprentissage plusieurs fois plus rapide que l'utilisation d'unité *tanh*. Les différentes estimations par bloc image sont par la suite combinées pour former un illuminant global de l'image. Le lien qui peut exister entre les histogrammes couleurs de l'image et les illuminants peut aussi être appris en utilisant les machines à vecteurs de support (Support vector machine en anglais "SVR") [58]. Dans ce travail il a été démontré que les SVRs sont aussi performants que les réseaux de neurones. En effet, les réseaux de neurones et les SVRs sont considérées comme des approches d'apprentissage non linéaires. Une première utilisation d'une approche d'apprentissage linéaire [2] a amélioré les scores fournis par les approches d'apprentissage non linéaires.

D'un point de vue probabiliste, on peut modéliser les relations entre illuminant, surface et réponse de capteur. Il est tout à fait possible de construire les distributions a priori qui décrivent la probabilité qu'un illuminant et une réflectance donnés existent dans le monde. La règle de Bayes peut donc être utilisée pour calculer les distributions a posteriori des illuminants et des réflectances de la scène en observant les réponses de capteurs [23]. Les auteurs supposent que les distributions des réflectances sont a priori gaussiennes et que les réflectances de différents pixels sont indépendantes. Ils proposent alors une nouvelle approche pour obtenir une seule estimation d'illuminant à partir d'une distribution a posteriori en intégrant les densités de probabilités

3.3 Modèle calculatoire de la constance de la couleur

locales. Une amélioration de l'algorithme bayésien [102] utilise des modèles de distributions de réflectances non gaussiens et suppose que les réflectances ne sont pas indépendantes mais plutôt échangeables. Encore une amélioration de l'approche proposée dans [102] est proposée par Gehler *et al.* [61]. La principale différence entre la dite amélioration et l'approche proposée par Rosenberg *et al.* [102] est l'utilisation d'une distribution d'illuminants à priori empirique au lieu de choisir une distribution d'illuminants à priori uniforme. Les distributions à priori empiriques ont amélioré les scores des approches bayésiennes parce qu'elles sont estimées à partir d'une large collection d'images réelles qui a été proposée dans le même travail.

Une autre alternative [113] est d'apprendre la couleur de l'illuminant directement de la vérité terrain des collections d'images existantes. En effet, la méthode est basée sur la segmentation des images d'apprentissage en surfaces. La segmentation est faite selon des descripteurs de texture et de couleur. De ce fait, chaque surface dans la collection d'apprentissage est représentée par un modèle de surface. Pour estimer l'illuminant d'une image de test, une segmentation de cette dernière doit être d'abord faite. Les différentes surfaces résultantes de la segmentation doivent être aussi représentées par des modèles tel qu'il était le cas avec les surfaces au moment de l'apprentissage. Ensuite, pour chaque modèle de surface de l'image de test, on cherche les dix plus proches modèles de surface d'apprentissage. Un classifieur du plus proche voisin basé sur la distance de Khi-deux est utilisé pour déterminer les dix voisins les plus proches. L'estimation finale de la couleur de l'illuminant est alors la moyenne ou la médiane après l'élimination des valeurs aberrantes des dix illuminants de surface. Cette méthode permet donc d'estimer un illuminant par surface, ce qui veut dire que l'algorithme [113] est un estimateur multi-illuminant.

La conclusion faite par plusieurs chercheurs est qu'aucun algorithme proposé dans la littérature n'est meilleur que tous les autres. Chacun des algorithmes est performant sur certaines images et manque de performance sur d'autres. Une tendance légitime alors est de prendre une combinaison d'algorithmes ([15], [26], [104], [64],[69], [68], [41], [91]) de différentes performances au lieu de les prendre séparément. La combinaison peut être faite de différentes manières. On peut par exemple combiner (linéairement ou non) juste les sorties des différents algorithmes [26]. Il est aussi possible de combiner les sorties de différents types d'algorithmes [104] (*i.e.* algorithme statistique et physique). Une manière plus intelligente de combinaison serait la combinaison des algorithmes adéquats différemment pour chacune des images de test [64, 69, 41, 15]. L'identification du meilleur algorithme peut être faite

3.3 Modèle calculatoire de la constance de la couleur

par l'apprentissage avec des arbres de décisions [15]. Il est également possible de caractériser statistiquement l'image en question selon son contenu pour choisir le meilleur algorithme selon ces caractéristiques [64, 69, 41, 15]. Certains travaux [64, 69] modélisent le contenu image par une distribution de Weibull où la largeur de la distribution représente le contraste de l'image et la forme de pic représente la texture de l'image. Une fois la caractérisation des images par leurs distributions de Weibull est faite, elles seront classées en utilisant un classifieur K -means [64] ou également un classifieur basé sur les mélanges de gaussiennes [69]. L'algorithme d'estimation d'illuminant le plus adéquat est par la suite choisi pour chaque classe d'image. Le choix est basé sur la distance entre les estimations des algorithmes pour les différentes images de la même classe. Les différentes images peuvent être classées aussi par leurs géométries 3D [91, 90, 41]. Ces algorithmes exploitent la relation entre la profondeur, les statistiques de l'image et les illuminants de la scène. Il a été démontré que les statistiques de l'image sont influencées par les modèles de profondeur. Par exemple, le rapport signal bruit diminue quand la profondeur augmente. De tels attributs sont naturellement corrélés avec le problème de l'estimation de l'illuminant. Ceci est dit, la caractérisation de l'image par sa géométrie 3D permet d'exploiter les statistiques de l'image par modèle 3D/région/segment pour sélectionner le meilleur algorithme d'estimation d'illuminant. L'algorithme exploite l'information de profondeur sachant que les objets les plus proches dans l'image sont les plus proches de la source lumineuse. Cette information de profondeur est exploitée aussi pour estimer de multiples illuminants par image de test, ce qui donne aussi un estimateur multi-illuminant.

Nous avons remarqué que la combinaison des algorithmes pour des fins d'amélioration des scores des méthodes prises séparément a donné naissance à plusieurs algorithmes qui estiment plusieurs illuminants par image (estimateur d'illuminants multiples). Ces résultats ont poussé les auteurs à proposer d'autres algorithmes [68, 11] conçus spécifiquement pour estimer des illuminants multiples pour la même image. Ils ne sont pas basés sur des modèles d'illumination qui tiennent compte de la distribution non-uniforme de l'illumination à travers la scène. Plutôt, ces approches divisent l'images en blocs qui sont supposés avoir une illumination uniforme. Pour chacun des blocs de l'image une estimation d'illuminant local est générée en utilisant un des algorithmes du framework [115]. De cette manière à chaque bloc correspond un illuminant ce qui n'est pas tout à fait réaliste. En effet, le nombre d'illuminants par image est beaucoup plus petit que le nombre de blocs par image. Alors, un algorithme de classement (*i.e.* K -means) est utilisé par la suite pour classer les estimations en k classes qui correspondent aux nombre

3.3 Modèle calculatoire de la constance de la couleur

d'illuminants dans la scène. Une fois les illuminants de la scène connus, il est indispensable de connaître leur distribution dans l'image de test à travers la rétro-projection (en anglais "back-projection"). La dernière étape avec ce type d'algorithme est la correction des couleurs de l'image par pixel en se basant sur la matrice des estimations. Le même principe est utilisé dans [11] mais avec l'introduction de champs markoviens conditionnels (en anglais Conditional Random Fields "CRF") où les nœuds du graphe représentent les blocs de l'image, les étiquettes correspondent aux illuminants locaux et les contours relient les blocs voisins. Dans de telle situation, l'estimation d'illuminant local revient à retrouver le maximum à posteriori de l'étiquette CRF.

Toutes les approches discutées auparavant reposent sur le modèle lambertien de formation d'image. Dans le reste de ce chapitre, un autre type d'approches est présenté. Il s'agit d'approches dichromatiques basées sur le modèle dichromatique de formation d'image.

3.3.2 Approches dichromatiques

Le modèle de réflexion lambertien suppose que les surfaces sont parfaitement mates. Toutefois, on peut se retrouver dans la vie réelle avec des surfaces qui ne vérifient pas cette hypothèse. Dans le monde physique, les matières sont non homogènes et en fonction de l'angle de vue, les surfaces peuvent apparaître plus ou moins brillantes, ce qui ne peut pas être pris en compte par le modèle lambertien. En revanche, le modèle dichromatique de réflexion suppose que les matières sont non homogènes. Donc le résultat de l'interaction de la lumière incidente avec la surface génère deux composantes de lumières. La composante diffuse fonction de la réflectance de la surface et la composante spéculaire. Étant donné que l'indice de réfraction est relativement constant sur le spectre visible, la réflexion à la surface de la matière (*i.e.* réflexion spéculaire) est donc supposée constante par rapport à la longueur d'onde et ayant la même composition spectrale que la lumière incidente. La partie restante de la lumière incidente - celle qui n'a pas été reflétée par la surface - est diffusée à l'intérieur du corps de la matière sous la surface. Cette lumière est soit absorbée, transmise ou ré-émise à travers la matière. Ceci est la réflexion du corps qui a une composition spectrale différente de celle de la lumière incidente. Ce modèle de formation d'image est plus général que le modèle lambertien et donc pas mal d'approches sont basées sur lui pour une meilleure estimation de l'illuminant. Les méthodes adoptant le modèle dichromatique de réflexion exploitent l'information sur l'interaction physique entre la source lumineuse et les surfaces de la scène d'où vient leur nom. Ces approches physiques font l'hypothèse suivante :

3.3 Modèle calculatoire de la constance de la couleur

"tous les pixels d'une surface forment un plan dans l'espace RGB". Ceci est dit, s'il y en a plusieurs plans qui représentent plusieurs surfaces dans la scène donc, leur intersection est considérée comme la couleur de l'illuminant.

L'idée basique derrière les premières approches dichromatiques est l'utilisation du contenu spéculaire de l'image [71, 83, 110, 109] pour l'estimation de la couleur de l'illuminant. Ces approches cherchent principalement les pixels de l'image où le facteur de la composante diffuse est proche du zéro. La couleur de ces pixels est alors très proche de la couleur de l'illuminant de l'image. Leur problème est par contre la difficulté de détecter le contenu spéculaire surtout en présence d'écrêtage de la couleur. Ce dernier étant lié aux limitations physiques des instruments de photographie qui rend ces approches peu pratiques. Une autre façon d'utiliser la composante spéculaire de réflexion est de segmenter les pixels de l'image en surfaces distinctes. Par la suite, toutes les surfaces sont projetées dans l'espace dichromatique comme des plans. L'espace dichromatique étant formé par un seul axe spéculaire qui représente la couleur de l'illuminant et plusieurs axes diffus chacun représente une surface de la scène. Selon l'hypothèse d'illuminant unique et ce qui a été appelé par [84] le modèle de réflexion neutre, Lee [83] explique la relation entre les couleurs de surfaces sur le diagramme de chromaticité CIE 1931 (x,y). Sur ce diagramme, si deux lumières sont combinées de différentes proportions de mixtures additives, les chromaticités des mixtures vont se situer sur la même ligne droite reliant les deux points représentant les lumières. En conséquence, les coordonnées de couleurs provenant de différents endroits de la même surface vont tomber sur la ligne reliant le point de l'illuminant et le point de surface. Ceci est expliqué par le fait que la lumière reflétée par une surface uniforme est une mixture de composante spéculaire (*i.e.* couleur de l'illuminant) et de composante diffuse (*i.e.* . couleur de la surface). Partant du même modèle dichromatique, Tominaga *et al.* [110] prend l'intersection des plans des surfaces comme le vecteur le plus proche du vecteur illuminant de l'image. L'inconvénient de cette dernière approche est qu'elle dépend d'une segmentation efficace de l'image ce qui est difficile en présence de bruit dans l'image [73]. Une méthode plus raffinée [103] qui repose sur l'intersection des plans des surfaces mais en imposant la proximité de l'illuminant estimé à un ensemble d'illuminants réalisables. Ceci peut atténuer l'effet de bruit sur la segmentation en éliminant les intersections capables de donner des estimations instables. Les auteurs dans [109], essayent d'éviter la segmentation de l'image en cherchant à établir une corrélation entre la chromaticité de l'illuminant et les chromaticités de l'image. Ils ont introduit un nouvel espace qu'ils appellent espace Chromaticité Inverse Intensité où les pixels sont représentés par des lignes diffuses horizontales et des lignes spéculaires inclinées. L'illumi-

3.4 Conclusion

nant estimé est donc donné par l'intersection de la ligne spéculaire avec l'axe des chromaticités. Une approche similaire [111] évite la pré-segmentation de l'image en considérant juste les plans des surfaces orthogonaux au vecteur illuminant semble donner des résultats satisfaisants en présence de plusieurs surfaces dans la scène. Cependant, avec des scènes qui ne contiennent qu'une seule surface ces approches ne fonctionnent pas. Finlayson *et al.* [51] posent le problème de scène qui ne contiennent qu'une seule surface. Leur solution considère juste un plan surface et impose que la ligne de l'illuminant intersecte avec la ligne du Planckian Locus sur le diagramme de chromaticité CIE 1931 (x,y). La transformée de Hough en 3D [105] a été aussi utilisée pour estimer l'illuminant de l'image sans avoir besoin de segmenter l'image ni de connaître le nombre de surfaces dans cette image. La tendance actuelle des approches physiques est l'utilisation de contraintes pour contrôler la réalisabilité des illuminants estimés. Drew *et al.* [40] définissent la contrainte planaire "Log-relative-Chromaticity" qui l'utilisent pour raffiner l'ensemble des pixels spéculaires. Une fois cet ensemble de pixels spéculaires raffiné, les auteurs prennent la moyenne géométrique de cet ensemble comme illuminant estimé. Une sorte de contrainte implicite sur l'illuminant estimé est aussi proposée par [92]. Les auteurs proposent de projeter les pixels achromatiques qui sont proches du Planckian locus sur lui même. Ils utilisent la température de la couleur de ces pixels pour ne garder que les pixels qui sont dans un intervalle de températures usuelles des illuminants. Une fois ces pixels déterminés, il calcule leurs barycentre comme illuminant estimé.

3.4 Conclusion

Le phénomène de la vision ou de la perception de la couleur est encore pas bien connu et maîtrisé. Il y a encore du travail à faire pour comprendre le processus de perception de la couleur et les différences qui peuvent exister entre différents êtres humains. Pour ce qui est du côté calculatoire du processus de vision, on veut doter l'ordinateur de cette capacité de constance de couleur pourtant qu'on n'est pas très avancé sur le volé biologique. Les chercheurs de la communauté informatique ont réussi quand même à proposer plusieurs méthodes et algorithmes pour la constance de couleur calculatoire. La première conclusion qu'on peut tirer de l'état de l'art des approches de constance de couleurs calculatoire est qu'on peut le deviser en deux grandes familles. Les approches invariantes à la couleur de l'illuminant qui donnent une image normalisée qui ne dépend pas de la couleur de l'illuminant et qui peut donc être utilisée comme descripteur de l'image. La deuxième grande famille sont les approches qui estiment à partir de l'image la couleur de l'illuminant pour

3.4 Conclusion

pouvoir corriger par la suite les couleurs de celle-ci. Ce qui donne aussi une image indépendante de la couleur de l'illuminant et qui peut être utilisée comme descripteur. Il est aussi remarquable, que beaucoup plus d'effort est fait sur la deuxième famille. Ceci revient au besoin à l'information sur la couleur de l'illuminant non seulement pour faire de la constance de couleurs mais aussi pour plusieurs applications de vision par ordinateur. La deuxième conclusion est que tous les algorithmes d'estimation de la couleur de l'illuminant se basent sur des hypothèses et des modèles de formation d'image. C'est ce que nous avons nommé au début de ce chapitre, la connaissance à priori. À notre tour, nous avons utilisé des connaissances à priori pour pouvoir résoudre le problème d'estimation de la couleur de l'illuminant.

Nous avons utilisé le modèle de formation d'image appelé le modèle dichromatique qui a été présenté dans le chapitre 2 et une nouvelle hypothèse que nous validé avant de l'utiliser dans nos algorithmes d'estimation d'illuminant. Le chapitre 4 comporte tous les détails sur l'hypothèse proposée, sa validation et aussi son utilisation pour l'estimation de la couleur de l'illuminant.

Chapitre 4

Estimation de la couleur de l'illuminant

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats en termes d'algorithmes de notre travail de thèse. À travers ce chapitre nous proposons une nouvelle solution au problème d'estimation de l'illuminant. Il faut noter tout d'abord que le problème d'estimation d'illuminant est un problème mal posé. Ce ci veut dire que les observations qu'on a ne suffisent pas pour déterminer tous les paramètres du problème. Dans notre cas, nous avons juste l'information couleur de pixel et nous cherchons la couleur de la lumière incidente en l'absence d'informations sur la réflectance de la surface et la sensibilité spectrale des capteurs de la caméra. Ce type de problème nécessite l'élaboration d'hypothèses pour la résolution. Dans ce travail, nous avons proposé notre nouvelle hypothèse basée sur le modèle dichromatique de réflexion. De cette hypothèse découle un modèle statistique qui permet de chercher la couleur de l'illuminant de différentes manières. Le modèle que nous proposons pour la résolution du problème d'estimation de la couleur d'illuminant donne naissance à deux méthodes. La première méthode prend comme entrée l'image entière (*i.e.* pas de segmentation en blocs) et renvoie comme résultat la couleur de l'illuminant. Elle est basée sur le modèle dichromatique et l'ACP centrée pour estimer la couleur de l'illuminant à partir de données sélectionnées dans un espace 2D. Après avoir estimé la couleur 2D de l'illuminant, nous cherchons la troisième composante de l'illuminant qui minimise l'erreur angulaire entre l'illuminant estimé et celui réel. Les détails de cette première méthode sont donnés dans la section [4.4](#).

4.2 Hypothèse de la dispersion maximale des projections

La deuxième méthode proposée dans ce travail, se base aussi sur le modèle dichromatique de formation d'image mais en utilisant l'ACP non-centrée. Dans cette deuxième méthode nous avons choisi de raffiner le critère de sélection des données utilisées dans l'estimation de l'illuminant. Nous voulons chercher l'information pertinente pour l'estimation de la couleur de l'illuminant dans différentes régions de l'image. Deux algorithmes résultent de cette deuxième méthode suivant l'hypothèse du nombre de sources lumineuses dans la scène. Le premier algorithme permet d'estimer un illuminant global de l'image en se basant sur l'hypothèse d'une source lumineuse uniforme à travers toute l'image. Le deuxième algorithme, par contre, suppose que plusieurs sources lumineuses peuvent être utilisées pour éclairer la scène et donc il estime plusieurs illuminants pour une image donnée.

Dans la suite de ce chapitre, nous allons détaillé chacune des méthodes en présentant tout d'abord le modèle général proposé et son interprétation selon les choix des données et des hypothèses. La section 4.2 présente l'hypothèse proposée dans le cas général. La validation de cet hypothèse est détaillée dans la section 4.3. Tous les détails de la première méthode sont expliqués dans la section 4.4 alors que les détails et les algorithmes de la deuxième méthode sont présentés dans la section 4.5.

4.2 Hypothèse de la dispersion maximale des projections

Les surfaces diélectriques sont omniprésentes dans les scènes naturelles. Selon le modèle dichromatique de formation d'image, la fonction de distribution de réflectance bidirectionnelle (bidirectional reflectance distribution function BRDF) est une composition linéaire de réflexion spéculaire et celle diffuse. La réflexion spéculaire est considérée généralement comme la photo de la source lumineuse dans la scène parce qu'elle est indépendante des propriétés de réflectance de la surface. La réflexion diffuse, quand à elle, dépend des propriétés de réflectance de la surface et par conséquent donne la couleur de la surface. Dans un espace dichromatique, les surfaces de la scène sont représentées dans des espaces 2D (*i.e.* plans) définis par le vecteur de réflexion spéculaire et les vecteurs de réflexion diffuse.

Sous l'hypothèse d'illumination uniforme, la représentation dichromatique des surfaces de l'image comporte un seul vecteur représentant la réflexion spéculaire et plusieurs vecteurs diffus qui représentent les différentes couleurs de surface dans la scène (voir figure 4.1). À ce stade, quelqu'un peut

4.2 Hypothèse de la dispersion maximale des projections

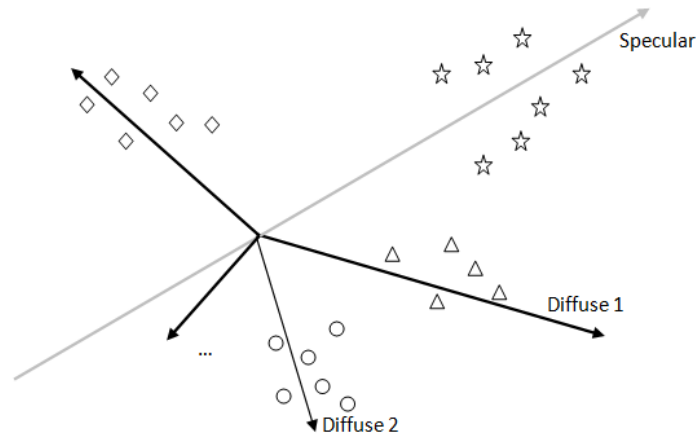


FIGURE 4.1: Représentation des plans dichromatiques des surfaces diélectriques d'une scène.

segmenter les différentes surfaces de l'image et les projette dans l'espace dichromatique. L'estimation de l'illuminant dans ce cas revient à la recherche de l'intersection des différents plans dichromatiques qui représentent les surfaces dans la scène [83], [110], [103]. Toutefois, si l'image en question ne contient qu'une seule surface, la résolution du problème d'estimation d'illuminant devient impossible. Ce problème a été discuté par [51], [111] et la solution proposée était de mettre des contraintes sur les plans dichromatiques des surfaces pour permettre une solution en cas d'une seule surface. Théoriquement, ces méthodes peuvent donner de bons résultats si les segmentations sont faites d'une façon parfaite. En pratique, la segmentation de l'image en surfaces ne peut pas être parfaite et par conséquent, ces méthodes ne sont pas capables d'estimer toujours le bon illuminant.

On peut penser autrement pour éviter le problème de segmentation de l'image en surfaces. Nous sommes convaincus qu'il faut plutôt trouver une liaison entre le vecteur spéculaire et les couleurs de l'image projetées sur des sous-espaces dichromatiques. Toujours, sous l'hypothèse d'illuminant uniforme - sur toute l'image ou au moins sur la région de l'image où on veut chercher la couleur de l'illuminant- nous pouvons remarquer que les chromaticités à proximité du vecteur spéculaire sont les plus proches de lui. En même temps, ces mêmes chromaticités (points dans l'espace dichromatique) appartiennent à différents sous espaces (plans de surface). Donc, si on peut déterminer l'ensemble des pixels proches du vecteur spéculaire qu'on nomme les pixels proche-spéculaires, l'illuminant va être le vecteur le plus proche à

4.2 Hypothèse de la dispersion maximale des projections

tous ces pixels.

Les couleurs de l'image projetées dans l'espace dichromatique sont représentées par des points d'origine $(0,0)$. Notre but est de trouver parmi ces vecteurs (les points prises comme des vecteurs d'origine $(0,0)$), le vecteur le plus proche à tous le reste des vecteurs proche-spéculaires. Maintenant, pour déterminer si un vecteur est proche ou loin d'un autre vecteur, nous aurons besoin d'une métrique de distance. Il est à noter que, l'intensité ne peut être estimée, nous cherchons juste la couleur de l'illuminant et donc juste sa direction. Ceci veut dire que les couleurs sont normalisées et donc le produit scalaire entre un vecteur c et n'importe quel vecteur des vecteurs proche-spéculaires x_i , où $i \in [1, n]$ peut être utilisé comme une métrique de distance. Dans ce cas particulier, le produit scalaire et la distance euclidienne sont équivalents parce que l'angle entre le vecteur c et n'importe quel vecteur de l'ensemble des vecteurs dans la proximité du vecteur spéculaire est inférieur ou égale à $\frac{\pi}{2}$. Nous laissons le choix de la métrique de distance ouvert ce qui permet d'utiliser différentes métriques et par conséquent de générer différents algorithmes. Plus formellement, mettons $\mathcal{L} = \{x_i/x_i = (r_i, g_i, b_i)\}$ l'ensemble de vecteurs proche-spéculaires et normalisés. Le but est de trouver l'estimateur d'illuminant c qui est le plus proche à tous les éléments de \mathcal{L} . En termes de distance de produit scalaire, nous cherchons à maximiser la somme des produits scalaires entre l'estimateur c et chacun des éléments de \mathcal{L} ,

$$m_{I,\mathcal{L}} = \underset{c}{\operatorname{argmax}} \sum_{i=1}^n (\vec{x}_i \cdot \vec{c}) \quad \text{sous la contrainte } c^t c = 1 \quad (4.1)$$

Pour pouvoir interpréter la fonction objective résultante, nous pouvons prendre le carré des produits scalaires. Ceci permet l'interprétation de la fonction objective comme une dispersion des couleurs sur l'axe c ,

$$m_{I,\mathcal{L}} = \underset{c}{\operatorname{argmax}} \sum_{i=1}^n (\vec{x}_i \cdot \vec{c})^2 \quad \text{sous la contrainte } c^t c = 1 \quad (4.2)$$

En utilisant la notation matricielle, l'équation 4.2 peut être réécrite comme suit :

$$m_{I,\mathcal{L}} = \underset{c}{\operatorname{argmax}} c^t \Sigma c \quad \text{sous la contrainte } c^t c = 1 \quad (4.3)$$

Notons que le problème dans l'équation 4.3 est un problème quadratique avec Σ la matrice de produit interne des couleurs dans \mathcal{L} . Il est important de

4.3 Validation de l'hypothèse de la dispersion maximale des projections

noter aussi que Σ n'est pas la matrice de covariance parce que les données dans l'ensemble \mathcal{L} ne sont pas centrées. Pour les données non-centrées, le problème de diagonalisation n'est pas l'ACP traditionnelle mais plutôt comme déclaré par [25] est l'ACP non-centrée ou encore l'analyse en composante de vecteur moyen (Mean vector component analysis). Dans le cas des données centrées cette matrice est la matrice de covariance des données et l'ACP traditionnelle permet de diagonaliser Σ . Les deux cas de données centrées et non-centrées sont détaillés dans les sections 4.4 et 4.5.

4.3 Validation de l'hypothèse de la dispersion maximale des projections

Avant d'utiliser notre hypothèse, nous allons tout d'abord la valider sur une collection d'images. Nous avons choisi la collection d'images [8] qui comporte 321 images réelles prises sous différentes conditions d'illumination. Pour cette collection, nous avons la vérité terrain (illuminants réels) qui nous permet de comparer entre les illuminants estimés et ceux réels. La première étape à réaliser est de définir les pixels proche-spéculaires dans chacune des images de la collection. Ces pixels sont les pixels de l'image les plus proche à l'illuminant réel en termes de produit scalaire après la normalisation de l'image. Pour chaque image, nous sélectionnons 0.1% des pixels de l'image les plus proche à l'illuminant réel ce qui donne à peu près 300 couleurs par image. Ce nombre (*i.e.* cardinalité de l'ensemble de couleurs \mathcal{L}) est suffisant pour faire des analyses statistiques. La deuxième étape est la projection des vecteurs couleurs sélectionnées \mathcal{L} , y inclus l'illuminant réel e , les uns sur les autres et l'enregistrement du vecteur qui maximise la somme des projections au carré. La figure 4.2 donne les vecteurs qui maximisent la moyenne des projections en jaune et les illuminants réels en bleu. On peut remarquer visuellement que les deux ensembles de vecteurs sont proches. Pour la validation numérique, nous avons utilisé l'erreur angulaire ; soit l'angle entre le vecteur illuminant réel et celui estimé et qui mesure la similarité entre les deux vecteurs. L'histogramme sur la figure 4.3, donne le nombre d'image de la collection en fonction de l'erreur angulaire par image. Cet histogramme a un maximum proche de l'origine ce qui signifie que la majorité des images de la collection génèrent des erreurs angulaires proches du zéro. Dans 94% des images de la collection, les vecteurs qui maximisent la moyenne des projections sont à moins de deux degrés de distance de l'illuminant réel. Ceci confirme que notre hypothèse est réaliste et peut être exploitée dans un algorithme d'estimation de couleur d'illuminant.

4.4 Cas des données centrées

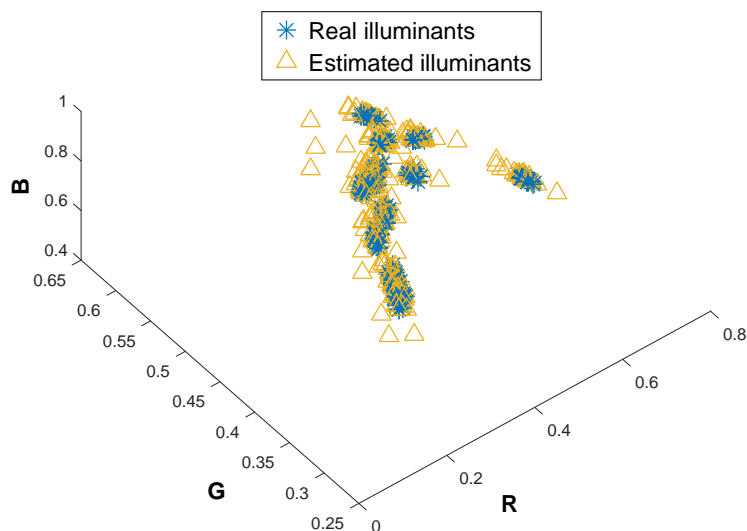


FIGURE 4.2: Les illuminants réels en bleu et les illuminants estimés en jaune (*i.e.* vecteurs qui maximisent la moyenne des projections).

Maintenant, que nous avons validé notre hypothèse nous devons définir l'ensemble de pixels proche-spéculaires \mathcal{L} . La question est comment extraire d'une image donnée l'ensemble de pixels qui sont les plus proches à la couleur de l'illuminant? Les algorithmes présentés dans ce travail reposent sur la même hypothèse avec différentes connaissances à priori. Tout d'abord, notre hypothèse n'utilise pas la totalité des pixels de l'image comme c'est le cas de plusieurs algorithmes dans la littérature. Notre modèle sélectionne juste un ensemble de pixels de l'image en question. Pour cette raison, nous détaillons, pour chaque algorithme proposé, la phase de sélection des pixels proche-spéculaires correspondante.

4.4 Cas des données centrées

4.4.1 Algorithme proposé (SMD)

Dans le cas des données centrées, la matrice Σ est la matrice de covariance des données. Le problème dans l'équation 4.2 peut être réécrit dans ce sens

4.4 Cas des données centrées

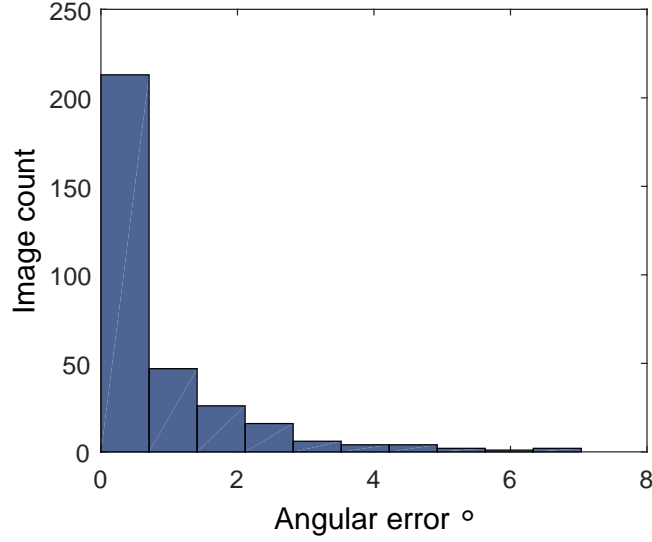


FIGURE 4.3: Histogramme des erreurs angulaires entre les illuminants réels et les couleurs qui maximisent la projection moyenne.

et la fonction à optimiser revient donc à la variance des projections $V_{c,\mathcal{L}}$ sur le vecteur c :

$$V_{c,\mathcal{L}} = \sum_{i=1}^N (c^t x_i - \mu_p)^2 \quad (4.4)$$

Où μ_p est la moyenne des projections,

$$\mu_p = \frac{\sum_{i=1}^N (c^t x_i)}{N} \quad (4.5)$$

$$= c^t \mu_x \quad (4.6)$$

Remplaçons la moyenne des projections par sa valeur de l'équation 4.6 dans l'équation 4.4, nous trouvons :

$$V_{c,\mathcal{L}} = \sum_{i=1}^N (c^t x_i - c^t \mu_x)^2 \quad (4.7)$$

$$= c^t \left[\sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^t (x_i - \mu_x) \right] c \quad (4.8)$$

4.4 Cas des données centrées

Où : $\sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^t (x_i - \mu_x) = \Sigma$ est la matrice de covariance des données couleurs.

Le problème à ce stade est la réalisabilité physique de la solution mathématique. L'ajout de contraintes peut résoudre le problème. Une contrainte possible est que l'illuminant estimé c doit être proche à l'ensemble des illuminants connus pour être considéré comme physiquement réalisable. Cette contrainte peut être traduite comme suit : l'illuminant c doit être proche selon une métrique donnée à la moyenne μ des illuminants physiquement réalisables connus. Nous pouvons considérer le Planckian Locus comme ensemble d'illuminant physiquement réalisables et cherchons les illuminants proches en utilisant une métrique de distance. Plusieurs métriques peuvent être utilisées, nous avons choisi la distance de Malahanobis en prenant en compte la dispersion des illuminants physiquement réalisables. La métrique utilisée est donc $(c - \mu)^t \hat{L} (c - \mu)$, où \hat{L} est la matrice de covariance des illuminants physiquement réalisables. Le problème d'optimisation revient alors à trouver le vecteur c qui minimise cette distance et en même temps maximise $V_{c,\mathcal{L}}$. En d'autres termes, le vecteur qui minimise leur combinaison linéaire sous la contrainte de normalisation :

$$V_{c,\mathcal{L}} = \arg \min_c - c^t \Sigma c + \lambda (c - \mu)^t \hat{L} (c - \mu) \quad (4.9)$$

$$\text{Sachant que } c^t c = 1$$

Le paramètre réel λ permet de contrôler la contribution des termes de variance et celui de la distance de malahanobis. La question est alors comment choisir la valeur du paramètre λ pour assurer un bon équilibre entre les deux termes ? Si nous choisissons de résoudre l'équation 4.9 pour λ , l'algorithme résultant sera un algorithme itératif. En revanche, notre but de départ était un algorithme rapide et efficace. Pour cette raison, la valeur de λ est fixée expérimentalement. Nous proposons alors un algorithme rapide qui cherche parmi les données sélectionnées (i.e. couleurs dans \mathcal{L}) la couleur de l'illuminant qui maximise la dispersion des projections et minimise la distance de malahanobis au Planckian Locus (i.e. minimiser $V_{c,\mathcal{L}}$).

4.4.2 Sélection des données utilisées

Notre algorithme opère dans un espace 2-D. Donc les données sélectionnées seront prises dans un espace chromatique 2-D. La sélection de données dans ce cas se base principalement sur un algorithme existant [119] dans la littérature. Le but à la base de cet algorithme est de séparer la composante

4.4 Cas des données centrées

spéculaire de la composante diffuse dans les images couleurs. Cet algorithme suppose que les images sont prises sous une lumière blanche ce qui n'est pas toujours le cas. De ce fait, nous avons tout simplement normalisé les images en utilisant un illuminant estimé par l'algorithme du Monde gris avant de séparer les deux composantes de l'image. Les pixels qui peuvent être inclus dans \mathcal{L} sont donc les pixels les plus proches de la composante spéculaire après la séparation de l'image d'entrée en deux bandes images ; spéculaire et diffuse.

4.4.3 Extension de la solution de l'espace 2-D à l'espace 3-D

Nous avons vu dans la section précédente que les données sélectionnées dans le cas de données non centrées sont dans un espace 2-D. Donc il est important de choisir l'espace chromatique 2-D adéquat car nous avons le choix entre plusieurs espaces chromatiques 2-D existants ((r, g) , (r, b) , (x, y) , (y, z) , $(\sqrt[3]{\frac{R}{B}}, \sqrt[3]{\frac{G}{B}})$). Dans le cadre de cette thèse, nous avons fait la même observation que les auteurs dans [47], l'espace chromatique (r, g) est le plus familier. Cependant, nous pouvons investiguer l'effet d'un espace chromatique 2-D donné sur la performance de l'estimation de l'illuminant. Pour plus de simplicité, nous allons détaillé l'algorithme dans l'espace chromatique 2-D (r, g) et nous allons évaluer l'effet de l'espace chromatique choisi sur la performance de l'algorithme dans la section 4.4.4.

Dans un espace 2-D, l'illuminant estimé aura deux composantes seulement. Cependant, nous avons besoin d'un illuminant 3-D pour corriger les couleurs ou encore pour comparer avec les autres algorithmes. Dans l'espace (r, g) par exemple, la solution triviale est simplement la soustraction de la troisième composante de la somme des deux composantes estimées (*i.e.* $b = 1 - (r + g)$). Cependant, les deux composantes sont estimées avec certaines erreurs d'estimation. Nous cherchons alors une méthode pour calculer la troisième composante du vecteur illuminant avec le maximum de précision possible. Pour le faire, l'estimation de l'illuminant en utilisant l'algorithme détaillé dans la section 4.4.1 est réalisée pour deux sous espaces chromatiques 2-D. Par la suite, nous pouvons dériver une estimation 3-D de l'illuminant en utilisant les deux estimations générées dans les espaces 2-D. Supposons par exemple que nous utilisons les deux sous-espaces chromatiques (r, g) et (g, b) et notons les estimations correspondantes de chaque sous-espace, $(u_1, v_1)^t$ et $(u_2, v_2)^t$ respectivement. Les erreurs d'estimation pour les deux sous-espaces sont :

4.4 Cas des données centrées

$$er_1 = u_1 - \frac{R}{R + G + B} \quad (4.10)$$

$$er_2 = v_1 - \frac{G}{R + G + B} \quad (4.11)$$

$$er_3 = u_2 - \frac{G}{R + G + B} \quad (4.12)$$

$$er_4 = v_2 - \frac{B}{R + G + B} \quad (4.13)$$

L'erreur d'estimation globale pour les deux sous-espaces peut être écrite comme suit :

$$er = \alpha(er_1^2 + er_2^2) + (1 - \alpha)(er_3^2 + er_4^2) \quad (4.14)$$

Minimisons er pour R, G, B , nous trouvons :

$$B = B \quad (4.15)$$

$$G = \frac{(\alpha^2(u_1 + v_2 - 1) + \alpha(v_1 - u_1 - u_2 - v_2 + 1) + u_2)B}{\alpha^2(u_2 - v_1 - v_2) + \alpha(1 - u_1 - u_2) + v_2} \quad (4.16)$$

$$R = \frac{-(\alpha^2(u_1 + u_2 - v_1) - \alpha(v_2 - v_1 + 2u_1 + 2u_2 - 1) + (u_2 + v_2 - 1))B}{(\alpha^2(u_2 - v_2 - v_1) - \alpha(u_1 + u_2 - 1) + v_2)} \quad (4.17)$$

En utilisant les équations 4.15, 4.16, 4.17, notre algorithme est capable d'estimer la troisième composante de l'illuminant en utilisant les estimations d'illuminant 2-D issues de sous-espaces chromatiques choisis. Notez que, le paramètre α contrôle les contributions des erreurs d'estimation sur les deux espaces 2-D dans l'erreur d'estimation globale er . Les différentes expérimentations montrent que l'estimateur SMD est plus efficace quand l'espace (r, g) est utilisé. Par conséquent, la valeur de α doit être plus importante pour ce sous-espace. En effet, la valeur de α n'influence pas beaucoup la performance de l'algorithme proposé. La figure 4.4 montre l'influence du paramètre α sur la performance de l'algorithme. En se basant sur cette expérience, nous avons choisi de fixer expérimentalement la valeur du paramètre α (*i.e.* $\alpha = 0.6$).

4.5 Cas des données non-centrées

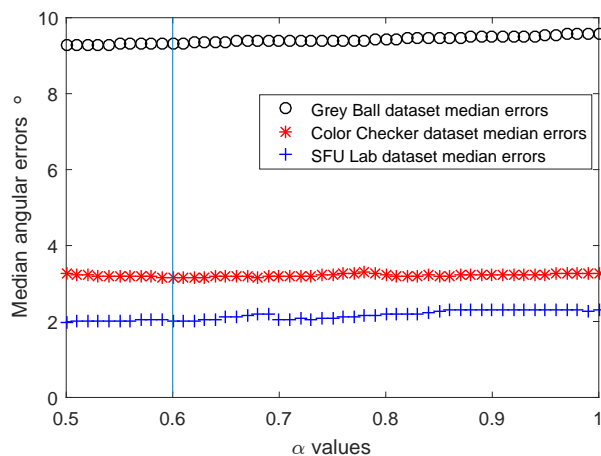


FIGURE 4.4: L'influence du paramètre α sur la performance de l'algorithme 3D SMD

4.4.4 Évaluation de l'effet du choix d'espace chromatique 2-D sur la performance de l'algorithme

Nous avons testé l'influence du choix de sous-espace chromatique sur la performance de l'algorithme, pour pouvoir choisir les meilleurs sous-espaces chromatiques à utiliser dans notre algorithme. Nous avons évalué la performance de notre algorithme vis-à-vis cinq espaces couleurs (r, b) , (g, b) , $(\sqrt[3]{\frac{R}{B}}, \sqrt[3]{\frac{G}{B}})$, $(\sqrt[3]{\frac{R}{G}}, \sqrt[3]{\frac{B}{G}})$ et (r, g) . La figure 4.5 montre les erreurs angulaires moyenne et médiane obtenues pour les différents sous-espaces évalués sur la collection d'images SFU Lab [8]. De cette figure, nous remarquons que l'influence du choix de l'espace chromatique est claire sur la performance de l'algorithme SMD. Il est remarquable aussi que la performance de notre algorithme est meilleure sur l'espace $(\sqrt[3]{\frac{R}{B}}, \sqrt[3]{\frac{G}{B}})$. La performance de SMD ne change pas entre l'espace (r, g) et l'espace (g, b) tandis qu'elle est moins bonne sur les espaces (r, b) et $(\sqrt[3]{\frac{R}{G}}, \sqrt[3]{\frac{B}{G}})$.

4.5 Cas des données non-centrées

Dans le cas des données non-centrées, nous avons choisi de prendre un sous-ensemble de pixels clairs de l'ensemble des pixels de l'image. Ce choix est justifié par l'auteur dans [76] qui affirme que les pixels clairs de l'image sont la partie de l'image qui contient le plus d'information sur la couleur de l'illu-

4.5 Cas des données non-centrées

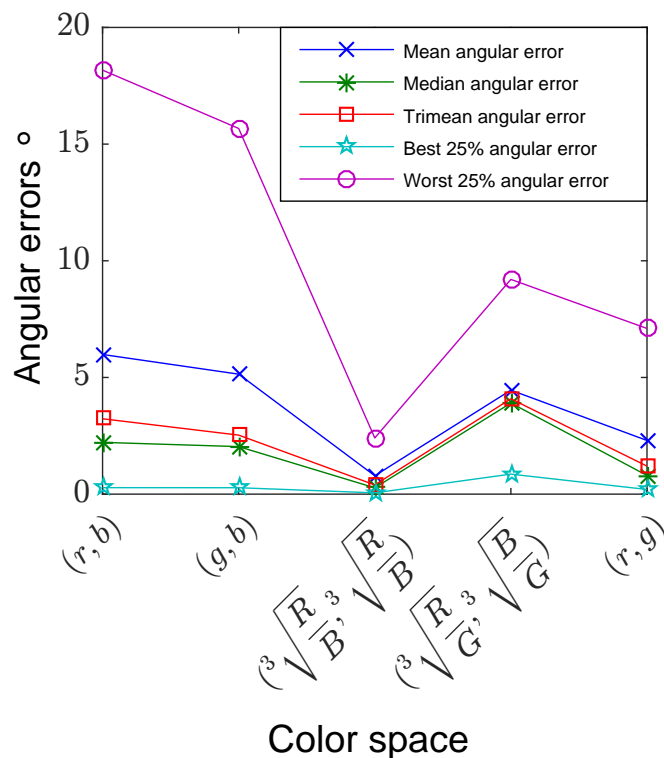


FIGURE 4.5: L'impact du choix de sous-espace de couleur sur les différentes erreurs angulaires en utilisant la collection d'images [8].

minant de celle-ci. Cependant ce choix amène premièrement à la question de seuillage et le choix du seuil adéquat pour toutes les images et deuxièmement détruit la distribution spatiale des couleurs. Pour plusieurs images naturelles, l'ensemble de pixels clairs peut résider sur des surfaces uniformes qui ne représentent pas la distribution des couleurs de l'image entière et donc ne peuvent pas être utilisés pour l'analyse statistique. Pour ces raisons, le modèle proposé estime l'illuminant sur chaque bloc de l'image considérée après sa segmentation en blocs. Par la suite, pour le cas des images générées en utilisant une seule source lumineuse, nous combinons les différents illuminants estimés pour en générer un seul illuminant global. Pour les images générées en utilisant plusieurs sources, nous estimons un illuminant pour chaque bloc de l'image. Tout les pixels d'un bloc de l'image prennent le même illuminant estimé par ce bloc.

La première étape dans le modèle proposé est donc la subdivision de l'image en question en blocs. Toutefois, le choix de la méthode de segmen-

4.5 Cas des données non-centrées

tation affecte la performance de l'algorithme. Nous cherchons d'un coté un ensemble suffisant de pixels clairs par bloc et d'un autre coté une sélection qui reflète la distribution des pixels dans l'image. Les méthodes de segmentation d'image sont diversifiées ; les images peuvent être segmentées suivant la couleur, la texture,...etc. Si nous prenons la caractéristique de couleur ou de texture pour segmenter par exemple, les blocs générés ne vont pas comprendre une bonne distribution de l'information couleur. Nous avons choisi donc, de segmenter l'image en utilisant une grille (En anglais : Grid based sampling) de bloc de taille uniforme. Les blocs résultants vont contenir suffisamment d'information sur la variation de la distribution des couleurs dans l'image.

Maintenant que les blocs sont déterminés et les estimations des illuminants par bloc sont réalisées, la question qui se pose est : quel est le nombre d'illuminant estimés à retenir et lesquels nous devons retenir ? Pour le cas d'une seule source lumineuse dans la scène, il faut choisir un seul illuminant de l'ensemble des illuminants estimés pour chacun des blocs. Plusieurs méthodes de sélection nous permettent de sélectionner un seul illuminant d'un ensemble d'illuminant estimés. On peut prendre la moyenne, la médiane ou encore une moyenne pondérée en apprenant les poids par un algorithme d'apprentissage. Les auteurs dans [113] affirment qu'aucune de ces méthodes ne surpasse les autres. Donc pour notre estimateur global, nous allons prendre la plus simple des méthodes de sélection. Ce qui veut dire, nous allons sélectionner la médiane des estimations comme la couleur estimée de l'illuminant global de l'image. Pour les vecteurs, le vecteur médian de k composantes ($k = 1, 2, 3$) est la médiane de l'ensemble c_{1k}, \dots, c_{nk} , où c_{jk} est le k^{iem} composant du j^{iem} vecteur. Notre estimateur global va porter le nom **SICC** (Single Illuminant Colors Covariance) dans le reste de ce document.

Dans le cas d'estimateur d'illuminants multiples, nous cherchons plusieurs illuminants dans différentes régions de l'image. Le plus adéquat serait donc, une carte d'illuminant par image qui donne pour chaque pixel la couleur de son illuminant. Ceci est dit, après l'estimation de l'illuminant d'un bloc donné, chaque pixel de ce bloc prendra l'illuminant du bloc comme sa couleur d'illuminant. Nous nous référons à notre estimateur d'illuminants multiples par **MICC** (Multiple Illuminant Colors Covariance) dans la suite de ce chapitre.

4.5.1 Algorithmes proposés

Dans le cas des données non-centrées, la matrice Σ est la matrice de produit interne qui est une matrice positive. Nous allons donc réécrire le

4.5 Cas des données non-centrées

problème dans l'équation 4.2 pour ressortir la matrice Σ :

$$m_{I,\mathcal{L}} = \sum_{i=1}^n (\vec{x}_i \cdot \vec{c})^2 \quad (4.18)$$

$$= \sum_{i=1}^n (x_i^t \cdot c)^2 \quad (4.19)$$

$$= c^t \sum_{i=1}^n (x_i^t x_i) c \quad (4.20)$$

$$= c^t \Sigma c \quad (4.21)$$

Où : $\sum_{i=1}^N x_i^t x_i = \Sigma$ est la matrice de produit interne des couleurs.

La diagonalisation d'une telle matrice est dite ACP non-centrée ou encore l'analyse en composante moyenne (Mean vector component analysis) [75]. Selon l'auteur, cette variante de l'ACP préserve la longueur euclidienne et la direction du vecteur moyen. Ce qui constitue une autre contrainte implicite sur la réalisabilité physique de l'illuminant.

Nous avons vu que l'illuminant estimé c d'une image donnée est le vecteur qui maximise la somme des projections des couleurs sélectionnées sur lui. Le problème dans l'équation 4.21 est un problème d'optimisation quadratique où la solution est le vecteur propre qui correspond à la valeur propre maximale. Autrement dit, l'illuminant estimé est le vecteur qui maximise $m_{I,\mathcal{L}}$ des projections orthogonales des pixels sélectionnés de l'image. Cependant, même si la solution mathématique de ce problème d'optimisation existe, elle peut ne pas être physiquement réalisable. Ceci veut dire que l'illuminant estimé peut ne pas exister dans notre monde réel. Nous avons deux problèmes qui concernent la réalisabilité physique de l'illuminant estimé et donc nous avons besoin de mettre plus de contraintes pour contrôler la solution du problème d'optimisation. Les deux contraintes qui sont nécessaires en ce moment sont : la couleur de l'illuminant doit être un vecteur composé uniquement de valeurs positives et il doit être physiquement réalisable. Pour la contrainte de positivité du vecteur estimé, quelqu'un peut rajouter la contrainte $(c - \varepsilon) > 0$. Pour la contrainte de réalisabilité physique, nous pouvons rajouter une contrainte comme celle qui exige que l'illuminant estimé soit dans le gamut des illuminants réels. Nous avons fait une expérience et nous avons trouvé que le vecteur moyen des couleurs sélectionnées m est souvent dans l'enveloppe convexe formée par les illuminants réels de trois collections d'images (SFU Lab [8], Color Checker [61] et SFU Grey Ball [33]) ou très proche d'elle (voir figure 4.6). Par conséquent, cette contrainte n'est pas nécessaire parce qu'elle

4.5 Cas des données non-centrées

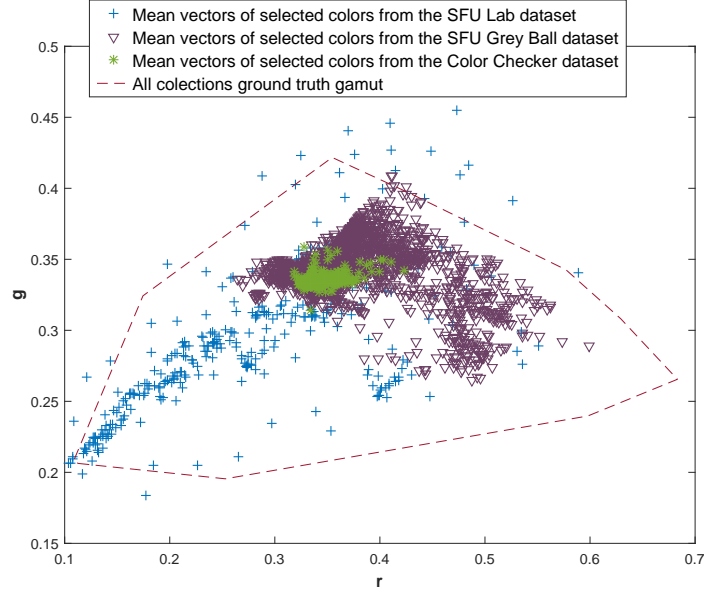


FIGURE 4.6: Les vecteurs moyens des couleurs sélectionnées par trois collection d’images ([8], [61], [33]) tracés sur l’enveloppe convexe des illuminants réels correspondants.

est déjà vérifiée pour l’ensemble d’images que nous utilisons. De ce fait, la contrainte de positivité est suffisante pour notre cas et nous pouvons rajouter autant de contraintes que nous voulons pour contrôler la solution du problème. Notre problème revient donc à optimiser la combinaison linéaire des différentes contraintes, il peut être réécrit comme suit :

$$\operatorname{argmin}_c -c^t \Sigma c + \lambda_1(\epsilon - c) + \lambda_2(c^t c - 1) \quad (4.22)$$

Les paramètres λ_1 et λ_2 contrôlent la contribution de chacune des contraintes sur le problème. Partons de cette formalisation du problème, nous pouvons chercher des vecteurs à composants positifs en choisissons de travailler avec des données non-centrées. En effet, dans ce cas de figure, la matrice positive Σ est irréductible et donc le théorème de Perron-Frobenius [100] peut être appliqué sur elle. Ce théorème affirme qu’il existe un vecteur propre v qui correspond à la valeur propre maximale et qui est composé uniquement de valeurs positives. Ces choix d’utiliser les données non-centrées et d’utiliser la diagonalisation de Perron-Frobenius permettent donc de réécrire le problème d’optimisation sans la contrainte de positivité explicite :

$$m_{I,\mathcal{L}} = \operatorname{argmax}_c c^t \Sigma c + \lambda(c^t c - 1) \quad (4.23)$$

4.5 Cas des données non-centrées

La question qui se pose à ce stade est alors comment sélectionner les pixels les plus proches à l'illuminant réel alors qu'on ignore normalement sa couleur ? Nous avons trouvé la réponse à cette question dans [76] qui affirme que les pixels clairs sont souvent proches de la couleur de l'illuminant qui a été utilisé pendant la prise de l'image. Il est possible alors de sélectionner un pourcentage des pixels clairs de l'image en question mais ça prend le pourcentage adéquat pour la sélection. Nous allons répondre à cette question dans la section suivante en définissant la meilleure façon de sélectionner des pixels clairs sans l'utilisation d'un pourcentage fixe.

4.5.2 Sélection des données utilisées

Nous nous sommes basés sur la connaissance qui dit que les pixels clairs sont les plus proches aux illuminants réels. Il est évident qu'une sélection efficace de l'ensemble de couleurs proche-illuminant \mathcal{L} permet de meilleurs estimations. Ces couleurs claires représentent généralement $T\%$ de l'image de luminance (*i.e.* $L = (R + G + B)/3$). Cependant le pourcentage T doit être choisi efficacement pour pouvoir sélectionner suffisamment de couleurs pertinentes. Pour avoir une idée sur les pourcentages qui peuvent être utilisés, nous avons tracé les chromaticités correspondants à différents pourcentages de sélection. Sur le même graphique, nous avons tracé aussi le Planckian locus dans l'espace chromatique xy où le Planckian locus est généralement tracé (voir figure 4.7). Le lecteur peut remarquer que les chromaticités sélectionnées sont aux alentours de la partie gauche de la ligne de Planckian locus. Quelqu'un peut penser qu'il serait mieux de prendre de grands pourcentages pour mieux englober le Planckian locus. Cependant, on peut observer sur le graphique que même les petits pourcentages sont suffisants dès qu'ils permettent d'entourer tous les illuminants réels de la collection d'images [8]. Tout simplement, parce que cette collection représentent un large ensemble de lumières réelles dans la nature comme a été avancé par [51]. En plus de ça, dès que le pourcentage augmente, les chromaticités s'éloignent du Planckian locus. Pour voir si les chromaticités sélectionnées selon plusieurs pourcentages sont bien situées par rapport au Plackian locus, nous avons tracé les illuminants réels de trois collections de données ([8], [61], [33]) avec le Planckian locus (figure 4.8). On peut facilement remarquer que les illuminants réels des collections entourent la même partie du Planckian locus entourée par des chromaticités qui correspondent aux pourcentages de sélection de 1% jusqu'à 10%. Ce qui signifie que 10% de la luminance de l'image est suffisante pour couvrir une bonne partie des illuminants réels.

Maintenant qu'on sait quelle est la bonne marge de pourcentage qu'on peut utiliser pour la sélection de pixels clairs (*i.e.* 1% jusqu'à 10%), il est

4.5 Cas des données non-centrées

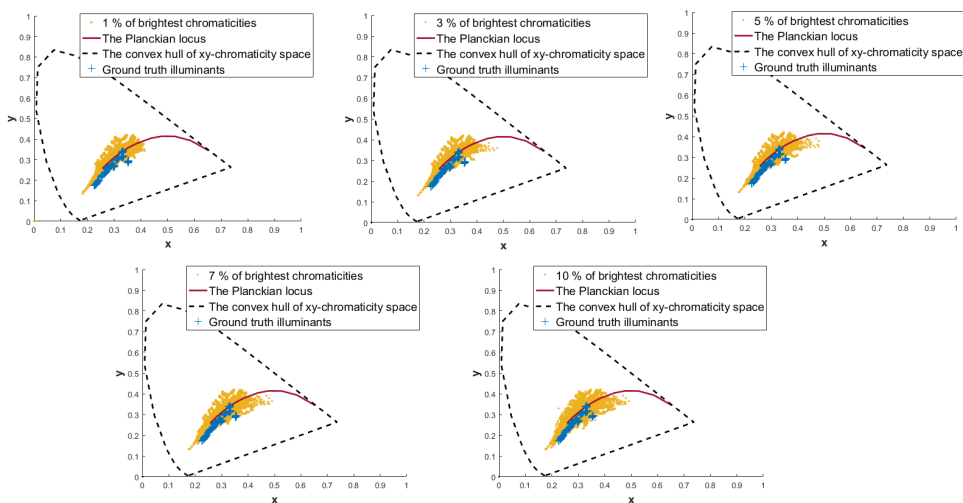


FIGURE 4.7: Les couleurs les plus claires correspondant aux différents pourcentages de sélection sur la collection d’images [8] avec ses illuminants réels et le Planckian locus.

temps de mettre en place une méthode qui permet de sélectionner selon un pourcentage adéquat. Il est très important de se débarrasser des pourcentages fixes qui sont très difficiles à expliquer. Pour ce faire, nous proposons de définir un gamut de chromaticités les plus probables à partir de collections d’images disponibles. Pour une image donnée, les chromaticités qui vont être utilisées pour l’estimation de l’illuminant doivent être à l’intérieur de ce gamut nommé *Refined gamut*. Celles-ci doivent être à l’intérieur du polygone formé par le gamut. Pour la construction du gamut, nous tirons aléatoirement un tiers des images de chaque collection des trois collections connues ([8], [61], [33]). Ceci nous donne trois petites collections d’images sur lesquelles nous allons exécuter notre algorithme pour estimer les illuminants correspondants. L’exécution de l’algorithme se fait à plusieurs reprises et à chaque fois un pourcentage de sélection parmi la liste suivante est utilisé (1%, 3%, 5%, 7%, et 10%). La cardinalité de l’ensemble de chromaticités sélectionnées doit être au moins plus grande que la cardinalité rationnelle d’un échantillon statistique qui est à peu près 0.3% de la taille de l’image [95]. À chaque exécution nous avons un illuminant estimé, que nous le comparons avec l’illuminant réel en utilisant l’erreur angulaire. Les illuminants estimés avec la moindre erreur angulaire sont rajoutés au refined gamut jusqu’à la fin des exécutions en utilisant tous les pourcentages. La figure 4.9 montre le gamut raffiné et le gamut de vérité terrain.

4.5 Cas des données non-centrées

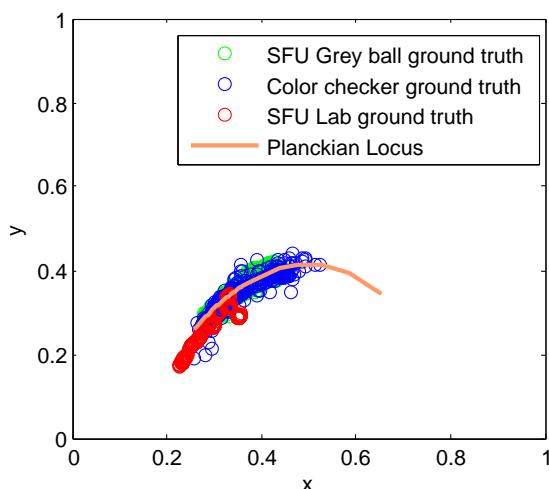


FIGURE 4.8: Les illuminants réels de trois collections d'images ([8], [61], [33]) avec la ligne de Planckian locus dans l'espace chromatique xy.

4.5.3 Relation entre le vecteur propre et le vecteur moyen des données

Nous avons aussi examiner la relation analytique entre le vecteur propre de la matrice Σ et le vecteur moyen des chromaticités sélectionnées. Nous avons trouvé que le vecteur propre normalisé est égale au vecteur moyen normalisé quand les coefficients de covariance des chromaticités sont beaucoup plus petits par rapport à la moyenne. Dans ce cas là, l'utilisation du vecteur moyen au lieu du vecteur propre diminue la complexité computationnelle de l'algorithme. Notre algorithme dans ce cas est équivalent à l'algorithme du Monde gris qui prend la moyenne des couleurs comme le vecteur illuminant. En effet, l'algorithme du Monde gris est un cas particulier de notre algorithme quand la variance de données est beaucoup plus petite que la moyenne des données. Le raisonnement mathématique qui nous a permis d'établir cette relation est comme suit :

Considérons l'ensemble des chromaticités sélectionnées $X = (x_1 \dots x_n)^t$, le but est d'investiguer la relation entre le vecteur moyen des données $m = (m_1, m_2)$ et le vecteur propre v :

$$X^t X = D = \begin{pmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{pmatrix}.$$

Soit la matrice de covariance des données :

4.5 Cas des données non-centrées

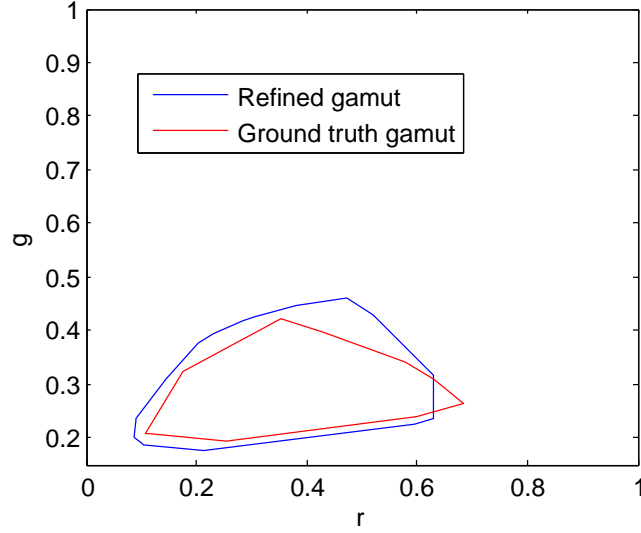


FIGURE 4.9: Le gamut raffiné (Refined gamut) calculé à partir des trois collections d'images ([8], [61], [33]) comparé aux gamut des illuminants réels.

$$\chi = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{pmatrix}.$$

Où $d_{11} = \sum_{i=1}^n x_{i1}^2$

et $\sigma_{11}^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(x_{i1})^2}{n} - m_1^2$

$$d_{11} = n(\sigma_{11}^2 + m_1^2)$$

$$d_{22} = n(\sigma_{22}^2 + m_2^2)$$

$$d_{12} = d_{21} = \sum_{i=1}^n x_{i2} x_{i1}$$

$$\sigma_{12}^2 = \sigma_{21}^2 = \frac{1}{n} [\sum_{i=1}^n (x_{i2} x_{i1}) - m_2 m_1]$$

Alors : $d_{12} = d_{21} = n(\sigma_{12}^2 + m_1 m_2)$

Par conséquent, la matrice D peut être ré-écrite comme suit :

$$D = \begin{pmatrix} n(\sigma_{11}^2 + m_1^2) & n(\sigma_{12}^2 + m_1 m_2) \\ n(\sigma_{12}^2 + m_1 m_2) & n(\sigma_{22}^2 + m_2^2) \end{pmatrix}.$$

4.6 Conclusion

Sa valeur propre maximale est donnée par :

$$\alpha_{max} = \frac{1}{2}(d_{11} + d_{22} + \sqrt{(d_{11} - d_{22})^2 + 4d_{12}^2})$$

et le vecteur propre v correspondant à la valeur propre maximale α_{max} est $v = (\frac{d_{12}}{\alpha_{max}}, 1)^t$.

Supposons que $\sigma_{11}, \sigma_{12}, \sigma_{22} \ll \min(m_1, m_2)$.

La première composante du vecteur propre v après simplification est $c_1 = \frac{m_1}{m_2}$.

Après la normalisation du vecteur propre v , sa première composante devient :

$$\begin{aligned} \hat{c}_1 &= \frac{c_1}{\sqrt{c_1^2 + 1}} \\ &= \frac{m_1}{\sqrt{m_1^2 + m_2^2}} \end{aligned} \quad (4.24)$$

De l'équation 4.24, nous concluons que, le vecteur propre v est égale au vecteur moyen m après normalisation *i.e.* ils ont la même direction mais pas la même norme.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté deux méthodes rapides et performantes pour l'estimation de la couleur de l'illuminant. Elles sont basées sur l'hypothèse de la moyenne maximale des projections et l'ACP. La première méthode utilise l'ACP centrée et la deuxième méthode utilise l'ACP non-centrée.

La première méthode donne naissance à un algorithme qui estime un illuminant unique pour chaque image traitée. L'algorithme estime l'illuminant qui est le vecteur qui maximise la dispersion des projections de données sélectionnées sur lui et qui minimise la distance de Malahanobis au Planckian locus. La sélection de données pour cet algorithme est basé sur un algorithme existant qui permet de séparer la composante spéculaire de la composante diffuse de l'image. Étant donné que cet algorithme estime l'illuminant dans un espace 2D, nous avons aussi proposé une méthode pour estimer la troisième composante du vecteur illuminant avec une erreur angulaire minimale.

La deuxième méthode quand à elle nous a permit de proposer deux algorithmes d'estimation d'illuminant pour le cas d'illuminant unique et le cas de

4.6 Conclusion

multiple illuminants. Notre premier algorithme développé utilise la méthode de diagonalisation de Perron-Frobenius pour estimer la couleur de l'illuminant global de l'image. L'illuminant estimé n'est rien que le vecteur propre qui correspond à la valeur propre maximale des couleurs claires non-centrées. Nous avons proposé aussi de sélectionner les pixels claires qui appartiennent à un gamut que nous avons nommé le gamut raffiné. Cette technique permet de sélectionner efficacement un sous ensemble de couleurs de l'ensemble de couleurs de l'image. Ceci permet aussi une meilleure estimation de l'illuminant tout en restant rapide car juste un sous ensemble de pixels de l'image sont utilisés dans l'estimation. L'estimateur d'illuminant global que nous proposons SICC génère des illuminants multiples pour chaque image et les combine par la suite pour générer un seul illuminant global pour l'image en question. L'estimateur multiple proposé MICC se base sur l'estimateur global SICC pour estimer un illuminant local sur chaque bloc de l'image en question. Il génère après, en utilisant les estimations locales, une matrice d'illuminants pour l'image en entrée. L'évaluation des différents algorithmes proposés sur différentes collections d'images ainsi que les applications possibles de ces algorithmes sont présentés dans le chapitre suivant.

Chapitre 5

Expérimentations et applications

5.1 Introduction

Les différentes expérimentations faites dans le cadre de cette thèse sont divisées en deux parties : l'expérimentation de l'algorithme dans le cas des données centrées (**3D SMD**) et l'expérimentation des algorithmes dans le cas des données non-centrées (**SICC** et **MICC** [79]). Chacun des deux cas nécessite des collections d'images différentes et se compare avec des algorithmes différents. Le point commun entre les deux expériences est bien l'erreur angulaire qui est utilisée comme métrique d'évaluation des algorithmes. Nous utilisons, en fait, plusieurs mesures de performance par collection d'image, ceci donne une idée sur la performance d'un algorithme donné sur l'ensemble des images de la collection testée. Les mesures de performance que nous utilisons sont : l'erreur angulaire moyenne, l'erreur angulaire médiane, l'erreur angulaire trimean, le 25^{iem} percentile, le 75^{iem} percentile, et en fin l'erreur angulaire maximale. L'erreur moyenne est $\sum_i = \frac{1}{n}(\arccos(c_i^t e_i))$, où e_i est la vérité terrain et c_i est l'illuminant estimé, n est le nombre d'images testées. Rappelons que les vecteurs e_i et c_i sont des vecteurs normalisés, donc $\arccos(c_i^t e_i)$ donne l'angle entre les deux vecteurs. La distribution de l'erreur angulaire est asymétrique [65] et la figure 5.1 montre un exemple de cette distribution. Dans ce cas, l'erreur angulaire médiane et l'erreur angulaire trimean sont beaucoup plus informatives sur la performance de l'algorithme. Nous analysons les résultats obtenus en se basant sur la colonne d'erreur médiane. L'erreur angulaire médiane est la médiane de l'ensemble $\{\arccos(c_i^t e_i)\}$ où, $i = 1..n$. Les erreurs angulaires au pire des cas sont représentées par le 75^{iem} percentile et ceux du meilleur des cas sont représentées par le 25^{iem} percentile. Le trimean est une mesure résistante de tendance centrale, est calculé par $(25^{iem} + 2 * median + 75^{iem})/4$. Ces mesures de performance sont très

5.2 Évaluation de l’algorithme dans le cas des données centrées

utilisées dans la littérature et donc elles sont données pour référence.

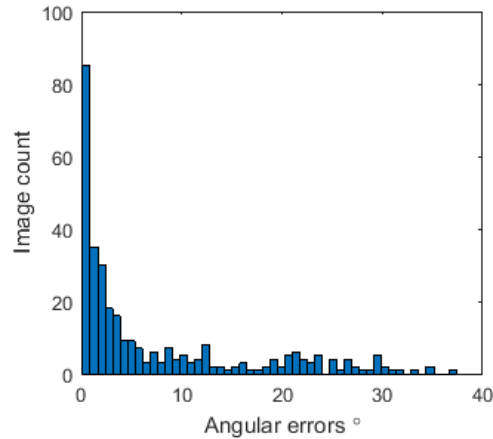


FIGURE 5.1: La distribution des erreurs angulaires pour la collection d’images [8].

5.2 Évaluation de l’algorithme dans le cas des données centrées

5.2.1 L’estimateur d’illuminant 3D SMD

5.2.1.1 Collections d’images

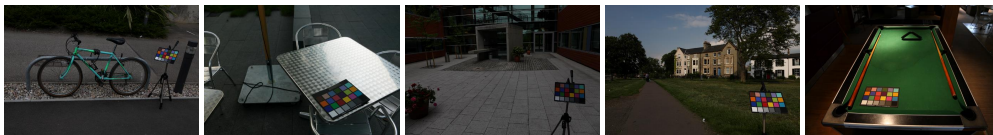
Cinq collections d’images sont utilisées pour évaluer notre algorithme dans le cas des données centrées. La première collection est la collection SFU Lab [8] qui comporte 321 image de dimension 637x468. La collection contient 31 objet photographiés sous 11 illuminants différents comme Sylvania Warm White Fluorescent, Sylvania Cool White Fluorescent, Solux 3500k, Solux 4700K+Roscolux 3202. Les 31 objets appartiennent à quatre catégories de surfaces qui sont les surfaces mondrian (223 images), specular (98 images), metallic (149 images) et fluorescent (59 images). Nous testons notre algorithme aussi sur la version originale non-linéaire de la collection Grey Ball [33] sauvegardée dans l’espace couleur NTSC. Les tests sont aussi réalisés sur la version linéaire de la même collection obtenue en appliquant une

5.2 Évaluation de l'algorithme dans le cas des données centrées

correction gamma avec un $\gamma = 2.2$. Une autre collection utilisée (Color Checker [61]) qui comporte moins d'images mais qui représente des scènes de l'intérieur et de l'extérieur et dans lesquelles différents types de surfaces sont présents. La version retraitée de cette collection [106] est aussi utilisée dans les tests pour mieux comparer avec l'existant. La vérité terrain est donnée pour chacune des cinq collections. Des exemples d'images de ces collections sont donnés dans la figure 5.2.



Exemples d'images de la collection d'images SFU Lab



Exemples d'images de la collection d'images Color Checker



Exemples d'images de la collection d'images SFU Grey Ball

FIGURE 5.2: Quelques exemples d'images des collections d'images SFU Lab [8], Color Checker [61] et SFU Grey Ball [33]

5.2.1.2 Algorithmes

Nous comparons la performance de l'algorithme proposé avec un ensemble d'algorithmes choisis de différentes catégories d'algorithmes. De la catégorie des algorithmes basés sur les statistiques de pixels nous avons choisi la liste suivante : Grey world (GW) [24], White patch (WP) [81] et Shades of grey (SHGR) [53]. Ces algorithmes sont donnés dans le framework 5.1 proposé dans [115]. Le choix de ce framework est justifié par la disponibilité du code source en Matlab. Les paramètres utilisés pour l'instanciation des algorithmes sont donnés dans le tableau 5.1. Nous avons aussi sélectionné

5.2 Évaluation de l’algorithme dans le cas des données centrées

l’algorithme Grey edge (GE1) [115] de la catégorie des algorithmes basés sur les dérivées. L’algorithme Gamut mapping (GM)[54] et l’algorithme récent Natural image statistics (NIS) [69] représentent la catégorie des algorithmes basés sur l’apprentissage. La catégorie des algorithmes physiques est représentée par deux algorithmes : Projection on the Planckian Locus (PPL) [92] et l’algorithme Zeta image (Zeta) [40].

$$\left(\int \left| \frac{\partial^n I_{i,\sigma}(X)}{\partial X} \right|^p dx \right)^{\frac{1}{p}} = kC_i^{n,p,\sigma} \quad (5.1)$$

Tableau 5.1: Les différents paramètres des instantiations d’algorithmes du framework 5.1

Algorithme	Ordre de différenciation ∂	Lissage Gaussien σ	P-norm
GW	0	1	0
Max-RGB	0	∞	0
GGW	0	8	1
SHGR	0	0	7
1 st – order (GE1)	1	1	1
weighted (WGE)	1	2	5
2 nd – order (GE2)	2	1	1

5.2.1.3 Résultats et discussion

Les tableaux de 5.2 à 5.6 donnent les erreurs angulaires des algorithmes évalués y inclus l’algorithme 3D SMD sur les collections testées. Nous pouvons noter que les scores de 3D SMD sont les meilleurs sur la collection SFU Lab et sont favorablement comparables à l’algorithme NIS sur les deux versions de la collection Color Checker. Cependant, sur la version linéaire de la collection Grey Ball, les scores de 3D SMD sont proches de ceux de l’algorithme PPL. Ceci est due à l’utilisation de la même contrainte sur l’illuminant estimé *i.e.* la proximité au Planckian locus. Ainsi, la performance de l’algorithme 3D SMD sur la version originale de Grey Ball est équivalente ou meilleure à l’algorithme SHGR. Pour ces deux collections la valeur de λ est fixé à un. Par conséquent, on peut dire que la performance de 3D SMD est meilleure dans trois sur cinq collections alors qu’il se compare aux algorithmes basés sur les statistiques sur la version originale de Grey Ball et aux algorithmes physiques sur sa version linéaire. Il est aussi important de mentionner que l’algorithme 3D SMD se compare favorablement aux meilleurs algorithmes, NIS et GM sur trois collections alors qu’il est plus simple et

5.3 Évaluation des algorithmes du cas de données non-centrées

plus rapide. En effet, les algorithmes NIS et GM sont des algorithmes basés sur l'apprentissage nécessitant une phase d'apprentissage lourde alors que l'algorithme 3D SMD ne nécessite aucun apprentissage et il est plus rapide.

Il est à noter que la complexité algorithmique de l'algorithme 3D SMD est $O(n + N)$ où N est le nombre de pixels dans l'image, n est la taille des données sélectionnées à partir de l'image d'entrée $n = |\Phi|$ où $n \ll N$. Tandis que la complexité algorithmique de NIS est $O(N + td)$, où t est le nombre d'itérations faite par l'algorithme et d est le nombre de contours dans l'image. Théoriquement les deux algorithmes sont équivalent mais pratiquement l'algorithme NIS est plus gourmand en temps de calcul. Il s'en suit que l'algorithme 3D SMD est plus rapide avec des scores favorablement comparable. Prenant comme exemple, une image de 500x500 pixels, de laquelle nous sélectionnons 5% des couleurs ($n = N * 5/100$). Supposant maintenant que l'algorithme NIS utilise $d = 10\%$ du nombre total des pixels de l'image et que le nombre d'itérations faites par l'algorithme est $t = 5$. Dans ce cas, l'algorithme 3D SMD est cinq fois plus rapides que l'algorithme NIS et même sans avoir besoin d'une phase d'apprentissage.

Tableau 5.2: Les erreurs angulaires de différents algorithmes sur la collection d'images SFU Lab.

Algorithmes	Mean	Med	Trim	25 ^{iem} %	75 ^{iem} %
GW [24]	9.8°	7.0°	7.6°	0.9	23.6
WP [81]	9.1°	6.5°	7.4°	1.8	21.1
SHGR [53]	6.4°	3.7°	4.6°	0.6	16.6
GE1 [115]	5.6°	3.2°	3.7°	1.0	14.1
Zeta [40]	6.2°	2.1°	-	-	-
GM [54]	4.3°	2.6°	2.5	-	-
3D SMD	4.6°	1.8°	2.3°	0.4°	13.8°

5.3 Évaluation des algorithmes du cas de données non-centrées

5.3.1 L'estimateur d'illuminant global SICC

5.3.1.1 Collections d'images

Pour évaluer notre estimateur global SICC, nous utilisons les trois collections SFU Lab [8], SFU Grey Ball [33] et Color Checker [61] décrites dans

5.3 Évaluation des algorithmes du cas de données non-centrées

Tableau 5.3: Les erreurs angulaires de différents algorithmes sur la collection d’images Grey ball originale.

Algorithmes	Grey ball version originale				
	Mean	Med	Trim	25 ^{iem} %	75 ^{iem} %
GW [24]	7.9°	7.0°	7.1°	2.2°	15.2°
WP [81]	6.8°	5.3°	5.8°	1.2°	14.7°
SHGR [53]	6.1°	5.3°	5.5°	1.8°	11.9°
GE1 [115]	5.9°	4.7°	5.1°	2.4°	12.7°
Zeta [40]	5.8°	4.7°	-	-	-
PPL [92]	-	-	-	-	-
NIS [69]	5.2°	3.9°	4.3°	1.2°	11.1°
GM [54]	7.1°	5.8°	6.1°	1.7°	14.7°
3D SMD	6.8°	5.1°	5.4°	1.5°	13.3°

la section 5.2.1.1. Dans cette expérimentation la version linéaire de la collection SFU Grey Ball et la version retraitée de la collection Color Checker ne sont pas utilisées dans les tests. Ce choix est motivé par les travaux que nous comparons avec. Ces travaux, dans leurs majorité, n’ont pas utilisé ces collections.

5.3.1.2 Algorithmes

Pour l’analyse comparative, plusieurs scores des algorithmes de l’état de l’art sont reportés. La performance de notre estimateur global SICC est évaluée premièrement par rapport à différents types de surfaces. Pour le faire, SICC est comparé sur différents types de surfaces avec différentes instantiations du framework 5.1. Nous avons sélectionné Grey world (GW) [24], White patch (Max-RGB) [81], General Grey world (GGW) et, Shades of grey (SHGR) [53] de la catégorie statistique des algorithmes. De la catégorie des algorithmes basés sur les dérivées, nous avons sélectionné First-order Grey edge (GE1) [115], et, Weighted grey edge (WGE) [67]. Pour cette expérience, notre algorithme a besoin de bloc d’image suffisamment large pour avoir de l’information pertinente sur l’illuminant unique. Par conséquent, toutes les images des trois collections sont divisées en neuf blocs (*i.e.* trois par trois colonnes). La cardinalité des couleurs sélectionnées est aux alentours de 0.3% de la taille du bloc. Notre algorithme SICC est aussi comparé avec des algorithmes de la catégorie des algorithmes d’apprentissage comme l’algorithme très connu Gamut mapping (GM)[54] et l’algorithme Natural image statistics (NIS) [69]. Pour cette catégorie, les meilleurs scores sur les collections d’images [33] et [61] sont obtenus par l’algorithme Exemplar ba-

5.3 Évaluation des algorithmes du cas de données non-centrées

Tableau 5.4: Les erreurs angulaires de différents algorithmes sur la collection d’images Grey ball version linéaire.

Algorithmes	Grey ball version linéaire				
	Mean	Med	Trim	25 ^{iem} %	75 ^{iem} %
GW [24]	13.0°	11.0°	11.5°	3.1°	25.9°
WP [81]	12.7°	10.5°	11.3°	2.5°	26.2°
SHGR [53]	11.6°	9.7°	10.2°	3.4°	22.7°
GE1 [115]	10.6°	8.8°	9.2°	3.0°	21.1°
Zeta [40]	10.7°	9.0°	-	-	-
PPL [92]	11.1°	9.1°	9.5°	2.6°	23.0°
NIS [69]	9.9°	7.7°	8.3°	2.4°	20.8°
GM [54]	11.8°	8.9°	10.0°	2.8°	24.9°
3D SMD	11.1°	9.3°	9.6°	2.6°	22.6°

sed [113]. Mais nous l’avons omis à cause de son temps de calcul intensif dû à la segmentation d’image ainsi qu’à la modélisation des surfaces segmentées. Les algorithmes Inverse-intensity chromaticity (IIC) [109] et Zeta image (Zeta) [40] représentent la catégorie des algorithmes physiques. Ces choix d’algorithmes sont faits pour permettre la comparaison la plus juste et la plus complète possible avec toutes les catégories des algorithmes dans la littérature.

5.3.1.3 Résultats et discussion

Rappelons que notre algorithme est basé sur le modèle dichromatique de réflexion. Ceci est dit, l’estimation de l’illuminant peut être biaisée dans le cas de scènes contenant des surfaces non diélectriques. Pour cette raison, nous commençons par tester la performance de notre algorithme sur différents types de scènes de la collection d’images SFU Lab. Nous utilisons la collection SFU Lab [8] parce qu’elle est composée d’images contenant à la fois des surfaces diélectriques et non diélectriques. l’avantage de cette collection est la disponibilité de la vérité terrain pour différents types de surfaces et d’illuminants.

Dans le tableau 5.7, nous reportons les scores de SICC en termes d’erreurs angulaires moyenne et médiane avec leurs intervalles de confiance correspondants pour quatre catégories de surfaces. Nous pouvons observer de ce tableau que l’algorithme SICC fonctionne bien sur les catégories mondrian et specular avec des erreurs médianes de 1.8° et 4.7°, respectivement. L’erreur médiane est à 95% entre 0.5° et 3.0° sur les surfaces mondrian et entre 2.2° et 7.2° sur les surfaces specular. C’est un comportement attendu car ces deux

5.3 Évaluation des algorithmes du cas de données non-centrées

Tableau 5.5: Les erreurs angulaires de différents algorithmes sur la collection d'images Color Checker version originale.

Algorithmes	Color Checker version originale				
	Mean	Med	Trim	25 ^{iem} %	75 ^{iem} %
GW [24]	9.8°	7.4°	8.2°	1.8°	21.7°
WP [81]	8.1°	6.0°	6.4°	1.4°	18.5°
SHGR [53]	7.0°	5.3°	5.6°	1.0°	15.9°
GE1 [115]	7.0°	5.2°	5.5°	1.2°	16.0°
Zeta [40]	6.9°	4.9°	-	-	-
PPL [92]	-	-	-	-	-
NIS [69]	6.1°	4.5°	4.9°	1.1°	13.7°
GM [54]	6.9°	4.9°	5.2°	1.0°	16.4°
3D SMD	8.3°	4.5°	5.1°	1.1°	22.2°

catégories remplies l'hypothèse du modèle dichromatique. Pour les catégories metallic et fluorescent, les erreurs sont plus élevées (*i.e.* erreur médiane de 6.1° et 4.9° respectivement) et les intervalles de confiance sont aussi plus larges parce que le modèle dichromatique de réflexion ne prend pas en compte ces types de surfaces.

Dans l'expérience passée, nous avons testé le comportement de l'algorithme SICC seul sur les différentes catégories de surfaces. Pour mieux évaluer sa performance, nous le comparons avec d'autres algorithmes sur l'ensemble de catégories de surfaces. Nous utilisons la liste des algorithmes suivants : GW, Max-RGB, SHGR de la catégorie des algorithmes basés sur les statistiques et GE1, WGE qui représentent les méthodes basées sur les dérivées. Les tableaux de 5.8 à 5.11 montrent les erreurs angulaires moyennes, médianes et maximales pour la liste des algorithmes choisis. Nous pouvons voir que l'erreur médiane de SICC est la plus petite (*i.e.* 35.7% plus petite), en la comparant avec celle du SHGR, le meilleur algorithme sur la catégorie mondrian. Pour les surfaces fluorescent, l'erreur médiane de SICC est 34.7% plus petite que celle du Max-RGB, le meilleur algorithme sur cette catégorie. Ces taux d'amélioration sont considérés très importants du moment où un taux de 5-6% est considéré [65] comme perceptuellement significatif. Pour les catégories specular et metallic respectivement, les erreurs médianes de SICC sont réduites par GE1 (25.5%) et WGE (6.5%). Probablement, ces deux catégories de surfaces comportent les contours adéquats pour les algorithmes de premier ordre de dérivées.

Pour approfondir les expérimentations et valider notre algorithme sur de larges collections d'images, nous utilisons les collections d'images SFU Lab,

5.3 Évaluation des algorithmes du cas de données non-centrées

Tableau 5.6: Les erreurs angulaires de différents algorithmes sur la collection d’images Color Checker version re-traitée.

Algorithmes	Color Checker version re-traitée				
	Mean	Med	Trim	25 ^{iem} %	75 ^{iem} %
GW [24]	6.4°	6.3°	6.3°	2.3°	10.6°
WP [81]	7.6°	5.7°	6.4°	1.4°	16.1°
SHGR [53]	4.9°	4.0°	4.2°	1.1°	10.2°
GE1 [115]	5.3°	4.5°	4.7°	1.9°	10.0°
Zeta [40]	4.2°	2.7°	-	-	-
PPL [92]	4.5°	3.1°	3.5°	0.8°	10.8°
NIS [69]	4.2°	3.1°	3.5°	1.0°	9.2°
GM [54]	4.2°	2.3°	2.9°	0.5°	10.7°
3D SMD	3.8°	2.6°	2.9°	0.5°	9.0°

Tableau 5.7: Les erreurs angulaires des illuminants estimés en fonctions des catégories de surfaces.

Catégorie de surfaces	Mean	95% c.i	Med	95% c.i
Mondrian	5.4°	4.4-6.4°	1.8°	0.5-3.0°
Specular	9.1°	7.1-11.1°	4.7°	2.2-7.2°
Metallic	10.1°	8.5-11.7°	6.1°	4.1-8.1°
Fluorescent	10.8°	7.7-13.9°	4.9°	0.9-8.8°
SFU Lab dataset	5.7°	4.8-6.5°	2.4°	1.3-3.4°

Tableau 5.8: Les erreurs angulaires moyenne, médiane et maximale de différents algorithmes sur la catégorie de surfaces Mondrian (SFU Lab).

Algorithme	Mean	Med	Max
GW [24]	7.4°	4.3°	28.7°
Max-RGB [81]	7.2°	5.3°	35.2°
SHGR [53]	4.4°	2.8°	27.5°
GE1 [115]	4.9°	3.1°	21.5°
WGE [67]	5.9°	2.2°	40.6°
SICC [79]	5.4°	1.8°	30.3°

SFU Grey Ball, et Color Checker. Les scores des différents algorithmes y inclus l’algorithme SICC sur les trois collections d’images sont reportés dans les tableaux 5.12 à 5.14 respectivement. Les scores obtenus confirment que globalement la performance de l’algorithme SICC est bonne sur les trois collections. En inspectant la colonne d’erreur angulaire médiane, nous observons que la performance de l’algorithme SICC est meilleure que celles des

5.3 Évaluation des algorithmes du cas de données non-centrées

Tableau 5.9: Les erreurs angulaires moyenne, médiane et maximale de différents algorithmes sur la catégorie de surfaces Specular (SFU Lab).

Algorithme	Mean	Med	Max
GW [24]	15.2°	10.9°	37.3°
Max-RGB [81]	13.4°	11.0°	36.2°
SHGR [53]	10.8°	9.5°	29.6°
GE1 [115]	7.3°	3.5°	31.5°
WGE [67]	8.5°	4.1°	33.9°
SICC [79]	9.1°	4.7°	40.8°

Tableau 5.10: Les erreurs angulaires moyenne, médiane et maximale de différents algorithmes sur la catégorie de surfaces Metallic (SFU Lab).

Algorithme	Mean	Med	Max
GW [24]	15.5°	13.3°	43.3°
Max-RGB [81]	13.0°	11.9°	35.9°
SHGR [53]	10.5°	8.1°	32.9°
GE1 [115]	9.8°	6.1°	37.8°
WGE [67]	9.2°	5.7°	40.8°
SICC [79]	10.1°	6.1°	41.1°

Tableau 5.11: Les erreurs angulaires moyenne, médiane et maximale de différents algorithmes sur la catégorie de surfaces Fluorescent (SFU Lab).

Algorithme	Mean	Med	Max
GW [24]	15.9°	10.4°	37.1°
Max-RGB [81]	9.3°	7.5°	33.5°
SHGR [53]	11.9 °	12.0°	28.9°
GE1 [115]	8.6°	9.2°	23.1
WGE [67]	13.9°	9.2°	39.4
SICC [79]	10.8°	4.9°	38.6°

algorithmes basés sur les statistiques. Si on opte pour un classement des algorithmes suivant leurs performances (*i.e.* moyenne des erreurs médianes), l'algorithme SICC vient le deuxième après l'algorithme Zeta sur la collection SFU Lab et après NIS sur la collection Color Checker. Sur la collection Grey Ball l'algorithme SICC occupe la troisième position après les algorithmes Zeta et NIS.

Mais n'oublions pas qu'un autre critère de performance important est la complexité computationnelle des algorithmes. En effet, l'estimation de l'illuminant en utilisant le minimum d'énergie est une qualité importante de l'al-

5.3 Évaluation des algorithmes du cas de données non-centrées

gorithme car celui-là peut être intégré dans un appareil portatif comme la caméra d'un téléphone intelligent. Par conséquent, le meilleur algorithme est celui qui minimise les deux ; la complexité computationnelle et l'erreur d'estimation. Au moins, il doit maximiser le compromis entre les deux. Pour cette raison, après avoir donné les erreurs d'estimation, nous calculons la complexité computationnelle des algorithmes qui dépassent l'algorithme SICC en termes d'erreur d'estimation. En effet, la complexité computationnelle de l'algorithme SICC est $O(n+N)$ où N est le nombre de pixels de l'image, n est la taille des données sélectionnées de cette image et où $n \ll N$. Cependant, les complexités computationnelles des algorithmes Zeta et NIS sont respectivement $O(t(n+N))$ et $O(N+td)$, où t est le nombre d'itérations faite par les algorithmes et d est le nombre de contours par image. En se basant sur ces complexités computationnelles, nous pouvons observer que les algorithmes Zeta et NIS consomment plus de temps. Il s'en suit que l'algorithme SICC est plus rapide. De plus, l'algorithme SICC n'a pas besoin ni de paramètres réglables ni d'un processus d'apprentissage. Notez que, la construction du gamut raffiné pour l'algorithme SICC est faite une seule fois pour toutes les collections. Donc, pour résumer, NIS atteint en moyenne une erreur angulaire médiane de 4.2° sur les collections [33] et [61] tandis que l'algorithme SICC atteint en moyenne une erreur médiane de 4.1° sur les trois collections [8], [33] and [61] et il est plus rapide avec un facteur significatif. D'après les expériences présentées plus haut, l'algorithme SICC est prometteur et peut être utilisé avec succès sur une large gamme d'images naturelles qui contiennent des objets diélectriques.

Tableau 5.12: Les erreurs angulaires estimées sur la collection SFU Lab pour différents algorithmes.

Algorithmes	Mean	Med	Trim	$25^{iem} \%$	75^{iem}
GW [24]	9.8°	7.0°	7.6°	0.9	23.6
Max-RGB [81]	9.1°	6.5°	7.4°	1.8	21.1
SHGR [53]	6.4°	3.7°	4.6°	0.6	16.6
GE1 [115]	5.6°	3.2°	3.7°	1.0	14.1
Zeta [40]	6.2°	2.1°	-	-	-
IIC [109]	15.5°	8.2°	10.7°	2.2	40.4
GM [54]	4.3°	2.6°	2.5	-	-
SICC [79]	5.8°	2.4°	3.0°	0.4°	16.5°

5.3 Évaluation des algorithmes du cas de données non-centrées

Tableau 5.13: Les erreurs angulaires estimées sur la collection SFU Grey Ball pour différents algorithmes

Algorithmes	Mean	Med	Trim	25 ^{iem}	75 ^{iem}
GW [24]	7.9°	7.0°	7.1°	2.2°	15.2°
Max-RGB [81]	6.8°	5.3°	5.8°	1.2°	14.7°
SHGR [53]	6.1°	5.3°	5.5°	1.8°	11.9°
GE1 [115]	5.9°	4.7°	5.1°	2.4°	12.7°
Zeta [40]	5.8°	4.7°	-	-	-
IIC [109]	6.6°	5.6°	5.8°	1.8°	13.3°
NIS [69]	5.2°	3.9°	4.3°	1.2°	11.1°
GM [54]	7.1°	5.8°	6.1°	1.7°	14.7°
SICC [79]	6.1°	5.1°	5.3°	1.3°	12.6°

Tableau 5.14: Les erreurs angulaires estimées sur la collection Color Checker pour différents algorithmes.

Algorithmes	Mean	Med	Trim	25 ^{iem}	75 ^{iem}
GW [24]	9.8°	7.4°	8.2°	1.8°	21.7°
Max-RGB [81]	8.1°	6.0°	6.4°	1.4°	18.5°
SHGR [53]	7.0°	5.3°	5.6°	1.0°	15.9°
GE1 [115]	7.0°	5.2°	5.5°	1.2°	16.0°
Zeta [40]	6.9°	4.9°	-	-	-
IIC [109]	9.7°	6.0°	6.7°	1.4°	24.6°
NIS [69]	6.1°	4.5°	4.9°	1.1°	13.7°
GM [54]	6.9°	4.9°	5.2°	1.0°	16.4°
SICC [79]	6.3°	4.9°	5.2°	1.2°	13.5°

5.3.2 L'estimateur d'illuminants multiples MICC

5.3.2.1 Collections d'images

L'évaluation de notre estimateur d'illuminants multiples MICC sera faite sur des collections d'images générées en utilisant deux ou plusieurs sources lumineuses. La première collection d'images est la collection nommée Multi-illuminant Scene Image Dataset [68] qui comporte des images *RGB* réelles, 59 de ces images sont capturées à l'intérieur d'un laboratoire et les neuf images restantes sont des scènes réelles de l'extérieur. Les images de cette collection sont converties à l'espace *RGB* linéaire pour cette expérimentation.

La deuxième collection d'images utilisée dans les expériences, est la collection nommée Multi-illuminant Multi-object dataset [11] qui inclue des images prises dans un environnement contrôlé au laboratoire et des images du monde réel prises à l'intérieur et à l'extérieur. Les images de laboratoire consistent à

5.3 Évaluation des algorithmes du cas de données non-centrées

dix scènes prises sous six couleurs d'illuminants différentes en combinant deux des trois couleurs "bleue", "blanche" et "rouge". Pour générer une image, les auteurs de la collection, éclairent la scène par deux sources lumineuses des deux cotés (gauche et droit). Les 58 images capturées sont au format RAW linéaire donc pas besoin de faire une correction gamma. La deuxième partie de cette collection, la partie des images du monde réel, est composée de 20 images de scènes intérieures et extérieures. Les images de l'intérieur contiennent deux illuminants dominants. Le premier illuminant est l'éclairage globale dans la chambre qui est considéré comme une lumière ambiante. Le deuxième illuminant est la lumière d'une ampoule, un projecteur ou encore le soleil et qui sont considérés comme des sources de lumière directe. La partie des images de l'extérieur comporte des images où les régions d'ombre sont considérées comme une lumière ambiante. Des exemples d'images des différentes parties des deux collections sont montrés sur la figure 5.3. La vérité terrain pour les deux collections d'images est une matrice d'illuminants qui affecte à chaque pixel la couleur de l'illuminant en ce pixel. Dans ce cas, la métrique de performance utilisée sera l'erreur angulaire discutée plus haut calculée pour chaque pixel de l'image.



FIGURE 5.3: Quelques exemples d'images des collections Multi-illuminant Scene Image [68] et Multi-illuminant Multi-object [11]

5.3 Évaluation des algorithmes du cas de données non-centrées

5.3.2.2 Algorithmes

Nous comparons notre estimateur multiple MICC avec deux algorithmes d'estimations d'illuminant multiples principaux. Il faut souligner ici que très peu d'estimateurs multiples sont proposés dans la littérature. Pour cette raison, nous incluons aussi cinq algorithmes existants pour l'estimation d'illuminant global. Pour les deux collections à illuminants multiples que nous utilisons, l'illuminant global est celui qui est dominant. En se comparant avec les estimateurs globaux, nous pouvons mieux évaluer la performance de notre algorithme. La liste des estimateurs globaux que nous utilisons est : GW, GGW et Max-RGB de la catégorie des algorithmes basés sur les statistiques. De la catégorie des algorithmes basés sur les dérivées du premier et du second ordre, respectivement, nous sélectionnons GE1 et GE2 [115]. Nous donnons aussi les scores de *Do Nothing* (DN) où aucune correction de couleur n'est effectuée. Les algorithmes d'estimation d'illuminant multiples *Multiple Light Sources* (MLS) [68] et *Multi-Illuminant Random Fields* (MIRF) [11] estiment l'illuminant sur chaque bloc de l'image en utilisant un des algorithmes du framework 5.1. Après la phase d'estimation, les illuminants estimés sont classifiés en utilisant le classifieur *k-means*. Les centres des classes générées par le classifieur sont considérés comme les meilleures estimations. Ces illuminants résultants de la phase de classification seront rétro-projetés sur l'image originale. La dernière phase de ces algorithmes est le lissage de la matrice d'illuminant avec différents filtres pour avoir une distribution lisse d'illuminant. Tant que ces deux principaux algorithmes utilisent différents algorithmes du framework 5.1, alors ils ont plusieurs scores chacun correspond à l'utilisation d'un algorithme donné. Nous allons comparer nos scores avec les meilleurs scores obtenus par ces deux algorithmes. Les paramètres de différents algorithmes y inclus MICC sont donnés dans le tableau 5.15. Les scores de l'algorithme MLS sont tirés de [68] et [11] et ceux de l'algorithme MIRF sont tirés de [11]. Le choix de la taille de bloc pour notre algorithme MICC dépend de la taille de l'image car les blocs générés doivent inclure suffisamment de pixels pour l'estimation de l'illuminant. De ce fait, la taille des blocs pour l'algorithme MICC est fixée expérimentalement pour chaque collection d'images de sorte que la cardinalité des pixels clairs sélectionnés sera aux alentours de 0.3% de la taille du bloc. Les différentes tailles de bloc utilisées par MICC, MLS, et MIRF sont données aussi dans le tableau 5.15.

5.3.2.3 Résultats et discussion

Nous reportons dans le tableau 5.16 les erreurs angulaires obtenues par différents estimateurs multiples et globaux y inclus l'algorithme MICC. Il est

5.3 Évaluation des algorithmes du cas de données non-centrées

Tableau 5.15: Paramètres des différents algorithmes évalués sur les collections d'images.

	Collection d'images [68]			
	Images de laboratoire		Images de l'extérieur	
Algorithme	Taille du bloc	Post-traitement	Taille du bloc	Post-traitement
MLS [68]	10 x 10	Lissage linéaire et non linéaire	10 x 10	Lissage linéaire et non linéaire
MIRF [11]	-	-	10 x 10	Lissage Gaussien $\sigma = 10$
MICC [79]	8 x 8	-	10 x 10	-
	Collection d'images [11]			
	Images de laboratoire		Images du monde réelles	
Algorithme	Taille du bloc	Post-traitement	Taille du bloc	Post-traitement
MLS [68]	-	Lissage linéaire et non linéaire	-	Lissage linéaire et non linéaire
MIRF [11]	20 x 20	Lissage Gaussien $\sigma = 10$	20 x 20	Lissage Gaussien $\sigma = 10$
MICC [79]	13 x 13	-	13 x 13	-

à noter que la vérité terrain de la partie laboratoire de la collection d'images [68] n'est pas digne de confiance. Des régions des images de vérité terrain sont corrompues par un bruit multiplicatif comme c'est le cas sur la figure 5.4. Nous éliminons ce bruit par un filtre médian de taille 5x5. Inspectons les scores dans le tableau 5.16, nous pouvons remarquer une nette amélioration sur cette partie de la collection par l'algorithme MICC. En effet, l'algorithme MICC diminue la meilleure erreur médiane obtenue auparavant par MLS par 7%. Pour la partie d'images prises à l'extérieur de la même collection d'image, l'algorithme MICC surpasse tous les autres algorithmes. Numériquement, l'algorithme MICC améliore par 2% l'erreur médiane obtenue par l'algorithme GE2. Ce qui est un peu étonnant, est que les meilleurs scores sur cette partie de la collection [68] sont obtenus par l'algorithme "do-nothing" (DN). Ceci est dû au fait que cette partie de la collection d'images comporte juste neuf images dans lesquelles la déviation des couleurs du blanc pour les

5.3 Évaluation des algorithmes du cas de données non-centrées

deux sources lumineuses (ambiante et directe) est non significative [68].

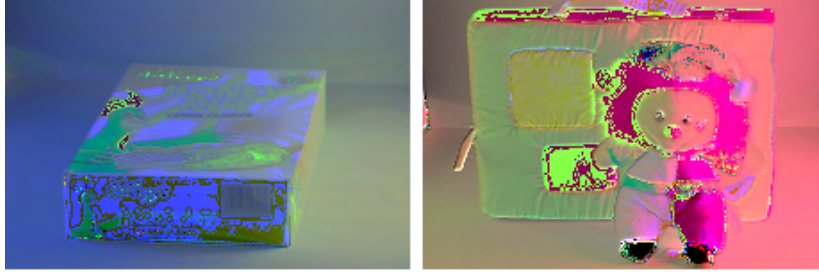


FIGURE 5.4: Exemples de vérités terrains bruitées de la collection d'images [68].

Tableau 5.16: Résumé des scores de performances sur la collection d'images [68].

Images de laboratoire			Images de l'extérieur	
Estimateurs d'illuminant global			Estimateurs d'illuminant global	
Algorithmes	Mean	Med	Mean	Med
DN	20.3°	18.7°	4.4°	3.6°
GW [24]	14.6°	14.7°	8.4°	8.9°
GGW [115]	15.5°	14.6°	9.1°	8.9°
Max-RGB [81]	14.2°	12.8°	6.7°	7.8°
GE1 [115]	15.1°	14.9°	5.6°	6.4°
GE2 [115]	14.8°	14.3°	5.5°	5.0°
Estimateurs d'illuminants multiples			Estimateurs d'illuminants multiples	
MLS [68]	-	11.7°	-	5.1°
MICC [79]	11.3° (-20% Max-RGB)	10.9° (-7% MLS)	5.4° (-2% GE2)	4.9° (-2% GE2)

La performance de la même liste des algorithmes est aussi évaluée sur la deuxième collection d'images [11] et les scores sont donnés dans la tableau 5.17. Sur la partie laboratoire de cette collection, plusieurs algorithmes d'estimation d'illuminant global donnent déjà de petites erreurs angulaires. Les auteurs dans [11] ont lié cette performance au fait que les deux couleurs de sources lumineuses utilisées sont proches. Ce qui fait que si l'algorithme arrive à estimer juste une de ces couleurs ou une couleur entre les deux, l'erreur d'estimation sera petite. Toutefois, sur cette partie de la deuxième collection,

5.4 Application à la pollution lumineuse

l'algorithme MICC a la performance de MIRF et même mieux car il améliore sa meilleure erreur médiane par 4%. Sur la partie du monde réel de la collection [11], l'algorithme MICC surpasse tous les algorithmes testés avec un taux d'amélioration de 6% de la médiane de l'algorithme MIRF.

Après l'analyse des scores présentés dans les différents tableaux, nous pouvons conclure que l'algorithme MICC surpasse tous les algorithmes sur toutes les collections alors qu'il est plus simple. Rappelons aussi que l'algorithme MICC surpasse déjà les algorithmes de la catégorie des algorithmes basés sur les statistiques (framework 5.1) sur les collections d'un seul illuminant global. Ces mêmes algorithmes sont la base des estimateurs multiples MLS [68] et MIRF [11]. Ainsi, l'algorithme MICC estime de meilleurs illuminants locaux en utilisant l'algorithme SICC sur chaque bloc de l'image en question ce qui fait de lui le meilleur estimateur multiple.

Tableau 5.17: Résumé des scores de performances sur la collection d'images [11].

Images de laboratoire			Images du monde réel	
Estimateurs d'illuminant global			Estimateurs d'illuminant global	
Algorithmes	Mean	Med	Mean	Med
DN	10.6°	10.5°	8.8°	8.9°
GW [24]	3.2°	2.9°	5.2°	4.2°
GGW [115]	4.4°	4.5°	6.7°	3.9°
Max-RGB [81]	7.8°	7.6°	6.7°	5.6°
GE1 [115]	3.2°	2.8°	7.0°	5.3°
GE2 [115]	3.2°	2.9°	6.9°	4.8°
Estimateurs d'illuminants multiples			Estimateurs d'illuminants multiples	
MIRF [11]	2.6°	2.6°	4.1°	3.3°
MLS [68]	4.8°	4.2°	4.2°	3.8°
MICC [79]	2.6°	2.5° (-4% MIRF)	3.6°(- 12% MIRF)	3.1° (-6% MIRF)

5.4 Application à la pollution lumineuse

Nous sommes de plus en plus conscients des effets négatifs de l'utilisation excessive -durant la nuit- des lumières artificielles comme l'éclairage public, les lumières des maisons, les enseignes lumineuses, et l'éclairage automobile. Un des premiers effets négatifs est bien la dégradation de la visibilité des

5.4 Application à la pollution lumineuse

étoiles en plein ville ce qui constitue un sérieux problème pour les chercheurs en astronomie [101]. D'ailleurs, plusieurs méthodes pour estimer l'illumination globale dans les villes ont été proposées [60, 22]. D'autres effets négatifs ont été observés sur la santé publique comme les troubles de sommeil [77], l'obésité [93], le cancer du sein [38], et la dépression [97]. Les conséquences nocives de la pollution lumineuse ont touché aussi les écosystèmes [39, 20, 82, 10, 74, 86], et l'économie en gaspillant de l'énergie [85, 72, 89]. Il est à noter que, les effets négatifs de la pollution lumineuse ne viennent pas juste de la présence massive des sources lumineuses dans les villes ou de leurs intensités de plus en plus importantes. Les chercheurs ont découvert que même les couleurs des sources lumineuses influencent la santé publique et les écosystèmes. Il a été démontré que la lumière bleue est nuisible pour la santé des individus et aussi pour les systèmes écologiques existants. Pour traiter ces problèmes, nous croyons qu'il est temps pour se disposer des outils informatiques fiables pour contrôler les intensités et les couleurs des sources lumineuses dans nos villes. De nos jours, les cartes d'éclairage nocturne existantes sont fabriquées par les images de satellites ou encore les images aériennes [42]. Mais malheureusement, de nombreuses sources de lumières comme certains éclairages publics et lumières de maison peuvent être non visibles par les caméras embarquées dans ces plateformes (figure 5.5). Un autre type de carte est fabriqué par les citoyens en utilisant des appareils de mesure de la qualité du ciel comme *Unihedron* pour construire ce qu'on appelle une carte de pollution lumineuse [17, 32]. Cependant, le nombre et la précision des mesures prises ne sont pas contrôlées. Nous proposons alors d'estimer les sources de lumières artificielles à partir d'une image couleur prise en nuit. Dans le cadre de cette thèse, nous nous limitons aux couleurs des sources lumineuses.

Le but de l'application proposée est alors l'estimation de la couleur de l'illuminant de chaque spot lumineux à partir d'une photo couleur prise en nuit. Pour cette fin, les spots lumineux sont considérés comme des régions claires sur l'image couleur (voir figure 5.6). Alors, pour estimer les illuminants des images prises en nuit, nous procédons comme suit : choisir la caméra adéquate pour prendre des photos en nuit, segmenter les photos en régions et finalement estimer l'illuminant de chacune des régions obtenues. Nous avons utilisé une caméra commerciale *OLYMPUS PEN E-PL* à objectifs interchangeables. La segmentation des images est faite en utilisant la binarisation puisque les régions des spots lumineux sont évidentes ce qui permet de déterminer facilement le seuil. Toutefois, Les spots lumineux loins de la caméra peuvent former une seule région. Dans ce cas de figure, un seul illuminant est estimé pour la région (*i.e.* pour l'ensemble des spots qui forment cette région). En pratique, la distance entre les spots lumineux et la caméra devrait être petite. L'algorithme SICC est exécuté sur chaque région pour en

5.5 Conclusion

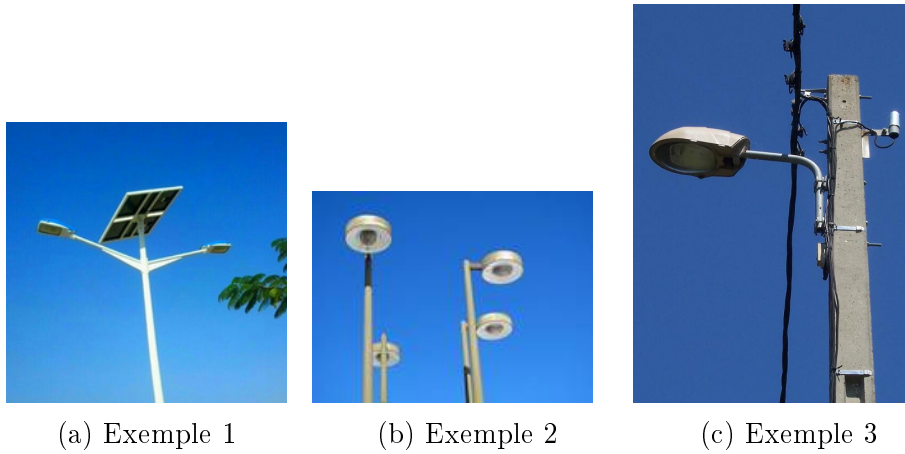


FIGURE 5.5: Exemples de sources lumineuses qui peuvent être non visibles par les satellites.

estimer l'illuminant. Le résultat des estimations faites sur l'image de la figure 5.6 sont montrés sur la figure 5.7.

À ce stade, l'évaluation de l'application proposée impose l'utilisation d'une méthode qui évalue les estimations faites par région en l'absence d'une vérité terrain. Vu que les photos que nous avons pris ne disposent pas de vérité terrain, nous utilisons la corrélation entre la couleur de l'illuminant estimé et celle de sa région pour mesurer leur similarité. Le tableau 5.18 montre une grande similarité entre 3661 régions prises de 24 images et leurs illuminants estimés. Étant donné que notre but derrière les cartes d'éclairage nocturne est la lutte contre la pollution lumineuse, les illuminants estimés doivent être classifiés par leurs couleurs en classe bleue, rouge, et blanche. Cette classification permet d'investiguer les sources lumineuses utilisées dans les villes pour identifier parmi ces dernières celles qui sont nuisibles (*e.g. Bleu*) à la santé publique et les écosystèmes.

Nous avons utilisé l'algorithme K-means pour créer ces classes car leur nombre est connu étant donné la connaissance qu'on a sur les sources lumineuses commercialisées. La classification des sources lumineuses du site *ville de Sherbrooke, Canada* en trois classes de lumières est montrée sur la figure 5.8.

5.5 Conclusion

Dans ce chapitre, les différents estimateurs proposés ont été testés sur plusieurs collections d'images et ont été comparés avec plusieurs algorithmes

5.5 Conclusion



FIGURE 5.6: Exemple de carte d'éclairage nocturne, image prise à la ville de Sherbrooke, Canada.

de l'état de l'art. La performance de l'algorithme 3D SMD est favorablement comparable aux algorithmes statistiques et se compare bien aux meilleurs algorithmes de la famille d'algorithmes d'apprentissage. Il est à noter aussi que l'algorithme 3D SMD est plus rapide que les algorithmes d'apprentissage et ne nécessite pas une phase d'apprentissage. Les résultats expérimentaux montrent aussi que la performance de l'estimateur global SICC est comparable ou meilleure à celles des algorithmes de la catégorie des méthodes basées sur l'apprentissage avec moins de complexité computationnelle. L'estimateur multiple quand à lui surpasse tous les estimateurs multiples évalués et ceci sur toutes les collections d'images testées. Cependant, les collections d'images à illuminants multiples comportent peu de variations entre les images et même très peu d'images. Pour cette raison, nous prévoyons la conception d'une nouvelle collection d'illuminants multiples avec un contenu plus enrichi.

En plus des algorithmes proposés, nous avons proposé aussi une nouvelle application qui utilise l'estimation des couleurs d'illuminants pour construire des cartes d'éclairage nocturne en utilisant une simple caméra commerciale. Cette application a pour but la classification des illuminants utilisés dans les villes pour aider les chercheurs à lutter contre la pollution lumineuse et ses effets négatifs. Cette application est un exploit car elle peut être très utile pour des scientifiques, des chercheurs et des décideurs dans plusieurs

5.5 Conclusion

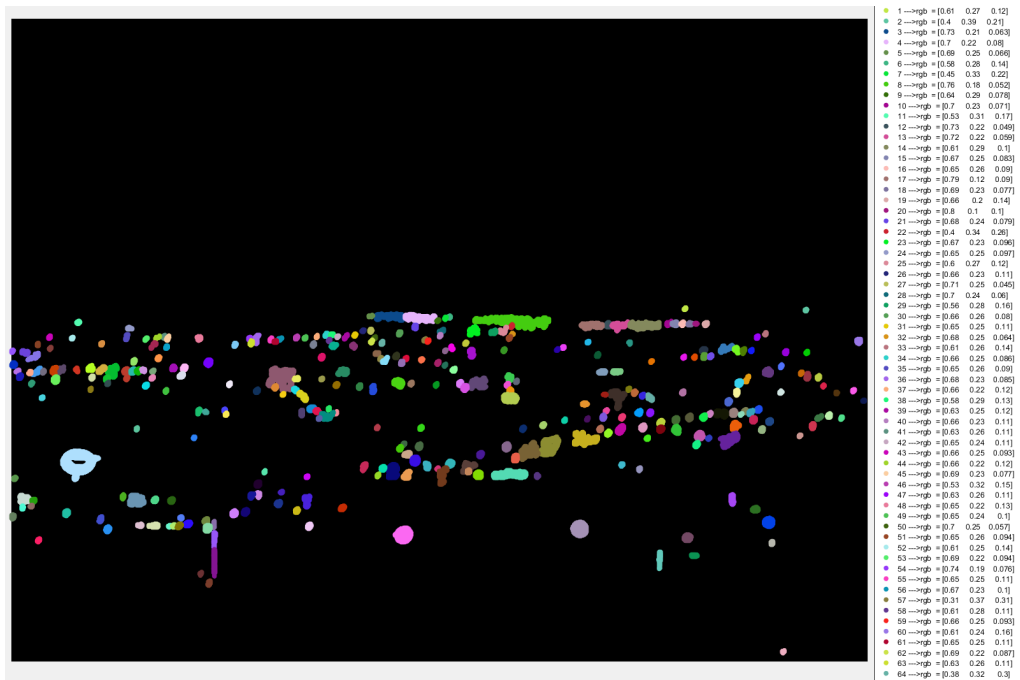


FIGURE 5.7: La carte des couleurs des illuminants estimés du site *ville de Sherbrooke, Canada*.

domaines.

5.5 Conclusion

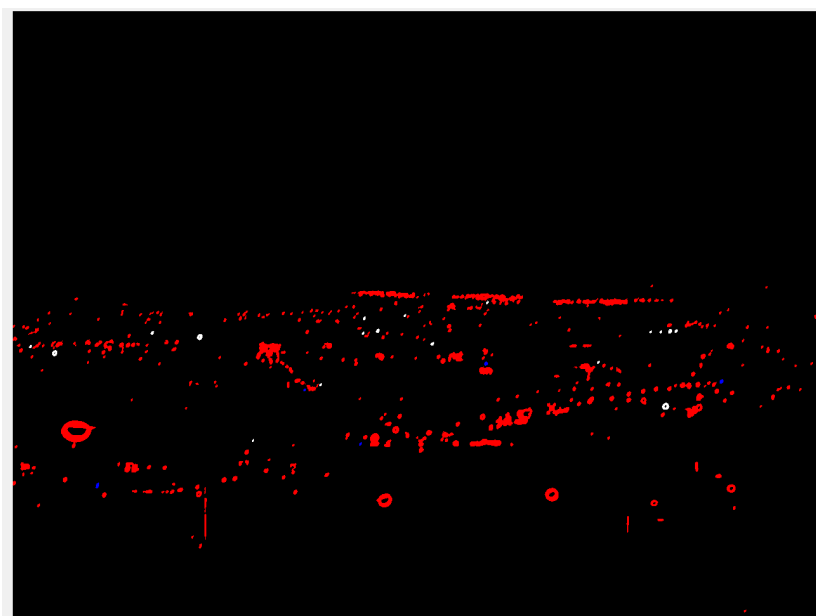


FIGURE 5.8: La classification des illuminants estimés en trois classes : rouge, bleue, et blanche.

5.5 Conclusion

Tableau 5.18: Corrélations entre les régions et leurs illuminants estimés correspondants.

Image	Nombre de régions	Corrélation
1	30	0.99
2	324	0.97
3	21	0.99
4	258	0.97
5	97	0.97
6	12	0.99
7	80	0.98
8	106	0.99
9	147	0.99
10	136	0.97
11	169	0.99
12	192	0.98
13	45	0.98
14	297	0.99
15	56	0.98
16	192	0.97
17	67	0.99
18	93	0.98
19	135	0.99
20	48	0.99
21	215	0.99
22	278	0.99
23	188	0.99
24	175	0.99
Total	3661	0.98

Chapitre 6

Conclusion générale

Au cours de cette thèse, nous avons travaillé sur deux méthodes d'estimation d'illuminant qui sont issues d'un modèle statistique basé sur une nouvelle connaissance. Nous avons proposé la nouvelle connaissance qui suppose que l'illuminant d'une image est le vecteur qui maximise la dispersion des projections des pixels spéculaires sur lui. Nous avons conçu une nouvelle hypothèse sur les pixels spéculaires que nous avons validé sur une large collection d'images. Cette hypothèse nous a permis de concevoir un modèle statistique d'estimation d'illuminant, qui utilise la matrice de données spéculaire. L'utilisation de deux types de diagonalisation de matrice à savoir l'ACP centrée et l'ACP non-centrée génère deux méthodes différentes.

Dans la première méthode qui utilise l'ACP centrée, la matrice de données résultante est celle de la covariance des données. Dans ce cas là, la diagonalisation ordinaire peut générer un vecteur qui n'est pas strictement positif. Nous avons choisi alors de ne pas diagonaliser cette matrice mais plutôt chercher parmi les pixels spéculaires celui qui maximise la dispersion des projections de tous les pixels spéculaires sur lui-même. Cependant, la solution trouvée peut ne pas être physiquement réalisable. Ce qui nous a amené à chercher la chromaticité du pixel qui maximise la dispersion des projections et en même temps minimise la distance de Mahalanobis au Planckian Locus considéré comme l'ensemble d'illuminants réalisables. Cette méthode opère dans un sous-espace couleur 2-D. Ainsi, le vecteur estimé est composé de deux composantes seulement. De ce fait, nous avons proposé une nouvelle technique qui permet d'estimer la troisième composante du vecteur à partir des deux composantes estimées en minimisant l'erreur angulaire entre le vecteur 3-D estimé et celui réel.

La deuxième méthode utilise l'ACP non-centrée, ce qui génère une ma-

trice strictement positive (*i.e.* la matrice de produit interne des données). Nous avons diagonaliser cette matrice en utilisant le théorème de Perron-Frobenius qui donne un vecteur propre composé seulement de valeurs positives. Pour cette deuxième méthode les données sélectionnées ne sont pas les pixels spéculaires mais plutôt les pixels clairs de l'image qui sont considérés par plusieurs auteurs comme les pixels les plus proches du vecteur illuminant. Cependant, nous avons rencontré le problème de distribution de pixels sur l'image entière. Ce qui nous a conduit à choisir la sélection des pixels et l'estimation d'illuminant par bloc d'image. À ce stade, nous avons choisi de proposer deux algorithmes ; un qui estime un seul illuminant global par image et un autre qui estime plusieurs illuminants par image.

Tous les algorithmes proposés dans cette thèse ont été testé sur plusieurs collections d'images connues dans le domaine d'estimation d'illuminant. Nous avons conclu que nos algorithmes offrent des scores comparables aux meilleurs algorithmes proposés dans la littérature avec de moindre complexité computationnelle. Nos algorithmes offrent, en effet, un bon compromis entre l'exactitude et la complexité computationnelle. Par conséquent, les algorithmes proposés peuvent être embarqués sur des caméras intelligentes pour reproduire avec le maximum de fidélité les couleurs de la scène. Les algorithmes proposés peuvent être utilisés dans plusieurs autres applications telles que la protection des écosystèmes et le contrôle de la consommation de l'énergie à partir d'une image couleur et sans avoir besoin d'images satellitaires coûteuses. Toutefois, cette dernière application nécessite l'estimation de l'intensité lumineuse et non seulement les couleurs des illuminants. De ce fait, nous imaginons que l'intégration des algorithmes proposés dans une caméra intelligente et l'extension du modèle proposé pour l'estimation de l'intensité lumineuse seront nos perspectives futures sur nos travaux de thèse.

Annexe A

Outils et matériels utilisés

Dans ce qui suit nous allons présenter les différents outils et matériels utilisés pour la réalisation de ce travail de thèse. Commençons par l'implémentation des trois algorithmes proposés. L'environnement *Matlab 2016a* a été utilisé pour rédiger le code des trois algorithmes d'estimation d'illuminant ainsi que l'application d'analyse d'image d'éclairage nocturne. Ce choix a été fait pour simplifier les calculs et travailler directement en calcul matriciel sous Matlab. L'environnement Matlab utilisé est installé sur une machine Alienware qui dispose d'un processeur GPU sous le système d'exploitation *Windows 7 entreprise*.

Le matériel utilisé consiste en :

- Un appareil photo *OLYMPUS PEN E-PL* à objectifs interchangeables : system Micro Four Thirds M. Zuiko Digital et un capteur Live Mos 4/3 de 12,3 Megapixels,
- Un banc micrométrique *Melles Griot* composé d'un rail macro métrique et d'un plateau micrométrique et une mire.
- Une chambre bien isolée à la lumière du jour.
- Des machines GPU.

Annexe B

Publications personnelles

2.1 Revues internationales

Lakehal Elkhamssa, Ziou Djemel, & Benmohammed Mohamed. "Multiple Illuminant Estimation from the Covariance of Colors". *Journal of Visual Communication and Image Representation*, volume 46, July 2017, pp. 107-118.

2.2 Conférences avec comité de lecture

Elkhamssa Lakehal and Djemel Ziou, "Computer Vision Color Constancy from Maximal Projections Mean Assumption", *in proceeding of International Conference on Image and Signal Processing*, May 2016, Trois-Rivières, Québec, Canada.

Elkhamssa Lakehal, Mohamed Benmohammed, "A content based watermarking scheme using radial symmetry transform and singular value decomposition", *in proceeding of international conference on foundations of computer science & technology*, Janvier 2014, Zurich, Suisse.

Elkhamssa Lakehal, Mohamed Benmohammed, "Schéma de tatouage basé sur le contenu et la décomposition en valeurs singulières", *in proceeding of international conference on embedded systems in telecommunications and instrumentation*, Annaba, Novembre 2012, Algérie.

Bibliographie

- [1] James E Adams Jr. Interactions between color plane interpolation and other image processing functions in electronic photography. In *IS&T/SPIE's Symposium on Electronic Imaging : Science & Technology*, pages 144–151. International Society for Optics and Photonics, 1995.
- [2] Vivek Agarwal, Andrei Gribok, Andreas Koschan, B Abidi, and M Abidi. Illumination chromaticity estimation using linear learning methods. *Journal of Pattern Recognition Research*, 4(1) :92–109, 2009.
- [3] David Alleysson, Sabine Susstrunk, and Jeanny Hérault. Linear demosaicing inspired by the human visual system. *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(4) :439–449, 2005.
- [4] Naoki Asada, Hisanaga Fujiwara, and Takashi Matsuyama. Edge and depth from focus. *International Journal of Computer Vision*, 26(2) :153–163, 1998.
- [5] Tarkan Aydin and Yusuf Sinan Akgul. A new adaptive focus measure for shape from focus. In *BMVC*, pages 1–10, 2008.
- [6] Kobus Barnard. Improvements to gamut mapping colour constancy algorithms. In *Computer Vision-ECCV 2000*, pages 390–403. Springer, 2000.
- [7] Kobus Barnard, Lindsay Martin, Adam Coath, and Brian Funt. A comparison of computational color constancy algorithms. ii. experiments with image data. *IEEE transactions on Image Processing*, 11(9) :985–996, 2002.
- [8] Kobus Barnard, Lindsay Martin, Brian Funt, and Adam Coath. A data set for color research. *Color Research & Application*, 27(3) :147–151, 2002.

BIBLIOGRAPHIE

- [9] Bryce E Bayer. Color imaging array, July 20 1976. US Patent 3,971,065.
- [10] Tracy A Bedrosian, Laura K Fonken, James C Walton, and Randy J Nelson. Chronic exposure to dim light at night suppresses immune responses in siberian hamsters. *Biology letters*, 7(3) :468–471, 2011.
- [11] Shida Beigpour, Christian Riess, Joost Van de Weijer, and Elli Angelopoulou. Multi-illuminant estimation with conditional random fields. *IEEE Transactions on Image Processing*, 23(1) :83–96, 2014.
- [12] Jeff Berens, Graham D Finlayson, and Guoping Qiu. Image indexing using compressed colour histograms. *IEE Proceedings-Vision, Image and Signal Processing*, 147(4) :349–355, 2000.
- [13] Daniel Berwick and Sang Wook Lee. A chromaticity space for specularity, illumination color-and illumination pose-invariant 3-d object recognition. In *Computer Vision, 1998. Sixth International Conference on*, pages 165–170. IEEE, 1998.
- [14] S Bianco and R Schettini. Adaptive color constancy using faces. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 36(8) :1505–1518, 2014.
- [15] Simone Bianco, Gianluigi Ciocca, Claudio Cusano, and Raimondo Schettini. Automatic color constancy algorithm selection and combination. *Pattern recognition*, 43(3) :695–705, 2010.
- [16] Simone Bianco, Claudio Cusano, and Raimondo Schettini. Color constancy using cnns. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pages 81–89, 2015.
- [17] Jennifer Birriel and James Kevin Adkins. A simple, portable apparatus to measure night sky brightness at various zenith angles. *Journal of the American Association of Variable Star Observers (JAAVSO)*, 38 :221, 2010.
- [18] James F Blinn. Models of light reflection for computer synthesized pictures. In *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, volume 11, pages 192–198. ACM, 1977.
- [19] Peter Bodrogi and TQ Khan. *Illumination, color and imaging : evaluation and optimization of visual displays*. John Wiley & Sons, 2012.

BIBLIOGRAPHIE

- [20] Casimir V Bolshakov, Victor N Bulyuk, Alexandra Y Sinelschikova, and Michael V Vorotkov. Influence of the vertical light beam on numbers and flight trajectories of night-migrating songbirds. *Avian Ecol. Behav*, 24 :35–49, 2013.
- [21] Alexandre Bony. *Modélisation de l'interaction lumière/matière pour l'analyse de surfaces rugueuses texturées par stéréo photométrie*. PhD thesis, Poitiers, 2013.
- [22] John E Bortle. Introducing the bortle dark-sky scale. *Sky and Telescope*, 101(2) :126, 2001.
- [23] David H Brainard and William T Freeman. Bayesian color constancy. *JOSA A*, 14(7) :1393–1411, 1997.
- [24] Gershon Buchsbaum. A spatial processor model for object colour perception. *journal of the Franklin Institute*, 310(1) :1–26, 1980.
- [25] Jorge Cadima and Ian Jolliffe. On relationships between uncentred and column-centred principal component analysis. *Pak J Statist*, 25(4) :473–503, 2009.
- [26] Vlad C Cardei and Brian Funt. Committee-based color constancy. In *Color and Imaging Conference*, volume 1999, pages 311–313. Society for Imaging Science and Technology, 1999.
- [27] Vlad C Cardei, Brian Funt, and Kobus Barnard. Estimating the scene illumination chromaticity by using a neural network. *JOSA A*, 19(12) :2374–2386, 2002.
- [28] Turgay Celik and Tardi Tjahjadi. Adaptive colour constancy algorithm using discrete wavelet transform. *Computer Vision and Image Understanding*, 116(4) :561 – 571, 2012.
- [29] Ayan Chakrabarti, Keigo Hirakawa, and Todd Zickler. Color constancy beyond bags of pixels. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on*, pages 1–6. IEEE, 2008.
- [30] Cheng-Lun Chen and Shao-Hua Lin. Intelligent color temperature estimation using fuzzy neural network with application to automatic white balance. *Expert Systems with Applications*, 38(6) :7718–7728, 2011.
- [31] Homer H Chen, Chun-Hung Shen, and Pei-Shan Tsai. Edge-based automatic white balancing with linear illuminant constraint. In *Electronic*

BIBLIOGRAPHIE

- Imaging 2007*, pages 65081D–65081D. International Society for Optics and Photonics, 2007.
- [32] Pierantonio Cinzano. Night sky photometry with sky quality meter. *ISTIL Int. Rep*, 9, 2005.
- [33] Florian Ciurea and Brian Funt. A large image database for color constancy research. In *Color and Imaging Conference*, volume 2003, pages 160–164. Society for Imaging Science and Technology, 2003.
- [34] David R Cok. Reconstruction of ccd images using template matching. In *Proc IS&T Annual Conf./ICPS*, pages 380–385, 1994.
- [35] Robert L Cook and Kenneth E. Torrance. A reflectance model for computer graphics. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 1(1) :7–24, 1982.
- [36] Julien Couillaud. Formation d’image : estimation du champ lumineux et matrice de filtres couleurs. 2012.
- [37] François Deschenes, Djemel Ziou, and Philippe Fuchs. An unified approach for a simultaneous and cooperative estimation of defocus blur and spatial shifts. *Image and Vision Computing*, 22(1) :35–57, 2004.
- [38] Barbra Dickerman and Jianghong Liu. Does current scientific evidence support a link between light at night and breast cancer among female night-shift nurses ? : Review of evidence and implications for occupational and environmental health nurses. *Workplace health & safety*, 60(6) :273, 2012.
- [39] Davide M Dominoni, Esther O Carmona-Wagner, Michaela Hofmann, Bart Kranstauber, and Jesko Partecke. Individual-based measurements of light intensity provide new insights into the effects of artificial light at night on daily rhythms of urban-dwelling songbirds. *Journal of Animal Ecology*, 83(3) :681–692, 2014.
- [40] Mark S Drew, Hamid Reza Vaezi Joze, and Graham D Finlayson. The zeta-image, illuminant estimation, and specular manipulation. *Computer Vision and Image Understanding*, 127 :1–13, 2014.
- [41] Noha M Elfiky, Theo Gevers, Arjan Gijsenij, and Jordi Gonzalez. Color constancy using 3d scene geometry derived from a single image. *IEEE Transactions on image processing*, 23(9) :3855–3868, 2014.

BIBLIOGRAPHIE

- [42] Fabio Falchi, Pierantonio Cinzano, Dan Duriscoe, Christopher CM Kyba, Christopher D Elvidge, Kimberly Baugh, Boris A Portnov, Nataliya A Rybnikova, and Riccardo Furgoni. The new world atlas of artificial night sky brightness. *Science Advances*, 2(6) :e1600377, 2016.
- [43] Graham Finlayson, Steven Hordley, Gerald Schaefer, and Gui Yun Tian. Illuminant and device invariant colour using histogram equalisation. *Pattern recognition*, 38(2) :179–190, 2005.
- [44] Graham Finlayson and Ruixia Xu. Illuminant and gamma comprehensive normalisation in logrgb space. *Pattern Recognition Letters*, 24(11) :1679–1690, 2003.
- [45] Graham D Finlayson, Subho S Chatterjee, and Brian V Funt. Color angular indexing. In *European Conference on Computer Vision*, pages 16–27. Springer, 1996.
- [46] Graham D Finlayson, Mark S Drew, and Brian V Funt. Diagonal transforms suffice for color constancy. In *Computer Vision, 1993. Proceedings., Fourth International Conference on*, pages 164–171. IEEE, 1993.
- [47] Graham D Finlayson, Mark S Drew, and Cheng Lu. Intrinsic images by entropy minimization. In *Computer Vision-ECCV 2004*, pages 582–595. Springer, 2004.
- [48] Graham D Finlayson and Steven D Hordley. Color constancy at a pixel. *JOSA A*, 18(2) :253–264, 2001.
- [49] Graham D. Finlayson, Steven D. Hordley, and Paul M. Hubel. Color by correlation : A simple, unifying framework for color constancy. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 23(11) :1209–1221, 2001.
- [50] Graham D Finlayson, Steven D Hordley, and Ingeborg Tastl. Gamut constrained illuminant estimation. *International Journal of Computer Vision*, 67(1) :93–109, 2006.
- [51] Graham D Finlayson and Gerald Schaefer. Solving for colour constancy using a constrained dichromatic reflection model. *International Journal of Computer Vision*, 42(3) :127–144, 2001.
- [52] Graham D Finlayson, Bernt Schiele, and James L Crowley. Comprehensive colour image normalization. In *European conference on computer vision*, pages 475–490. Springer, 1998.

BIBLIOGRAPHIE

- [53] Graham D Finlayson and Elisabetta Trezzi. Shades of gray and colour constancy. In *Color and Imaging Conference*, volume 2004, pages 37–41. Society for Imaging Science and Technology, 2004.
- [54] David A Forsyth. A novel algorithm for color constancy. *International Journal of Computer Vision*, 5(1) :5–35, 1990.
- [55] David A Forsyth and Jean Ponce. A modern approach. *Computer vision : a modern approach*, pages 88–101, 2003.
- [56] Brian Funt and Lilong Shi. The effect of exposure on maxrgb color constancy. In *IS&T/SPIE Electronic Imaging*, pages 75270Y–75270Y. International Society for Optics and Photonics, 2010.
- [57] Brian Funt and Lilong Shi. The rehabilitation of maxrgb. In *Color and Imaging Conference*, volume 2010, pages 256–259. Society for Imaging Science and Technology, 2010.
- [58] Brian Funt and Weihua Xiong. Estimating illumination chromaticity via support vector regression. In *Color and Imaging Conference*, volume 2004, pages 47–52. Society for Imaging Science and Technology, 2004.
- [59] Brian V. Funt and Graham D. Finlayson. Color constant color indexing. *IEEE transactions on Pattern analysis and Machine Intelligence*, 17(5) :522–529, 1995.
- [60] RH Garstang. Night sky brightness at observatories and sites. *Publications of the Astronomical Society of the Pacific*, 101(637) :306, 1989.
- [61] Peter V Gehler, Carsten Rother, Andrew Blake, Tom Minka, and Toby Sharp. Bayesian color constancy revisited. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on*, pages 1–8. IEEE, 2008.
- [62] Ron Gershon, Allan D Jepson, and John K Tsotsos. From [r, g, b] to surface reflectance : Computing color constant descriptors in images. In *IJCAI*, pages 755–758. Citeseer, 1987.
- [63] Theo Gevers and Arnold WM Smeulders. Color-based object recognition. *Pattern recognition*, 32(3) :453–464, 1999.
- [64] Arjan Gijsenij and Theo Gevers. Color constancy using natural image statistics. In *CVPR*, pages 1–8, 2007.

BIBLIOGRAPHIE

- [65] Arjan Gijsenij, Theo Gevers, and Marcel P Lucassen. Perceptual analysis of distance measures for color constancy algorithms. *JOSA A*, 26(10) :2243–2256, 2009.
- [66] Arjan Gijsenij, Theo Gevers, and Joost Van De Weijer. Physics-based edge evaluation for improved color constancy. In *CVPR*, pages 581–588, 2009.
- [67] Arjan Gijsenij, Theo Gevers, and Joost Van De Weijer. Improving color constancy by photometric edge weighting. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 34(5) :918–929, 2012.
- [68] Arjan Gijsenij, Rui Lu, and Theo Gevers. Color constancy for multiple light sources. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 21(2) :697–707, 2012.
- [69] Arjan Gijsenij and Theo Gevers. Color constancy using natural image statistics and scene semantics. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 33(4) :687–698, 2011.
- [70] Bahadir K Gunturk, John Glotzbach, Yucel Altunbasak, Ronald W Schafer, and Russel M Mersereau. Demosaicking : Color filter array interpolation. *IEEE Signal processing magazine*, 22(1) :44–54, 2005.
- [71] Glenn Healey. Estimating spectral reflectance using highlights. *Image and Vision Computing*, 9(5) :333–337, 1991.
- [72] Chen Ying Ho, Hsien Te Lin, and Kuang Yu Huang. A study on energy saving and light pollution of led advertising signs. *Applied Mechanics and Materials*, 121 :2979–2984, 2012.
- [73] Steven D Hordley. Scene illuminant estimation : past, present, and future. *Color Research & Application*, 31(4) :303–314, 2006.
- [74] Richard Inger, Jonathan Bennie, Thomas W Davies, and Kevin J Gaston. Potential biological and ecological effects of flickering artificial light. *PloS one*, 9(5) :e98631, 2014.
- [75] Robert Jenssen. Mean vector component analysis for visualization and clustering of nonnegative data. *Neural Networks and Learning Systems, IEEE Transactions on*, 24(10) :1553–1564, 2013.

BIBLIOGRAPHIE

- [76] Hamid Reza Vaezi Joze, Mark S Drew, Graham D Finlayson, and Perla Aurora Troncoso Rey. The role of bright pixels in illumination estimation. In *Color and Imaging Conference*, volume 2012, pages 41–46. Society for Imaging Science and Technology, 2012.
- [77] J Kim, K Hwang, J Cho, D Koo, E Joo, and S Hong. Effect of bedside light on sleep quality and background eeg rhythms. *Sleep Medicine*, 14 :e170, 2013.
- [78] Igor Kviatkovsky, Amit Adam, and Ehud Rivlin. Color invariants for person reidentification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35(7) :1622–1634, 2013.
- [79] Elkhamssa Lakehal, Djemel Ziou, and Mohamed Benmohamed. Multiple illuminant estimation from the covariance of colors. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2017.
- [80] JH Lambert. Photometria sive de mensura de gratibus luminis, colorum et umbrae, augsberg. *Eberhard Klett, Germany*, 1960.
- [81] Edwin Herbert Land. *The retinex theory of color vision*. Scientific America., 1977.
- [82] Thomas Le Tallec, Martine Perret, and Marc Théry. Light pollution modifies the expression of daily rhythms and behavior patterns in a nocturnal primate. *PloS one*, 8(11) :e79250, 2013.
- [83] Hsien Che Lee. Method for computing the scene-illuminant chromaticity from specular highlights. *JOSA A*, 3(10) :1694–1699, 1986.
- [84] Hsien-Che Lee, Edwin J. Breneman, and Carl P. Schulte. Modeling light reflection for computer color vision. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 12(4) :402–409, 1990.
- [85] Husi Letu, Gegen Tana, Masanao Hara, and Fumihiko Nishio. Monitoring the electric power consumption by lighting from dmsp/ols nighttime satellite imagery. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2011 IEEE International*, pages 2113–2116. IEEE, 2011.
- [86] Daniel Lewanzik and Christian C Voigt. Artificial light puts ecosystem services of frugivorous bats at risk. *Journal of Applied Ecology*, 51(2) :388–394, 2014.

BIBLIOGRAPHIE

- [87] Bing Li, De Xu, Weihua Xiong, and Songhe Feng. Color constancy using achromatic surface. *Color Research & Application*, 35(4) :304–312, 2010.
- [88] D.C. Lindberg and A.J.J.I.I. Kindī. *Theories of Vision from Al-Kindi to Kepler*. University of Chicago history of science and medicine. University Press, 1976.
- [89] Zhifeng Liu, Chunyang He, and Yang Yang. Mapping urban areas by performing systematic correction for dmsp/ols nighttime lights time series in china from 1992 to 2008. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2011 IEEE International*, pages 1858–1861. IEEE, 2011.
- [90] Rui Lu, Arjan Gijsenij, Theo Gevers, Vladimir Nedovic, De Xu, and J-M Geusebroek. Color constancy using 3d scene geometry. In *Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference on*, pages 1749–1756. IEEE, 2009.
- [91] Rui Lu, Arjan Gijsenij, Theo Gevers, Koen EA van de Sande, Jan-Mark Geusebroek, and De Xu. Color constancy using stage classification. In *ICIP*, pages 685–688, 2009.
- [92] Baptiste Mazin, Julie Delon, and Yann Gousseau. Estimation of illuminants from projections on the planckian locus. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 24(6) :1944–1955, 2015.
- [93] Emily McFadden, Michael E Jones, Minouk J Schoemaker, Alan Ashworth, and Anthony J Swerdlow. The relationship between obesity and exposure to light at night : cross-sectional analyses of over 100,000 women in the breakthrough generations study. *American journal of epidemiology*, page kwu117, 2014.
- [94] Douglas B Murphy. *Fundamentals of light microscopy and electronic imaging*. John Wiley & Sons, 2002.
- [95] Mary Natrella. Nist/sematech e-handbook of statistical methods. 2010.
- [96] Shree K Nayar and Yasuo Nakagawa. Shape from focus. *IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence*, 16(8) :824–831, 1994.
- [97] Kenji Obayashi, Keigo Saeki, Junko Iwamoto, Yoshito Ikada, and Norio Kurumatani. Exposure to light at night and risk of depression in the elderly. *Journal of affective disorders*, 151(1) :331–336, 2013.

BIBLIOGRAPHIE

- [98] Michael Oren and Shree K Nayar. Generalization of the lambertian model and implications for machine vision. *International Journal of Computer Vision*, 14(3) :227–251, 1995.
- [99] Bui Tuong Phong. Illumination for computer generated pictures. *Communications of the ACM*, 18(6) :311–317, 1975.
- [100] S Unnikrishna Pillai, Torsten Suel, and Seunghun Cha. The perron-frobenius theorem : some of its applications. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 22(2) :62–75, 2005.
- [101] FE Roach. The light of the night sky. *Memoires of the Societe Royale des Sciences de Liege*, 9 :157–177, 1976.
- [102] Charles Rosenberg, Alok Ladsariya, and Tom Minka. Bayesian color constancy with non-gaussian models. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2003.
- [103] Gerald Schaefer. Robust dichromatic colour constancy. In *Image Analysis and Recognition*, pages 257–264. Springer, 2004.
- [104] Gerald Schaefer, Steven Hordley, and Graham Finlayson. A combined physical and statistical approach to colour constancy. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, volume 1, pages 148–153. IEEE, 2005.
- [105] Lilong Shi and Brian Funt. Dichromatic illumination estimation via hough transforms in 3d. In *Conference on Colour in Graphics, Imaging, and Vision*, volume 2008, pages 259–262. Society for Imaging Science and Technology, 2008.
- [106] Lilong Shi and Brian Funt. Re-processed version of the gehler color constancy dataset of 568 images. *Simon Fraser University*, 1(2) :3, 2010.
- [107] Markus A Stricker and Markus Orengo. Similarity of color images. In *IS&T/SPIE's Symposium on Electronic Imaging : Science & Technology*, pages 381–392. International Society for Optics and Photonics, 1995.
- [108] Michael J Swain and Dana H Ballard. Color indexing. *International journal of computer vision*, 7(1) :11–32, 1991.

BIBLIOGRAPHIE

- [109] Robby T Tan, Ko Nishino, and Katsushi Ikeuchi. Color constancy through inverse-intensity chromaticity space. *JOSA A*, 21(3) :321–334, 2004.
- [110] Shoji Tominaga and Brian A Wandell. Standard surface-reflectance model and illuminant estimation. *JOSA A*, 6(4) :576–584, 1989.
- [111] Javier Toro, Djemel Ziou, and Brian Funt. Illumination estimation from dichromatic planes. In *Color and Imaging Conference*, volume 2005, pages 95–98. Society for Imaging Science and Technology, 2005.
- [112] Emanuele Trucco and Alessandro Verri. *Introductory techniques for 3-D computer vision*, volume 201. Prentice Hall Englewood Cliffs, 1998.
- [113] H Vaezi Joze and M Drew. Exemplar-based colour constancy and multiple illumination. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 36(5) :860–873, 2014.
- [114] Vaibhav Vaish, Marc Levoy, Richard Szeliski, C Lawrence Zitnick, and Sing Bing Kang. Reconstructing occluded surfaces using synthetic apertures : Stereo, focus and robust measures. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on*, volume 2, pages 2331–2338. IEEE, 2006.
- [115] Joost Van De Weijer, Theo Gevers, and Arjan Gijsenij. Edge-based color constancy. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 16(9) :2207–2214, 2007.
- [116] Luis Virgen-Navarro, Enrique J Herrera-López, Rosa I Corona-González, Enrique Arriola-Guevara, and Guadalupe M Guatemala-Morales. Neuro-fuzzy model based on digital images for the monitoring of coffee bean color during roasting in a spouted bed. *Expert Systems with Applications*, 54 :162–169, 2016.
- [117] Lawrence B Wolff. Generalizing lambert’s law for smooth surfaces. In *European Conference on Computer Vision*, pages 40–53. Springer, 1996.
- [118] Weihua Xiong, Brian Funt, Lilong Shi, Sung-Su Kim, Byoung-Ho Kang, Sung-Duk Lee, and Chang-Yeong Kim. Automatic white balancing via gray surface identification. In *Color and Imaging Conference*, volume 2007, pages 143–146. Society for Imaging Science and Technology, 2007.

BIBLIOGRAPHIE

- [119] Kuk-Jin Yoon, Yoojin Choi, and In So Kweon. Fast separation of reflection components using a specularly-invariant image representation. In *Image Processing, 2006 IEEE International Conference on*, pages 973–976. IEEE, 2006.
- [120] Djemel Ziou and Francois Deschenes. Depth from defocus estimation in spatial domain. *Computer vision and image understanding*, 81(2) :143–165, 2001.