

UNIVERSITÉ DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE LILLE 1
U.F.R. d'Informatique, Électronique, Électrotechnique et Automatique
Laboratoire d'Automatique I³D

Numéro attribué par la bibliothèque : 2904

THÈSE

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE LILLE 1

Discipline : Automatique et Informatique Industrielle

Présentée et soutenue publiquement

par

Nicolas VANDENBROUCKE

le 14 décembre 2000

Segmentation d'images couleur par classification de pixels dans des espaces d'attributs colorimétriques adaptés. Application à l'analyse d'images de football.

JURY :

Vincent Devlaminck	Professeur à l'USTI, Président de Jury
Christine Fernandez-Maloigne	Professeur à l'Université de Poitiers, Rapporteur
Alain Trémeau	Professeur à l'Université de Saint-Étienne, Rapporteur
Olivier Colot	Maître de Conférences habilité à l'Université de Rouen, Examineur
Christophe Vieren	Maître de Conférences à l'USTL, Examineur
Ludovic Macaire	Maître de Conférences à l'USTL, Co-directeur de recherche
Jack-Gérard Postaire	Professeur à l'USTL, Co-directeur de recherche

*À ma femme **Blandine**,
à nos deux enfants **Aline** et **Arthur**,
pour les heures que je n'ai pas passées avec eux...*



Avant-propos

J'ai intégré le Laboratoire d'Automatique I³D¹ en 1996 pour y réaliser mon stage de DEA. À cette époque, le laboratoire était dirigé par le professeur **Pierre Vidal** et s'appelait le CAL².

Mon stage de DEA fut effectué au sein de l'équipe *Image et Décision*, dirigé par le professeur **Jack-Gérard Postaire** et encadré par **Ludovic Macaire**. C'est dans la poursuite du thème abordé pendant le DEA que s'inscrit cette thèse, à savoir la reconnaissance de personnes en mouvement par analyse d'images couleur appliquée au suivi de joueurs de football.

Le sujet de DEA s'est donc transformé en un sujet de thèse financée par l'École des Mines de Douai et encadrée par **Jack-Gérard Postaire** et **Ludovic Macaire** du Laboratoire d'Automatique I³D dans le cadre de l'opération de recherche *Scènes Dynamiques*.

Je tiens donc à remercier, en premier lieu, **Jack-Gérard Postaire** et **Ludovic Macaire** tout d'abord pour la confiance qu'ils m'ont accordés il y a maintenant presque cinq ans en m'accueillant au sein de leur équipe. Leurs conseils, leurs rigueurs scientifiques ainsi que leurs idées m'ont été très précieux pour mener à bien ces années de recherche.

Je remercie également **Georges Cuiengnet** et **Henri Deleplanque** pour m'avoir accueilli à l'École des Mines de Douai et m'avoir ainsi permis de financer mes trois premières années de recherche.

J'exprime également mes vifs remerciements à **Christine Fernandez-Maloigne** et **Alain Trémeau** pour avoir accepté d'être rapporteurs de cette thèse, à **Olivier Colot** et **Christophe Vieren** pour en avoir été les examinateurs et à **Vincent Devlaminck** pour avoir assumé le rôle de président du jury.

De façon générale, je salue tous les membres du Laboratoire d'Automatique I³D. Leur sympathie et leur attention ont rendu ces années de thèse très agréables. Je tiens à porter une attention particulière à ceux que j'ai le plus côtoyé pendant ces années passées au « labo » :

Jack-Gérard Postaire pour son optimisme et son dynamisme qui vous font toujours penser que ce que vous faites est bien. Ce qui m'impressionne le plus chez Monsieur Postaire, c'est sa clairvoyance et sa rigueur lorsqu'il analyse et corrige un article ou une thèse.

Ludovic Macaire pour m'avoir encadré tout au long de ma thèse. J'avoue que cette collaboration fut un réel plaisir tant nos échanges furent riches et ouverts. Merci donc à Ludovic pour m'avoir supporté et avoir si bien su m'aiguiller. Merci aussi pour avoir lu et relu ce manuscrit, pour l'avoir corrigé tant de fois notamment les deux premiers chapitres. Ses avis et ses conseils ont été indispensables pour mener à bien notre travail de recherche.

¹Interaction, Image et Ingénierie de la Décision

²Centre d'Automatique de Lille

Ces années passées à son contact resteront riches en apprentissage. A cela, j'ajouterai que je suis heureux d'avoir participé avec lui à des activités d'enseignement et surtout d'avoir couru à ses côtés de nombreuses fois (ou plutôt derrière lui). Il faut noter que Ludo est capable de tenir un marathon quelques semaines seulement après s'être broyé le pied en utilisant étrangement cette partie du corps pour jouer au bowling.

Christophe Vieren pour avoir bien voulu être examinateur dans un domaine qui n'est pas le sien. Ce « correcteur orthographique » vivant nous permet, tous les jours de faire des progrès en français. Je remercie également Christophe qui nous motive à prendre part à sa lutte de tous les jours pour défendre la nature et préserver l'environnement. Pour rendre hommage à ses actions, j'ai choisi d'agrémenter chaque début de chapitre par une des citations dont il nous gratifie dans ses mails, du style : *Le meilleur des mondes n'est pas un monde meilleur*, signé A. Nonyme. Enfin, je lui suis reconnaissant d'avoir fait figure de *sparring-partner* au cours de nos séances d'entraînement de course à pied. Christophe est capable de vous faire faire des accélérations dont vous n'avez pas envie parce qu'il a explosé le rétroviseur d'un chauffard qui, furieux, vous prend ensuite en chasse.

François Cabestaing pour son merveilleux logiciel de traitement d'images « Classmanager » qui nous permet tous les jours à tous de faire notre travail. Merci également à François pour nous avoir fait connaître de surprenants chercheurs chinois (**Bing He, Rong Yang, Wei Wu**) que je salue aussi au passage et dont le plus extraordinaire spécimen fut Rong Yang.

Luc Duviembourg pour nous avoir accompagné pendant nos séances d'entraînement de course à pied les jeudi et vendredi où il faisait beau. Comme Christophe, Luc est un spécialiste du duathlon mais dans un autre registre puisque lui ne pratique pas l'épreuve de vélo mais s'entraîne toute l'année pour être un des meilleurs fêtards.

Michael Fontaine pour ne pas m'avoir laissé courir seul avec les « vieux » Christophe et Ludo quand il n'était pas blessé sur le côté droit de l'ongle du petit doigt de pied gauche ou quand un caillou dans sa chaussure ne l'obligeait pas à faire demi-tour. Michael manipule les *Malloc, Walloc, Globalalloc* et *Localalloc* avec aisance tel un artiste jonglant avec ses quilles, ce qui lui permet de construire des pyramides plus belles que celles d'Egypte afin de segmenter des images couleur.

Aymeric Gillet pour son immense culture en ce qui concerne la bière. Ceci est d'autant plus spectaculaire que cet amateur de fléchette n'est pas originaire du Nord mais a immigré du Poitou. Tout cela n'a rien à voir avec son sujet de recherche qui concerne pour le moment l'extraction du bruit dans les images couleur mais qui devrait s'orienter à plus long terme vers la segmentation d'images couleur par morphologie floue.

Vincent Stoclin, que nous appelons entre nous b_1-b_2 à cause des filtres récursifs de détection de contours, pour sa capacité à se remettre continuellement en cause en se posant la question : « Y'a sûrement une raison ? ».

Enfin, je salue les anciens thésards **David Dooze** (Allez le R.C. Lens !), **Jean Caron**, **Sandrine Turpin**, **Nouredine Elhor**, **Sébastien Ambellouis**, **Vénérée Rakotomalala**, **Olivier Bally**, **Patrick Vannoorenberghe**, **Jean-Christophe Burie**, **Yassine Ruichek**, **Vincent Ultré**, notre secrétaire **Annick Pignon** ainsi que **Pierre Bonnet**, **Leszek Luchowski** et **Hazem Issa** pour leur disponibilité et leur bonne humeur.

Table des matières

Avant-propos	5
Abréviations et notations	13
Introduction	21
Chapitre 1. De la lumière à la couleur	27
1.1 La source lumineuse	28
1.2 Le matériau	32
1.2.1 Interaction lumière-matériau	32
1.2.1.1 Réflexion de surface du matériau	33
1.2.1.2 Pénétration dans le matériau	33
1.2.2 Conditions d'éclairage et d'observation	34
1.2.3 Conclusion	35
1.3 Le récepteur : l'œil	35
1.4 Le système d'interprétation	38
1.4.1 Mécanismes de la perception humaine de la couleur	38
1.4.2 Attributs de la perception humaine de la couleur	39
1.5 Mesure de la couleur	40
1.5.1 Principe	40
1.5.2 Expérience d'appariement	41
1.5.3 Les fonctions colorimétriques de la CIE	43
1.5.4 Mesure des composantes trichromatiques	45
1.5.5 Changement de primaires	47
1.6 Systèmes de représentation de la couleur	48
Chapitre 2. Représentation de la couleur	51
2.1 Les systèmes de primaires	51
2.1.1 Le système (R, G, B) de la CIE noté (R_C, G_C, B_C)	52
2.1.2 Autres systèmes (R, G, B)	54
2.1.3 Le système (X, Y, Z) de la CIE	55
2.1.3.1 Les transformations standards	60
2.1.3.2 Les transformations standards normalisées	61
2.2 Les systèmes luminance-chrominance	61
2.2.1 Les systèmes perceptuellement uniformes	62
2.2.2 Les systèmes de télévision	64
2.2.2.1 Le système (Y', I', Q')	65
2.2.2.2 Le système (Y', U', V')	67
2.2.2.3 Autres systèmes	67

2.2.3	Les systèmes antagonistes	68
2.2.4	Autres systèmes luminance-chrominance	70
2.3	Les systèmes perceptuels	71
2.3.1	Les systèmes de coordonnées polaires	71
2.3.1.1	Systèmes uniformes de la CIE	73
2.3.1.2	Systèmes de télévision	73
2.3.1.3	Systèmes antagonistes et système de Carron	74
2.3.2	Les systèmes humains de perception de la couleur	74
2.3.2.1	Le modèle triangulaire	74
2.3.2.2	Le modèle de cône hexagonal	78
2.3.2.3	Le modèle de cône hexagonal double	81
2.3.2.4	Le système $(L_{uv}^*, S_{uv}^*, h_{uv})$	82
2.3.2.5	Autres modèles	82
2.4	Les systèmes d'axes indépendants	83
2.4.1	Analyse en composantes principales	83
2.4.2	Le système d'Ohta	84
2.4.3	Analyse en composantes indépendantes	85
2.5	Synthèse	85
Chapitre 3. Couleur et images numériques		89
3.1	Acquisition et affichage des images couleur	90
3.1.1	Les caméras couleur	90
3.1.2	Numérisation des images couleur	92
3.1.2.1	Quantification	92
3.1.2.2	Calibrage	92
3.1.3	Visualisation d'images couleur	93
3.1.3.1	Affichage	93
3.1.3.2	Correction Gamma	94
3.1.3.3	Calibrage de l'écran	95
3.2	Images couleur numériques et systèmes de représentation	95
3.2.1	Systèmes de représentation de la couleur et traitement d'images couleur	96
3.2.1.1	Comparaison des systèmes de représentation par critère visuel	96
3.2.1.2	Comparaison des systèmes de représentation par critère numérique	97
3.2.2	Systèmes de représentation de la couleur et segmentation d'images couleur	99
3.2.2.1	Comparaison des systèmes de représentation par critère visuel	99
3.2.2.2	Comparaison des systèmes de représentation par critère numérique	102
3.2.3	Conclusion	108
3.3	Codage des systèmes de représentation de la couleur	108
3.3.1	Codage des systèmes de représentation de la couleur et analyse d'images couleur	109
3.3.2	Méthode de codage proposée	111
3.3.2.1	Principe et notations	111
3.3.2.2	Codage séparé	112
3.3.2.3	Codage non séparé	114
3.3.3	Application	115
3.3.3.1	Systèmes de primaires	115

3.3.3.2	Systèmes luminance-chrominance	116
3.3.3.3	Systèmes perceptuels	117
3.3.3.4	Systèmes d'axes indépendants	119
3.4	Conclusion	119
Chapitre 4. Détermination d'un espace d'attributs colorimétriques		121
4.1	L'espace couleur hybride	122
4.1.1	Les composantes couleur	123
4.1.2	Apprentissage supervisé	124
4.1.3	Procédure de sélection itérative	131
4.1.4	Critères informationnels	132
4.1.4.1	Éléments descriptifs	133
4.1.4.2	Pourcentage de bien classés	134
4.1.4.3	Le critère de la trace	135
4.1.4.4	Le critère de Hotelling	135
4.1.4.5	Le critère de Wilks	135
4.1.4.6	Le critère de la valeur propre maximum	136
4.1.4.7	Le critère de la différence entre les moyennes conditionnelles	136
4.1.4.8	Autres critères	137
4.1.5	Influence des paramètres	137
4.1.5.1	Influence du nombre d'observations prélevées	138
4.1.5.2	Redondance d'information	139
4.1.5.3	Dimension de l'espace couleur hybride	141
4.1.6	Précautions	145
4.1.7	Apport de l'espace couleur hybride	148
4.2	L'espace d'attributs colorimétriques	148
4.2.1	Les attributs colorimétriques	148
4.2.1.1	Quelques attributs classiques de texture	148
4.2.1.2	Les attributs colorimétriques retenus	151
4.2.2	Détermination d'un espace d'attributs colorimétriques	152
4.2.3	Apport de l'espace d'attributs colorimétriques	153
4.3	Conclusion	153
Chapitre 5. Application à la segmentation d'images de matchs de football		155
5.1	Prétraitement	155
5.1.1	Extraction des pixels joueur	156
5.1.1.1	Segmentation par analyse d'histogrammes monodimensionnels	156
5.1.1.2	Approche proposée	158
5.1.2	Reconstruction des régions représentant les joueurs	165
5.1.3	Quelques cas	168
5.1.3.1	Cas n° 1	169
5.1.3.2	Cas n° 2	170
5.1.3.3	Cas n° 3	172
5.2	Classification des pixels joueur	173
5.2.1	Algorithme de classification	173
5.2.2	Choix de la taille de la fenêtre de voisinage	174
5.2.2.1	Mesure du taux d'erreur de classification	175

5.2.2.2	influence de la taille de la fenêtre de voisinage sur les résultats de la classification	175
5.2.3	Application	179
5.2.3.1	Cas à 4 classes	179
5.2.3.2	Classification dans un espace couleur hybride	182
5.2.3.3	Classification dans un système de représentation de la couleur	184
5.2.3.4	Classification dans un espace d'attributs colorimétriques	185
5.3	Conclusion	187
Conclusion et perspectives		191
Annexe A. Matrices de passage		195
A.1	Les systèmes de primaires	195
A.1.1	Transformation d'un système (R_*, G_*, B_*) vers un autre système (R_*, G_*, B_*)	195
A.1.2	Transformation d'un système (R_*, G_*, B_*) vers le système (X, Y, Z) de la CIE	195
A.1.2.1	Les transformations standards	195
A.1.2.2	Les transformations standards normalisées	197
A.2	Les systèmes luminance-chrominance	197
A.2.1	Transformation d'un système (R_*, G_*, B_*) vers le système (Y', I', Q')	197
A.2.1.1	Les transformations standards	197
A.2.1.2	Les transformations standards normalisées	198
A.2.2	Transformation d'un système (R_*, G_*, B_*) vers le système (Y', U', V')	198
A.2.2.1	Les transformations standards	198
A.2.2.2	Les transformations standards normalisées	198
A.2.3	Transformation du système (R, G, B) vers le système (A, C_1, C_2) ou (wb, rg, by) de Ballard	198
A.2.4	Transformation du système (R, G, B) vers le système (Y, Ch_1, Ch_2) de Carron	198
A.2.5	Transformation du système (R, G, B) vers le système (I_1, I_2, I_3) de Ohta	199
Annexe B. Tableaux de codage		201
B.1	Les systèmes de primaires	201
B.1.1	Codage du système (X, Y, Z) de la CIE	201
B.1.2	Codage du système (x, y, z) de la CIE	202
B.2	Les systèmes luminance-chrominance	203
B.2.1	Codage du système (L^*, a^*, b^*)	203
B.2.2	Codage du système (L^*, u^*, v^*)	203
B.2.3	Codage d'autres systèmes luminance-chrominance	204
B.3	Les systèmes perceptuels	204
B.3.1	Codage du chroma	204
B.3.2	Codage de la saturation	205
B.4	Les systèmes d'axes indépendants	205
B.4.1	Codage du système (I_1, I_2, I_3)	205
B.4.2	Codage du chroma	206

Annexe C. Influence du choix du critère informationnel	207
C.1 Influence du nombre d'observations selon le critère informationnel	208
C.1.1 Critère J_1	208
C.1.2 Critère J_2	208
C.1.3 Critère J_3	209
C.1.4 Critère J_4	209
C.1.5 Critère J_5	210
C.2 Influence du seuil de corrélation en fonction du critère informationnel	211
C.2.1 Critère J_1	211
C.2.2 Critère J_2	212
C.2.3 Critère J_3	213
C.2.4 Critère J_4	214
C.2.5 Critère J_5	215
Bibliographie	217
Index des auteurs	227
Table des figures	231
Table des tableaux	235

Abréviations et notations

Abréviations

CIE	Commission Internationale de l'Éclairage
EBU	European Broadcasting Union
ou UER	Union Européenne de Radio-télévision
FCC	Federal Communication Commission
NTSC	National Television Standards Committee
PAL	Phase Alternation by Line
SECAM	SÉquentiel Couleur À Mémoire
ITU	International Telecommunication Union
SMPTE	Society of Motion Picture and Television Engineers

Notations relatives aux sources lumineuses (radiométrie)

λ	Longueur d'onde, en mètres (m) ou en nanomètres (nm)
$E(\lambda)$	Répartition spectrale d'énergie d'une source lumineuse, en $\text{W}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{m}^{-1}$
$S(\lambda)$	Répartition spectrale relative d'énergie d'une source lumineuse, sans unité
T_p	Température de couleur proximale d'une source lumineuse exprimée, en Kelvin (K)

Notations relatives aux matériaux

ρ	Facteur de réflexion des matériaux réfléchissant de la lumière, sans unité
$\rho(\lambda)$	Facteur de réflexion spectrale des matériaux réfléchissant de la lumière, sans unité
$R(\lambda)$	Réflectance spectrale des matériaux réfléchissant de la lumière, sans unité
τ	Facteur de transmission des matériaux transmettant de la lumière, sans unité
$\tau(\lambda)$	Facteur de transmission spectrale des matériaux transmettant de la lumière, sans unité
$T(\lambda)$	Transmittance spectrale des matériaux transmettant de la lumière, sans unité
$\beta(\lambda)$	Facteur de luminance lumineuse des matériaux réfléchissant de la lumière, sans unité

Notations relatives à l'oeil (photométrie)

$V(\lambda)$	Fonction d'efficacité lumineuse relative spectrale en vision photopique, sans unité
$V'(\lambda)$	Fonction d'efficacité lumineuse relative spectrale en vision scotopique, sans unité

Notations relatives à la mesure de la couleur (colorimétrie)

$[C]$	Stimulus de couleur correspondant à une couleur C
$[R_*$	Primaire ou stimulus de référence proche de la couleur rouge
$[G_*$	Primaire ou stimulus de référence proche de la couleur verte
$[B_*$	Primaire ou stimulus de référence proche de la couleur bleue
$[W]$	Blanc de référence ou stimulus de base
R_*^W	Valeur unitaire de la primaire rouge
G_*^W	Valeur unitaire de la primaire verte
B_*^W	Valeur unitaire de la primaire bleue
R_*	Composante trichromatique d'un stimulus de couleur correspondant à la primaire $[R_*]$
G_*	Composante trichromatique d'un stimulus de couleur correspondant à la primaire $[G_*]$
B_*	Composante trichromatique d'un stimulus de couleur correspondant à la primaire $[B_*]$
r_*	Coordonnée trichromatique d'un stimulus de couleur correspondant à la primaire $[R_*]$
g_*	Coordonnée trichromatique d'un stimulus de couleur correspondant à la primaire $[G_*]$
b_*	Coordonnée trichromatique d'un stimulus de couleur correspondant à la primaire $[B_*]$
C_λ	Stimulus de couleur monochromatique
R_*^λ	Composante trichromatique d'un stimulus monochromatique correspondant à la primaire $[R_*]$
G_*^λ	Composante trichromatique d'un stimulus monochromatique correspondant à la primaire $[G_*]$
B_*^λ	Composante trichromatique d'un stimulus monochromatique correspondant à la primaire $[B_*]$
$C(\lambda)$	Stimulus de couleur quelconque
$R_*(\lambda)$	Composante trichromatique spectrale ou fonction colorimétrique correspondant à la primaire $[R_*]$
$G_*(\lambda)$	Composante trichromatique spectrale ou fonction colorimétrique correspondant à la primaire $[G_*]$
$B_*(\lambda)$	Composante trichromatique spectrale ou fonction colorimétrique correspondant à la primaire $[B_*]$
$r_*(\lambda)$	Coordonnée trichromatique spectrale correspondant à la primaire $[R_*]$
$g_*(\lambda)$	Coordonnée trichromatique spectrale correspondant à la primaire $[G_*]$
$b_*(\lambda)$	Coordonnée trichromatique spectrale correspondant à la primaire $[B_*]$

La plupart des notations précédentes se caractérisent par le symbole $*$, qui est mis en indice. Ce symbole représente la norme, le standard ou la commission pour lesquelles sont définies les grandeurs présentées ci-dessus. Par exemple, pour des primaires définies par la CIE, l'indice $*$ sera remplacé par C en référence à cette commission.

D'autres part, les grandeurs présentées ci-dessus se rapportent à des primaires proches des couleurs rouge (R pour red en anglais), verte (G pour green en anglais) et bleue (B pour blue en anglais). Lorsque ces primaires correspondent à d'autres couleurs, d'autres lettres doivent être utilisées. Par exemple, les primaires de référence de la CIE seront notées X , Y et Z .

Notations relatives aux systèmes de représentation de la couleur

$[R\ G\ B]$	Vecteur couleur des composantes trichromatiques R , G et B
(R_s, G_s, B_s)	Système de primaires rouge, vert et bleue. L'indice s fait référence à une norme, un standard ou une commission quelconque.
(r_s, g_s, b_s)	Système de primaires normalisés rouge, vert et bleue
(R_C, G_C, B_C)	Système de primaires définies par la CIE. L'indice C fait référence à CIE.
(R_E, G_E, B_E)	Système de primaires définies par l'EBU. L'indice E fait référence à EBU.
(R_F, G_F, B_F)	Système de primaires définies par la FCC. L'indice F fait référence à FCC.
(R_I, G_I, B_I)	Système de primaires définies par l'ITU. L'indice I fait référence à ITU.
(R_S, G_S, B_S)	Système de primaires définies par la SMPTE. L'indice S fait référence à SMPTE.
(R_M, G_M, B_M)	Système de primaires d'un moniteur couleur. L'indice M fait référence à un moniteur.
(R, G, B)	Système de primaires d'une caméra couleur
(X, Y, Z)	Système de référence colorimétrique de la CIE
(x, y, z)	Système de référence colorimétrique normalisé de la CIE
(X_{10}, Y_{10}, Z_{10})	Système de référence colorimétrique supplémentaire de la CIE
(L, Chr_1, Ch_2)	Système luminance-chrominance quelconque
(L^*, a^*, b^*)	Système perceptuellement uniforme CIELAB
(L^*, u^*, v^*)	Système perceptuellement uniforme CIELUV
(Y', I', Q')	Système de télévision répondant à la norme NTSC
(Y', U', V')	Système de télévision répondant à la norme PAL
(Y, D_r, D_b)	Système de télévision répondant à la norme SECAM
(Y, C_r, C_b)	Système de télévision numérique
(Y, C_1, C_2)	Système couleur photoYCC Kodak
(A, C_1, C_2)	Système antagoniste défini par Faugeras ou par Garbay
(wb, rg, by)	Système antagoniste défini par Ballard
(Y, Ch_1, Ch_2)	Système luminance-chrominance défini par Carron
(L, C, H)	Systèmes de coordonnées polaires quelconques (Luminance - Chroma - Teinte (H pour hue en anglais))
(I, S, T)	Systèmes de perception humaine de la couleur (Intensité - Saturation - Teinte)
(I_1, I_2, I_3)	Système d'axes indépendants d'Ohta
(T_1, T_2, T_3)	Système de représentation de la couleur quelconque
(T'_1, T'_2, T'_3)	Système de représentation de la couleur codée quelconque

Notations relatives à la description de données

Ω	Échantillon d'apprentissage
D	dimension de l'espace d'attributs
N_C	Nombre de classes
C_j	Classe d'indice j ($j = 1, \dots, N_C$)
N_w	Nombre d'observations par classe
$\omega_{i,j}$	$i^{\text{ème}}$ observation de la classe C_j ($i = 1, \dots, N_w$ et $j = 1, \dots, N_C$) correspondant à un pixel d'une image couleur
$x_{i,j}^k$	Valeur du $k^{\text{ème}}$ attribut de l'observation $\omega_{i,j}$
m_j^k	Valeur du $k^{\text{ème}}$ attribut du centre de gravité des N_w observations de la classe C_j
m^k	Valeur du $k^{\text{ème}}$ attribut du centre de gravité des N_w observations des N_C classes
σ^k	Valeur de l'écart-type des N_w observations des N_C classes projetées sur l'axe correspondant au $k^{\text{ème}}$ attribut
$X_{i,j}$	Vecteur d'attributs de l'observation $\omega_{i,j}$
X^k	Vecteur d'observations du $k^{\text{ème}}$ attribut
M_j	Vecteur des centres de gravité des N_w observations de la classe C_j
M	Vecteur des centres de gravité des N_w observations des N_C classes
Σ_W	Matrice de covariance intra-classe
Σ_B	Matrice de covariance inter-classe
Σ_T	Matrice de covariance totale
$\text{cor}(X^k, X^{k'})$	Corrélation entre le $k^{\text{ème}}$ attribut et le $k'^{\text{ème}}$ attribut
$\text{cov}(X^k, X^{k'})$	Covariance entre le $k^{\text{ème}}$ attribut et le $k'^{\text{ème}}$ attribut
I_{cor}	Indice de corrélation
S_{cor}	Seuil de corrélation
$\Lambda_l(\Sigma)$	$l^{\text{ème}}$ valeur propre d'une matrice Σ
J_1	Critère de la trace
J_2	Critère de Hotelling
J_3	Critère de Wilks
J_4	Critère de la valeur propre maximum
J_5	Critère de la différence entre les moyennes conditionnelles
ζ	Moyenne conditionnelle
ACP	Analyse en Composantes Principales
AFD	Analyse Factorielle Discriminante
ACI	Analyse en Composantes Indépendantes

Notations relatives aux composantes couleur

T_k	$k^{\text{ème}}$ composante couleur d'un système de représentation de la couleur
T'_k	$k^{\text{ème}}$ composante couleur codée d'un système de représentation de la couleur
m_k	Valeur minimale de la composante couleur T_k
$[R_{m_k} \ G_{m_k} \ B_{m_k}]$	Vecteur des composantes trichromatiques correspondant à m_k
M_k	Valeur maximale de la composante couleur T_k
$[R_{M_k} \ G_{M_k} \ B_{M_k}]$	Vecteur des composantes trichromatiques correspondant à M_k
Δ_k	Dynamique de la composante couleur T_k
Δ_{max}	Dynamique maximale d'un système de représentation de la couleur
P	Matrice de passage permettant la transformation linéaire d'un système de représentation de la couleur vers un autre système
Q	Matrice de passage permettant la transformation linéaire inverse d'un système de représentation de la couleur vers un autre système
Π	Espace multidimensionnel formé par toutes les composantes des systèmes de représentation de la couleur
N_π	Nombre de composantes couleur disponibles dans Π
π	Une quelconque des composantes couleur de l'espace Π

Notations relatives aux données de l'image

P	Pixel joueur
π_P	Valeur de la composante couleur π du pixel joueur P
x_P^k	Valeur du $k^{\text{ème}}$ attribut colorimétrique du pixel joueur P
X_P	Vecteur d'attributs du pixel joueur P
N_W	Nombre de fenêtres joueur sélectionnées par classe
$W_{f,j}$	$f^{\text{ème}}$ fenêtre joueur de la classe C_j ($f = 1, \dots, N_W$ et $j = 1, \dots, N_C$)
$N_{f,j}$	Nombre de pixels joueur contenus dans la fenêtre joueur $W_{f,j}$
$h_{f,j}$	Hauteur de la fenêtre joueur $W_{f,j}$
$l_{f,j}$	Largeur de la fenêtre joueur $W_{f,j}$
N_{moy}	Nombre moyen de pixels joueur contenus dans les $N_W \times N_C$ fenêtres joueur $W_{f,j}$
R_{moy}	Rapport moyen entre les hauteurs et les largeurs des $N_W \times N_C$ fenêtres joueur $W_{f,j}$
N_O	Nombre de pixels joueur prélevés aléatoirement par fenêtre joueur au cours de l'apprentissage supervisé
F_P	Fenêtre de voisinage centrée sur le pixel joueur P
N_F	Nombre de pixels joueur voisins de P contenus dans la fenêtre de voisinage F_P
h_F	Hauteur de la fenêtre de voisinage F_P
l_F	Largeur de la fenêtre de voisinage F_P
$D_j(P)$	Distance entre le vecteur d'attributs X_P et le vecteur des centres de gravité M_j de la classe C_j

Notations relatives aux attributs colorimétriques

N_T	Nombre d'attributs de texture disponibles
M_{oP}^π	Valeur du moment d'ordre o de la composante π des pixels joueur voisins de P
moy_P^π	Valeur de la moyenne de la composante π des pixels joueur voisins de P
var_P^π	Valeur de la variance de la composante π des pixels joueur voisins de P
σ_P^π	Valeur de l'écart-type de la composante π des pixels joueur voisins de P
eca_P^π	Valeur de l'écart-absolu de la composante π des pixels joueur voisins de P
sym_P^π	Valeur de l'oblicité de la composante π des pixels joueur voisins de P
kur_P^π	Valeur du kurtose de la composante π des pixels joueur voisins de P
min_P^π	Valeur minimale de la composante π des pixels joueur voisins de P
max_P^π	Valeur maximale de la composante π des pixels joueur voisins de P
ete_P^π	Valeur de l'étendue de la composante π des pixels joueur voisins de P
med_P^π	Valeur de la médiane de la composante π des pixels joueur voisins de P
mod_P^π	Valeur du mode de la composante π des pixels joueur voisins de P
qua_P^π	Valeur de l'intervalle inter-quartile d'ordre 3 de la composante π des pixels joueur voisins de P

Notations relatives aux histogrammes

h^π	Histogramme de la composante couleur π
$h^\pi(v)$	Valeur d'occurrences de v dans l'histogramme h^π
$h_{max}^{\pi,m}$	Valeur maximale d'occurrences du mode m de l'histogramme h^π
$mcd^{\pi,m}$	Valeur de la composante couleur π correspondant au maximum d'occurrences du mode m de l'histogramme h^π
$S_{inf}^{\pi,m}$	Valeur de la borne inférieure du mode m de l'histogramme h^π
$S_{sup}^{\pi,m}$	Valeur de la borne supérieure du mode m de l'histogramme h^π
$dis^\pi(m, m')$	Distance entre deux modes m et m' de l'histogramme h^π
C_{lis}	Taille de la fenêtre de lissage d'un histogramme

Notations relatives aux masques binaires

N_M^1	Nombre d'éléments à 1 d'un masque binaire
N_P^1	Nombre de pixels étiquetés à 1 correspondant aux éléments à 1 d'un masque binaire
h_M	Hauteur d'un masque binaire
l_M	Largeur d'un masque binaire
S_0, S_1	pourcentages du nombre de pixels étiquetés à 1 qui correspondent à des éléments à 1 d'un masque binaire

Notations relatives à la mesure des taux d'erreur de classification

ϵ	Taux d'erreur de classification de pixels joueur d'une image
ϵ_{moy}	Taux d'erreur de classification moyen des pixels des images d'une séquence
ϵ_{min}	Taux d'erreur de classification moyen minimum obtenu sur une séquence d'images
N_j^{bon}	Nombre de pixels joueur d'une image assignés à la classe C_j après classification manuelle
N_j^{res}	Nombre de pixels joueur d'une image assignés à la classe C_j après classification automatique

*Ce n'est pas parce que les choses sont difficiles que nous n'osons pas,
c'est parce que nous n'osons pas qu'elles sont difficiles.*
Sénèque.

Introduction

De nos jours, le sport et, en particulier, le football implique des enjeux économiques mondiaux très importants. Ce sport largement médiatisé est devenu un support publicitaire incontournable de grandes entreprises. Les événements internationaux sont devenus nombreux et les joueurs qui sont aujourd'hui des professionnels perçoivent des salaires de plus en plus élevés. Partout dans le monde, ce sport populaire attire de plus en plus de public et le nombre de licenciés est en continuelle croissance [Ram98, Nys98, Bro98].

Le résultat d'un match est donc un enjeu économique de grande ampleur, aussi bien pour les clubs que pour les publicitaires qui investissent des budgets colossaux pour sponsoriser et faire gagner leurs équipes. L'analyse du déroulement d'un match de football est donc une étape importante dans la vie d'un club. Ainsi, les clubs professionnels sont à la recherche d'outils permettant d'analyser la stratégie d'une équipe, le déplacement des joueurs, ... [PT98].

La forte médiatisation du football explique l'importance de ces enjeux économiques et la télévision joue donc un rôle prépondérant dans ce domaine. Afin de satisfaire et d'attirer le téléspectateur, les chaînes de télévision présentent différentes statistiques sur chaque match et les joueurs impliqués ainsi que diverses animations afin d'analyser les actions de jeu [Car98]. Le besoin d'analyser les images d'une séquence d'un match de football se fait donc inévitablement ressentir du côté des médias.

Ainsi, depuis quelques années, l'analyse d'images joue un rôle croissant dans le domaine du football et de plus en plus de publications scientifiques traitent de ce domaine [OMS00, SO99, BB98, KSH98, MIA⁺98, SCKH97, THF96, GSC⁺95, YYYL95, KYA94]. L'objectif de chacun est de concevoir un système d'analyse de séquence d'images de football permettant la localisation et le suivi des joueurs sur le terrain comme le montrent les figures I.1 et I.2.

Les systèmes proposés par la plupart des auteurs comportent les différentes phases suivantes :

1. Initialisation.

Cette phase permet de spécifier la position des joueurs, des arbitres et du ballon au début de la rencontre. Elle permet aussi de réaliser l'apprentissage de la couleur des tenues des joueurs si nécessaire.

2. Extraction des joueurs.

Avant de suivre chaque joueur, il est nécessaire de les extraire de l'image. Pour cette phase, deux approches sont possibles :



Figure I.1 : Image issue d'une séquence d'un match de football d'après [KSH98].

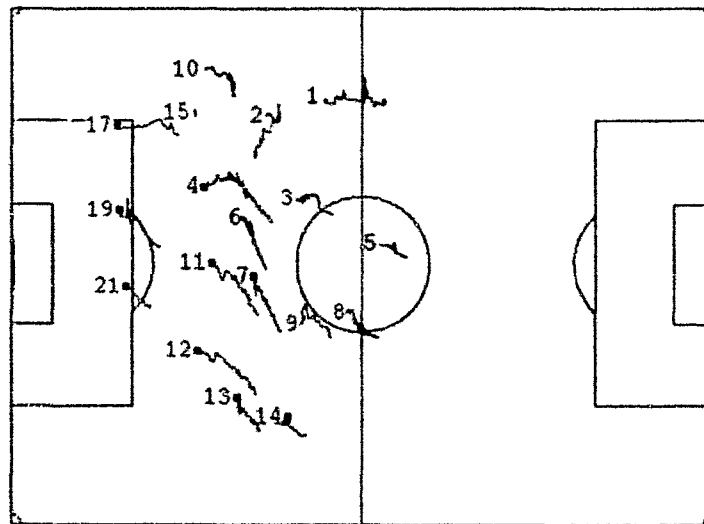


Figure I.2 : Suivi des joueurs de football d'après [KSH98].

- Une analyse statique qui consiste à analyser le contenu de l'image afin de supprimer les pixels qui correspondent au terrain.
- Une analyse dynamique qui consiste à détecter le mouvement des joueurs dans l'image afin de supprimer ce qui est statique.

3. Extraction des lignes du terrain.

Les lignes du terrain peuvent être utilisées pour localiser la position des joueurs sur le terrain en connaissant leur position dans l'image.

4. Extraction du ballon.

Afin de localiser le ballon dans l'image, il est nécessaire de l'extraire. Étant donnée sa petite taille, une approche dynamique est souvent la plus appropriée.

5. Reconnaissance de l'équipe des joueurs.

Les joueurs de football sont très souvent en contact ou cachés par d'autres joueurs dans le champ de visée de la caméra. Leur suivi devient alors difficile. Constatant que la majorité des cas d'occultation se produisent entre joueurs d'équipes adverses, une solution partielle est de segmenter l'image selon la couleur de leurs tenues. L'utilisation de plusieurs caméras, judicieusement placées de façon à disposer de différents angles de vue,

peut contribuer à résoudre ce problème.

6. Suivi des joueurs.

Cette phase permet de déterminer la position de chaque joueur dans l'image tout au long du match.

7. Suivi du ballon.

Cette phase permet de déterminer la position du ballon dans l'image tout au long du match.

8. Analyse du match.

Cette ultime phase exploite chacun des résultats précédents afin de localiser la position des joueurs et du ballon sur le terrain à chaque instant pour générer, soit des statistiques sur le match et les joueurs, soit une séquence d'images de synthèse reproduisant le match.

Notre contribution s'inscrit dans une partie d'un système, développé par des membres du Laboratoire d'Automatique I³D, qui suit automatiquement chaque joueur à partir d'images couleur successives acquises par une caméra fixe visant le terrain de football. Il est ainsi possible d'évaluer des statistiques sur le comportement de chaque joueur.

La problématique sur laquelle nous avons travaillé consiste à segmenter ces images couleur afin d'en extraire les joueurs présents. Les pixels de chaque image sont affectés à une classe parmi six selon qu'ils représentent le terrain, un joueur de l'une ou l'autre des équipes, un des deux gardiens de but ou un arbitre. Un joueur ainsi extrait de l'image est modélisé par un contour actif ou *snake* [VCP95]. Chaque contour actif est mis à jour au fil des images dans le but de déterminer le mouvement du joueur qui lui est associé.

Quand, au cours d'une séquence d'images, un joueur est caché par un autre dans le champ de vision de la caméra, leur modélisation par contours actifs n'est plus possible et nécessite alors une réinitialisation interactive. Dans la majorité des cas, deux joueurs en contact n'appartiennent pas à la même équipe et se distinguent donc par la couleur de leurs tenues. C'est pourquoi afin d'affecter automatiquement chaque contour actif à un joueur, nous proposons qu'il soit affecté, après classification des pixels les représentant en fonction de leur couleur à l'une des six classes précédemment définies [VMV97, VMVP97].

La seule information de luminance contenue dans les images en niveaux de gris ne suffit pas toujours à segmenter correctement les scènes observées. C'est pourquoi nous proposons d'exploiter l'information couleur présente dans les images acquises par une caméra CCD couleur.

Avant de traiter de l'analyse d'images couleur, il nous semble essentiel de comprendre comment se forme la couleur. Pourquoi voyons-nous le monde qui nous entoure en couleur ? Quels sont les phénomènes physiques, physiologiques et psychologiques qui sont mis en jeu ? Nous tentons d'y répondre au cours du **premier chapitre** par une synthèse non exhaustive des très nombreuses publications qui décrivent le trajet qui part de la lumière pour aboutir à la couleur.

Dans le cadre de ce travail de doctorat, nous nous sommes attachés à développer une méthodologie originale de segmentation d'images couleur qui tente d'utiliser au mieux les propriétés colorimétriques des pixels pour extraire de l'image les joueurs à suivre.

La couleur de chaque pixel est représentée sur la base des trois composantes trichromatiques rouge (R), verte (G) et bleue (B). Dans notre démarche, nous prenons comme hypothèse que les composantes utilisées pour représenter la couleur définissent des points dans un espace au sein duquel les points associés aux pixels d'un même joueur forment un nuage. Comme nous supposons disposer d'une connaissance a priori sur la nature des joueurs à suivre, il est possible de reconstruire les classes correspondant chacune à un nuage de points et donc, de classer les pixels par des méthodes classiques de classification de données multidimensionnelles fondées sur un apprentissage supervisé.

Les premiers résultats montrent que, dans de nombreux cas, il est nécessaire d'améliorer l'extraction des personnes à suivre par segmentation en régions de l'image dont la couleur est codée dans le système (R, G, B) . En effet, la couleur d'un pixel peut être représentée en utilisant plusieurs systèmes, chacun ayant des propriétés différentes. C'est pourquoi nous présentons dans le **second chapitre** les systèmes de représentation de la couleur les plus connus, en mettant à chaque fois en lumière leurs origines et leurs propriétés.

Dans le cadre de la segmentation d'images couleur, nous proposons de comparer les composantes couleur issues des différents systèmes de représentation de la couleur, afin de déterminer celles qui sont les mieux adaptées pour représenter et différencier les classes de pixels à retrouver. De nombreux auteurs ont étudié les rapports entre les systèmes de représentation de la couleur et l'analyse d'images couleur. Nous proposons de les recenser au **troisième chapitre**, après avoir décrit comment une image numérique couleur est formée. Ce chapitre se clôture sur la phase de codage des composantes couleur qui est nécessaire à leur comparaison.

Le **quatrième chapitre** dévoile l'originalité de notre approche qui consiste à regrouper, dans un système hybride de représentation de la couleur, les composantes couleur qui permettent la meilleure discrimination possible entre les classes de pixels en présence. Ces composantes peuvent être issues de différents systèmes. Pour ce faire, nous proposons une méthodologie de choix de ces composantes fondée sur des critères de dispersion et de compacité des classes. Cette approche considère chaque pixel comme une entité indépendante mais ne tient pas compte des relations de connexité entre les pixels. Ceci nous amène à généraliser notre approche, en considérant qu'un pixel n'est pas représenté par des composantes couleur, mais par des attributs colorimétriques, évalués au voisinage du pixel. Il est ainsi possible de proposer une liste non exhaustive d'attributs calculés pour chacune des composantes des systèmes de représentation, tels que la moyenne, la variance, la médiane, ... Le voisinage dans lequel sont calculés ces attributs colorimétriques permet de restituer la notion de connexité entre pixels voisins. Chaque pixel peut alors être représenté par un point dans un espace multidimensionnel dont les coordonnées

sont ces nombreux attributs. Grâce à une méthode d'analyse discriminante, nous indiquerons comment nous retenons les attributs les plus pertinents qui constituent un espace d'attributs colorimétriques.

Dans le **cinquième** et dernier **chapitre**, nous montrons comment notre approche s'applique à la segmentation de séquences d'images couleur afin de suivre automatiquement des footballeurs en mouvement. Les pixels ainsi classés forment des régions dont les contours seront utilisés afin de modéliser chaque joueur par un contour actif. Tout ce qui concerne le suivi des joueurs ne sera pas traité dans ce rapport car il s'agit d'un problème différent d'analyse de scènes dynamiques que nous avons exclus de notre champ d'investigation. Ce dernier chapitre est divisé en deux parties correspondant à deux étapes successives de l'analyse des images, à savoir un prétraitement qui consiste à extraire les pixels représentant les joueurs par analyse d'histogrammes monodimensionnels, suivi de la classification des pixels ainsi extraits. Cette classification s'opère alors dans l'espace d'attributs colorimétriques adapté.

Chapitre 1

De la lumière à la couleur

Notre contribution porte sur l'analyse d'images couleur. Il nous semble restrictif de considérer une image couleur comme un ensemble de données multidimensionnelles. En effet, la couleur est une notion très complexe qui obéit à des lois physiques, physiologiques et psychologiques particulières. C'est pour cette raison que ce chapitre est consacré à la mesure et à la formation de la couleur, liée très fortement à la lumière.

Depuis très longtemps, l'homme a tenté de comprendre les phénomènes complexes liés à la perception de la couleur. Ce n'est qu'à la fin du XVII^{ème} siècle, grâce notamment aux travaux de Newton et son expérience de la décomposition de la lumière par un prisme, que le concept de la couleur a commencé à prendre forme. Cette complexité réside dans le fait que la sensation de couleur fait intervenir différents facteurs. Tout d'abord, il n'y aurait pas de couleur sans lumière. En effet, la source lumineuse éclairant un objet est la première cause de sensation de la couleur de l'objet observé. En effet, le matériau dont est composé l'objet réfléchit ou transmet les rayons lumineux émis par la source qui sont alors captés par l'oeil. Ces rayons forment le *stimulus de couleur*¹. En fait, un matériau n'a pas de couleur intrinsèque mais transforme les propriétés de la lumière. L'oeil, à son tour, modifie le stimulus reçu en un *signal couleur* qu'il transmet au cerveau. Ce dernier identifie enfin la couleur de l'objet observé et, au delà, interprète l'objet. C'est le principe de la vision humaine. La **perception humaine de la couleur** est donc la réponse que nous donnons au stimulus de couleur par l'intermédiaire de notre récepteur, l'oeil et notre système d'interprétation, le cerveau. Nous illustrons ce processus sur la figure 1.1.

La notion de couleur est donc liée à des notions d'ordre physique, physiologique et psychologique. La sensation de couleur peut être considérée comme le résultat d'une combinaison des quatre éléments suivants :

- La source lumineuse
- Le matériau
- Le récepteur : l'oeil
- Le système d'interprétation

Dans ce chapitre, nous présentons les caractéristiques de chacun des quatre éléments nécessaires à la perception humaine de la couleur, de la lumière à la couleur. Puis, nous présenterons

¹ Il est aussi dénommé *stimulus lumineux* ou *stimulus visuel*.

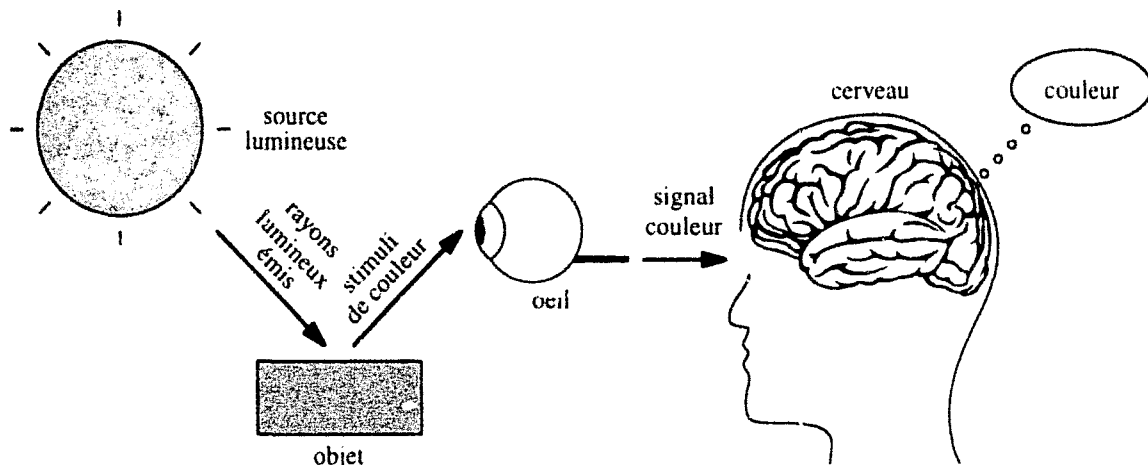


Figure 1.1 : Perception humaine de la couleur.

les expériences qui ont permis de mettre au point un dispositif de mesure de la couleur. Ceci nous amènera à introduire la notion de primaires et de systèmes de représentation de la couleur.

1.1 La source lumineuse

La lumière est un élément indispensable à la perception de la couleur. Lorsque nous sommes dans le noir, nous sommes incapables de déterminer la couleur d'un objet. Au même titre que les ondes radio, la lumière peut être définie comme un rayonnement électromagnétique, c'est-à-dire un ensemble de radiations ou d'ondes électromagnétiques produites par la propagation de particules lumineuses, les photons. Une radiation électromagnétique est caractérisée par sa longueur d'onde λ exprimée en mètres (m). La puissance d'une source lumineuse est la quantité d'énergie Q_e qu'elle émet par unité de temps. Elle s'exprime en Watts (W) et représente le *flux énergétique* Φ_e du rayonnement.

Ce que nous appelons *lumière visible* est en fait la partie du rayonnement électromagnétique émis par le soleil à laquelle nos yeux sont sensibles. L'œil humain ne perçoit que les ondes électromagnétiques dont les longueurs d'onde sont comprises entre environ 380 et 780 nanomètres (nm). Ces longueurs d'onde définissent le *domaine du visible*. Isaac Newton, en 1666, met en évidence qu'il est possible de décomposer la lumière en un *spectre* de rayons lumineux à l'aide d'un prisme de verre. Chacun de ces rayons est en fait constitué de radiations de même longueur d'onde, dites *monochromatiques*. Le spectre correspondant à la lumière visible est appelé le *spectre visible* (voir figure 1.2). Cette expérience menée par Newton montre qu'une lumière blanche² résulte de l'association de plusieurs radiations monochromatiques.

La lumière du soleil n'est, bien évidemment, pas la seule source lumineuse dont nous disposons. Il en existe bien d'autres tels que les flammes, les lampes à incandescence, les lampes à halogène, les tubes fluorescents et la lumière du soleil elle-même, qui change selon l'heure de la journée et selon les conditions atmosphériques. Chaque source lumineuse se différencie

²Nous entendons par lumière blanche, une lumière non colorée.

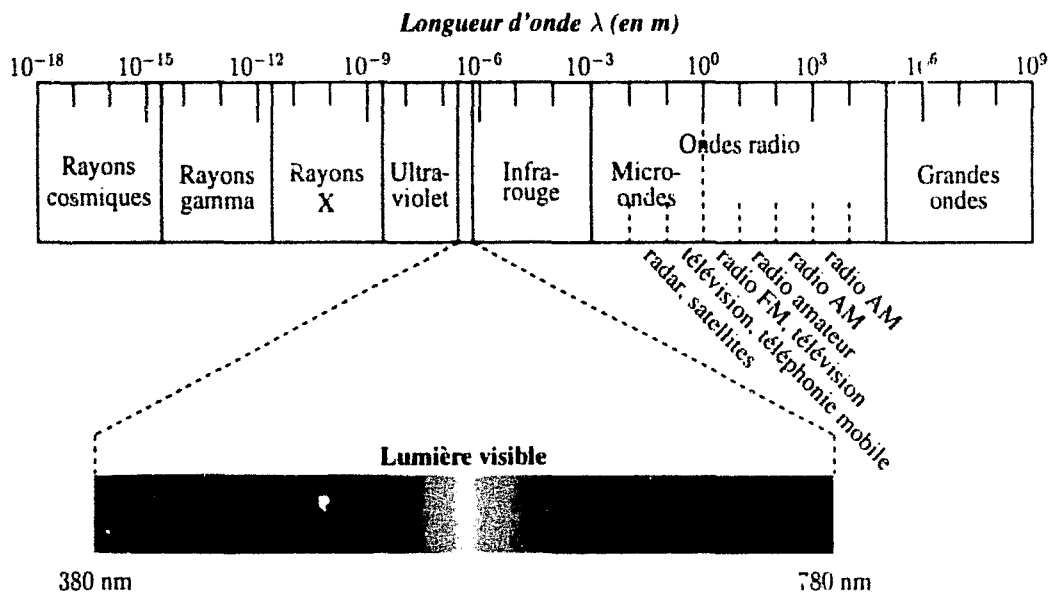


Figure 1.2 : Spectre électromagnétique.

par sa *répartition³ spectrale d'énergie*, notée $E(\lambda)$, c'est-à-dire la quantité d'énergie émise par intervalle de longueurs d'onde (en général 1 nm). Une répartition d'énergie est dite spectrale quand elle correspond à la sommation, dans tous ces intervalles, des flux énergétiques spectraux, appelés aussi *flux spectraux*. Les sources lumineuses peuvent se classer selon leur type de répartition spectrale d'énergie :

- Un spectre continu : c'est un spectre pour lequel l'énergie de la lumière est émise de manière continue dans le domaine des longueurs d'onde considéré. Il s'agit essentiellement des sources thermiques qui utilisent la chaleur pour exciter les électrons. C'est le cas par exemple des ampoules à incandescence, des bougies ou du soleil.
- Un spectre discontinu : il présente des longueurs d'onde pour lesquelles aucune énergie lumineuse n'est émise. Les sources utilisant une décharge électrique dans un gaz ionisé émettent généralement un spectre discontinu.
- Un spectre mixte : il résulte de la combinaison d'un spectre continu et d'un spectre discontinu. Ce type de spectre est émis par des sources à décharge électrique modifiées, telles que les tubes fluorescents.
- Un spectre de raies : il présente quelques rares longueurs d'onde particulières pour lesquelles de l'énergie lumineuse est émise. Les lasers ou les diodes laser sont des sources lumineuses émettant ce type de spectre. Associées à des filtres à bandes passantes étroites, ces sources deviennent pratiquement monochromatiques.

Certaines sources correspondant à des conditions d'observation courantes ont été normalisées par la CIE (Commission Internationale de l'Éclairage) sous le nom d'*illuminants*. La CIE est une organisation internationale chargée d'établir des normes et des recommandations reconnues par tous les pays afin de pouvoir quantifier la couleur : c'est la base de la *colorimétrie*, science

³Nous trouvons aussi le terme de distribution ou de densité.

de la mesure de la couleur.

Une autre caractéristique d'un illuminant ou d'une source lumineuse est sa température de couleur, c'est-à-dire la température à laquelle il faudrait porter un corps noir pour obtenir une répartition spectrale d'énergie identique à celle de la source. En fait, il n'est pas toujours possible de modéliser précisément la répartition spectrale d'énergie correspondant à une source lumineuse, ni de déterminer la température de couleur de cette source. En revanche, il est possible d'évaluer la température à laquelle il faudrait porter un corps noir pour obtenir l'impression visuelle la plus proche de celle produite par cette source lumineuse. Cette température notée T_p s'appelle la *température de couleur proximale*.

Il est important de citer la définition de la CIE sur la distinction entre illuminant et source [CIE86] :

« Le terme « source » se réfère à un objet physique qui émet de la lumière, tels une lampe ou le soleil et le ciel. Le terme « illuminant » se réfère à une répartition spectrale d'énergie particulière, non nécessairement fournie directement par une source ni obligatoirement réalisable à l'aide d'une source. La recommandation actuelle définit en priorité des illuminants par une répartition spectrale relative d'énergie puis elle définit des sources. »

Cette note précise qu'il est préférable de caractériser un illuminant normalisé par sa répartition spectrale **relative** d'énergie, notée $S(\lambda)$. Il s'agit d'une normalisation à 1 ou à 100 de la répartition spectrale d'énergie pour une longueur d'onde particulière, en général $\lambda = 560$ nm pour la plupart des illuminants, et qui ne possède donc pas d'unité. Nous présentons ici les principaux illuminants normalisés de la CIE et, sur la figure 1.3, la répartition spectrale relative d'énergie de certains d'entre eux :

- illuminant A : lumière émise par un corps noir porté à la température de 2856 K. Il correspond à la source lumineuse produite par une lampe à filament de tungstène de 500 W à une température de couleur proximale de 2856 K.
- illuminant B : lumière directe du soleil à midi avec une température de couleur proximale de 4870 K environ. Il n'est plus en usage depuis 1986.
- illuminant C : lumière moyenne du jour avec une température de couleur proximale d'environ 6770 K.
- illuminants D : différentes lumières du jour. Un indice lié à la température de couleur proximale est toujours associé à un illuminant D qui représente ainsi une lumière du jour spécifique. Par exemple, l'illuminant D_{65} représente la lumière du jour à une température de couleur proximale d'environ 6500 K. Cet illuminant est le plus fréquemment utilisé car il correspond à la moyenne des lumières durant une journée. Les autres illuminants D utilisés sont : D_{50} , D_{55} , et D_{75} . Ces illuminants ont été définis en 1963 afin de remplacer les illuminants B et C pour représenter de façon plus précise la lumière naturelle du jour. C'est pourquoi l'illuminant B a été retiré. En revanche, l'illuminant C a été conservé à cause de son emploi très fréquent. L'inconvénient majeur de ces illuminants est qu'il

n'existe pas de méthode pour les reproduire exactement par une source artificielle. Ils sont donc reproduits de façon approchée.

- illuminant E : lumière d'énergie constante (ou d'égale énergie). Il est aussi appelé source *équi-énergétique* mais ne correspond à aucune source réelle et ne présente qu'un intérêt théorique.
- illuminants F : il y a 12 illuminants F notés de F1 à F12 qui correspondent à différentes lumières émises par des lampes fluorescentes. Parmi les illuminants de cette famille, les illuminants F2 (lampe fluorescente standard), F7 (lampe fluorescente à bandes larges) et F11 (lampe fluorescente à trois bandes étroites) sont utilisés de préférence.

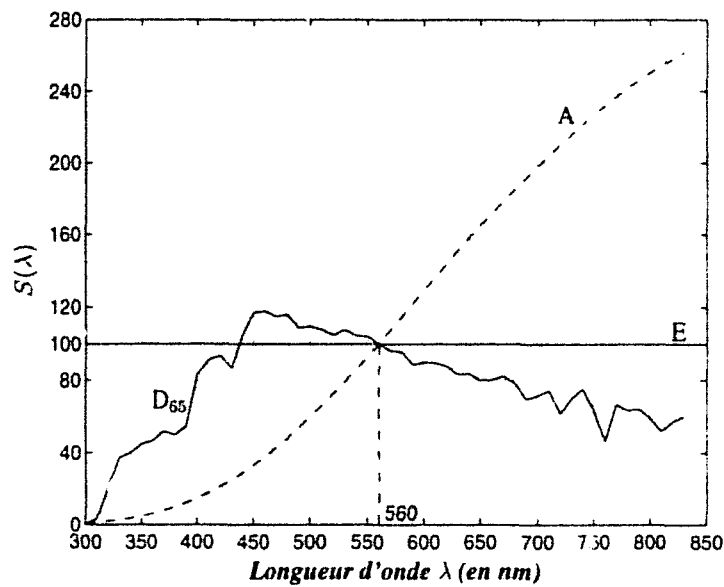


Figure 1.3 : Répartition spectrale relative d'énergie de quelques illuminants normalisés par la CIE. Les illuminants A, D₆₅ et E sont normalisés à 100 pour $\lambda = 560$ nm. Les données relatives à ces répartitions sont accessibles dans plusieurs ouvrages [WS82, CIE86, AFN89, Tro91, Sèv96] ainsi que sur l'internet à l'adresse : <http://cvision.ucsd.edu/> ou : <http://members.eunet.at/cie/>.

La source lumineuse telle que nous venons de la présenter est dite *source primaire*. Elle produit un rayonnement électromagnétique à partir d'une transformation d'énergie. La lumière du soleil est une lumière directe et le soleil est une source primaire. En revanche, une *source secondaire* est une source qui émet des rayons lumineux issus de la réflexion ou de la transmission par un matériau des rayons d'une source primaire ou issus de la combinaison de rayons lumineux provenant de plusieurs sources. Ainsi, la lune est une source lumineuse secondaire dans le sens où elle réfléchit les rayons du soleil. Le stimulus de couleur reçu par notre œil provient le plus souvent d'une source lumineuse secondaire. Il dépend alors des conditions d'éclairage et d'observation ainsi que des propriétés physiques du matériau observé.

1.2 Le matériau

Après avoir décrit les caractéristiques d'une source lumineuse, nous présentons maintenant l'interaction entre le matériau et les rayons lumineux incidents qui proviennent de cette source. Lorsque nous observons un matériau éclairé par une lumière, notre œil reçoit des rayons lumineux réfléchis (ou transmis) par ce matériau. La couleur du matériau que nous observons dépend donc de la manière dont il réfléchit (ou transmet) la lumière incidente, c'est-à-dire, à la fois de l'interaction lumière-matériau et des conditions d'éclairage et d'observation.

1.2.1 Interaction lumière-matériau

Lorsque la lumière incidente entre en contact avec un matériau, deux phénomènes se produisent :

- une réflexion de surface des rayons lumineux incidents,
- une pénétration des rayons lumineux incidents dans le matériau.

La figure 1.4 illustre ces phénomènes.

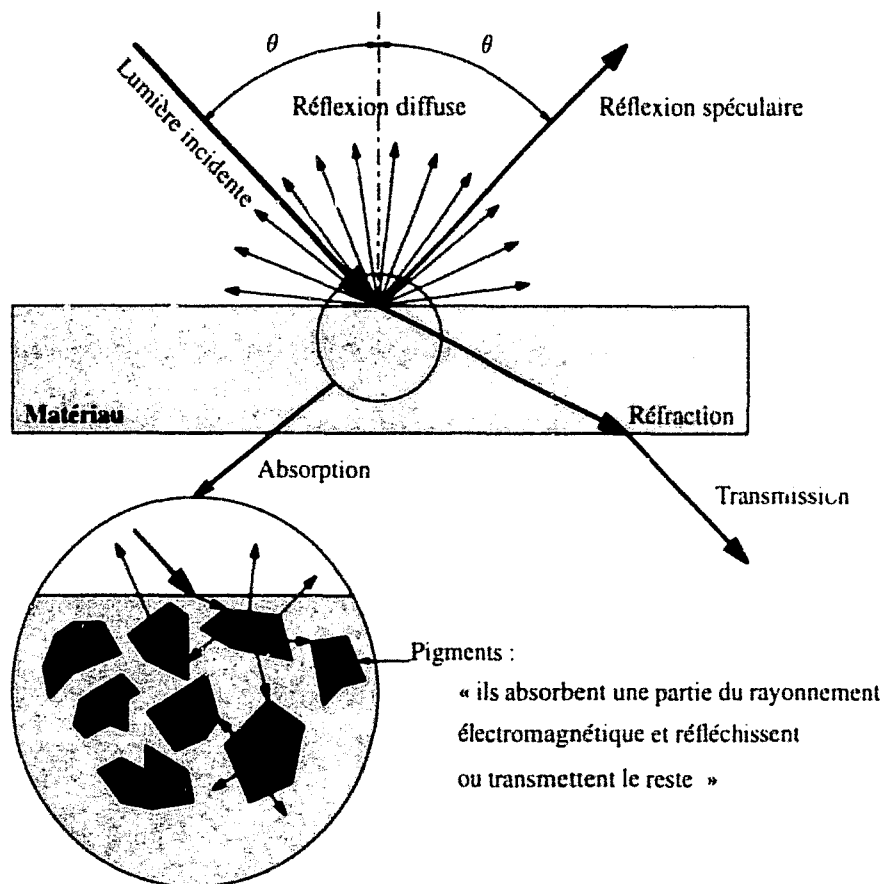


Figure 1.4 : Interaction lumière-matériau.

1.2.1.1 Réflexion de surface du matériau

La lumière incidente peut être en partie ou complètement réfléchiée par la surface du matériau. Lorsqu'elle est complètement réfléchiée selon une direction unique, elle n'apporte pas d'information de couleur. Cette réflexion et cette surface sont dites *spéculaires* (voir figure 1.4). Ainsi, un miroir dont la surface est spéculaire n'a pas de couleur car il renvoie la lumière incidente sans en modifier la répartition spectrale. C'est pourquoi un objet observé par l'intermédiaire d'un miroir conserve sa couleur.

Quand la surface présente des irrégularités dues à sa rugosité, la lumière se disperse alors selon plusieurs directions. Il s'agit alors de *diffusion* ou de *réflexion diffuse* de la lumière. Une lumière diffusée par une surface est constituée par l'ensemble des réflexions spéculaires issues de la multitude de surfaces planes élémentaires orientées dans tous les sens qui constituent cette surface rugueuse. Lorsque les rayons incidents sont réfléchis dans toutes les directions de manière égale, la surface, dite *lambertienne*, correspond à un *diffuseur parfait*.

Pour la plupart des matériaux, les réflexions spéculaires et diffuses sont combinées de telle sorte que la réflexion diffuse se développe généralement de façon préférentielle selon des directions voisines de celle de la réflexion spéculaire.

Nous nous sommes placés dans le cas idéal où la lumière est complètement réfléchiée par la surface d'un matériau. Mais la majorité des matériaux absorbe une partie des rayons lumineux incidents qui y pénètrent de manière différente selon leur nature.

1.2.1.2 Pénétration dans le matériau

En pénétrant dans un matériau, la lumière incidente est déviée car elle change de milieu de propagation. Ce phénomène de *réfraction* n'est possible que si la direction de la lumière incidente ne coïncide pas avec la direction normale à la surface du matériau. En fonction de la nature du matériau, la lumière qui y pénètre peut, soit être réfléchiée vers l'extérieur du matériau (corps opaque), soit traverser le matériau (corps transparent), soit les deux à la fois (corps translucide). Ainsi, en pénétrant dans le matériau, la lumière rencontre les *pigments*, particules qui déterminent la couleur du matériau en absorbant, diffusant ou transmettant la lumière qui les atteint (voir figure 1.4, page 32). En absorbant de façon sélective une partie des ondes électromagnétiques de la lumière, les pigments en modifient la répartition spectrale. La lumière qui n'est pas absorbée par les pigments est diffusée ou transmise vers l'extérieur du matériau et porte ainsi l'information de couleur de ce matériau. La pénétration de la lumière dans un matériau est plus ou moins profonde selon son opacité.

Selon sa nature, un matériau peut être caractérisé par sa capacité à réfléchir (réflectance) ou à transmettre (transmittance) l'énergie incidente ⁴. Un matériau réfléchissant la lumière est caractérisé par son *facteur de réflexion* noté ρ , rapport entre l'énergie de la lumière réfléchiée par le matériau et l'énergie de la lumière incidente. Lorsque ce facteur correspond à une radiation

⁴ Par opposition, il peut être aussi caractérisé par sa capacité à absorber (absorption) l'énergie incidente.

de longueur d'onde λ , il est dénommé *facteur de réflexion spectrale* et noté $\rho(\lambda)$ ou *réflectance spectrale*, et dans ce cas noté usuellement $R(\lambda)$. De façon similaire, pour les matériaux transmettant la lumière, τ est le *facteur de transmission*, $\tau(\lambda)$ est le *facteur de transmission spectrale* qui est aussi appelé la *transmittance spectrale* et notée, dans ce cas, $T(\lambda)$. Les caractéristiques de réflexion ou de transmission ⁵ sont des grandeurs toujours comprises entre 0 et 1. Par exemple, la réflectance spectrale d'un corps blanc qui n'absorbe aucune radiation visible vaut toujours 1 et correspond au diffuseur parfait tandis que celle d'un corps noir qui absorbe la totalité de la lumière visible vaut 0. Les variables spectrales relatives à un matériau sont mesurées à l'aide d'un spectrophotomètre. Les caractéristiques de réflexion des matériaux réfléchissants sont également estimées par le *facteur de luminance lumineuse* noté $\beta(\lambda)$ qui correspond au rapport entre l'énergie de la lumière réfléchie par un matériau et l'énergie de la lumière réfléchie par un diffuseur parfait observé dans les mêmes conditions d'éclairage et d'observation. La figure 1.5 représente la courbe $\beta(\lambda)$ d'une pastille de couleur de l'atlas de Munsell mesurée à l'aide d'un spectrophotomètre.

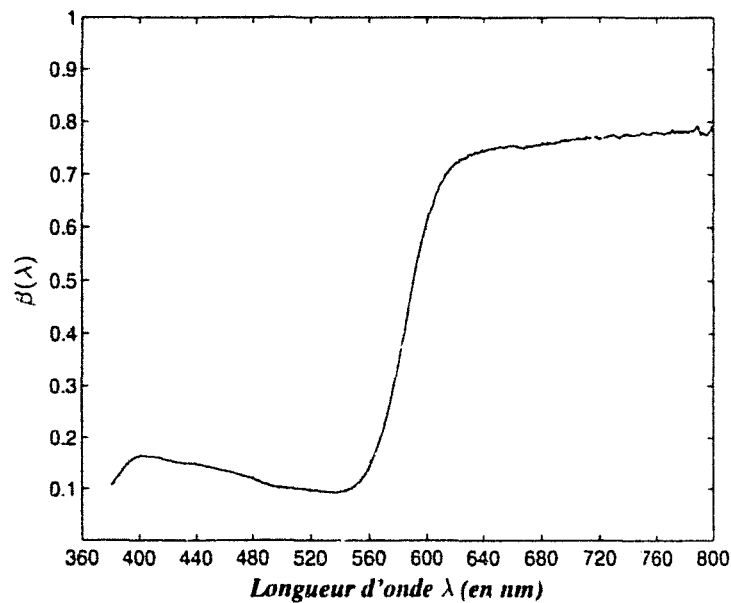


Figure 1.5 : Facteur de luminance lumineuse $\beta(\lambda)$ d'une pastille de couleur de l'atlas de Munsell. Les données relatives à la fonction $\beta(\lambda)$ sont disponibles sur l'internet à l'adresse : http://www.it.lut.fi/research/color/lutcs_database.html.

1.2.2 Conditions d'éclairage et d'observation

La couleur d'un matériau dépend non seulement de ses caractéristiques mais aussi de la façon dont il est éclairé et observé. Ainsi, l'angle entre la direction de la lumière incidente et la direction normale à la surface du matériau influence les phénomènes de réflexion et de réfraction. Le stimulus de couleur associé à un objet dépend de la direction suivant laquelle il est observé. Aussi, la CIE recommande certaines conditions d'éclairage et d'observation afin

⁵ainsi que d'absorption.

d'établir des spécifications colorimétriques de matériaux réfléchissant ou transmettant de la lumière [CIE86, WS82]. Pour cela, la CIE propose quatre types de géométrie d'analyse pour les matériaux réfléchissant de la lumière et quatre autres types pour les matériaux transmettant de la lumière. Les appareils de mesure de la couleur sont conçus afin de respecter ces différents types de géométrie.

1.2.3 Conclusion

Le stimulus de couleur formé par l'interaction lumière-matériau est un rayonnement physique bien défini. Ce stimulus qui parvient à un récepteur est le même quel que soit ce récepteur. Dans le cadre de la perception humaine, le récepteur est l'oeil qui est caractérisé par des paramètres physiologiques propres à chaque individu.

1.3 Le récepteur : l'oeil

Les principaux éléments qui composent un oeil humain sont représentés sur la figure 1.6. La fonction optique de l'oeil est de focaliser un stimulus de couleur sur sa partie photosensible,

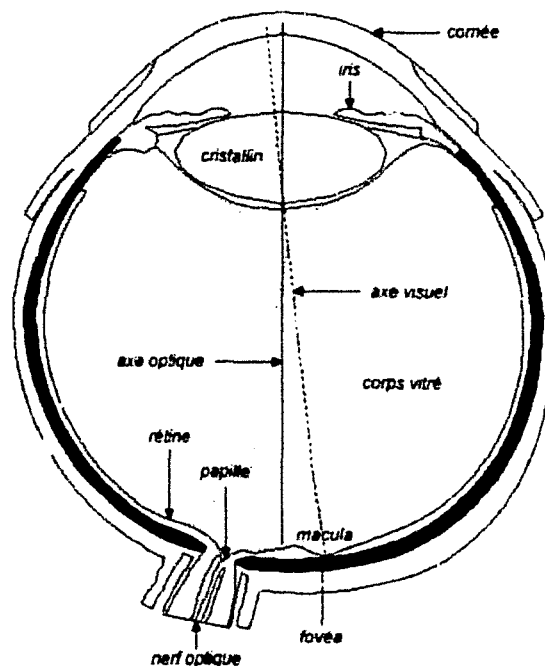


Figure 1.6 : Coupe de l'oeil humain. L'axe visuel passant par le centre du cristallin et celui de la fovéa est légèrement décalé vers le bas par rapport à l'axe optique qui passe par le centre du cristallin et celui de la pupille.

la *rétine*. Cette fonction est réalisée par les principaux éléments suivants :

- La *cornée* est une membrane transparente et résistante située sur la face avant de l'oeil. Son rôle est de protéger l'avant du globe oculaire.
- L'*iris* est une membrane colorée qui fonctionne comme un diaphragme en contrôlant la quantité de lumière qui pénètre dans l'oeil. Son ouverture centrale, la *pupille* est ainsi

plus ou moins importante pour laisser passer plus ou moins de lumière.

- Le *cristallin* est une lentille biconvexe molle qui permet de focaliser le stimulus grâce à sa capacité à modifier sa courbure. Il nous permet d'avoir une vision nette de ce que nous observons.
- Le *corps vitré* est un liquide continuellement sécrété et absorbé, dont le rôle est d'assurer la structure autonome de l'oeil.

Après avoir traversé ces différents éléments, le stimulus couleur arrive sur une zone photosensible localisée au fond de l'oeil, la rétine où viennent se projeter les images de la scène que nous observons. La rétine contient deux types de cellules photosensibles : les *cônes* et les *bâtonnets*. Les bâtonnets permettent la vision nocturne (vision *scotopique*) tandis que les cônes permettent la vision diurne (vision *photopique*). Ces deux types de cellules n'ont pas la même sensibilité spectrale.

En 1924, la CIE définit la *fonction d'efficacité lumineuse relative spectrale* $V(\lambda)$ en vision photopique [CIE86]. Cette fonction représente la sensibilité lumineuse de l'oeil à différentes longueurs d'onde du domaine du visible. La mesure des grandeurs radiométriques (*radiométrie*) par rapport à l'organe de vision constitue la *photométrie*. La relation entre les grandeurs radiométriques et photométriques est établie grâce à la fonction $V(\lambda)$. Celle-ci a été mesurée pour différents observateurs humains représentés par un observateur moyen dit *observateur de référence photométrique*. $V(\lambda)$ est normalisée à 1 en son maximum qui correspond à la longueur d'onde $\lambda = 555$ nm. Ce n'est qu'en 1951 que la CIE propose une fonction de même type pour la vision scotopique notée $V'(\lambda)$ (voir figure 1.7).

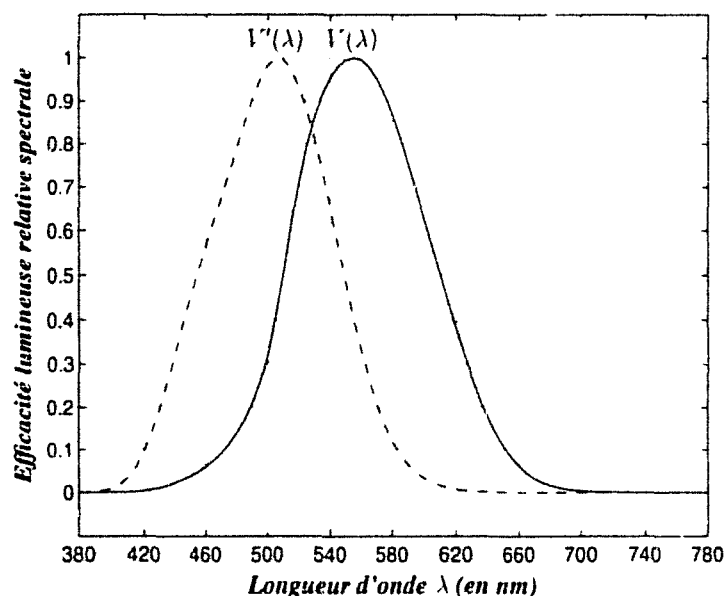


Figure 1.7 : Fonction d'efficacité lumineuse relative spectrale de l'oeil.

Lorsque notre regard fixe un objet, les rayons lumineux réfléchis par cet objet se focalisent sur une zone particulière de la rétine, la *fovea* qui est située au centre de la *macula*, région jaunâtre proche du centre de la rétine, mais légèrement décalée par rapport à l'axe optique de l'oeil

(voir figure 1.6, page 35). La fovea correspond à la zone d'acuité maximale de l'oeil et se distingue par une concentration maximale de cônes pour une très faible concentration en bâtonnets alors qu'il est établi que ces derniers sont en plus grand nombre que les cônes. D'après Kowaliski, la rétine possède 4 à 7 millions de cônes pour 110 à 125 millions de bâtonnets [Kow90]. Il existe même une zone au centre de la fovea dans laquelle il n'y a que des cônes, la *foveola*.

Les cônes sont de trois types : les cônes S sensibles à des longueurs d'onde courtes (short), les cônes M sensibles à des longueurs d'onde moyennes (medium) et les cônes L sensibles à des longueurs d'onde longues (long). Ces trois types de cônes ainsi que les bâtonnets se distinguent donc par leur fonction d'absorption relative (voir figure 1.8). Les cônes L sont sensibles au

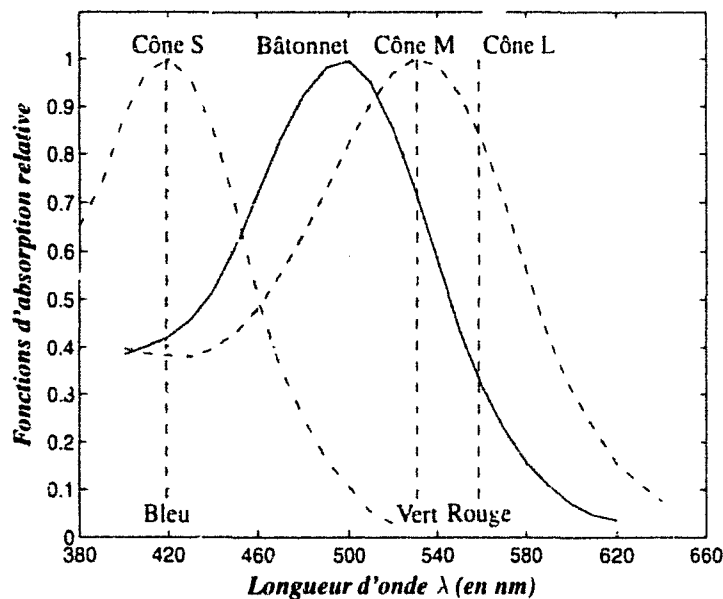


Figure 1.8 : Fonctions d'absorption relative des cônes et des bâtonnets d'après Dartnall, Bowmaker et Mollon [DBM83]. Les mesures microspectrophotométriques ont été réalisées sur sept rétines humaines et ont permis de distinguer la position des quatre types de photorécepteurs par rapport au spectre du visible. Les maximums d'absorption sont de 419,0 nm pour les cônes S, 530,8 nm pour les cônes M et 558,4 nm pour les cônes L.

rouge, les cônes M au vert et les cônes S au bleu. Ceci explique la théorie trichrome des récepteurs visuels de Young-Helmholtz énoncée en 1866 et qui réduit la perception de la couleur à la synthèse de trois stimulus [Hel66]. Notons que les trois types de cônes ne se trouvent pas en proportions égales sur la rétine. Ainsi, les cônes S sont moins nombreux que les cônes M et L. D'autre part, la réponse des cônes n'est pas proportionnelle à l'intensité du stimulus de couleur reçu par l'oeil.

La rétine est connectée au nerf optique par l'intermédiaire de la *papille*. Cette zone est dénuée de photorécepteurs et constitue la *tache aveugle*. Lorsque les photorécepteurs sont atteints par un stimulus de couleur, ils le transforment en un signal électrique véhiculé par les fibres du nerf optique. Ces fibres sont reliées aux photorécepteurs par l'intermédiaire des *cellules ganglionnaires* et des *cellules bipolaires*. Au contact des bipolaires, se trouvent les *cellules horizontales* et au contact des ganglionnaires se trouvent les *cellules amacrines*. Les transitions

entre ces différentes cellules nerveuses sont établies par les *synapses*. Environ un million de fibres se partagent ainsi les cônes et les bâtonnets. Notons que les cônes se situant dans la fovea monopolisent tous une fibre.

À l'entrée du nerf optique, notre œil a converti un stimulus de couleur en un signal couleur. Le nerf optique achemine le signal électrique associé à ce signal couleur vers le corps genouillé externe ⁶, relais chargé d'établir les connexions avec les fibres allant au cerveau.

Une première analyse des données y est effectuée. Il semblerait, d'après la théorie des couleurs opposées de Hering (1875), que le signal couleur y soit codé sous forme antagoniste, c'est-à-dire par un signal achromatique (opposition noir-blanc), par un signal d'opposition rouge-vert et par un signal d'opposition bleu-jaune [Her75]. Ces signaux sont enfin transmis dans une autre zone du cerveau, le cortex visuel où s'effectue l'interprétation de la couleur. Enfin, pour conclure cette description de l'œil, il est important de noter que l'œil de chaque être humain peut présenter des anatomies différentes (anomalies acquises ou congénitales), ce qui engendre des différences de perception de la couleur entre individus (trichromates anormaux, dichromates ou daltoniens, monochromates, ...).

1.4 Le système d'interprétation

Le système d'interprétation est constitué, chez l'homme, par le cerveau. Nous verrons, dans cette partie, par quel mécanisme l'homme est capable d'identifier une couleur grâce à différents attributs.

1.4.1 Mécanismes de la perception humaine de la couleur

La perception de la couleur de chaque être humain dépend, d'une part du signal couleur parvenant à son cortex visuel (aspect physique et physiologique) et, d'autre part de la façon dont ce signal va être interprété. Les mécanismes neurophysiologiques liés à cette interprétation sont relativement complexes et encore mal connus. Cependant, nous savons que notre interprétation d'un signal couleur dépend aussi d'aspects psychologiques et plus précisément de notre connaissance a priori de notre environnement et de l'apprentissage que nous avons reçu des couleurs que nous percevons. En effet, dès notre plus jeune âge, nous percevons et apprenons les couleurs en les nommant. Cet apprentissage peut être différent selon les individus. Par exemple, ce qui est violet pour l'un sera mauve pour l'autre. De même, nous pouvons parfaitement identifier la couleur d'un objet quelles que soient les conditions d'éclairage si nous connaissons a priori sa couleur. Dans les deux cas, le cerveau interprète et corrige les informations qu'il reçoit de l'œil en fonction de la connaissance qu'il a acquise antérieurement. Ce phénomène d'adaptation est appelé la *constance chromatique*.

Le contexte de l'observation joue aussi un rôle essentiel sur la perception de la couleur. Ainsi, un objet bleu nous paraîtra clair sur un fond noir et foncé sur un fond blanc. Ces effets de

⁶ou corps genouillé latéral

contraste ainsi que plusieurs mécanismes visuels jouent donc aussi un rôle important sur l'apparence colorée et conduisent, depuis peu, à des modèles d'apparence colorée [CIE98, Fai97].

1.4.2 Attributs de la perception humaine de la couleur

La perception humaine de la couleur est donc une réaction subjective à la stimulation de l'oeil et il semble mieux adapté de caractériser une couleur en termes de *luminosité*, de *teinte* et de *saturation*. Ces trois notions subjectives sont en effet proches de la perception humaine des couleurs et suffisent à définir une couleur. Luminosité, teinte et saturation sont les attributs de la perception humaine de la couleur et sont associées à plusieurs termes que nous allons définir.

La luminosité ⁷ est l'attribut d'une sensation visuelle selon laquelle une surface paraît émettre plus ou moins de lumière. Elle correspond donc à une sensation traduite par des vocables comme clair, foncé, lumineux, sombre et caractérise le niveau lumineux d'un stimulus de couleur. Le concept de luminosité a un sens assez large et beaucoup de grandeurs physiques permettent de la quantifier. Ainsi, les termes *intensité* ⁸, *éclairage* ⁹, *luminance* ¹⁰, *clarté* ¹¹, ... sont souvent employés dans la littérature, pour désigner la notion de luminosité. Ces différents termes sont particulièrement explicités dans les ouvrages de Kowaliski [Kow90] et de Sève [Sèv96]. Pour distinguer les grandeurs radiométriques des grandeurs photométrique, les adjectifs « énergétique » et « lumineux » (ou « visuel ») sont respectivement associés aux deux types de grandeurs.

La teinte ¹² ou *tonalité chromatique* correspond aux dénominations des couleurs telles que rouge, vert, bleu, jaune, ... Elle correspond à la *longueur d'onde dominante* d'un stimulus de couleur, c'est-à-dire la longueur d'onde pour laquelle l'énergie correspondante est la plus élevée. Cette longueur d'onde caractérise donc la teinte, mais le plus souvent, la teinte est représentée par un angle appelé *angle de teinte*. Le blanc, le noir ou les gris sont des couleurs qui n'ont pas de teinte. Elles sont dites *neutres* ou *achromatiques*.

La saturation ¹³ est une grandeur permettant d'estimer le *niveau de coloration* ¹⁴ d'une teinte indépendamment de la luminosité. Elle est souvent confondue avec le *chroma* ¹⁵ qui est aussi une grandeur correspondant à une estimation du niveau de coloration d'une teinte mais qui dépend de la luminosité. La saturation représente la *pureté* ¹⁶ de la couleur perçue comme vive, pâle, terne, ...

⁷*brightness* en anglais.

⁸*intensity* en anglais.

⁹*illumination* en anglais.

¹⁰*luminance* en anglais.

¹¹*lightness* en anglais.

¹²*hue* en anglais.

¹³*saturation* en anglais.

¹⁴*colorfulness* en anglais.

¹⁵*chroma* en anglais.

¹⁶*purity* en anglais.

1.5 Mesure de la couleur

Nous avons vu que notre perception de la couleur est subjective. Pourtant, dans de nombreux domaines d'application, il est nécessaire de l'évaluer de manière objective. C'est dans cette problématique que s'inscrit la colorimétrie, science de la mesure de la couleur. Comme toute science, la colorimétrie obéit à des lois que de nombreux chercheurs ont contribué et contribuent encore à établir et qui sont normalisées par la CIE. Le principe de mesure d'un stimulus de couleur est illustré par la figure 1.9 où nous retrouvons les éléments nécessaires à la formation d'un stimulus de couleur, à savoir la source lumineuse et le matériau. Leur interaction forme

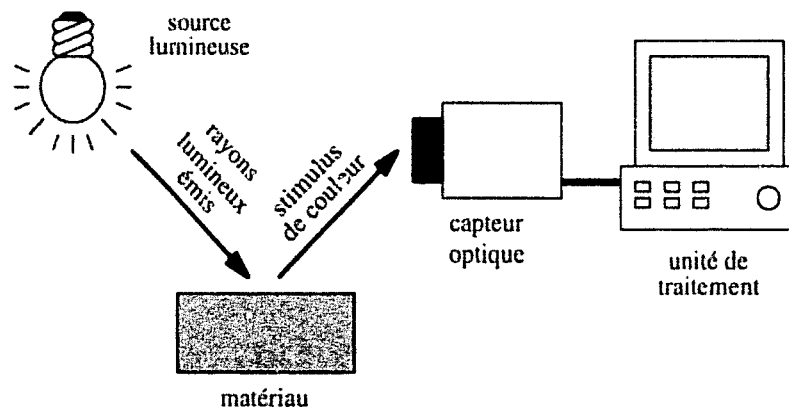


Figure 1.9 : Mesure de la couleur.

le stimulus de couleur indépendamment de l'observateur ou du récepteur. Le système humain de perception de la couleur évalue subjectivement un stimulus de couleur mais pour la mesure, il faut disposer d'un système qui quantifie cette information en tenant compte des conditions d'observation. L'observateur humain est donc remplacé par un appareil de mesure, constitué d'un capteur optique associé à une unité de traitement.

Nous verrons dans la suite de ce chapitre comment et selon quels principes la couleur est mesurée.

1.5.1 Principe

La perception humaine de la couleur est caractérisée par son aspect tridimensionnel. Les travaux de Young du tout début du XIX^{ème} siècle (vers 1802), repris en 1866 par Helmholtz, mettent en évidence que tout stimulus de couleur peut être reproduit par le mélange de trois autres stimuli : le rouge, le vert et le bleu, appelées *primaires* ou *stimuli de référence* [You07, Hel66]. Ce principe de *trivariance visuelle* est connu sous les noms de *théorie de Young-Helmholtz*, *théorie trichromatique*, *théorie trichrome*, *trichromie* ou encore *synthèse de la couleur*. Trois primaires sont donc nécessaires et suffisantes pour reproduire toute couleur et la colorimétrie est basée sur cette théorie.

Il existe deux types de synthèse : la *synthèse additive* et la *synthèse soustractive*. La synthèse additive résulte de la juxtaposition de lumières colorées, correspondant chacune à une des

trois primaires. Le mélange additif en quantités égales des trois primaires fournit le blanc. La synthèse additive est utilisée pour constituer l'image d'un téléviseur ou d'un moniteur couleur, celle d'une photographie ou celle acquise par une caméra couleur, par exemple. La synthèse soustractive, quant à elle, résulte du principe d'absorption sélective de la lumière par un matériau en fonction des différentes longueurs d'onde. Ainsi, de l'encre jaune déposée sur une feuille blanche soustrait la composante bleue à une lumière blanche. En effet, le mélange additif du vert et du rouge donne du jaune. La synthèse soustractive est utilisée en imprimerie et en peinture. Théoriquement, la synthèse soustractive de trois primaires doit permettre d'absorber une lumière blanche et donner ainsi le noir. En pratique, il est difficile d'obtenir le noir parfait et pour certaines applications le noir est ajouté comme primaire supplémentaire. Selon le type de synthèse, les primaires utilisées sont différentes. En synthèse additive, les primaires sont le rouge, le vert et le bleu tandis qu'en synthèse soustractive, ce sont le magenta, le cyan et le jaune. Les primaires relatives aux deux types de synthèse sont dites *complémentaires*. La synthèse additive de deux couleurs complémentaires donne le blanc. Ainsi le bleu est complémentaire du jaune puisque le jaune est lui-même obtenu par mélange additif du rouge et du vert.

Sur la base de la théorie trichromatique présentée par Young, Grassman propose en 1853 des lois consignnant les propriétés fondamentales des mélanges de couleurs qui sont complétées par Abney en 1913 [Kow90, Gra53, Abn13]. Ces lois permettent d'appliquer les propriétés additives, associatives, multiplicatives et transitives des égalités algébriques aux égalités colorimétriques. Elles sont aujourd'hui les bases mathématiques de la colorimétrie.

C'est cependant Maxwell qui réalise les premières mesures visuelles en 1855 et détermine en 1860 les premières *fonctions de mélanges*, appelées aujourd'hui *fonctions colorimétriques*, par une expérience d'*égalisation* ou expérience d'*appariement* [Kow90, Max60].

1.5.2 Expérience d'appariement

Cette expérience permet de démontrer le principe de trivariance visuelle de la couleur et se base sur la synthèse additive. Lors de cette expérience, il est demandé à un observateur d'égaliser visuellement un stimulus de couleur projeté sur une moitié d'un écran blanc avec un mélange en quantité appropriée de trois primaires superposées sur la seconde moitié de l'écran (voir figure 1.10).

Notons qu'il est possible que l'observateur perçoive de façon identique deux stimuli de couleur physiquement différents. Ces deux stimuli qui, sous un certain éclairage, peuvent être perçus différemment alors qu'ils ne le seront pas sous un autre éclairage, sont alors dits *métamères*.

En ce qui concerne la représentation des stimuli visuels, une multitude de notations existe dans la littérature. Nous notons $[R_*]$, $[G_*]$ et $[B_*]$, les trois primaires utilisées lors d'une expérience d'appariement. Nous appelons valeurs unitaires des primaires, les coefficients R_*^W , G_*^W

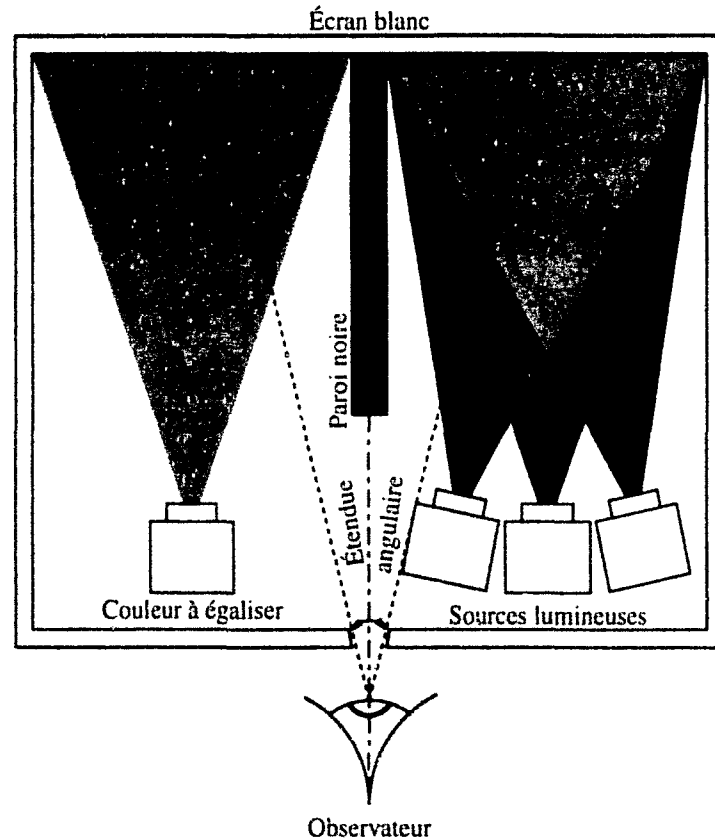


Figure 1.10 : Expérience d'appariement.

et B_*^W nécessaires à égaliser un blanc de référence noté $[W]$ ¹⁷ selon l'équation d'égalisation 1.1 dans laquelle le symbole \equiv signifie l'égalisation visuelle des deux stimuli.

$$[W] \equiv R_*^W [R_*] + G_*^W [G_*] + B_*^W [B_*]. \quad (1.1)$$

La même opération est réalisée pour un stimulus de couleur notée $[C]$ avec des coefficients notés R_* , G_* et B_* selon l'équation d'égalisation :

$$[C] \equiv R_* [R_*] + G_* [G_*] + B_* [B_*]. \quad (1.2)$$

R_* , G_* et B_* sont les *composantes trichromatiques* du stimulus de couleur $[C]$ et sont normalisées respectivement par les valeurs unitaires des primaires R_*^W , G_*^W et B_*^W .

Certains stimuli de couleur ne peuvent pas être égalisés par synthèse additive. C'est le cas des couleurs très saturées où même l'élimination de l'une ou plusieurs des primaires ne permet pas de réaliser l'égalisation. La solution est de désaturer la couleur à égaliser en lui superposant une faible quantité de la primaire complémentaire. Cette opération appelée *artifice de désaturation* permet l'égalisation de la couleur considérée. Supposons par exemple que nous voulons égaliser un jaune très saturé avec les trois primaires rouge, vert et bleu. Pour cela il suffit de supprimer le bleu. Cependant, il se peut que la pondération des seules quantités de rouge et de vert ne suffit pas à égaliser le jaune. L'artifice de désaturation consiste alors à ajouter au jaune sa

¹⁷Le blanc de référence est aussi appelé *stimulus de base*.

couleur complémentaire en faible quantité, c'est-à-dire du bleu. L'équation d'égalisation peut donc se formaliser par :

$$[C] + B_*[B_*] \equiv R_*[R_*] + G_*[G_*], \quad (1.3)$$

soit :

$$[C] \equiv R_*[R_*] + G_*[G_*] - B_*[B_*]. \quad (1.4)$$

Cette opération revient donc à introduire une composante trichromatique négative. L'équation générale de l'égalisation colorimétrique d'un stimulus $[C]$ s'écrit alors :

$$[C] \equiv \pm R_*[R_*] \pm G_*[G_*] \pm B_*[B_*]. \quad (1.5)$$

Théoriquement, le choix des primaires n'est pas unique. Cependant, l'expérience montre qu'il est préférable de choisir des couleurs monochromatiques, situées aux extrémités et au milieu du spectre visible. Il est ainsi possible d'égaliser un plus grand nombre de couleurs par synthèse additive sans utiliser l'artifice de désaturation.

D'autre part, aucune des trois couleurs primaires choisies ne doit résulter du mélange des deux autres car cela reviendrait à ne travailler qu'avec deux primaires. C'est pourquoi les primaires sont souvent des stimuli monochromatiques dont les longueurs d'onde sont respectivement proches du rouge, du vert et du bleu par analogie aux trois types de cônes de l'œil humain.

C'est en réalisant l'égalisation de tous les stimuli monochromatiques du spectre visible que sont obtenues les fonctions colorimétriques. Nous utilisons une notation spectrale et, pour un stimulus monochromatique C_λ de longueur d'onde λ , l'équation 1.5 devient :

$$C_\lambda = \pm R_*^\lambda[R_*] \pm G_*^\lambda[G_*] \pm B_*^\lambda[B_*]. \quad (1.6)$$

où R_*^λ , G_*^λ et B_*^λ sont les composantes trichromatiques du stimulus monochromatique C_λ . L'ensemble des composantes trichromatiques de tous les stimuli monochromatiques du spectre visible forme les fonctions colorimétriques notées $R_*(\lambda)$, $G_*(\lambda)$ et $B_*(\lambda)$, également appelées *composantes trichromatiques spectrales*. Ces fonctions peuvent prendre des valeurs négatives dans le cas de l'artifice de désaturation.

1.5.3 Les fonctions colorimétriques de la CIE

En 1931, la CIE définit un ensemble de trois fonctions colorimétriques. Pour cela, elle se base notamment sur les travaux de Wright et Guild et adopte trois primaires, notées respectivement $[R_C]$, $[G_C]$ et $[B_C]$ ¹⁸, comme les stimuli de couleur monochromatiques rouge, vert et bleu de longueurs d'onde respectives 700,0 nm, 546,1 nm et 435,8 nm [CIE86]. Ces primaires sont considérées comme des stimuli de référence dont le mélange unitaire doit reproduire l'impression visuelle du spectre équi-énergétique (illuminant E). Pour cela, les valeurs

¹⁸L'indice C est utilisé en référence à la CIE. Il est très fréquent que la notation des primaires soit confondue avec celle des composantes trichromatiques. Les primaires rouge, verte et bleue sont donc souvent notées R_C , G_C et B_C .

unitaires associées à chaque primaire sont ajustées pour que les composantes trichromatiques du spectre équi-énergétique soient toutes égales. Elles sont : $R_C^W = 1,0000$, $G_C^W = 4,5907$ et $B_C^W = 0,0601$. Dans l'expérience d'appariement menée sur différents observateurs, le champ visuel présente une étendue angulaire de 2° , ce qui définit un *observateur de référence* à 2° . Afin d'utiliser une notation homogène tout au long de ce manuscrit dans un souci d'une meilleure lisibilité, nous noterons $R_C(\lambda)$, $G_C(\lambda)$ et $B_C(\lambda)$, les fonctions colorimétriques de la CIE, bien que cette commission les note en réalité $\bar{r}(\lambda)$, $\bar{g}(\lambda)$ et $\bar{b}(\lambda)$. L'équation 1.6 prend alors la forme :

$$C_\lambda = R_C(\lambda)[R_C] + G_C(\lambda)[G_C] + B_C(\lambda)[B_C]. \quad (1.7)$$

Les courbes relatives aux fonctions colorimétriques sont représentées sur la figure 1.11. Elles

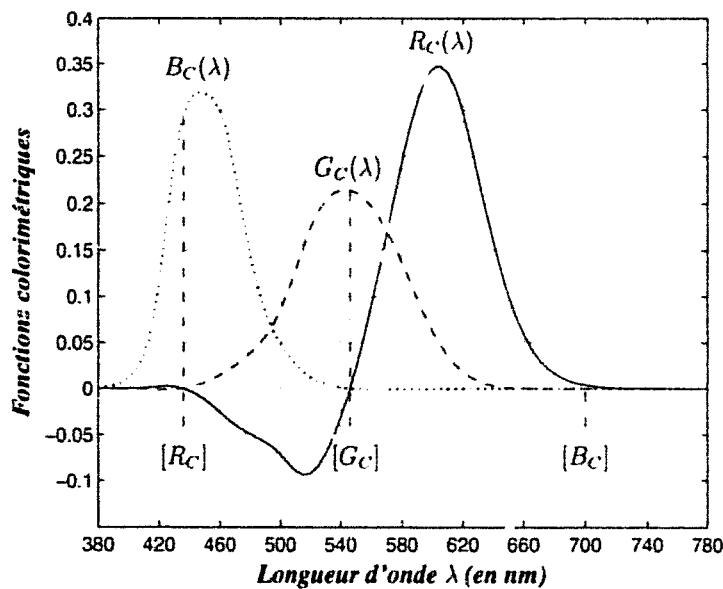


Figure 1.11 : Fonctions colorimétriques $R_C(\lambda)$, $G_C(\lambda)$ et $B_C(\lambda)$ - Observateur de référence CIE 1931 à 2° . Les données relatives à ces fonctions sont accessibles dans plusieurs ouvrages [WS82, CIE86, AFN89, Tro91] ainsi que sur l'internet à l'adresse : <http://cvision.ucsd.edu/> ou : <http://members.eunet.at/cie/>.

possèdent toutes une partie négative due à l'artifice de désaturation. Ceci est particulièrement notable pour $R_C(\lambda)$.

Nous pouvons remarquer sur la figure 1.11 que, pour chacune des longueurs d'onde correspondant aux trois primaires, deux des fonctions colorimétriques s'annulent. Par exemple, pour la primaire $[G_C]$, $R_C(\lambda)$ et $B_C(\lambda)$ sont égales à 0 à la longueur d'onde $\lambda = 546,1$ nm. Ceci signifie que pour égaliser la primaire $[G_C]$, il suffit d'annuler les primaires $[R_C]$ et $[B_C]$. En revanche, les maximums des fonctions colorimétriques ne sont pas forcément obtenus pour l'égalisation des primaires.

D'autre part, la fonction d'efficacité lumineuse relative spectrale $V(\lambda)$ est obtenue à partir des fonctions colorimétriques $R_C(\lambda)$, $G_C(\lambda)$ et $B_C(\lambda)$ par la relation :

$$V(\lambda) = 1,0000R_C(\lambda) + 4,5907G_C(\lambda) + 0,0601B_C(\lambda). \quad (1.8)$$

1.5.4 Mesure des composantes trichromatiques

Soient $[A]$, $[B]$, $[C]$ et $[D]$, quatre stimuli de couleur, les relations d'égalisation colorimétrique respectent les cinq lois de Grassman et Abney suivantes [Sèv96] :

1. réflexivité : $[A] \equiv [A]$,
2. symétrie : si $[A] \equiv [B]$ alors $[B] \equiv [A]$,
3. transitivité : si $[A] \equiv [B]$ et $[B] \equiv [C]$ alors $[A] \equiv [C]$,
4. additivité : si $[A] \equiv [B]$ alors $[A] + [C] \equiv [B] + [C]$ et réciproquement,
si $[A] \equiv [B]$ et $[C] \equiv [D]$ alors $[A] + [C] \equiv [B] + [D]$,
5. dilatation : si $[A] \equiv [B]$ alors $k[A] \equiv k[B]$ avec $k \in \mathbb{R}^{+*}$.

Grâce aux lois de Grassman et d'Abney, il est possible d'évaluer les composantes trichromatiques d'un stimulus de couleur, $C(\lambda)$, quelconque et non nécessairement monochromatique avec les fonctions colorimétriques $R_*(\lambda)$, $G_*(\lambda)$ et $B_*(\lambda)$ associées à trois primaires $[R_*]$, $[G_*]$ et $[B_*]$.

Les composantes trichromatiques d'un stimulus de couleur se calculent par les relations suivantes :

$$\begin{cases} R_* = \int_{\lambda=380}^{\lambda=780} R_*(\lambda)C(\lambda)d\lambda, \\ G_* = \int_{\lambda=380}^{\lambda=780} G_*(\lambda)C(\lambda)d\lambda, \\ B_* = \int_{\lambda=380}^{\lambda=780} B_*(\lambda)C(\lambda)d\lambda. \end{cases} \quad (1.9)$$

La CIE utilise l'équation 1.9 avec ses propres fonctions colorimétriques $R_C(\lambda)$, $G_C(\lambda)$ et $B_C(\lambda)$ liées aux primaires $[R_C]$, $[G_C]$ et $[B_C]$ (voir paragraphe 1.5.3). Afin que les composantes trichromatiques ne dépendent pas de la source lumineuse, elles peuvent être normalisées en multipliant chacun des membres de droite des équations précédentes par un *facteur de normalisation* noté k . L'équation 1.9 devient alors :

$$\begin{cases} R_C = k \times \int_{\lambda=380}^{\lambda=780} R_C(\lambda)C(\lambda)d\lambda, \\ G_C = k \times \int_{\lambda=380}^{\lambda=780} G_C(\lambda)C(\lambda)d\lambda, \\ B_C = k \times \int_{\lambda=380}^{\lambda=780} B_C(\lambda)C(\lambda)d\lambda. \end{cases} \quad (1.10)$$

Le facteur k est choisi afin de normaliser les composantes trichromatiques par rapport à la fonction colorimétrique $G_C(\lambda)$ et par rapport à la source lumineuse qui est caractérisée par sa répartition spectrale relative d'énergie $S(\lambda)$ (voir paragraphe 1.1). Lorsque $S(\lambda)$ est normalisée à 100, nous obtenons :

$$k = \frac{100}{\int_{\lambda=380}^{\lambda=780} S(\lambda)G_C(\lambda)d\lambda}. \quad (1.11)$$

Cette normalisation permet d'obtenir des composantes trichromatiques sans unité.

En fait nous ne disposons pas de données sous forme continue puisque les fonctions colorimétriques relèvent de résultats **expérimentaux**. Les données sont ainsi disponibles sous forme discrète échantillonnée avec un pas $\Delta\lambda$ de 1, 5 ou de 10 nm. En pratique, nous utilisons donc les relations discrètes suivantes :

$$\begin{cases} R_C = k \times \sum_{\lambda=380}^{\lambda=780} R_C(\lambda)C(\lambda)\Delta\lambda, \\ G_C = k \times \sum_{\lambda=380}^{\lambda=780} G_C(\lambda)C(\lambda)\Delta\lambda, \\ B_C = k \times \sum_{\lambda=380}^{\lambda=780} B_C(\lambda)C(\lambda)\Delta\lambda. \end{cases} \quad (1.12)$$

avec :

$$k = \frac{100}{\sum_{\lambda=380}^{\lambda=780} S(\lambda)G_C(\lambda)d\lambda} \quad (1.13)$$

La couleur d'un matériau se mesure par le calcul des composantes trichromatiques du stimulus de couleur $C(\lambda)$ qu'il réfléchit. Nous avons vu que ce stimulus de couleur est lié, d'une part, à l'illuminant caractérisé par sa répartition spectrale relative d'énergie $S(\lambda)$ (voir paragraphe 1.1) et, d'autre part, au facteur de luminance lumineuse du matériau $\beta(\lambda)$ (voir paragraphe 1.2), par la relation : $C(\lambda) = \beta(\lambda)S(\lambda)$. Nous voyons immédiatement qu'en substituant cette expression dans l'équation 1.12, le calcul de la couleur d'un matériau se fait aisément.

La figure 1.12 illustre le principe de mesure des composantes trichromatiques d'un stimulus de couleur $C(\lambda)$. Sur cette figure, nous avons indiqué la répartition spectrale d'énergie du sti-

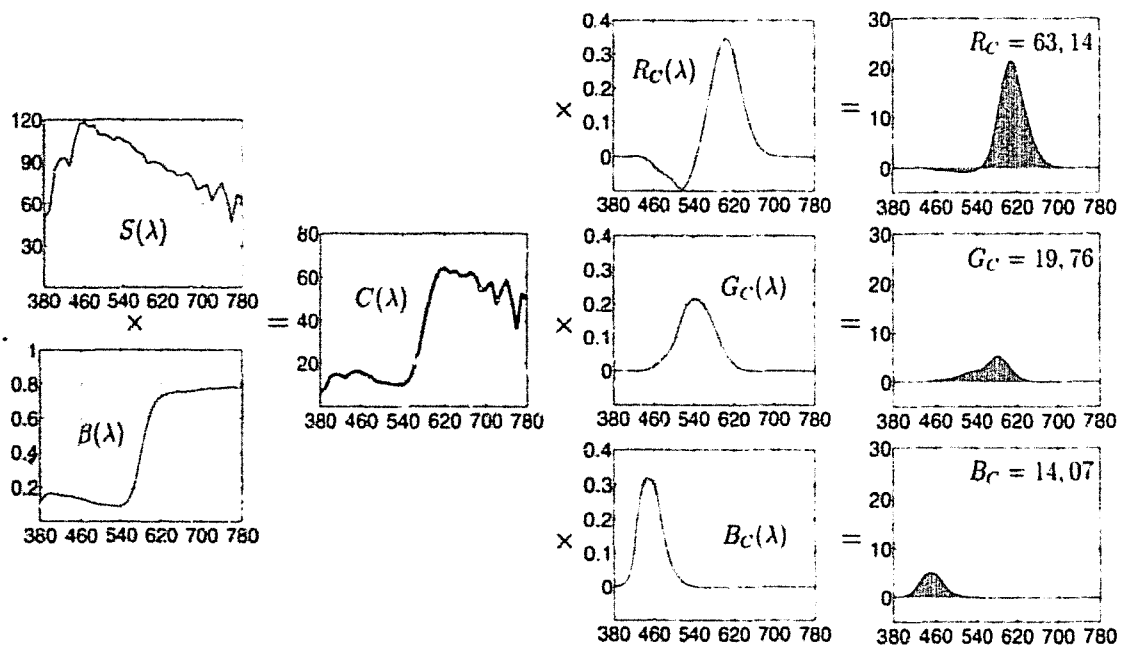


Figure 1.12 : Exemple de mesure des composantes trichromatiques R_C , G_C et B_C d'un stimulus de couleur $C(\lambda)$, issu de la réflexion d'un matériau éclairé par une source lumineuse $S(\lambda)$ dont le facteur de luminance lumineuse est $\beta(\lambda)$. La fonction $S(\lambda)$ est celle de l'illuminant D_{65} ($k = 0,0517$). Les données relatives à la fonction $\beta(\lambda)$ sont disponibles sur l'internet à l'adresse : http://www.it.lut.fi/research/color/lutcs_database.html.

Toutes ces fonctions sont sans unité.

mulus de couleur $C(\lambda)$, résultant du produit des fonctions $S(\lambda)$ et $\beta(\lambda)$, ainsi que les courbes issues de la multiplication de $C(\lambda)$ avec chacune des trois fonctions colorimétriques. Nous visualisons l'intégration des fonctions résultantes par sommation de leurs valeurs au pas de 10 nm. Le calcul des composantes trichromatiques est réalisée en multipliant chaque somme ainsi obtenue par le pas d'intégration, puis en normalisant par le facteur k . Cette méthode de mesure numérique des composantes trichromatiques s'appelle *méthode des ordonnées pondérées* dans le sens où les fonctions colorimétriques apparaissent comme des facteurs de pondération de la fonction à intégrer.

En pratique, la mesure d'un stimulus de couleur est réalisée par un **colorimètre** ou un **spectrocolorimètre** qui utilisent les principes précédemment évoqués. Le colorimètre fournit directement les composantes trichromatiques grâce à trois capteurs optiques dont chacun est sensible dans une bande passante correspondant à une fonction colorimétrique. Le spectrocolorimètre réalise une mesure spectrale à l'aide d'une multitude de photorécepteurs, chacun défini pour un intervalle de longueurs d'onde $[\lambda, \lambda + \Delta\lambda]$ et déduit, par calcul, les coordonnées colorimétriques d'un stimulus de couleur selon différents systèmes de représentation de la couleur.

1.5.5 Changement de primaires

Nous avons vu que le choix des primaires n'est pas unique. Ainsi, les expériences d'appariement menées par différents chercheurs n'ont pas été réalisées avec le même système de primaires et pas nécessairement avec des primaires monochromatiques. Toutefois, il est possible de réaliser un changement de primaires par des relations simples, qu'elles soient monochromatiques ou non. Considérons par exemple un second système de primaires notées $[R'_*]$, $[G'_*]$ et $[B'_*]$ grâce auquel le stimulus de couleur $[C]$ de l'équation 1.2 est défini selon la relation d'égalisation suivante :

$$[C] \equiv R'_*[R'_*] + G'_*[G'_*] + B'_*[B'_*]. \quad (1.14)$$

Chacune des primaires $[R'_*]$, $[G'_*]$ et $[B'_*]$ peut être égalisée par les primaires $[R_*]$, $[G_*]$ et $[B_*]$ selon le principe de la trichromie. De façon générale, les relations existant entre les deux systèmes de primaires peuvent donc s'écrire :

$$\begin{cases} [R'_*] \equiv q_{11}[R_*] + q_{21}[G_*] + q_{31}[B_*], \\ [G'_*] \equiv q_{12}[R_*] + q_{22}[G_*] + q_{32}[B_*], \\ [B'_*] \equiv q_{13}[R_*] + q_{23}[G_*] + q_{33}[B_*], \end{cases} \quad (1.15)$$

ou encore, de façon inverse :

$$\begin{cases} [R_*] \equiv p_{11}[R'_*] + p_{21}[G'_*] + p_{31}[B'_*], \\ [G_*] \equiv p_{12}[R'_*] + p_{22}[G'_*] + p_{32}[B'_*], \\ [B_*] \equiv p_{13}[R'_*] + p_{23}[G'_*] + p_{33}[B'_*]. \end{cases} \quad (1.16)$$

En remplaçant les primaires de l'équation 1.2 par leurs expressions dans l'équation 1.16, nous obtenons :

$$[C] \equiv R_* \times (p_{11}[R'_*] + p_{21}[G'_*] + p_{31}[B'_*]) + G_* \times (p_{12}[R'_*] + p_{22}[G'_*] + p_{32}[B'_*]) + B_* \times (p_{13}[R'_*] + p_{23}[G'_*] + p_{33}[B'_*]), \quad (1.17)$$

soit :

$$[C] \equiv (p_{11}R_* + p_{12}G_* + p_{13}B_*)[R'_*] + (p_{21}R_* + p_{22}G_* + p_{23}B_*)[G'_*] + (p_{31}R_* + p_{32}G_* + p_{33}B_*)[B'_*]. \quad (1.18)$$

En identifiant cette équation avec l'équation 1.14, il est possible d'exprimer les composantes trichromatiques du nouveau système en fonction des composantes trichromatiques de l'ancien

système :

$$\begin{cases} R'_* &= p_{11}R_* + p_{12}G_* + p_{13}B_*, \\ G'_* &= p_{21}R_* + p_{22}G_* + p_{23}B_*, \\ B'_* &= p_{31}R_* + p_{32}G_* + p_{33}B_*, \end{cases} \quad (1.19)$$

ce qui s'écrit sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} R'_* \\ G'_* \\ B'_* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R_* \\ G_* \\ B_* \end{bmatrix} = \mathbf{P} \times \begin{bmatrix} R_* \\ G_* \\ B_* \end{bmatrix} \quad (1.20)$$

Le changement de système de représentation s'obtient ainsi par une simple relation matricielle utilisant une *matrice de passage* \mathbf{P} dans un sens et une matrice \mathbf{Q} dans l'autre sens, avec $\mathbf{Q} = \mathbf{P}^{-1}$.

1.6 Systèmes de représentation de la couleur

Selon que la couleur est considérée suivant des aspects physiques, physiologiques ou psychologiques, plusieurs solutions ont été proposées pour tenter de modéliser cette information aussi riche que complexe. Qu'il s'agisse du modèle de Young-Helmholtz, de celui de Hering ou d'un modèle plus proche de la perception humaine de la couleur, exprimé en termes de luminosité-teinte-saturation, trois composantes semblent être nécessaires et suffisantes pour définir la couleur.

Afin de manipuler la couleur, de nombreuses personnes ont tenté d'élaborer des classifications de couleurs basées sur des impressions psychosensorielles. Elles en ont déduit des systèmes ordonnés de couleurs qui sont des représentations géométriques visuelles sous forme de planches, de nuanciers, de collections ou d'atlas. Ces représentations sont en majorité réalisées dans des espaces à trois dimensions et les unités des composantes de couleur sont purement conventionnelles car elles ne servent qu'à repérer une couleur à l'intérieur d'un solide dans lequel elle est inscrite. Parmi ces nombreux systèmes, nous pouvons citer le système Munsell, utilisé par exemple, dans le cadre du traitement d'images couleur, par Tominaga [Tom86], le système NCS (Natural Color System), le système OSA (Optical Society of America) et le système DIN (Deutsches Institut für Normung) dont l'usage est le plus répandu. Le lecteur trouvera plus de détails sur ces systèmes, notamment dans les ouvrages de Sève et Kowaliski [Sèv96, Kow90].

Afin d'exprimer une mesure d'un stimulus de couleur, il est donc nécessaire de définir un système de représentation de la couleur. Puisque toute couleur peut être égalisée à partir de trois primaires $[R_*]$, $[G_*]$ et $[B_*]$, il paraît naturel de la représenter par un point dans un espace tridimensionnel. Un système de représentation de la couleur est donc caractérisé par trois primaires et définit un espace tridimensionnel d'origine O dans lequel les trois primaires deviennent les vecteurs directeurs unitaires \vec{R}_* , \vec{G}_* et \vec{B}_* de cet espace. Le stimulus de couleur $[C]$ peut être ainsi matérialisé par un point C dans le repère $(O, \vec{R}_*, \vec{G}_*, \vec{B}_*)$. Les coordonnées de ce point sont les composantes trichromatiques R_* , G_* et B_* vérifiant l'équation d'égalisation 1.2. Dans cet espace, les propriétés des égalités colorimétriques peuvent être appliquées aux égalités

vectérielles. Un tel système de représentation de la couleur conserve les propriétés des lois de Grassman et d'Abney citées au paragraphe 1.5.4.

En théorie, il existe autant de systèmes de représentation de la couleur qu'il y a de systèmes de primaires. Un système de représentation se définit par le choix des primaires utilisées et du blanc de référence qui fixe leurs valeurs unitaires. Comme il est toujours possible de réaliser un changement de primaires à l'aide d'une matrice de passage \mathbf{P} , ce principe est à la base de nombreux changements de systèmes de représentation de la couleur utilisés couramment. Par ailleurs, d'autres systèmes de représentation de la couleur ont été conçus sans définir de nouvelles primaires. Ces systèmes, que nous détaillerons dans le chapitre suivant, sont notamment fondés sur le respect de propriétés physiques, physiologiques et psychologiques. Il existe ainsi un très grand nombre de systèmes de représentation de la couleur, chacun possédant ses avantages et ses inconvénients. Nous nous proposons de les présenter dans le second chapitre afin de pouvoir en tirer avantage dans nos travaux.

Chapitre 2

Représentation de la couleur

Dans ce chapitre, nous étudierons en détail comment la couleur, pour être mesurée, peut être représentée en utilisant différents systèmes de représentation. Nous nous arrêterons sur les systèmes de représentation de la couleur les plus utilisés dans la littérature pour analyser leurs propriétés colorimétriques. Nous verrons qu'il existe de nombreux systèmes de représentation de la couleur et même de nombreuses définitions pour un même système. C'est pourquoi, nous tenterons de faire une synthèse des systèmes les plus utilisés. Suivant leurs caractéristiques, ceux-ci sont regroupés en quatre familles, à savoir :

- Les systèmes de primaires
- Les systèmes luminance-chrominance
- Les systèmes perceptuels
- Les systèmes d'axes indépendants

Ce chapitre est lourd mais indispensable à notre étude. En effet, la compréhension de chaque système de représentation de la couleur nous permettra, par la suite, d'exploiter au mieux les différentes composantes couleur proposées afin de traiter et analyser des images en couleur.

2.1 Les systèmes de primaires

Comme le remarque Lozano, le seul système que nous pouvons appeler (R, G, B) est sans doute celui défini par la CIE [Loz98]. Comme le choix d'un système de représentation de la couleur dépend des primaires et du blanc de référence, différents organismes ont défini de nombreux systèmes (R, G, B) qui sont utilisés dans d'autres domaines d'application que celui de la colorimétrie. Le système (R_C, G_C, B_C) de la CIE reste néanmoins le système (R, G, B) de référence car les recommandations faites par cette commission servent de base à la plupart des normes. En effet, c'est à partir de ce système que la CIE a défini le système de référence colorimétrique (X, Y, Z) permettant de pallier certains inconvénients du système (R_C, G_C, B_C) . Nous présentons donc ici ces différents systèmes de primaires.

2.1.1 Le système (R, G, B) de la CIE noté (R_C, G_C, B_C)

Le système (R_C, G_C, B_C) de la CIE, défini en 1931, découle des expériences d'égalisation menées par Wright et Guild que nous avons décrites au paragraphe 1.5.3 [CIE86]. Aux trois primaires $[R_C]$, $[G_C]$ et $[B_C]$, nous faisons correspondre respectivement trois vecteurs directeurs normés \vec{R}_C , \vec{G}_C et \vec{B}_C qui forment le repère d'un espace vectoriel d'origine O . Dans cet espace, chaque stimulus de couleur $[C]$ est ainsi représentée par un point C qui définit le *vecteur couleur* \vec{OC} . Les coordonnées de ce vecteur sont les composantes trichromatiques R_C , G_C et B_C . Certains de ces points ont des coordonnées négatives puisqu'ils correspondent à des stimuli de couleur non égalisables par synthèse additive. Les points correspondant à des stimuli de couleur dont les composantes trichromatiques sont positives sont contenus dans un cube, connu sous le nom de *cube des couleurs* (voir figure 2.1). L'origine O correspond au noir

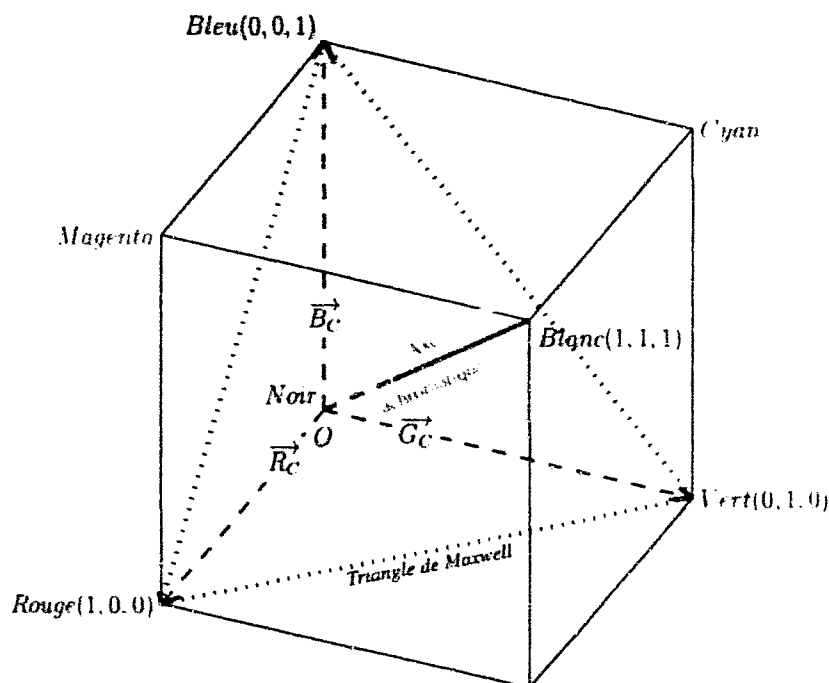


Figure 2.1 : Cube des couleurs.

($R_C = G_C = B_C = 0$) tandis que le blanc de référence est défini par le mélange unitaire des trois primaires ($R_C = G_C = B_C = 1$).

La droite passant par les points *Noir* et *Blanc* est appelée *axe des gris*, *axe des couleurs neutres* ou encore *axe achromatique*. En effet, les points de cette droite représentent des nuances de gris allant du noir au blanc.

Les composantes trichromatiques d'un stimulus de couleur sont liées à sa luminance. Deux stimuli de couleur peuvent ainsi posséder le même caractère chromatique, que nous appellerons *chrominance*, mais avoir des composantes trichromatiques R_C , G_C et B_C différentes à cause de leur luminance. Afin d'obtenir des composantes qui ne tiennent compte que de la chrominance, il convient donc de normaliser les valeurs des composantes trichromatiques par rapport à la

luminance. Ceci est réalisé en divisant chaque composante trichromatique par la somme des trois. Les composantes ainsi obtenues sont appelées *coordonnées trichromatiques*, *coordonnées réduites* ou encore *composantes normalisées*. Elles sont notées r_C , g_C , b_C et sont définies par :

$$\begin{cases} r_C = \frac{R_C}{R_C + G_C + B_C}, \\ g_C = \frac{G_C}{R_C + G_C + B_C}, \\ b_C = \frac{B_C}{R_C + G_C + B_C}. \end{cases} \quad (2.1)$$

Cette équation peut être appliquée au domaine spectral et particulièrement au cas des composantes trichromatiques spectrales (fonctions colorimétriques) $R_C(\lambda)$, $G_C(\lambda)$ et $B_C(\lambda)$ de la CIE. Les *coordonnées trichromatiques spectr. ales* de la CIE, notées $r_C(\lambda)$, $g_C(\lambda)$ et $b_C(\lambda)$ qui en découlent, se calculent de façon identique :

$$\begin{cases} r_C(\lambda) = \frac{R_C(\lambda)}{R_C(\lambda) + G_C(\lambda) + B_C(\lambda)}, \\ g_C(\lambda) = \frac{G_C(\lambda)}{R_C(\lambda) + G_C(\lambda) + B_C(\lambda)}, \\ b_C(\lambda) = \frac{B_C(\lambda)}{R_C(\lambda) + G_C(\lambda) + B_C(\lambda)}. \end{cases} \quad (2.2)$$

Notons que la CIE note les coordonnées trichromatiques spectrales $r(\lambda)$, $g(\lambda)$ et $b(\lambda)$.

La transformation définie par l'équation 2.1 correspond à la projection du point C sur le plan normal à l'axe achromatique d'équation : $R_C + G_C + B_C = 1$. Les intersections de ce plan avec le cube des couleurs forment un triangle équilatéral dont les sommets sont les trois primaires $[R_C]$, $[G_C]$ et $[B_C]$. Ce triangle est appelé *triangle de Maxwell*, ou encore *triangle des couleurs*. Il est représenté en pointillé sur la figure 2.1.

L'espace de représentation associé aux coordonnées trichromatiques est appelé l'espace (R_C, G_C, B_C) *normalisé*. Il est noté (r_C, g_C, b_C) . Comme $r_C + g_C + b_C = 1$, deux composantes suffisent à représenter la chrominance d'une couleur. Ainsi, Wright et Guild ont proposé un diagramme appelé *diagramme de chromaticité* (r, g) .

La figure 2.2 représente le diagramme de chromaticité qui contient la courbe passant par les points correspondant à des stimuli de couleur monochromatiques de longueur d'onde variant de 380 nm à 780 nm. Les deux extrémités de cette courbe, appelée *lieu spectral*, *lieu du spectre* ou encore *spectrum locus*, sont reliées par une droite appelée *droite des pourpres*. De ce fait, toutes les couleurs du spectre visible sont contenues dans le lieu ainsi construit. Nous voyons sur cette figure que le triangle de Maxwell n'englobe pas toutes les couleurs du visible car certaines d'entre elles ont des coordonnées trichromatiques négatives.

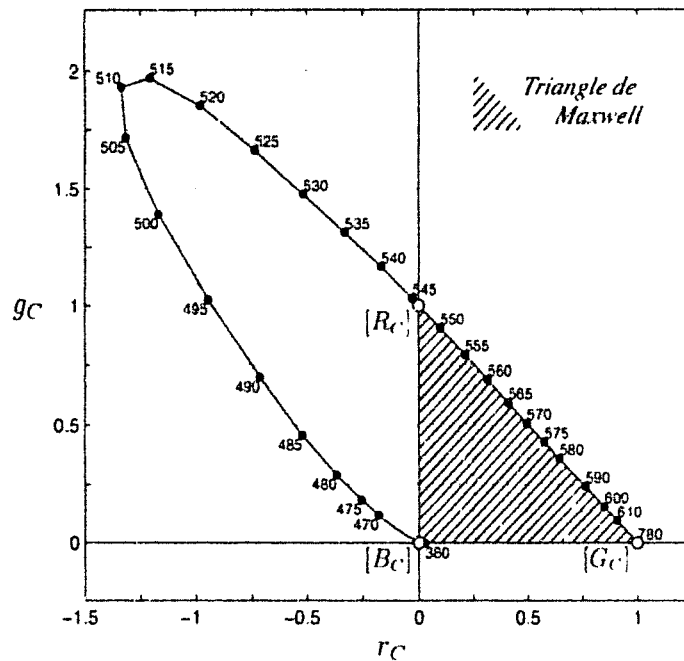


Figure 2.2 : Diagramme de chromaticité (r_C, g_C) de la CIE.

2.1.2 Autres systèmes (R, G, B)

D'autres primaires que celles définies par la CIE peuvent être mises en oeuvre pour manipuler la couleur et être utilisées dans le cadre de la colorimétrie. Par exemple, les téléviseurs couleur analogiques utilisent des tubes cathodiques dont les luminophores émettent dans des longueurs d'onde différentes de celles définies par la CIE. Ainsi, les téléviseurs américains répondent à la norme NTSC (National Television Standards Committee) qui utilise les primaires fixées par la FCC (Federal Communications Commission). Les téléviseurs européens répondent à la norme allemande PAL (Phase Alternation by Line) fixée par l'EBU (European Broadcasting Union ou Union Européenne de Radio-télévision (UER)) ou à la norme française SECAM (SÉquentiel Couleur À Mémoire). De plus, le blanc de référence utilisé n'est pas non plus le même pour ces différents standards. Les fonctions colorimétriques de la CIE sont obtenues en référence à l'illuminant E. En revanche, le blanc de référence utilisé pour la norme NTSC est l'illuminant C alors que l'EBU préconise l'emploi de l'illuminant D₆₅.

De même, les moniteurs couleur répondent aux normes de leur constructeur et utilisent donc des primaires différentes de celles employées en télévision ou de celles définies par la CIE. D'ailleurs, la CIE a aussi défini un système de primaires appelé *visu couleur* pour les moniteurs couleurs CRT (Cathodic Ray Tube) [Rog85, Tré93, Loz98].

Dans le domaine du traitement d'images, les composantes trichromatiques R, G et B liées à la couleur d'un pixel dépendent du système d'acquisition utilisé et en particulier de la caméra. Ainsi, avec des conditions d'éclairage et d'observation identiques, une même couleur n'aura pas les mêmes composantes trichromatiques selon le modèle de caméra utilisé.

Étant donnée la multitude de systèmes (R, G, B) existant, nous emploierons, dans la suite de

ce chapitre, les notations du tableau 2.1 pour désigner le type de système (R, G, B) considéré. La notation (R_*, G_*, B_*) est employée pour désigner l'un de ces systèmes.

Standard	Composantes trichromatiques
Caméra	(R, G, B)
CIE	(R_C, G_C, B_C)
FCC	(R_F, G_F, B_F)
EBU	(R_E, G_E, B_E)
Moniteur	(R_M, G_M, B_M)

Tableau 2.1 : Différentes notations de systèmes (R_*, G_*, B_*) .

Quelque soit le standard utilisé, il existe toujours une matrice de passage \mathbf{P} permettant le changement de système (R_*, G_*, B_*) (voir paragraphe 1.5.5). À titre d'exemple, nous donnons en annexe A.1.1 la matrice de passage permettant de passer du système (R_C, G_C, B_C) de la CIE au système (R_F, G_F, B_F) de la FCC ainsi que la matrice permettant la transformation inverse.

À chaque système de primaires, il est ainsi possible d'associer des coordonnées trichromatiques et un cube des couleurs de la même façon que nous l'avons présenté précédemment pour le système (R_C, G_C, B_C) .

2.1.3 Le système (X, Y, Z) de la CIE

Nous avons vu que les systèmes (R_*, G_*, B_*) présentent quelques inconvénients majeurs :

- Les coordonnées et les composantes trichromatiques peuvent prendre des valeurs négatives.
- Les valeurs des composantes trichromatiques sont liées à la luminance qui est une combinaison linéaire des composantes trichromatiques et non une composante elle-même.
- Il existe une multitude de systèmes (R_*, G_*, B_*) .

Dans un souci d'une meilleure représentation de la couleur, de nombreux autres systèmes sont proposés dans la littérature.

En 1931, les travaux de Judd ont permis à la CIE d'établir le *système de référence colorimétrique* (X, Y, Z) dont les primaires sont virtuelles (ou imaginaires) et permettent de pallier les inconvénients du système (R_C, G_C, B_C) [Jud30]. Le système (X, Y, Z) correspond donc à un changement de primaires et s'obtient ainsi à l'aide d'une simple matrice de passage à partir du système (R_C, G_C, B_C) (voir paragraphe 1.5.5) ou de n'importe quel autre système (R_*, G_*, B_*) .

Les primaires $[X]$, $[Y]$ et $[Z]$, dites *primaires de référence*, ont été créées de telle sorte que toutes les couleurs soient exprimées par des composantes trichromatiques positives et de telle sorte que l'une de ces primaires représente une information de luminance. Les fonctions colorimétriques proposées par la CIE respectivement ces conditions sont données par l'équation 2.3.

$$\begin{cases} X(\lambda) = 2,7690R_C(\lambda) + 1,7518G_C(\lambda) + 1,1300B_C(\lambda), \\ Y(\lambda) = 1,0000R_C(\lambda) + 4,5907G_C(\lambda) + 0,0601B_C(\lambda), \\ Z(\lambda) = 0,0000R_C(\lambda) + 0,0565G_C(\lambda) + 5,5943B_C(\lambda), \end{cases} \quad (2.3)$$

où $R_C(\lambda)$, $G_C(\lambda)$ et $B_C(\lambda)$ sont les fonctions colorimétriques présentées sur la figure 1.11 page 44 ¹. Les fonctions colorimétriques $X(\lambda)$, $Y(\lambda)$ et $Z(\lambda)$, représentées sur la figure 2.3, donnent les quantités de chacun des stimuli de référence $[X]$, $[Y]$ et $[Z]$ qui seraient nécessaires à l'égalisation d'un stimulus monochromatique de longueur d'onde λ sous un illuminant E. La fonction colorimétrique $Y(\lambda)$ est égale à la fonction d'efficacité spectrale relative de l'oeil

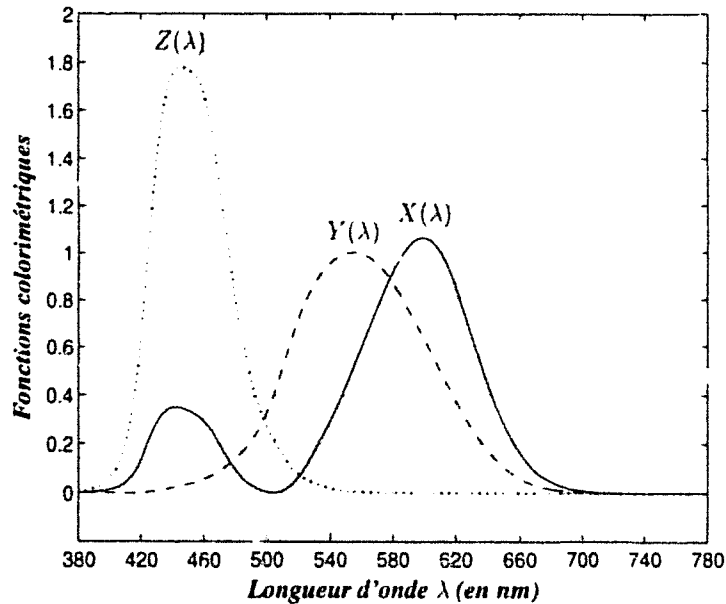


Figure 2.3 : Fonctions colorimétriques $X(\lambda)$, $Y(\lambda)$ et $Z(\lambda)$ - Observateur de référence colorimétrique CIE 1931 à 2°. Les données relatives à ces fonctions sont accessibles dans plusieurs ouvrages [WS82, CIE86, AFN89, Tro91, Sèv96] ainsi que sur l'internet à l'adresse : <http://cvision.ucsd.edu/> ou : <http://members.eunet.at/cie/>.

$V(\lambda)$. Son équation est donc identique à l'équation 1.8. Elle permet de quantifier la luminance qui devient ainsi une composante du vecteur couleur. Les fonctions colorimétriques $X(\lambda)$, $Y(\lambda)$ et $Z(\lambda)$ permettent de définir un *observateur de référence colorimétrique* au même titre que la fonction d'efficacité spectrale relative de l'oeil $V(\lambda)$ permet de définir un observateur de référence photométrique.

De même que pour le système (R_C, G_C, B_C) , la CIE a défini les coordonnées trichromatiques du système (X, Y, Z) qui se calculent à partir des composantes trichromatiques X , Y et Z par les relations de l'équation 2.4 et qui forment le système (X, Y, Z) normalisé noté (x, y, z) .

$$\begin{cases} x = \frac{X}{X+Y+Z}, \\ y = \frac{Y}{X+Y+Z}, \\ z = \frac{Z}{X+Y+Z}. \end{cases} \quad (2.4)$$

Les coordonnées trichromatiques spectrales se déduisent de façon identique avec les notations suivantes :

$$\begin{cases} x(\lambda) = \frac{X(\lambda)}{X(\lambda)+Y(\lambda)+Z(\lambda)}, \\ y(\lambda) = \frac{Y(\lambda)}{X(\lambda)+Y(\lambda)+Z(\lambda)}, \\ z(\lambda) = \frac{Z(\lambda)}{X(\lambda)+Y(\lambda)+Z(\lambda)}. \end{cases} \quad (2.5)$$

¹Il est important de noter que la CIE adopte la notation $\bar{x}(\lambda)$, $\bar{y}(\lambda)$ et $\bar{z}(\lambda)$ pour désigner les fonctions colorimétriques. Nous avons volontairement employé une autre notation pour une meilleure clarté.

Comme $x + y + z = 1$, z peut être déduit à partir de x et y , ce qui permet de représenter la couleur dans un plan : le diagramme de chromaticité (x, y) (voir figure 2.4). Ce diagramme est

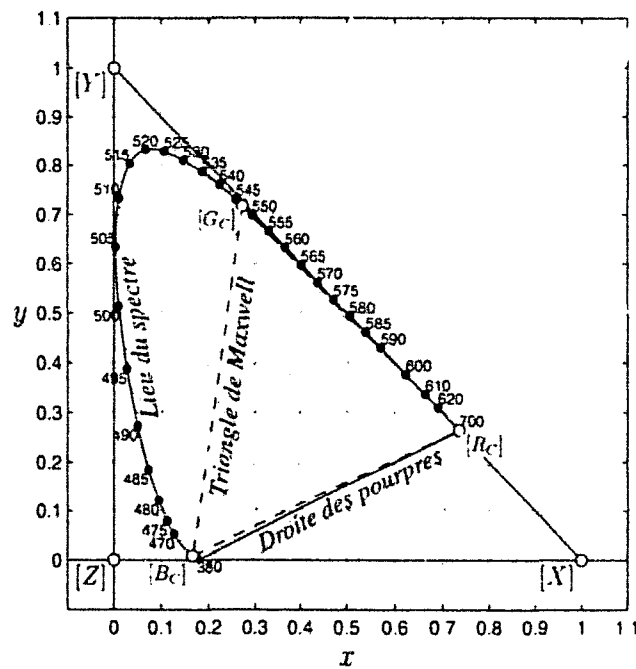


Figure 2.4 : Diagramme de chromaticité (x, y) .

construit de la même façon que le diagramme de chromaticité (r_C, g_C) et toutes les couleurs sont contenues dans l'aire délimitée par le lieu du spectre et la droite des pourpres. Les couleurs physiquement réalisables par synthèse additive² sont contenues dans le triangle des couleurs dont les sommets sont les trois primaires de coordonnées $[X](1, 0)$, $[Y](0, 1)$ et $[Z](0, 0)$. Ce triangle englobe toutes les couleurs du visible mais aussi d'autres couleurs sans réalité physique que nous pouvons qualifier d'imaginaires [Loz98]. Ce diagramme montre bien que les primaires de référence $[X]$, $[Y]$ et $[Z]$ permettent de reproduire toutes les couleurs du visible par synthèse additive.

Le diagramme de chromaticité (x, y) permet de visualiser les limites du système (R_C, G_C, B_C) . En traçant en pointillés le triangle de Maxwell (triangle des couleurs du système (R_C, G_C, B_C)) dans le diagramme de chromaticité (x, y) , nous constatons qu'il n'englobe pas toutes les couleurs du visible et que certaines d'entre elles ne peuvent être reproduites avec les primaires réelles $[R_C]$, $[G_C]$ et $[B_C]$.

Le diagramme de chromaticité (x, y) est très utilisé car il permet de situer très facilement les couleurs les unes par rapport aux autres et de déterminer de nombreux résultats par simple construction géométrique (couleurs complémentaires, longueur d'onde dominante, blanc de référence, mélange de deux couleurs, pureté, couleurs reproductibles, ...).

Il est possible de représenter un stimulus de couleur par sa chrominance et par sa luminance. Pour cela, il suffit d'utiliser les composantes x et y pour la chrominance et Y pour la luminance, ce qui forme ainsi le système (Y, x, y) .

²Ces couleurs sont dites aussi reproductibles ou égalisables.

Le système (X, Y, Z) est le système de référence colorimétrique défini par la CIE. À ce titre, il est toujours utilisé dans le cadre de la colorimétrie et les principes que nous avons présentés au paragraphe 1.5 s'appliquent essentiellement à ce système. Ainsi, il conserve les propriétés des lois de Grassman et d'Abney et les composantes trichromatiques X , Y et Z se calculent avec des relations identiques aux équations 1.12 et 1.13. Si nous reprenons l'exemple de la figure 1.12 page 46, nous pouvons mesurer les composantes trichromatiques X , Y et Z du stimulus de couleur considéré (voir figure 2.5). Les colorimètres ainsi que les spectrocolorimètres

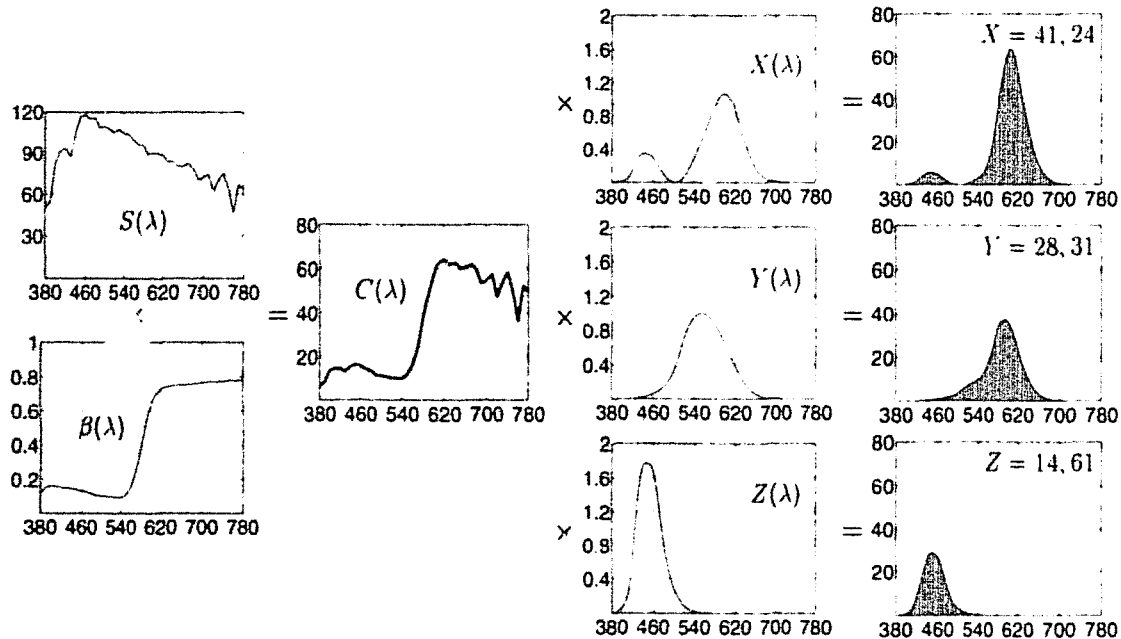


Figure 2.5 : Exemple de mesure des composantes trichromatiques X , Y et Z ($k = 0,009463$) par la méthode des ordonnées pondérées.

effectuent généralement la mesure d'une couleur en utilisant le système (X, Y, Z) . Il est à noter que les fonctions colorimétriques sont construites de sorte qu'un stimulus équi-énergétique ait des composantes trichromatiques X , Y et Z égales.

En 1964, la CIE adopte un système de référence colorimétrique supplémentaire noté (X_{10}, Y_{10}, Z_{10}) pour lequel le champ visuel utilisé pour réaliser les expériences d'égalisation a une étendue angulaire de 10° . Ces nouvelles conditions d'observation imposées empêchent les bâtonnets de fausser les résultats pour les faibles longueurs d'onde. Les fonctions colorimétriques ainsi évaluées pour ce système définissent un observateur de référence colorimétrique supplémentaire. Tout ce que nous avons vu sur le système (X, Y, Z) s'applique au système (X_{10}, Y_{10}, Z_{10}) .

La transformation d'un des systèmes (R, G, B) vers le système de référence colorimétrique (X, Y, Z) de la CIE correspond à un changement de primaires et peut donc s'exprimer sous forme matricielle. À partir de l'équation 1.20, nous pouvons effectivement écrire :

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \mathbf{P} \times \begin{bmatrix} R_s \\ G_s \\ B_s \end{bmatrix}, \quad (2.6)$$

où :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} X_R & X_G & X_B \\ Y_R & Y_G & Y_B \\ Z_R & Z_G & Z_B \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

Les coefficients de la matrice \mathbf{P} sont nécessairement déterminés par rapport à un blanc de référence qui conditionne les valeurs unitaires associées aux primaires $[X]$, $[Y]$, $[Z]$ et par rapport aux primaires $[R_*]$, $[G_*]$ et $[B_*]$ choisies. En général, le blanc de référence choisi correspond à un illuminant normalisé. Les primaires et le blanc de référence sont généralement caractérisés par leurs coordonnées trichromatiques x et y . Nous donnons dans le tableau 2.2 les coordonnées trichromatiques x et y des primaires de différents standards et, dans le tableau 2.3, celles des illuminants A, C, D₆₅ et E.

Standard	Primaires	λ (nm)	x	y	z
CIE	$[R_C]$	700	0,735	0,265	0,000
	$[G_C]$	546,1	0,274	0,717	0,009
	$[B_C]$	435,8	0,167	0,009	0,824
FCC	$[R_F]$	612	0,670	0,330	0,000
	$[G_F]$	530	0,210	0,710	0,080
	$[B_F]$	472	0,140	0,080	0,780
EBU	$[R_E]$	612	0,640	0,330	0,030
	$[G_E]$	518	0,290	0,600	0,011
	$[B_E]$	455	0,150	0,060	0,790

Tableau 2.2 : Coordonnées trichromatiques x , y et z de quelques primaires.

Illuminant	T_p (K)	x	y	z
A	2856	0,448	0,407	0,145
C	6774	0,310	0,316	0,374
D ₆₅	6504	0,313	0,329	0,358
E	5400	0,333	0,333	0,333

Tableau 2.3 : Coordonnées trichromatiques x , y et z de quelques illuminants.

Sur la figure 2.6, nous avons tracé, dans le diagramme de chromaticité (x, y) , les triangles des couleurs correspondant aux différentes primaires du tableau 2.2 ainsi que les points correspondant aux illuminants du tableau 2.3. Nous remarquons, tout d'abord, que les primaires utilisées par tous les standards, sauf celui de la CIE, ne sont pas des stimulus de couleurs monochromatiques puisque les points correspondant n'appartiennent pas au lieu du spectre. Nous constatons ensuite que la surface des triangles n'est pas la même selon le standard utilisé. Ceci signifie que les couleurs reproductibles par synthèse additive sont spécifiques au standard utilisé. De plus, les coordonnées trichromatiques x et y d'un stimulus de couleur se positionnent différemment selon le blanc de référence utilisé. Ceci confirme que la matrice de passage \mathbf{P} dépend du choix des primaires et du blanc de référence.

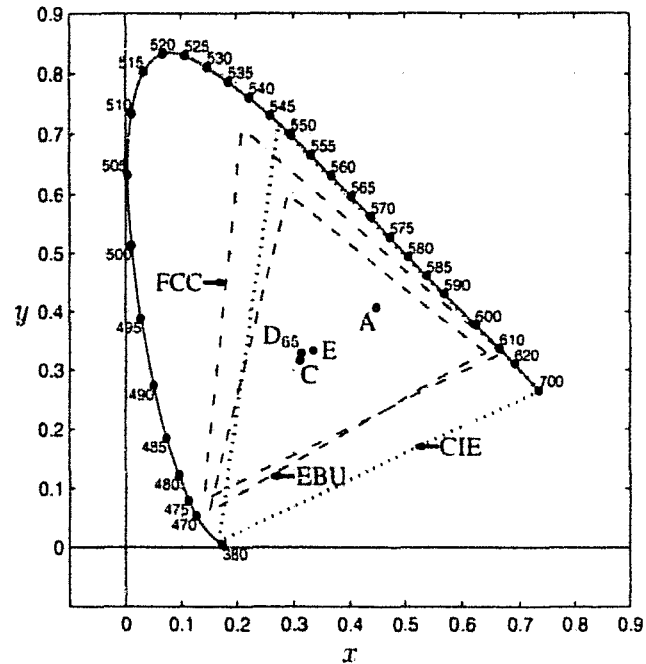


Figure 2.6 : Illuminants et couleurs dans le diagramme de chromaticité (x, y) .

X_R , Y_R et Z_R sont les composantes trichromatiques des primaires $[X]$, $[Y]$ et $[Z]$ nécessaires à produire une unité de la primaire $[R_*]$. Similairement X_G , Y_G , Z_G et X_B , Y_B , Z_B sont respectivement nécessaires pour obtenir $[G_*]$ et $[B_*]$. Le calcul de ces composantes est proposé au paragraphe 5-15 de l'ouvrage de Rogers [Rog85] ou au paragraphe 13.3.1 de l'ouvrage de Foley [FDF90] et formalisé différemment dans la thèse de Galichet [Gal89].

Comme le fait remarquer Trémeau [Tré93], nous avons constaté que les valeurs numériques de la matrice \mathbf{P} sont différentes selon les auteurs, bien que ces différences soient minimes. De plus, très souvent, les auteurs ne précisent pas dans quel contexte ils utilisent le système (X, Y, Z) . À ce sujet, nous avons tenté de faire le point sur l'ensemble des publications dont nous avons eu connaissance. De façon générale, les différents auteurs choisissent leur transformation en fonction d'un illuminant normalisé. Nous qualifierons donc ces transformations de standards. Néanmoins, pour un même illuminant, nous avons pu constater que les valeurs de la matrice \mathbf{P} pouvaient être différentes. D'autres auteurs ont choisi de « normaliser » la transformation. Nous verrons ce que cela signifie au paragraphe 2.1.3.2. Dans certains cas, les coefficients de la matrice sont déterminés directement à partir de mesures [MA95, SCB87]. Enfin, pour certaines publications, il nous a été impossible de savoir comment est définie la matrice de passage \mathbf{P} .

2.1.3.1 Les transformations standards

Ces transformations correspondent à des primaires de différents standards et aux illuminants normalisés A, C, D_{65} et E que nous avons présentés précédemment. L'annexe A.1.2.1 donne plusieurs exemples de ces transformations standards à l'aide d'une matrice de passage.

2.1.3.2 Les transformations standards normalisées

Ohta propose une transformation « normalisée » permettant de passer des primaires $[R_F]$, $[G_F]$ et $[B_F]$ du standard NTSC aux primaires $[X]$, $[Y]$ et $[Z]$ avec comme blanc de référence, l'illuminant C [OKS80]. Cette normalisation est réalisée en multipliant chaque ligne de la matrice de passage de l'équation A.6 par un coefficient spécifique à la ligne, ce qui modifie ainsi la dynamique des composantes trichromatiques X , Y et Z [Puj96]. En d'autres termes, ces coefficients sont choisis de telle sorte que les valeurs des composantes trichromatiques X , Y et Z aient la même échelle que les valeurs des composantes trichromatiques R_F , G_F et B_F [Car95, Cou91]. Pour Guzman de Leon, cette transformation correspond à l'utilisation d'un blanc de référence normalisé [Guz97]. L'annexe A.1.2.2 donne cette transformation définie par la matrice de passage P .

Cette normalisation permet aux dynamiques des valeurs de X , Y et Z d'être respectivement égales à celles de R_F , G_F et B_F . Cependant, la multiplication de chaque ligne de la matrice de passage par un coefficient différent revient à ne plus tenir compte du choix du blanc de référence ni des primaires initialement choisis. Nous y reviendrons au chapitre 3.

2.2 Les systèmes luminance-chrominance

De nombreux différents systèmes de représentation de la couleur présentent un point commun : ils possèdent une composante de luminance permettant de quantifier la luminosité et deux autres composantes de chrominance suffisantes pour quantifier le caractère chromatique d'un stimulus de couleur. Les systèmes de ce type peuvent être regroupés en une famille particulière de systèmes de représentation de la couleur, les systèmes *luminance-chrominance*.

Les composantes d'un système luminance-chrominance sont évaluées à partir des composantes trichromatiques R_s , G_s et B_s , soit par une transformation linéaire définie en utilisant une matrice de passage, soit par une transformation non linéaire. Le type de transformation est lié à la nature même du système. Ainsi, nous distinguons différents types de systèmes luminance-chrominance :

- Les systèmes perceptuellement uniformes qui possèdent une métrique permettant d'établir une correspondance entre une différence de couleur telle qu'elle est perçue par l'homme avec une distance dont la mesure reflète cette différence.
- Les systèmes de télévision qui permettent de séparer l'information de chrominance de l'information de luminance pour la transmission des signaux de télévision.
- Les systèmes antagonistes qui tentent de reproduire le modèle de la théorie des couleurs opposées de Hering.
- Les autres systèmes.

Nous notons L la composante de luminance des systèmes luminance-chrominance. Comme nous l'avons signalé au paragraphe 1.4, la notion de luminosité peut avoir plusieurs sens selon la façon dont elle est considérée et sera ainsi nommée, luminance, clarté, ou intensité. Dans

les différents systèmes luminance-chrominance que nous présentons ici, cette distinction existe et nous expliciterons alors les différents termes utilisés dans la littérature. Afin de distinguer les deux composantes de chrominance, nous les noterons respectivement Chr_1 et Chr_2 . Les systèmes luminance-chrominance sont ainsi notés (L, Chr_1, Chr_2) .

2.2.1 Les systèmes perceptuellement uniformes

Le système (X, Y, Z) n'est pas perceptuellement uniforme. En effet, dans le diagramme de chromaticité (x, y) , une même distance entre deux couleurs ne sera pas perçue de la même façon par l'être humain selon la zone du diagramme considérée. Ce fait a notamment pu être mis en évidence par les travaux de MacAdam en 1942 [Mac42b, Mac43]. Ce dernier montre qu'il existe, dans le diagramme de chromaticité (x, y) , des zones pour lesquelles les *différences de couleur*³ ne sont pas perceptibles par un observateur. Ces zones correspondent à des ellipses (ellipses de MacAdam) qui ont des tailles et des orientations différentes selon le lieu où elles se trouvent dans le diagramme, ce qui démontre la non uniformité du système (X, Y, Z) .

Se pose alors le problème de la quantification des écarts de couleurs qui est le point essentiel de nombreuses applications. En effet, des couleurs perceptuellement proches risquent de correspondre à des écarts de couleurs importants dans le système de représentation adopté alors que des couleurs perceptuellement très différentes risquent de correspondre à des écarts de couleur trop faibles. Judd est l'un des premiers à proposer de nouvelles composantes de chrominance qui tentent de réduire les disproportions entre les différentes ellipses de MacAdam [Jud35]. Ces composantes, notées u et v , sont déterminées en fonction des coordonnées trichromatiques x et y .

Sur la base des travaux de Judd et de MacAdam [Mac37, Mac42a], la CIE propose d'abord en 1960 un nouveau système de représentation de la couleur noté (U, V, W) définissant un diagramme de chromaticité uniforme appelé diagramme UCS 1960 (Uniform Chromaticity Scale) ou diagramme de chromaticité (u, v) CIE 1960 [CIE71]. Il est possible alors de définir le système (u, v, V) à partir du système (U, V, W) de la même façon que le système (x, y, Y) est défini à partir du système (X, Y, Z) . Cependant, ces premiers systèmes n'apportent pas de solutions satisfaisantes au problème de mesures d'écart de couleurs et sont périmés.

En 1964, suite aux travaux de Wyszecki [Wys63], la CIE propose un nouveau système tridimensionnel en intégrant l'information de luminance, prenant ainsi en compte le type d'illuminant correspondant aux conditions d'éclairage. Ce système, appelé le système (U^*, V^*, W^*) 1964, subit une modification mineure selon une proposition de Eastwood [Eas73] et devient finalement en 1976 le système CIELUV, encore appelé système (L^*, u^*, v^*) 1976 [CIE86]. Le blanc de référence utilisé est alors caractérisé par ses composantes trichromatiques qui sont notées X^W , Y^W et Z^W respectivement pour les primaires $[X]$, $[Y]$ et $[Z]$. L'information de

³Les termes *écart de couleur*, *différence colorimétrique* ou *écart colorimétrique* sont aussi employés pour désigner une différence entre deux stimuli de couleur.

luminance se calcule par la relation :

$$L^* = \begin{cases} 116 \times \sqrt[3]{\frac{Y}{Y^W}} - 16 & \text{si } \frac{Y}{Y^W} > 0,008856, \\ 903,3 \times \frac{Y}{Y^W} & \text{si } \frac{Y}{Y^W} \leq 0,008856. \end{cases} \quad (2.8)$$

Les composantes de chrominance pour le système (L^*, u^*, v^*) sont :

$$u^* = 13 \times L^* \times (u' - u'^W), \quad (2.9)$$

$$v^* = 13 \times L^* \times (v' - v'^W), \quad (2.10)$$

avec :

$$u' = \frac{4X}{X + 15Y + 3Z}, \quad (2.11)$$

$$v' = \frac{9Y}{X + 15Y + 3Z} \quad (2.12)$$

et u'^W et v'^W sont les composantes de chrominance respectives de u' et v' correspondant au blanc de référence. Le système (L^*, u^*, v^*) définit le diagramme de chromaticité (u', v') CIE 1976.

En 1976, la CIE propose dans le même temps un autre système perceptuellement uniforme, le système CIELAB ou (L^*, a^*, b^*) , établi par des relations non linéaires à partir du système (X, Y, Z) [CIE86]. Ce système est une approximation de l'espace d'Adams-Nickerson fréquemment utilisé dans certaines industries. L'information de luminance est évaluée par l'équation 2.8 et les composantes de chrominance pour le système (L^*, a^*, b^*) sont :

$$a^* = 500 \times \left(f\left(\frac{X}{X^W}\right) - f\left(\frac{Y}{Y^W}\right) \right), \quad (2.13)$$

$$b^* = 200 \times \left(f\left(\frac{Y}{Y^W}\right) - f\left(\frac{Z}{Z^W}\right) \right), \quad (2.14)$$

avec :

$$f(x) = \begin{cases} \sqrt[3]{x} & \text{si } x > 0,008856, \\ 7,787x + \frac{16}{116} & \text{si } x \leq 0,008856. \end{cases} \quad (2.15)$$

Notons que l'information de luminance correspond ici à la clarté qui, dans le vocabulaire de la CIE, représente la réponse de l'oeil à un niveau de luminance. Cette réponse non linéaire est modélisée par la CIE par la fonction racine cubique. Pour ces deux systèmes uniformes, la première composante de chrominance (a^* ou u^*) représente une opposition de couleurs vert-rouge alors que la seconde composante de chrominance (b^* ou v^*) représente une opposition de couleurs bleu-jaune.

Dans les systèmes (L^*, a^*, b^*) et (L^*, u^*, v^*) , les différences colorimétriques, notées respectivement ΔE_{ab}^* et ΔE_{uv}^* , entre deux stimulus de couleur sont calculées comme la distance euclidienne entre les points les représentant dans les espaces correspondant (voir équations 2.16 et 2.17) [CIE86].

$$\Delta E_{ab}^* = \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2}, \quad (2.16)$$

$$\Delta E_{uv}^* = \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta u^*)^2 + (\Delta v^*)^2}. \quad (2.17)$$

En 1995, la CIE apporte une amélioration à l'équation 2.16 pour l'évaluation industrielle des différences de couleur [CIE95].

Nous avons présenté les deux systèmes perceptuellement uniformes recommandés par la CIE et les plus utilisés actuellement en colorimétrie car ils s'avèrent les plus efficaces pour mesurer des différences colorimétriques. En revanche, ils sont peu employés dans le domaine du traitement d'images couleur car ils nécessitent des calculs trop coûteux en temps, notamment en ce qui concerne le système (L^*, a^*, b^*) . Pour pallier ce problème, Connolly propose plusieurs techniques d'approximation des transformations non linéaires du système (L^*, a^*, b^*) afin de réduire le temps de calcul des composantes de ce système [CF97].

Nous citerons l'utilisation du système (L^*, a^*, b^*) par Tominaga [Tom92] ou par Raffy [Raf99] et du système (L^*, u^*, v^*) par Uchiyama et Arbib [UA94], par Kankanhalli [KMW96] ou par Schettini [Sch93].

De plus, bien d'autres systèmes perceptuellement uniformes sont proposés comme le plan (ζ, μ) de MacAdam, l'espace (L_H, a_H, b_H) de Hunter (1958), l'espace (L_{AN}, a, b) ou ANLAB-40 d'Adams-Nickerson (1944-1950), l'espace (L', a', b') de Glasser (1958), l'espace (L, α, β) adopté par le NBS (National Bureau of Standards) en 1942 ou l'espace (P, Q, S) de Friele-MacAdam-Chickering (1961-1971). Le lecteur trouvera plus de détails sur ces systèmes dans les ouvrages de Kowaliski, Trouvé ou Sève [Kow90, Tro91, Sèv96].

Aucun organisme ne privilégie l'utilisation de l'un de ces systèmes par rapport aux autres car ils ne sont pas réellement perceptuellement uniformes et présentent des propriétés différentes selon le cadre de leur utilisation. En fait, plusieurs auteurs démontrent qu'aucun système de dimension inférieure à six ne peut résoudre ce problème [Res74, Mac85].

2.2.2 Les systèmes de télévision

Les signaux émis par les chaînes de télévision sont reçus par les téléviseurs sous forme d'un signal unique appelé *signal composite*. Le récepteur décode ce signal composite sous forme de trois signaux primaires, appelés *primaires de synthèse*, par opposition aux *primaires d'analyse* ayant servi à coder le signal. À partir de ces signaux primaires, le récepteur effectue la synthèse additive de l'image couleur [Gal89].

Les primaires de synthèse dépendent des longueurs d'onde dans lesquelles les luminophores du tube cathodique émettent et se positionnent par rapport à un blanc de référence. Les primaires et le blanc de référence utilisés dans les téléviseurs dépendent donc des normes imposées par les standards de chaque pays. Nous avons vu au paragraphe 2.1.2 qu'il existe principalement deux types de standards : le standard NTSC pour les téléviseurs américains diffusant des images en 525 lignes et les standards PAL et SECAM pour les téléviseurs européens diffusant des images en 625 lignes. Le standard NTSC utilise l'illuminant C comme blanc de référence alors que les standards PAL et SECAM utilisent l'illuminant D_{65} . Les primaires de synthèse utilisées pour

chacune des deux normes sont caractérisées par leurs coordonnées trichromatiques x et y dont nous avons donné les valeurs dans le tableau 2.2 page 59 ou par les équations A.6 ou A.7 qui en découlent.

Le codage des signaux de télévision en couleur a été réalisé de façon à rester compatible avec les téléviseurs noir et blanc qui doivent pouvoir recevoir en noir et blanc les émissions en couleur. De même, les téléviseurs couleurs doivent pouvoir recevoir en noir et blanc les émissions en noir et blanc. Pour satisfaire ces deux principes, les signaux de télévision séparent donc l'information de luminance de celle de chrominance. Cette séparation peut être réalisée par une transformation linéaire des composantes trichromatiques du système (R_*, G_*, B_*) correspondant au standard considéré et donc par l'utilisation d'une matrice de passage. La luminance correspond à la composante Y du système (X, Y, Z) . Les composantes de chrominance Chr_1 et Chr_2 sont alors calculées par les relations suivantes :

$$\begin{cases} Chr_1 = a_1(R_* - Y) + b_1(B_* - Y), \\ Chr_2 = a_2(R_* - Y) + b_2(B_* - Y). \end{cases} \quad (2.18)$$

Les coefficients a_1 , b_1 , a_2 et b_2 sont spécifiques aux standards (NTSC, PAL ou SECAM). Partant du principe que l'oeil humain perçoit les détails fins essentiellement grâce à la luminance, les systèmes de télévision ont été créés de façon à réduire la bande passante du signal de l'information de chrominance qui est peu sensible aux conditions d'éclairage.

Enfin, il faut savoir que l'intensité lumineuse émise par les luminophores équipant les tubes cathodiques n'est pas proportionnelle à la tension de commande appliquée. Elle suit une loi en x^γ où la valeur γ varie entre 2 et 3 selon le tube considéré. Cette non linéarité est compensée généralement sur les signaux primaires avant que ceux-ci ne soit transformés et transmis sous forme d'un signal composite. Ces signaux primaires sont corrigés suivant une loi inverse en $x^{\frac{1}{\gamma}}$. Ceci entraîne une erreur de reproduction de luminance sur les téléviseurs en noir et blanc. Cette correction s'appelle la *correction gamma*. Nous y reviendrons au paragraphe 3.1.3.

Il existe deux principaux systèmes de télévision : le système (Y', I', Q') correspondant à la norme NTSC et le système (Y', U', V') correspondant à la norme PAL. Notons tout de même que le standard SECAM définit le système (Y, D_r, D_b) avec pour coefficients : $a_1 = -1,9$, $b_1 = 0$, $a_2 = 0$ et $b_2 = 1,5$ et que l'image de télévision numérique est codée dans le système (Y, C_b, C_r) dont l'expression est donnée dans [Bed98, Gal89]. Nous avons pu observer que, pareillement au système (X, Y, Z) , les transformations correspondant à un même standard peuvent être légèrement différentes selon les auteurs. Nous indiquerons donc, le cas échéant, les coefficients différents de ceux que nous proposons en équation, dans des notes de bas de page se rapportant aux auteurs concernés.

2.2.2.1 Le système (Y', I', Q')

C'est le système défini par le standard NTSC. Les composantes de ce système sont normalement notées Y , I et Q mais, afin de ne pas les confondre avec les notations de composantes

d'autres systèmes, nous les noterons respectivement Y' , I' et Q' . Nous avons vu dans le tableau 2.2 page 59 que ce standard n'utilise pas les primaires $[R_C]$, $[G_C]$ et $[B_C]$ définies par la CIE. En revanche, nous avons vu au paragraphe 2.1.2 qu'il est possible d'évaluer les composantes trichromatiques R_F , G_F et B_F du standard NTSC à partir de celles de la CIE et réciproquement, en considérant l'illuminant C comme blanc de référence et en utilisant des matrices de passage définies par les équations A.1 et A.2.

La luminance Y' est alors définie en utilisant les coefficients arrondis de l'équation A.6 tandis que l'information de chrominance correspondant à I' et Q' est définie à l'aide de l'équation 2.18 avec $a_1 = 0,74$, $b_1 = -0,27$, $a_2 = 0,48$ et $b_2 = 0,41$ [Gal89] :

$$Y' = 0,30R_F + 0,59G_F + 0,11B_F, \quad (2.19)$$

$$I' = 0,74 \times (R_F - Y') - 0,27 \times (B_F - Y'), \quad (2.20)$$

$$Q' = 0,48 \times (R_F - Y') + 0,41 \times (B_F - Y'). \quad (2.21)$$

Nous retrouvons le système (Y', I', Q') présenté sous cette forme par Ultré, Liang [Ult96, Lia87]⁴, Claramont [Cla84] ou Ballard [BB82]. En exprimant la chrominance uniquement en fonction de R_F , G_F et B_F , nous avons :

$$\begin{cases} Y' = 0,30R_F + 0,59G_F + 0,11B_F, \\ I' = 0,60R_F - 0,28G_F - 0,32B_F, \\ Q' = 0,21R_F - 0,52G_F + 0,31B_F. \end{cases} \quad (2.22)$$

Cependant, il est plus courant de présenter cette transformation sous une forme matricielle de la façon suivante :

$$\begin{bmatrix} Y' \\ I' \\ Q' \end{bmatrix} = \mathbf{P}_{YIQ} \times \begin{bmatrix} R_F \\ G_F \\ B_F \end{bmatrix} \text{ avec : } \mathbf{P}_{YIQ} = \begin{bmatrix} Y'_R & Y'_G & Y'_B \\ I'_R & I'_G & I'_B \\ Q'_R & Q'_G & Q'_B \end{bmatrix}. \quad (2.23)$$

Ainsi, nous fournissons en annexe A.2.1.1, la matrice de passage permettant cette transformation.

Il est aussi possible d'exprimer les composantes Y' , I' et Q' à partir des composantes trichromatiques X , Y et Z de la CIE [Gal89] ou à partir des composantes trichromatiques R_C , G_C et B_C de la CIE [Car95] (voir annexe A.2.1.1).

Enfin, de même que pour le système (X, Y, Z) , Coutance, qui se réfère à Ohta [Cou91, OKS80], ainsi que Pujas [Puj96] utilisent une expression de ce système sous forme normalisée de telle sorte que la dynamique de chacune des composantes Y' , I' et Q' soit respectivement la même que celle de R_F , G_F et B_F (voir annexe A.2.1.2). Cependant, il nous semble que les coefficients de normalisation appliqués sur I' et Q' doivent rester égaux mais nous aborderons ce problème au paragraphe 3.3.

⁴Le coefficient 0,74 est devenu 0,7.

2.2.2.2 Le système (Y', U', V')

C'est le système défini par le standard PAL (norme allemande). Pour les mêmes raisons que précédemment, nous noterons les composantes de ce système Y' , U' et V' au lieu de Y , U et V . Le blanc de référence utilisé par ce standard est l'illuminant D_{65} . Il est aussi possible d'évaluer les composantes trichromatiques R_E , G_E et B_E d'un stimulus de couleur dans le système de primaires du standard PAL à partir du système (R_C, G_C, B_C) de la CIE et réciproquement en utilisant une matrice de passage (voir paragraphe 2.1.2).

La luminance Y' est définie par l'équation 2.19 et non pas à partir de l'équation A.7 comme il aurait été logique de le faire. En fait, l'expression de la luminance du standard NTSC a été normalisée pour être utilisée par tous les systèmes, entraînant une légère erreur de luminance pour les standards PAL et SECAM [Gal89]. L'information de chrominance correspondant à U' et V' est définie à l'aide de l'équation 2.18 avec $a_1 = 0$, $b_1 = 0,493$, $a_2 = 0,877$ et $b_2 = 0$ [Gal89] :

$$Y' = 0,30R_E + 0,59G_E + 0,11B_E,$$

$$U' = 0,493 \times (B_E - Y'), \quad (2.24)$$

$$V' = 0,877 \times (R_E - Y'). \quad (2.25)$$

Nous retrouvons cette formulation chez Ultré, Liang, Galichet, Claramont et Herbin [Ult96, Lia87, Gal89, Cla84, Her89]. Exprimées uniquement en fonction de R_E , G_E et B_E , ces équations deviennent respectivement :

$$\begin{cases} Y' = 0,30R_E + 0,59G_E + 0,11B_E, \\ U' = -0,15R_E - 0,29G_E + 0,44B_E, \\ V' = 0,61R_E - 0,52G_E - 0,09B_E. \end{cases} \quad (2.26)$$

Sous forme matricielle, nous avons :

$$\begin{bmatrix} Y' \\ U' \\ V' \end{bmatrix} = \mathbf{P}_{YUV} \times \begin{bmatrix} R_E \\ G_E \\ B_E \end{bmatrix} \text{ avec : } \mathbf{P}_{YUV} = \begin{bmatrix} Y'_R & Y'_G & Y'_B \\ U'_R & U'_G & U'_B \\ V'_R & V'_G & V'_B \end{bmatrix}. \quad (2.27)$$

La matrice de passage permettant cette transformation est donnée en annexe A.2.2.1.

De même que pour le système (Y', I', Q') , il est aussi possible d'exprimer les composantes Y' , U' et V' à partir des composantes trichromatiques X , Y et Z de la CIE ou à partir des composantes trichromatiques R_C , G_C et B_C de la CIE.

Il est aussi possible d'utiliser une expression de ce système sous forme normalisée (voir annexe A.2.2.2).

2.2.2.3 Autres systèmes

Kodak a développé un système luminance-chrominance spécifique, appelé espace couleur photoYCC Kodak et noté $(Y, C1, C2)$. La couleur des pixels des images acquises par un scanner photo CD Kodak est codée selon le système $(Y, C1, C2)$ en vue du stockage sur des CD ROMs.

Les images ainsi numérisées sont destinées à être affichées aussi bien sur des moniteurs que sur des écrans de télévision. Le système (R_I, G_I, B_I) associé au système photo CD de Kodak utilise les primaires et le blanc de référence définies par la recommandation 709 de l'ITU (International Telecommunication Union). Le blanc de référence correspond à l'illuminant D_{65} . La conversion du système (R_I, G_I, B_I) vers le système $(Y, C1, C2)$ s'effectue en trois étapes successives, une correction gamma sur les composantes R_I, G_I et B_I , une transformation linéaire et une quantification des valeurs des composantes $Y, C1$ et $C2$ sur 8 bits. Nous ne détaillerons pas plus ce système car nous ne l'avons pas utilisé, mais le lecteur trouvera tous les détails dans la référence [Kod91].

2.2.3 Les systèmes antagonistes

Cette famille de systèmes de représentation de la couleur se base sur la théorie des couleurs opposées de Hering, que nous avons présentée au paragraphe 1.3, pour tenter de modéliser le système visuel humain. Selon cette théorie, l'information couleur captée par l'oeil est transmise au cerveau sous la forme de trois composantes, une composante achromatique, A , correspondant à la composante de luminance et deux composantes de chrominance C_1 et C_2 . La composante A intègre les signaux fournis par les trois types de cônes de la rétine humaine et représente une opposition noir-blanc tandis que les composantes C_1 et C_2 intègrent uniquement les signaux fournis par certains types de cônes et correspondent respectivement à un signal d'opposition vert-rouge et à un signal d'opposition jaune-bleu. Notons que les systèmes (L^*, u^*, v^*) et (L^*, a^*, b^*) présentés au paragraphe 2.2.1 peuvent être considérés en ce sens comme des systèmes antagonistes. Afin de reproduire le fonctionnement du système visuel humain, quelques auteurs proposent différents modèles.

Faugeras propose, en 1976, une modélisation du système visuel humain dans laquelle les composantes A, C_1 et C_2 sont évaluées à partir d'un système de trois primaires notés $[L], [M]$ et $[S]$ qui correspondent aux trois types de cônes de la rétine [Fau76]. Il propose aussi des matrices de passage permettant de transformer les composantes R, G et B issues d'un système d'acquisition en composantes L, M et S . Les composantes A, C_1 et C_2 sont alors définies par les équations suivantes :

$$A = a(\alpha \log(L) + \beta \log(M) + \gamma \log(S)), \quad (2.28)$$

$$C_1 = u_1(\log(L) - \log(M)), \quad (2.29)$$

$$C_2 = u_2(\log(L) - \log(S)). \quad (2.30)$$

Ces équations traduisent le fait que la réponse des cônes à un stimulus de couleur n'est pas proportionnelle à son intensité. Faugeras propose ainsi de modéliser cette non linéarité par l'utilisation de la fonction logarithmique qui présente des propriétés mathématiques intéressantes alors que la CIE utilise plutôt la fonction racine cubique (voir paragraphe 2.2.1). Les paramètres $a, \alpha, \beta, \gamma, u_1$ et u_2 permettent de calibrer le modèle en fonction de la sensibilité spectrale relative de

l'œil (luminance) et en fonction de son pouvoir de discrimination des couleurs (chrominance). Faugeras propose différentes applications de son modèle et notamment, dans le cadre du traitement d'images couleur, il fournit les coefficients suivants : $a = 22,6$, $\alpha = 0,612$, $\beta = 0,369$, $\gamma = 0,019$, $u_1 = 64$ et $u_2 = 10$ [Fau79].

Dans le domaine de la vision artificielle, Garbay propose, sur la base des travaux de Faugeras, un système antagoniste simplifié qui ne tient pas compte de certaines caractéristiques du système visuel humain, notamment des sensibilités spectrales des trois types de cônes [Gar79]. Le modèle proposé s'applique ainsi directement sur les composantes R , G et B issues du système d'acquisition. Les coefficients a , α , β et γ sont ajustés de façon à ce que l'axe achromatique porte les points dont les composantes sont telles que $R = G = B$ et les coefficients u_1 et u_2 sont ajustés de façon à ce que des couleurs de saturations identiques soient à égale distance de l'axe achromatique. Les composantes A , C_1 et C_2 s'écrivent alors sous la forme :

$$A = \frac{1}{3} \times (\log(R) + \log(G) + \log(B)), \quad (2.31)$$

$$C_1 = \frac{\sqrt{3}}{2} \times (\log(R) - \log(G)), \quad (2.32)$$

$$C_2 = \log(B) - \frac{\log(R) + \log(G)}{2}. \quad (2.33)$$

Il est important de noter que ce système, proposé par Garbay sous le nom de *système visuel hypothétique* [GBC81, CG84], est souvent confondu, dans la littérature, avec celui de Faugeras. Dans la suite de ce mémoire, nous appellerons *système de Garbay*, celui défini par le système d'équations (2.31, 2.32, 2.33) et *système de Faugeras* celui défini par le système d'équations (2.28, 2.29, 2.30).

L'utilisation de la fonction logarithme pour modéliser la non linéarité de la réponse des cônes de la rétine humaine fait l'objet de nombreuses controverses. Certains auteurs préfèrent utiliser des relations plus simples en supposant cette réponse linéaire. Les équations du système antagoniste ainsi obtenues sont alors :

$$A = \frac{R + G + B}{3}, \quad (2.34)$$

$$C_1 = \frac{\sqrt{3}}{2} \times (R - G), \quad (2.35)$$

$$C_2 = B - \frac{R + G}{2}. \quad (2.36)$$

Dans l'annexe A.2.3, nous proposons une forme matricielle de ces équations. Ce système est parfois confondu avec celui proposé par Garbay [Car95]. Cependant, même si les coefficients sont identiques, les relations se différencient par l'usage ou non de la fonction logarithme. En fait, le système défini par les équations 2.34, 2.35 et 2.36 est connu sous le nom de *système de Ballard* et l'auteur note les composantes de ce système (wb, rg, by) [BB82, SB91].

Derrington propose un système antagoniste expérimental défini par trois axes, un axe de luminance, un axe B pour lequel la réponse des cônes S est constante lorsque celle des cônes L

et M varient et un axe $R&G$ pour lequel la réponse des cônes L et M est constante lorsque celle des cônes S varient [DKL84]. L'intersection de ces deux axes orthogonaux, qui définissent un plan de luminance constante, représente le blanc de référence. La chromaticité est spécifiée par un angle compris entre 0° et 360° dans le plan $(B, R&G)$ par rapport à l'axe B . La luminance est spécifiée par une élévation définie par un angle compris entre -90° et 90° par rapport au plan $(B, R&G)$. L'espace correspondant à ce système peut être ainsi vu comme une sphère dont le centre est le blanc de référence.

D'autres modèles du système visuel humain sont proposés dans la littérature. Le lecteur trouvera une étude détaillée de ces modèles présentée par Bedat qui les applique au codage et à la compression d'images couleur [Bed98], par Rodrigues [Rod85] ainsi que dans l'ouvrage de Pratt [Pra91]. L'application de ce modèle dans le domaine du traitement d'images couleur est également abordée par Brun et par Colantoni [Bru96, Col98].

2.2.4 Autres systèmes luminance-chrominance

La décomposition de l'information couleur en une information de luminance et une information de chrominance est très courante dans plusieurs domaines. Ainsi, d'autres systèmes luminance-chrominance existants ne font pas partie des catégories de systèmes que nous venons de présenter. Nous en citons ici quelques un.

En étudiant les propriétés de différents systèmes luminance-chrominance, Carron passe du système (R, G, B) défini par une caméra à un système luminance-chrominance noté $(Y; Ch_1, Ch_2)$ dans lequel l'équation de luminance reste inchangée par rapport au système de Ballard (équation 2.34) tandis que les équations des composantes de chrominance deviennent [Car95, LC99] :

$$Ch_1 = R - \frac{G + B}{2}, \quad (2.37)$$

$$Ch_2 = \frac{\sqrt{3}}{2} \times (B - G). \quad (2.38)$$

Une forme matricielle de cette transformation est proposée en annexe A.2.4. Ce système, que nous appellerons *système de Carron*, est utilisé par cet auteur dans le but de déduire les composantes d'un système perceptuel sur lequel nous reviendrons au paragraphe 2.3. Notons que la composante Ch_1 du système de Carron correspond à une opposition cyan-rouge et la composante Ch_2 à une opposition vert-bleu.

Nous pouvons également citer l'utilisation d'un espace de couleur normalisé, noté (I, r, g) , et composé d'une information de luminance I et des deux coordonnées trichromatiques r et g [Nev77, OKS80, SA81, Cou91].

La CIE préconise l'utilisation du système (Y, x, y) où Y représente la luminance et x et y , qui sont les coordonnées trichromatiques du système (X, Y, Z) , la chrominance.

Saber utilise un système luminance-chrominance appelé (Y, E, S) déduit des primaires $[R_S]$, $[G_S]$ et $[B_S]$ du standard américain SMPTE (Society of Motion Picture and Television

Engineers) [STEK96]. Y correspond à l'information de luminance, E représente une opposition vert-rouge et S représente une opposition bleu-jaune.

Enfin, Littmann propose deux autres systèmes luminance-chrominance [LR97]. Dans le premier système, qu'il note (Y, u, v) , le plan de chrominance n'est autre que le triangle de Maxwell et l'axe de luminance est l'axe achromatique du cube des couleurs perpendiculaire à ce triangle. Dans le second système, qu'il note (Y, Q_{RG}, Q_{RB}) , les deux axes Q_{RG} et Q_{RB} du plan de chrominance correspondent à des ratios de couleurs.

2.3 Les systèmes perceptuels

Nous avons vu au paragraphe 1.4 que l'homme ne perçoit pas la couleur comme une combinaison de composantes trichromatiques liées à des primaires mais selon des entités plus subjectives liées à la luminosité, la teinte et la saturation. Il est donc naturel que de nombreux systèmes de représentation de la couleur quantifiant ces informations soient proposés dans la littérature. Nous les regroupons dans la famille des *systèmes perceptuels*. Cette approche perceptuelle permet, en outre, une meilleure communication entre l'homme et la machine quand il s'agit d'exprimer la couleur. Il existe de nombreux systèmes de ce type dans la littérature, présentés sous différentes dénominations telles que ISH, HSL, HSV, TLS, LCH, LSH, LST, ITS, ... Ces différentes dénominations désignent les mêmes grandeurs mais se différencient par leur calcul. Nous distinguons deux familles de systèmes perceptuels :

- Les systèmes de coordonnées polaires ou cylindriques. Ils correspondent à l'expression en coordonnées polaires des composantes de systèmes luminance-chrominance et se différencient donc par le système duquel ils se déduisent (voir paragraphe 2.2).
- Les systèmes humains de perception de la couleur. Ils sont évalués directement à partir des composantes trichromatiques d'un système de primaires et se différencient par les relations exprimant la luminosité, la teinte ou la saturation.

Il est à noter que les systèmes perceptuels ressemblent à des systèmes luminance-chrominance puisqu'ils sont composés d'une information quantifiant la luminance ainsi que de deux informations quantifiant la chrominance.

2.3.1 Les systèmes de coordonnées polaires

Cette famille de systèmes découle des systèmes de représentation décomposant l'information couleur en un axe de luminance et un plan de chrominance, par transposition des coordonnées cartésiennes en coordonnées polaires. Si nous considérons un point P représentant une couleur dans un système luminance-chrominance (L, Chr_1, Chr_2) , ce point est défini par les coordonnées du vecteur \overrightarrow{OP} dans le repère $(O, \vec{L}, \overrightarrow{Chr_1}, \overrightarrow{Chr_2})$. Soit P' la projection de P sur le plan (O, Chr_1, Chr_2) suivant l'axe L . Sachant que, par cette construction, les vecteurs \overrightarrow{OP} et $\overrightarrow{OP'}$ ont la même norme et la même orientation, il est alors possible de repérer le point P grâce à la norme du vecteur $\overrightarrow{OP'}$, à l'angle entre les vecteurs $\overrightarrow{OP'}$ et $\overrightarrow{Chr_1}$ et à sa coordonnée

suiyant l'axe L . Les trois composantes qui y en découlent sont notées respectivement L , C et H et forment un système de coordonnées polaires qui est noté (L, C, H) (voir figure 2.7).

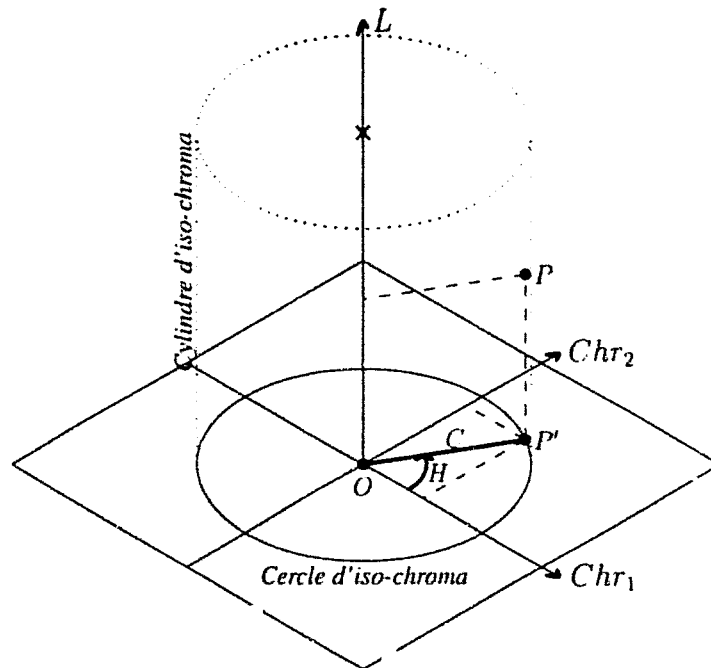


Figure 2.7 : Système de coordonnées polaires.

La première composante d'un système de coordonnées polaires représente l'information de luminance, L . Elle est donc identique à la première composante du système luminance-chrominance correspondant.

La norme du vecteur $\overrightarrow{OP'}$ représente le chroma, C , qui est défini par l'équation :

$$C = \|\overrightarrow{OP'}\| = \sqrt{Chr_1^2 + Chr_2^2}. \quad (2.39)$$

Le chroma correspond à la distance du point P à l'axe de luminance. Des points ayant même chroma se situent sur un cylindre centré sur l'axe des luminances que nous appelons *cylindre d'iso-chroma* sur la figure 2.7. Les projections de ces points sur le plan de chrominance définissent le *cercle d'iso-chroma*.

L'angle du vecteur $\overrightarrow{OP'}$ avec le vecteur $\overrightarrow{Chr_1}$ représente l'information de teinte, H . Afin d'obtenir des valeurs de H comprises dans l'intervalle $[0, 2\pi]$, son évaluation doit satisfaire aux conditions de l'équation 2.40.

$$H = \widehat{(\overrightarrow{Chr_1}, \overrightarrow{OP'})} \text{ avec } \begin{cases} \text{si } Chr_1 > 0 \text{ et } Chr_2 \geq 0 \text{ alors } 0 \leq H < \frac{\pi}{2}, \\ \text{si } Chr_1 \leq 0 \text{ et } Chr_2 > 0 \text{ alors } \frac{\pi}{2} \leq H < \pi, \\ \text{si } Chr_1 < 0 \text{ et } Chr_2 \leq 0 \text{ alors } \pi \leq H < \frac{3\pi}{2}, \\ \text{si } Chr_1 \geq 0 \text{ et } Chr_2 < 0 \text{ alors } \frac{3\pi}{2} \leq H < 2\pi. \end{cases} \quad (2.40)$$

L'utilisation des relations de trigonométrie permet d'évaluer H qui, par exemple, peut être exprimée de la façon suivante :

$$H = \arccos\left(\frac{Chr_1}{C}\right). \quad (2.41)$$

Cette formulation fournit un angle compris dans l'intervalle $[0, \pi]$. Pour obtenir un angle H' dans l'intervalle $[0, 2\pi[$, il faut réaliser le test suivant : si $Chr_2 < 0$, $H' = 2\pi - H$. Une autre relation analogue est souvent utilisée pour exprimer H :

$$H = \arctan \left(\frac{Chr_2}{Chr_1} \right). \quad (2.42)$$

Cette relation fournit alors un angle H compris dans l'intervalle $[-\pi/2, \pi/2]$. Afin d'obtenir un angle H' compris dans l'intervalle $[0, 2\pi[$ et satisfaire à l'équation 2.40, il est nécessaire, dans un premier temps, d'obtenir un angle H'' compris dans l'intervalle $[-\pi, \pi]$ en réalisant des tests sur Chr_2 quand $Chr_1 < 0$. Ainsi, si $Chr_2 \geq 0$ alors $H'' = \pi + H$, sinon $H'' = \pi - H$ ⁵. Dans un second temps, il suffit de prendre le complément à 2π de H'' en réalisant l'opération : $H' = H'' + 2\pi$, si $H'' < 0$.

Il est possible de construire un système (L, C, H) à partir de n'importe quel système luminance-chrominance en utilisant les équations précédentes. Nous proposons ici quelques systèmes de coordonnées polaires déduits des principaux systèmes luminance-chrominance que nous avons présentés au paragraphe 2.2.

2.3.1.1 Systèmes uniformes de la CIE

En utilisant les équations 2.39 et 2.42, la CIE définit les composantes de systèmes de coordonnées polaires (L, C, H) à partir des systèmes uniformes (U^*, V^*, W^*) , (L^*, u^*, v^*) et (L^*, a^*, b^*) obtenant ainsi respectivement les systèmes (S, θ, W^*) , $(L_{uv}^*, C_{uv}^*, h_{uv})$ et $(L_{ab}^*, C_{ab}^*, h_{ab})$ [Pra91, CIE86]. Les composantes de ces systèmes servent également à l'évaluation des différences de couleur [CIE86, CIE95].

Dans le cadre de la vision artificielle, le système $(L_{ab}^*, C_{ab}^*, h_{ab})$ est utilisé par Celenk [Cel95, Cel91, Cel90, CS86] tandis que le système (S, θ, W^*) est utilisé par Gauch [GH92]. Le système $(L_{uv}^*, C_{uv}^*, h_{uv})$ est présenté par Carron [Car95] et utilisé par Schettini [Sch93].

2.3.1.2 Systèmes de télévision

Nous avons évalué les composantes de chroma à partir des systèmes (Y', I', Q') et (Y', U', V') en utilisant l'équation 2.39. Après développement et simplification, nous observons que les composantes de chroma, notées respectivement C_{IQ} et C_{UV} , s'écrivent :

$$C_{IQ} = \sqrt{0,40R_F^2 + 0,35G_F^2 + 0,20B_F^2 - 0,55R_F G_F - 0,25R_F B_F - 0,15G_F B_F}. \quad (2.43)$$

$$C_{UV} = \sqrt{0,40R_E^2 + 0,35G_E^2 + 0,20B_E^2 - 0,55R_E G_E - 0,25R_E B_E - 0,15G_E B_E}. \quad (2.44)$$

Dans le cadre de la vision artificielle, Carron utilise le système (L, C, H) déterminé à partir du système (Y', I', Q') en employant l'équation 2.41 pour exprimer la teinte [Car95] alors que Swenson utilise l'équation 2.42 [SD98]. Berry utilise les équations 2.42 et 2.39 afin de déduire les composantes H et C à partir du système (Y', U', V') [Ber87].

⁵En langage C, la fonction `atan2` intègre directement ces tests sur Chr_1 et Chr_2 .

2.3.1.3 Systèmes antagonistes et système de Carron

Il est aussi possible de définir un système (L, C, H) à partir des systèmes de Faugeras, de Garbay, de Ballard ou de Carron, en utilisant les équations 2.39 et 2.41 ou 2.42. Nous observons alors que le système de Ballard et celui de Carron ont la même expression du chroma que nous notons respectivement $C_{Ballard}$ et C_{Carron} :

$$C_{Ballard} = C_{Carron} = \sqrt{R^2 + G^2 + B^2 - RG - RB - GB}. \quad (2.45)$$

D'autre part, il existe une matrice, notée M , permettant de passer du système de Ballard à celui de Carron. Cette matrice, définie par l'équation 2.46, caractérise une rotation autour de l'axe de luminance.

$$M = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{i}{2} \\ 0 & -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\left(\frac{11\pi}{6}\right) & \sin\left(\frac{11\pi}{6}\right) \\ 0 & -\sin\left(\frac{11\pi}{6}\right) & \cos\left(\frac{11\pi}{6}\right) \end{bmatrix}. \quad (2.46)$$

Nous en déduisons donc une relation entre la composante de teinte $H_{Ballard}$ évaluée dans le système de Ballard et celle évaluée dans le système de Carron, notée H_{Carron} :

$$H_{Carron} = \frac{11\pi}{6} - H_{Ballard}. \quad (2.47)$$

Car on évalue les composantes C et H à partir de son système ainsi qu'à partir du système de Ballard en utilisant les équations 2.39 et 2.41 [Car95].

Un autre système de coordonnées polaires très souvent employé est celui déterminé à partir du système de Garbay. En effet, Garbay [GBC81] et Chassery [CG84] l'utilisent avec les équations 2.39 et 2.41 tandis que Taouil, Herbin [Tao95, Her89]⁶ et Berry [Ber87] préfèrent l'équation 2.42.

2.3.2 Les systèmes humains de perception de la couleur

Ces systèmes sont directement évalués à partir d'un système de primaires et représentent la couleur en termes d'intensité (I), de saturation (S) et de teinte (T). L'intensité correspond à l'information de luminance, mais nous l'appelons ainsi principalement dans un souci de la différencier de celle des systèmes de coordonnées polaires vue précédemment. La saturation représente le niveau de coloration d'une surface indépendamment de sa luminance, au contraire du chroma. Chroma et saturation sont ainsi liés par la relation : $S = C / L$. La teinte est notée T pour la différencier de la teinte notée H vue au paragraphe précédent. Ces trois composantes forment un système (I, S, T) et rencontrent des formulations très diverses dans la littérature. Nous avons tenté de les répertorier en fonction des différents modèles sous-jacents.

2.3.2.1 Le modèle triangulaire

Ce modèle correspond à une expression des composantes I , S et T dans le cube des couleurs d'un système (R_*, G_*, B_*) . À titre d'exemple, nous appliquons ce modèle au système

⁶Ils utilisent l'équation 2.42 pour $Chr_2 \geq 0$ et dans le cas contraire ils prennent $-H$.

(R, G, B) associé à un dispositif d'acquisition. Dans la représentation du cube des couleurs, rappelée figure 2.8(a), nous retrouvons l'axe achromatique qui correspond à l'axe d'intensité dans le système (I, S, T) . Tout point P représentant un stimulus de couleur dont les composantes trichromatiques sont R, G et B se situe sur un plan perpendiculaire à l'axe achromatique. Les intersections de ce plan avec les axes rouge, vert et bleu sont les sommets d'un triangle (α, β, γ) homothétique au triangle de Maxwell, justifiant ainsi la dénomination de *modèle triangulaire* (voir figure 2.8(b)). Sur le triangle (α, β, γ) , il est alors possible d'évaluer la

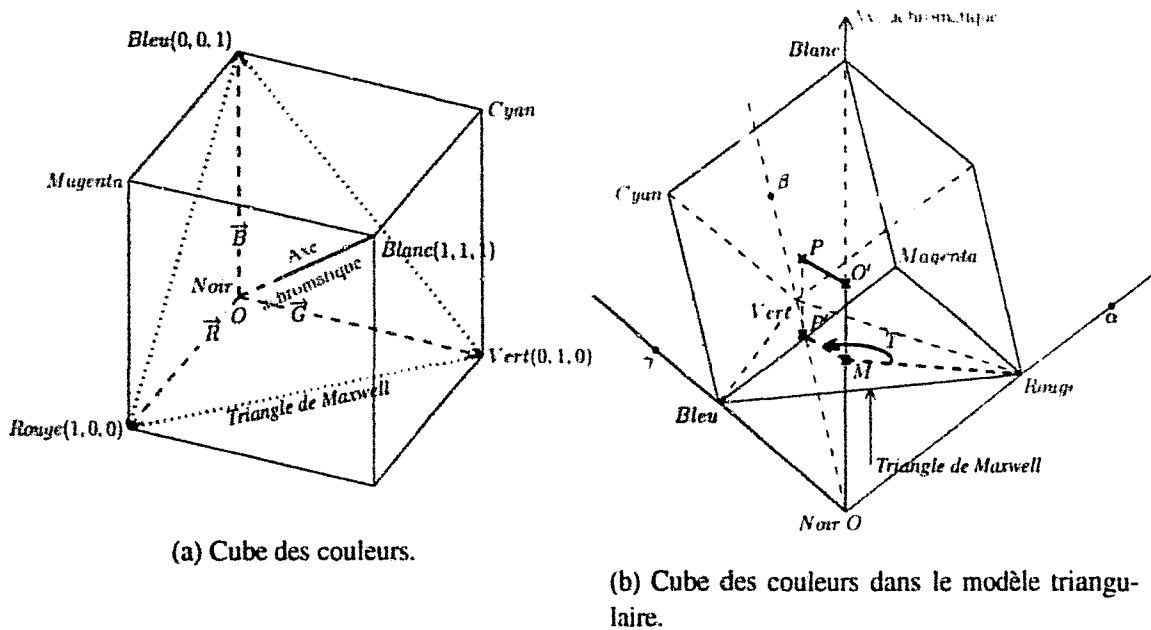


Figure 2.8 : Modèle triangulaire.

saturation et la teinte. Différentes méthodes sont proposées et de nombreuses formulations de systèmes (I, S, T) existent dans la littérature. Cependant, elles gardent toutes la même signification.

Soit O' , la projection orthogonale de P sur l'axe achromatique. L'intensité I correspond à la norme du vecteur $\overrightarrow{OO'}$. Elle est donc évaluée par la formule :

$$I = \|\overrightarrow{OO'}\| = \frac{R + G + B}{\sqrt{3}}. \quad (2.48)$$

Cependant, il est rare de voir exprimée l'intensité sous cette forme. En effet, l'intensité est souvent exprimée de sorte que sa valeur maximale soit égale à l'unité quand $R = G = B = 1$. Cette opération est facilement réalisable en changeant l'échelle de projection. C'est pourquoi nous trouvons le calcul de l'intensité plutôt sous la forme de l'équation 2.34. Enfin, pour simplifier le calcul de l'intensité, la forme non pondérée des deux équations précédentes est le plus souvent employée :

$$I = R + G + B. \quad (2.49)$$

La saturation S correspond au rapport entre la norme du vecteur $\overrightarrow{O'P}$ (distance entre le point P et l'axe achromatique) et la norme du vecteur $\overrightarrow{OO'}$ qui représente l'intensité. Le calcul de la

saturation se fait ainsi suivant la formule :

$$S = \frac{\|\vec{O'P}\|}{\|\vec{OO'}\|} = \sqrt{2} \times \frac{\sqrt{R^2 + G^2 + B^2 - RG - GB - RB}}{R + G + B} \quad (2.50)$$

ou encore :

$$S = \frac{\sqrt{(R - G)^2 + (G - B)^2 + (B - R)^2}}{R + G + B}. \quad (2.51)$$

Notons que si $R = G = B = 0$, la saturation n'est pas définie et sa valeur est alors mise à zéro.

Il est intéressant de constater ici que l'équation 2.50 peut s'écrire sous la forme $S = C/I$ où :

$$C = \|\vec{O'P}\| = \sqrt{\frac{2}{3}} \times \sqrt{R^2 + G^2 + B^2 - RG - GB - RB}. \quad (2.52)$$

Nous remarquons alors que l'expression de C est proportionnelle à celle de l'équation 2.45 qui correspond à la définition du chroma dans le système de Ballal et Carron.

Avec la formulation de l'équation 2.50, les couleurs de même saturation se situent sur un cône à base circulaire, centré sur l'axe achromatique et de sommet O . La saturation est maximale uniquement pour les trois couleurs primaires. Il semble préférable de définir la saturation de telle sorte qu'elle soit maximale pour tous les points appartenant aux côtés du triangle (α, β, γ) [Cla84, Gal89]. De ce fait, la saturation est calculée à l'aide de la distance minimum entre le point P et un côté de ce triangle :

$$S = 1 - \frac{3 \times \min(R, G, B)}{R + G + B}. \quad (2.53)$$

Différentes formes de cette équation sont proposées dans la littérature et il semble important de montrer leurs liens. Ainsi, certains auteurs écrivent l'équation 2.53 sous la forme :

$$S = 1 - 3 \times \min\left(\frac{R}{R + G + B}, \frac{G}{R + G + B}, \frac{B}{R + G + B}\right), \quad (2.54)$$

c'est-à-dire :

$$S = 1 - 3 \times \min(r, g, b). \quad (2.55)$$

Cette forme est une formulation de la saturation en fonction des coordonnées trichromatiques r , g et b et correspond à l'évaluation de la saturation dans le triangle de Maxwell [Car95]. D'autres auteurs formulent la saturation en fonction de l'intensité, ce qui devient, avec l'équation 2.34 :

$$S = 1 - \frac{\min(R, G, B)}{I} \quad \text{si } I = \frac{R + G + B}{3}. \quad (2.56)$$

Avec une autre définition de l'intensité I formulée par l'équation 2.49, nous écrivons :

$$S = 1 - \frac{3 \times \min(R, G, B)}{I} \quad \text{si } I = R + G + B. \quad (2.57)$$

La teinte correspond à l'orientation du vecteur $\vec{O'P}$. Soit M , le point d'intersection entre l'axe achromatique et le triangle de Maxwell et P' la projection de P sur ce même triangle

suivant la direction de l'axe achromatique. Généralement, l'axe défini par le point M et le point *Rouge* de coordonnée $(1, 0, 0)$ dans le cube des couleurs est l'axe de référence utilisé pour définir l'orientation du vecteur $\overrightarrow{O'P}$ et spécifier la valeur de la teinte, soit $T = (\widehat{Ni\ Rouge}, \widehat{MP'})$. De cette façon, la couleur rouge a une teinte nulle.

Il est alors possible d'évaluer la teinte en utilisant des relations de trigonométrie. Par exemple, dans une première formulation, la teinte est exprimée par :

$$T = \arctan \left(\frac{\sqrt{3}(G - B)}{2R - G - B} \right). \quad (2.58)$$

Afin d'obtenir des angles compris entre 0 et 2π , il convient de tester les signes du numérateur et du dénominateur.

Dans une autre formulation, nous avons :

$$T = \begin{cases} \arccos \left(\frac{\frac{1}{2}[(R-G)+(R-B)]}{\sqrt{(R-G)^2+(R-B)(G-B)}} \right) & \text{si } B \leq G, \\ 2\pi - \arccos \left(\frac{\frac{1}{2}[(R-G)+(R-B)]}{\sqrt{(R-G)^2+(R-B)(G-B)}} \right) & \text{si } B > G. \end{cases} \quad (2.59)$$

Nous remarquons que le test : $B > G$ est nécessaire afin de considérer les angle compris entre π et 2π .

En utilisant les coordonnées trichromatiques, l'équation 2.59 s'écrit :

$$T = \begin{cases} \arccos \left(\frac{2r-g-b}{\sqrt{6 \times [(r-\frac{1}{3})^2 + (g-\frac{1}{3})^2 + (b-\frac{1}{3})^2]}} \right) & \text{si } b \leq g, \\ 2\pi - \arccos \left(\frac{2r-g-b}{\sqrt{6 \times [(r-\frac{1}{3})^2 + (g-\frac{1}{3})^2 + (b-\frac{1}{3})^2]}} \right) & \text{si } b > g. \end{cases} \quad (2.60)$$

Toutes ces formules correspondent au modèle triangulaire mais, dans l'utilisation du système (I, S, T) , le choix des formules pour I , S et T varie selon les auteurs. Carron et Galichet [Car95, Gal89] proposent d'utiliser l'équation 2.34 associée à l'équation 2.53 et à l'une ou l'autre des équations de la teinte suivantes :

$$T = \begin{cases} \arcsin \left(\frac{2R-G-B}{\sqrt{2}((R-G)^2+(G-B)^2+(B-R)^2)^{1/2}} \right), \\ \arccos \left(\frac{\sqrt{3}(G-B)}{\sqrt{2}((R-G)^2+(G-B)^2+(B-R)^2)^{1/2}} \right), \\ \arctan \left(\frac{\sqrt{3}(G-B)}{2R-G-B} \right). \end{cases} \quad (2.61)$$

Pour former le système (I, S, T) Ahmad [AR96], Taouil [Tao95], Kunt [KGKH93], Luong [Luo91], Sage [Sag89], et Ballard [BB82] utilisent le système d'équations (2.49, 2.57, 2.59). Garbay [Gar79] présente aussi ce système ainsi que le système équivalent (2.49, 2.55, 2.60) exprimé en fonction des coordonnées trichromatiques en se référant à Kender [Ken76]. Pratt [Pra91], Liang [Lia87] et Ocadiz Luna [Lun85] proposent également cette expression du système (I, S, T) en fonction des coordonnées trichromatiques. Herbin [Her89] préfère utiliser le système d'équations (2.49, 2.55, 2.58) en se référant à Ballard [BB82] pour la

saturation et à Pratt [Pra91] pour la teinte. Lasserre [Las96], Adel [Ade94] et Coutance [Cou91] utilisent plutôt le système d'équations (2.34, 2.53, 2.58). Coutance propose aussi les équations de teinte 2.59 et 2.60 en se référant respectivement à Ballard [BB82] et Liang [Lia87]. Giralt [Gir92] présente dans ses travaux ce même système mais aussi le système équivalent (2.34, 2.53, 2.59) utilisé aussi par Liu [Liu91] et Shih [Shi95]. De même, Ultré propose deux combinaisons équivalentes : (2.34, 2.56, 2.58) et (2.34, 2.56, 2.59) [Ult96]. Ohta utilise le système d'équations (2.34, 2.55, 2.58) [OKS80].

Une formulation originale de la teinte en fonction des coordonnées trichromatiques est donnée par Claramont [Cla84]. Elle propose d'utiliser les équations 2.34 et 2.55 associées à l'équation 2.62 afin d'exprimer le système (I, S, T) en fonction des coordonnées trichromatiques.

$$T = \begin{cases} \frac{1}{3} \times \frac{g-b}{S} & \text{si } \min(R, G, B) = B, \\ \frac{1}{3} \times \frac{b-r}{S} + \frac{1}{3} & \text{si } \min(R, G, B) = R, \\ \frac{1}{3} \times \frac{r-g}{S} + \frac{2}{3} & \text{si } \min(R, G, B) = G. \end{cases} \quad (2.62)$$

Liang présente cette même formulation de la teinte sans utiliser les coordonnées trichromatiques (voir équation 2.63) [Lia87]. Pour former le système (I, S, T) , il associe alors les équations 2.34 et 2.53 à l'équation 2.63.

$$T = \begin{cases} \frac{B-R}{3(G+B-2R)} + \frac{1}{3} & \text{si } \min(R, G, B) = B, \\ \frac{R-G}{3(R+B-2G)} + \frac{2}{3} & \text{si } \min(R, G, B) = G, \\ \frac{G-B}{3(R+G-2B)} & \text{si } \min(R, G, B) = R. \end{cases} \quad (2.63)$$

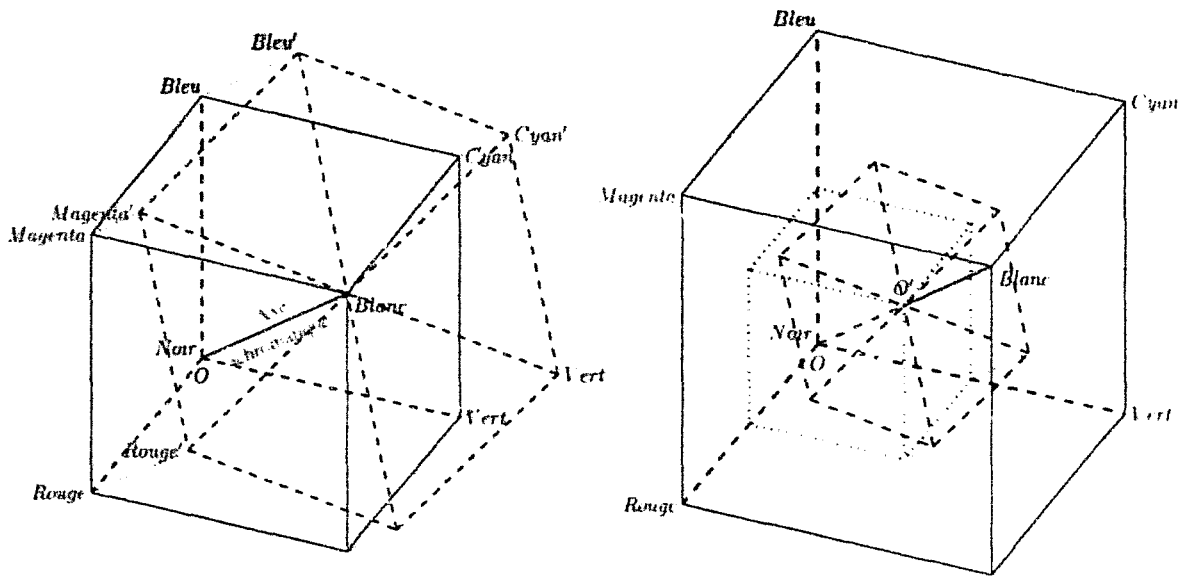
2.3.2.2 Le modèle de cône hexagonal

En projetant les points du cube des couleurs suivant l'axe achromatique sur le plan perpendiculaire à cet axe et passant par le point *Blanc*, nous obtenons une surface fermée hexagonale dont les sommets sont les projections des primaires et de leurs complémentaires et dont le centre est le point *Blanc*. Sur la figure 2.9(a), les projections des points du cube des couleurs sont annotées d'un ' (par exemple, la projection du point *Rouge* est notée *Rouge'*). Pour tout point O' de l'axe achromatique, nous pouvons considérer un sous-cube dont deux des sommets opposés sont O et O' . Ce sous-cube peut être projeté de la même façon que nous l'avons décrit pour le cube des couleurs sur le plan perpendiculaire à l'axe achromatique et passant par le point O' (voir figure 2.9(b)). Si cette projection est réalisée pour des sous-cubes construits à chaque niveau d'intensité, une pyramide hexagonale de sommet O est alors formée.

Dans ce modèle, représenté sur la figure 2.10, il est alors possible d'exprimer les composantes I, S et T . À tout point P de coordonnées (R, G, B) , correspond donc un sous-cube dont son sommet O' correspond au maximum de R, G et B . L'intensité est donc représentée par ce point achromatique et nous avons :

$$I = \|\overrightarrow{OO'}\| = \sqrt{3} \times \max(R, G, B). \quad (2.64)$$

Comme pour le modèle triangulaire, il est possible d'obtenir des valeurs de I comprises entre 0



(a) Projection du cube des couleurs.

(b) Projection d'un sous-cube.

Figure 2.9 : Formation de la pyramide hexagonale.

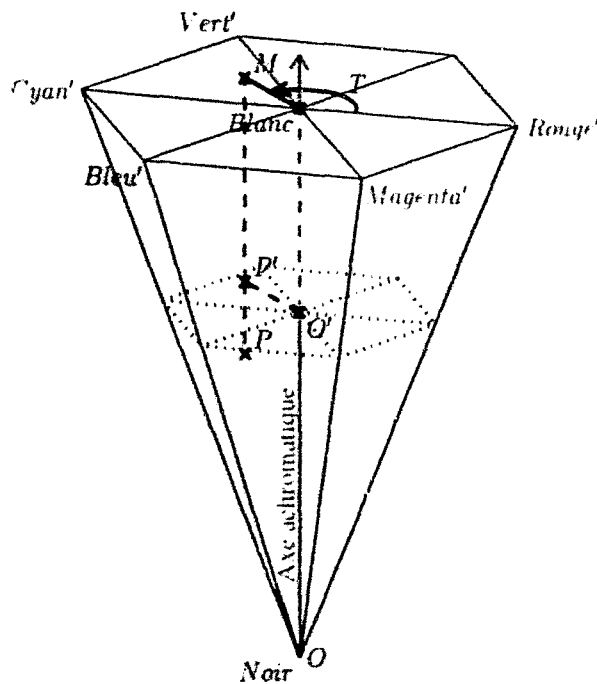


Figure 2.10 : Modèle de cône hexagonal.

et I en changeant l'échelle de projection :

$$I = \max(R, G, B). \tag{2.65}$$

Cette grandeur est connue sous le nom de *value* et est souvent notée V .

La projection sur le plan perpendiculaire à l'axe achromatique et passant par le sommet O' du sous-cube ainsi construit définit un hexagone dans lequel est situé P' , la projection de P . La

saturation correspond alors à la longueur du segment $O'P'$ divisée par la longueur maximale pour une même teinte et se calcule donc de la même façon que dans le modèle triangulaire, par une formule similaire à celle de l'équation 2.56 :

$$S = \frac{V - \min(R, G, B)}{V} \quad (2.66)$$

En posant $\min = \min(R, G, B)$ et $\max = V = \max(R, G, B)$, cette formule est souvent exprimée sous la forme :

$$S = \frac{\max - \min}{\max} \quad (2.67)$$

Dans le cas où l'intensité est nulle ($V = 0$) nous posons : $S = 0$.

Par construction, le point *Blanc* est aussi le projeté du point *Noir*. La projection du vecteur $\overrightarrow{\text{NoirRouge}}$ est donc le vecteur $\overrightarrow{\text{BlancRouge}}$. Soit M , la projection de P' sur le plan perpendiculaire à l'axe achromatique. La teinte est alors définie comme l'angle entre les vecteurs $\overrightarrow{\text{BlancM}}$ et $\overrightarrow{\text{BlancRouge}}$, soit $T = (\overrightarrow{\text{BlancRouge}}, \overrightarrow{\text{BlancM}})$. Elle est ainsi évaluée pour tout $S \neq 0$ de la façon suivante :

$$T = \begin{cases} \frac{G-B}{V-\min(R,G,B)} & \text{si } V = R, \\ 2 + \frac{B-R}{V-\min(R,G,B)} & \text{si } V = G, \\ 4 + \frac{R-G}{V-\min(R,G,B)} & \text{si } V = B. \end{cases} \quad (2.68)$$

Si $S = 0$, c'est-à-dire $R = G = B$ alors la teinte n'est pas définie. Nous remarquons, de plus, que si $V = R$ et $\min(R, G, B) = G$ alors T est négative. Comme il est préférable que la teinte soit exprimée avec des valeurs positives, il convient de recalculer les valeurs pour $T < 0$, c'est-à-dire réaliser l'opération $T = T + 6$ si $T < 0$. En développant, nous obtenons alors :

$$T = \begin{cases} \frac{G-B}{R-B} & \text{si } R = \max(R, G, B) \text{ et } B = \min(R, G, B), \\ 6 + \frac{G-B}{R-G} & \text{si } R = \max(R, G, B) \text{ et } G = \min(R, G, B), \\ 2 + \frac{B-R}{G-B} & \text{si } G = \max(R, G, B) \text{ et } B = \min(R, G, B), \\ 2 + \frac{B-R}{G-R} & \text{si } G = \max(R, G, B) \text{ et } R = \min(R, G, B), \\ 4 + \frac{R-G}{B-G} & \text{si } B = \max(R, G, B) \text{ et } G = \min(R, G, B), \\ 4 + \frac{R-G}{B-R} & \text{si } B = \max(R, G, B) \text{ et } R = \min(R, G, B), \end{cases} \quad (2.69)$$

soit :

$$T = \begin{cases} 1 - \frac{-B}{R-B} + \frac{G-B}{R-B} & \text{si } R = \max(R, G, B) \text{ et } B = \min(R, G, B), \\ 5 + \frac{R-G}{R-G} + \frac{G-B}{R-G} & \text{si } R = \max(R, G, B) \text{ et } G = \min(R, G, B), \\ 1 + \frac{G-B}{G-B} + \frac{B-R}{G-B} & \text{si } G = \max(R, G, B) \text{ et } B = \min(R, G, B), \\ 3 - \frac{G-R}{G-R} + \frac{B-R}{G-R} & \text{si } G = \max(R, G, B) \text{ et } R = \min(R, G, B), \\ 5 - \frac{B-G}{B-G} + \frac{R-G}{B-G} & \text{si } B = \max(R, G, B) \text{ et } G = \min(R, G, B), \\ 3 + \frac{B-R}{B-R} + \frac{R-G}{B-R} & \text{si } B = \max(R, G, B) \text{ et } R = \min(R, G, B). \end{cases} \quad (2.70)$$

d'où :

$$T = \begin{cases} 1 - \frac{R-G}{R-B} & \text{si } R \geq G \geq B, \\ 5 + \frac{R-B}{R-G} & \text{si } R \geq B \geq G, \\ 1 + \frac{G-B}{G-B} & \text{si } G \geq R \geq B, \\ 3 - \frac{G-B}{G-R} & \text{si } G \geq B \geq R, \\ 5 - \frac{B-R}{B-R} & \text{si } B \geq R \geq G, \\ 3 + \frac{B-G}{B-R} & \text{si } B \geq G \geq R. \end{cases} \quad (2.71)$$

Pour obtenir une échelle de valeurs comprises entre 0 et 1, il suffit de diviser par 6. Nous obtenons finalement l'équation :

$$T = \begin{cases} \left[1 - \frac{R-G}{R-B} \right] & \text{si } R \geq G \geq B, \\ \left[1 + \frac{G-R}{G-B} \right] & \text{si } G \geq R \geq B, \\ \left[3 - \frac{G-R}{G-B} \right] & \text{si } G \geq B \geq R, \\ \left[3 + \frac{B-G}{B-R} \right] & \text{si } B \geq G \geq R, \\ \left[5 - \frac{B-R}{B-G} \right] & \text{si } B \geq R \geq G, \\ \left[5 + \frac{R-B}{R-G} \right] & \text{si } R \geq B \geq G. \end{cases} \quad (2.72)$$

C'est sous la forme des équations 2.68 et 2.72 que la teinte est exprimée le plus souvent pour le modèle hexagonal. Ainsi, Pujas [PA95, Puj96] utilise le système d'équations (2.65, 2.66, 2.68) qui est aussi présenté par Foley, Shih, Marcu [FDF90, Shi95, MA95] et Guzman de Leon [Guz97] qui se réfère à Rogers [Rog85]⁷. Galichet [Gal89] présente aussi ce système mais ne donne l'équation de la teinte que pour le premier secteur ($R \geq G \geq B$). Baghdassarian [Bag95] présente le modèle hexagonal en citant Gourdon qui utilise le système d'équations (2.65, 2.56, 2.72) tandis que Brunner utilise le système (2.65, 2.66, 2.72) [BMB⁺92]⁸.

2.3.2.3 Le modèle de cône hexagonal double

Ce modèle est construit sur le même principe que le modèle précédent, excepté que les projections des sous-cubes sont réalisées sur le plan perpendiculaire à l'axe achromatique et passant par le milieu de cet axe. Nous ne détaillerons donc pas sa construction.

Une représentation du modèle de cône hexagonal double est présentée figure 2.11. En posant $min = \min(R, G, B)$ et $max = \max(R, G, B)$, l'intensité se calcule par la relation suivante :

$$I = \frac{max + min}{2}. \quad (2.73)$$

Nous appelons I_{max} , la valeur maximum de l'intensité. La saturation est alors évaluée pour toute $I \neq 0$ de la façon suivante :

$$S = \begin{cases} \frac{max-min}{max+min} & \text{si } I \leq \frac{I_{max}}{2}, \\ \frac{max-min}{2 \times I_{max} - max - min} & \text{si } I > \frac{I_{max}}{2}. \end{cases} \quad (2.74)$$

La saturation est nulle ($S = 0$) si $I = 0$ et la teinte n'est pas définie si $S = 0$ ($R = G = B$). Dans le cas contraire, les relations permettant de calculer la teinte sont les mêmes que pour le modèle de cône hexagonal simple (voir équation 2.68), à savoir :

$$T = \begin{cases} \frac{G-B}{max-min} & \text{si } R = max, \\ 2 + \frac{B-R}{max-min} & \text{si } G = max, \\ 4 + \frac{R-G}{max-min} & \text{si } B = max. \end{cases} \quad (2.75)$$

Ce système est présenté par Foley, Shih, Marcu [FDF90, Shi95, MA95] et Guzman de Leon [Guz97] qui se réfère à Rogers [Rog85]⁹.

⁷Pour exprimer la teinte, il utilise les variables intermédiaires : $C_r = (V - R) / (V - min)$, $C_g = (V - G) / (V - min)$, $C_b = (V - B) / (V - min)$ et convertit sa valeur entre 0° et 360° en multipliant par 60 et en décalant les valeurs négatives de 360°.

⁸Comme Rogers, il utilise des variables intermédiaires pour exprimer la teinte. De plus, l'angle est évalué par rapport à l'axe bleu.

⁹Pour exprimer la teinte, il utilise les variables intermédiaires : $C_r = (max - R) / (max - min)$, $C_g =$

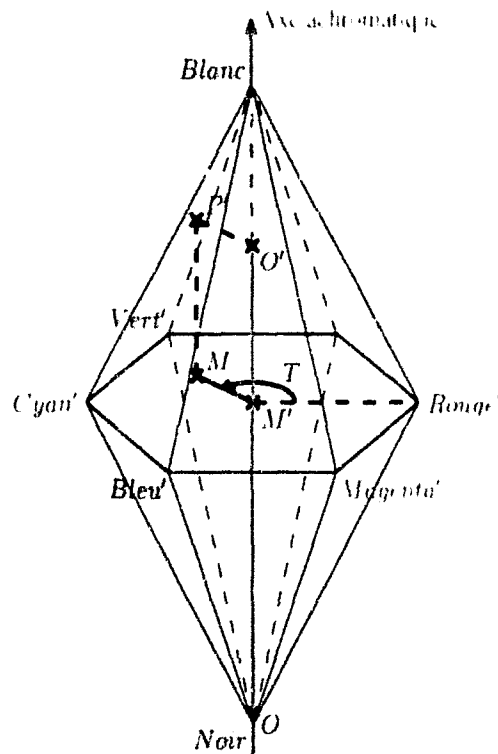


Figure 2.11 : Modèle de cône hexagonal double.

2.3.2.4 Le système $(L_{uv}^*, S_{uv}^*, h_{uv})$

Ce système a été défini par la CIE en même temps que les systèmes $(L_{uv}^*, C_{uv}^*, h_{uv})$ et $(L_{ab}^*, C_{ab}^*, h_{ab})$. Dans le système (L^*, u^*, v^*) , la CIE définit la saturation comme le rapport :

$$S_{uv}^* = \frac{C_{uv}^*}{L_{uv}^*}. \quad (2.76)$$

Avec les équations 2.8 et 2.39, la CIE forme le système de perception humaine de la couleur $(L_{uv}^*, S_{uv}^*, h_{uv})$. Il faut noter que la saturation ne peut exister sous cette forme dans le système (L^*, a^*, b^*) du fait de sa non linéarité.

2.3.2.5 Autres modèles

De très nombreux autres modèles de systèmes humains de perception de la couleur sont proposés dans la littérature et il est très difficile d'en établir un recensement exhaustif. Il faut savoir que ces systèmes peuvent être évalués à partir de n'importe quel système de primaires. Le lecteur pourra cependant se référer aux travaux de Pujas [Puj96], Carron [Car95], Shih [Shi95] ou Galichet [Gal89] qui présentent d'autres systèmes de perception humaine de la couleur ainsi que de très nombreuses références.

$(\max - G) / (\max - \min)$, $C_b = (\max - B) / (\max - \min)$ et convertit sa valeur entre 0° et 360° en multipliant par 60 et en décalant les valeurs négatives de 360°.

2.4 Les systèmes d'axes indépendants

Un des inconvénients des systèmes (R_*, G_*, B_*) est que ses trois composantes sont fortement corrélées. En effet, elles possèdent un fort facteur de luminance réparti sur chacune d'entre elles [OKS80, LCK94, KDGP97, Bed98]. Nous dirons que des composantes sont corrélées si elles portent en elle une information commune. Cette corrélation peut être plus ou moins importante selon les cas. Ainsi, de nombreux auteurs ont tenté de déterminer des systèmes de représentation de la couleur dont les composantes sont indépendantes, c'est-à-dire des composantes qui portent des informations différentes. La principale solution consiste à réaliser l'analyse en composantes principales d'un système de représentation et de réaliser la transformation de Karhunen-Loeve. Nous présentons donc cette transformation ainsi que les systèmes qui en découlent.

2.4.1 Analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode d'analyse de données et plus particulièrement de l'analyse factorielle [DLPT82, CDG⁺89]. Son but est d'analyser un ensemble de données quantitatives représentées dans un espace multidimensionnel afin d'obtenir un espace de représentation de dimension éventuellement réduite dont les composantes, appelées *composantes principales* (ou *axes factoriels*), sont décorréelées, c'est-à-dire qu'elles ne portent pas le même type d'information. Dans le cas où les données sont les composantes trichromatiques d'une couleur représentée dans le système (R, G, B) , par exemple, l'analyse en composantes principales doit permettre de calculer un système de représentation de la couleur dont les composantes sont non corrélées et qui peuvent être traitées indépendamment.

Pour cela, l'ensemble des données traitées est caractérisé par sa matrice de covariance qui est modifiée de telle sorte que toutes les covariances croisées soient nulles. Il s'agit donc de diagonaliser la matrice de covariance pour en calculer les valeurs propres notées λ_i , et d'extraire les vecteurs propres correspondant notés w_i . Le calcul des nouvelles composantes X_i se fait donc par la relation : $X_i = w_i [R \ G \ B]^T$. La transformation de Karhunen-Loeve consiste ainsi à appliquer cette relation à chacune des nouvelles composantes. C'est donc une transformation linéaire qui conserve la métrique du système (R, G, B) . La valeur propre correspondant à la première composante est maximale, ce qui signifie que cette composante porte le maximum d'information. Elle est donc la plus discriminante. Les composantes sont ainsi ordonnées en fonction de leur pouvoir discriminant décroissant qui est quantifié par les λ_i .

Dans le domaine du traitement d'images, il n'est pas rare que certains auteurs utilisent la transformation de Karhunen-Loeve afin, soit de réduire la dimension de l'espace de représentation, soit de disposer d'un système d'axes indépendants [SB85]. Tominaga réalise l'analyse en composantes principales à partir du système (L^*, a^*, b^*) afin de segmenter des images couleurs de scènes naturelles par un algorithme de classification [Tom92].

Notons aussi les travaux de Ocadiz Luna qui réalise un opérateur câblé effectuant la trans-

formation de Karhunen-Loeve sur les composantes R , G et B des pixels d'une image couleur afin de réduire la quantité des données à traiter tout en conservant l'information utile [Lun85]. Cet opérateur convertit automatiquement la couleur de chaque pixel codée dans le système (R, G, B) vers la composante la plus discriminante issue de la transformation de Karhunen-Loeve.

Le problème de l'analyse en composantes principales est qu'elle dépend des propriétés statistiques d'un ensemble de données. En analyse d'images, il faudrait donc réaliser l'ACP de chaque image pour déterminer la transformation de Karhunen-Loeve correspondante, ce qui est fort coûteux en temps de calcul. Pour éviter ce problème, il est possible d'évaluer un système de représentation de la couleur basé sur l'analyse en composantes principales d'images différentes. Ainsi, pour un ensemble d'images liées à une application spécifique, quelques auteurs tentent de déterminer des systèmes d'axes indépendants par approximation de la transformation de Karhunen-Loeve. C'est le cas de Guzman de Leon qui propose un système d'axes indépendants évalué à partir d'images colposcopiques dont la couleur des pixels est codée dans le système (X, Y, Z) [Guz97]. De même, afin de concevoir un système d'incrustation d'images vidéo couleur, Galichet propose un système d'axes indépendants évalué à partir d'images ayant un fond uniforme [Gal89]. Enfin, citons les travaux de Orteu qui propose aussi un tel type de système pour l'identification de minerai dans une mine [Ort91]. Plus généralement, Kouassi propose une approximation de la transformation de Karhunen-Loeve évaluée à partir d'images couleur naturelles par une DCT (Discrete Cosinus Transform) ou une DEST (Discrete Even Sine Transform) [KDGP97]. Mais l'étude la plus poussée concernant la détermination d'un système d'axes indépendants est celle réalisée par Ohta en 1980 [OKS80] que nous allons présenter plus en détail.

2.4.2 Le système d'Ohta

Dans le domaine du traitement d'images couleur, une expérience menée par Ohta en 1980 sur une série de huit images différentes a permis de déterminer un système de représentation de la couleur basé sur la transformation de Karhunen-Loeve [OKS80]. Il propose de segmenter ces images en régions par la méthode de seuillage récursif de Ohlander [OPR78] et d'appliquer la transformation de Karhunen-Loeve à chaque itération de l'algorithme. Il montre alors qu'il existe une transformation unique appelée (I_1, I_2, I_3) modélisant la transformation de Karhunen-Loeve et se montrant tout aussi efficace que cette dernière. Cette transformation est définie par les équations suivantes :

$$I_1 = \frac{R + G + B}{3}, \quad (2.77)$$

$$I_2 = \frac{R - B}{2}, \quad (2.78)$$

$$I_3 = \frac{2G - R - B}{4}. \quad (2.79)$$

Nous constatons que la première composante, qui est aussi la plus discriminante, représente la luminance puisqu'elle vérifie l'équation 2.34. Les deux autres composantes représentent respectivement une opposition bleu-rouge et une opposition magenta-vert. Elles apportent moins d'information si bien que la troisième composante peut même être négligée car la valeur propre associée est très faible devant celle des deux autres. En somme, il est possible de considérer le système (I_1, I_2, I_3) comme un système luminance-chrominance. Berry évalue ainsi, à partir de ce système, les composantes d'un système (L, C, H) [Ber87]. Verikas utilise un système appelé (I, J, K) qui est déterminé de façon similaire au système (I_1, I_2, I_3) et dont les composantes sont identiques au signe près [VMB97].

2.4.3 Analyse en composantes indépendantes

Liu propose de transformer les composantes trichromatiques R, G et B d'une image couleur par un algorithme permettant l'analyse en composantes indépendantes (ACI) de signaux multidimensionnels par réseaux de neurones [Liu91]. Il obtient ainsi un système de représentation dont les composantes sont statistiquement indépendantes mais sur lesquelles l'information est répartie au mieux sur celles-ci, au contraire de l'ACP où la première composante porte le maximum d'information.

2.5 Synthèse

La multitude et la diversité des systèmes de représentation de la couleur permet difficilement de les regrouper en différentes familles. Cependant, il nous semble judicieux de faire une synthèse des différents systèmes présentés. Avant de décrire notre synthèse, nous présentons celle réalisée par certains auteurs.

Guzman de Leon sépare d'abord les systèmes selon qu'ils correspondent à des transformations linéaires ou non [Guz97]. Au sein des transformations linéaires, il distingue les systèmes correspondant à une représentation rectangulaire en coordonnées cartésiennes de ceux correspondant à une représentation cylindrique en coordonnées polaires. Enfin, parmi les systèmes de représentation rectangulaire, il sépare ceux qui sont uniformes des autres et parmi les systèmes de représentation cylindrique, il considère ceux issus d'un système luminance-chrominance et ceux issus directement du système (R, G, B) en tenant compte aussi de leur réversibilité.

Poynton propose de classer les systèmes de représentation de la couleur en quatre groupes : les systèmes de primaires, les systèmes normalisés, les systèmes uniformes et les systèmes perceptuels [Poy95].

Sur la figure 2.12, nous proposons des regroupements en 4 familles telles que nous les avons présentées dans ce premier chapitre

- Les systèmes de primaires
- Les systèmes luminance-chrominance
- Les systèmes perceptuels

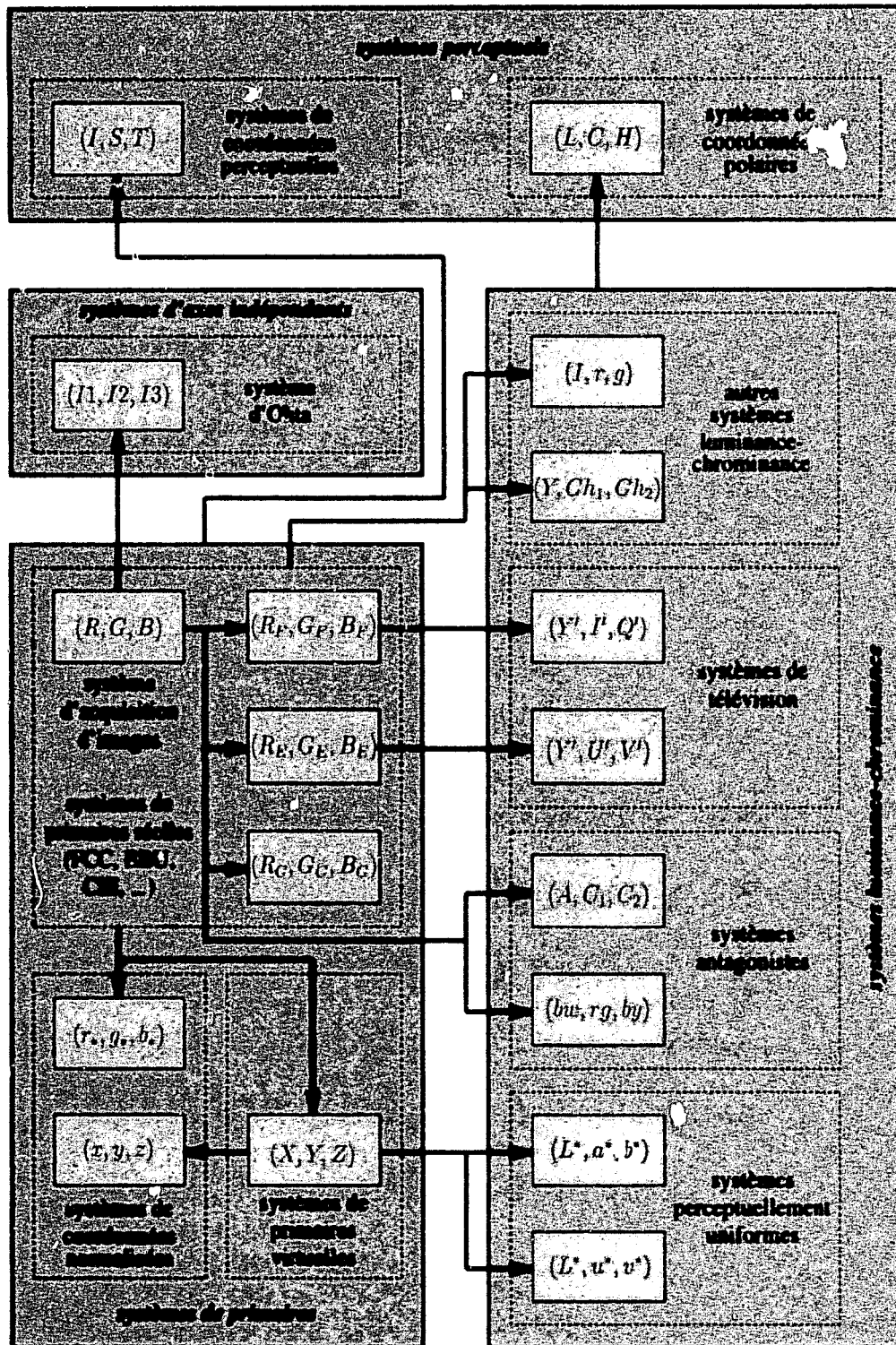


Figure 2.12 : Les familles de systèmes de représentation de la couleur.

– Les systèmes d'axes indépendants

Les rectangles grisés correspondent à ces quatre familles et les flèches indiquent les transformations qui ont été présentées. Chacun des systèmes présentés est relié par ces flèches directement ou indirectement au système d'acquisition de l'image (R, G, B) . Nous distinguons, au sein de chaque famille, des sous-familles qui sont représentées par des rectangles aux contours discontinus.

Nous venons de présenter un certain nombre de systèmes de représentation de la couleur, chacun ayant des propriétés particulières. Il faut savoir que cette liste est loin d'être exhaustive car il existe de nombreux autres systèmes parfois spécifiques à une application particulière. Actuellement, la CIE travaille sur un modèle d'apparence colorée (CIECAM97s) qui tente de prendre en compte les divers mécanismes visuels jouant un rôle sur la perception humaine de la couleur [CIE98]. Ce modèle empirique permet d'exprimer la couleur d'un objet observé en tenant compte de son voisinage. Dans le domaine du traitement d'images couleur, l'utilisation future de ce modèle se traduit par la prise en compte de la couleur et de la taille des régions adjacentes à une région de l'image, ce qui pourrait apporter de nombreux changements dans les algorithmes de traitement. La CIE envisage également de proposer un système (L, M, S) fondé sur les signaux issus des trois familles de cônes présents dans la rétine de l'oeil humain.

Cette multitude de systèmes de représentation de la couleur rend difficile le choix du système de représentation le mieux adapté à un problème donné. Nous verrons que de nombreux auteurs se sont heurtés à ce problème.

Ces deux premiers chapitres nous font donc prendre connaissance de notions fondamentales liées à la couleur que nous utiliserons tout au long de cette thèse. Dans le chapitre suivant, nous allons étudier comment la couleur peut être exploitée dans un domaine qui nous concerne plus particulièrement, le traitement d'images.

Chapitre 3

Couleur et images numériques

Dans le premier chapitre, nous avons abordé la couleur suivant des aspects physiques, physiologiques et psychologiques afin de la mesurer, puis, dans le second chapitre, nous avons présenté les solutions existantes pour la représenter. Nous allons maintenant détailler comment la couleur peut être exploitée pour l'analyse automatique des images. Le schéma de principe de la vision artificielle, représenté figure 3.1, peut être comparé à celui de la vision humaine de la figure 1.1 page 28. Dans le cadre de la vision artificielle, le récepteur est une caméra ou

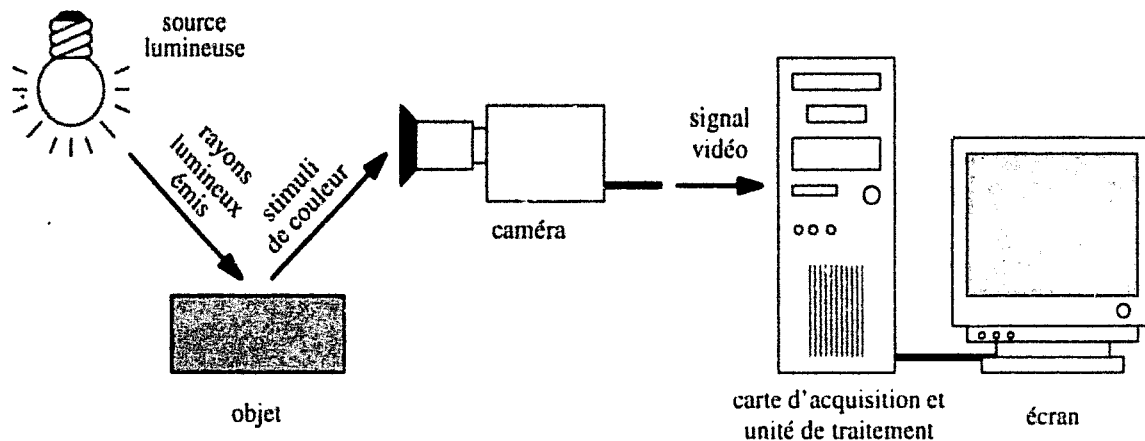


Figure 3.1 : Vision artificielle.

un scanner et le système d'interprétation est l'ordinateur. Ceci nous amène à présenter, dans la première partie de ce chapitre, comment l'image est acquise par une caméra couleur, puis numérisée pour être transférée vers la mémoire de l'ordinateur afin d'être analysée et affichée à l'écran.

La multitude des systèmes de représentation de la couleur pousse de nombreux chercheurs à se demander quel est le système le mieux adapté face à un problème de traitement d'images. Nous verrons dans la deuxième partie de ce chapitre que de nombreuses études ont été mises en œuvre pour répondre à cette question. Nous étudierons comment la couleur et, notamment ces systèmes de représentation, apportent une amélioration des résultats pour de nombreuses applications de la vision artificielle.

Lorsque qu'il faut traiter, stocker ou afficher des données dans différents systèmes de représentation de la couleur, il est souvent nécessaire que ces données, qui appartiennent initialement

à des domaines de définition différents, soient manipulées dans un même domaine de valeurs. C'est pourquoi chaque système de représentation de la couleur doit être codé pour satisfaire à ce principe tout en conservant les propriétés qui le définissent. Nous proposons, dans la troisième partie de ce chapitre, une méthode de codage des différents systèmes de représentation de la couleur.

3.1 Acquisition et affichage des images couleur

Dans le domaine de la vision artificielle, les images couleur sont généralement acquises par une caméra vidéo couleur puis numérisées par un ordinateur via une *carte d'acquisition* (voir figure 3.1). Il est possible d'utiliser un scanner lorsque des photographies doivent être numérisées. La visualisation de ces images couleur est généralement réalisée sur un écran à tube cathodique via la *carte vidéo* de l'ordinateur, mais elles peuvent aussi être reproduites sur une imprimante [Har99]. Ainsi, c'est l'ordinateur qui assure la liaison entre les entrées et les sorties associées aux *périphériques*. Il est important de noter que chacun de ces périphériques perçoit ou restitue la couleur différemment. Ils se différencient donc les uns des autres par les gammes de couleurs qu'ils peuvent acquérir ou reproduire. Cet ensemble de couleurs est appelé le *gamut*. Dans le chapitre précédent, nous avons vu, par exemple, que les gamuts des téléviseurs couleur dépendent des standards auxquels ils correspondent. Dès lors, il est indispensable de procéder à une phase de *calibrage* des périphériques de telle sorte que les couleurs soient représentées de manière identique. Colantoni propose un procédé expérimental permettant de générer, à partir d'un triplet $[R\ G\ B]$ représentant une couleur acquise par une caméra, le triplet $[R'\ G'\ B']$ correspondant à l'affichage correct de cette couleur [Col98].

Nous présentons ici brièvement les différents types de caméras couleur avant de considérer le système de numérisation¹ puis de visualisation des images couleur.

3.1.1 Les caméras couleur

La caméra est constituée d'un ensemble de photorécepteurs qui convertissent le flux lumineux reçu en une information électrique de telle sorte que la caméra fournit un ou plusieurs signaux vidéo au système de numérisation. Ces photorécepteurs sont disposés soit selon une droite (caméra linéaire), soit selon un plan (caméra matricielle). L'image ainsi obtenue est constituée d'un ensemble de points appelés *pixels*² qui correspondent aux photorécepteurs.

La technologie la plus répandue pour réaliser des caméras est actuellement la technologie CCD (Charged Coupled Device)³ dont les photorécepteurs produisent une tension croissante en fonction de l'intensité lumineuse qu'ils reçoivent. L'information couleur est décomposée par l'utilisation de trois filtres sensibles aux longueurs d'onde proches du rouge, du vert et du bleu

¹Le terme discrétisation est aussi utilisé.

²PICture ELe ment.

³La technologie à tubes n'est plus très utilisée.

par analogie avec le système de perception humaine.

Nous distinguons essentiellement deux types de caméras couleur :

- Les caméras mono-CCD qui sont équipées d'un seul capteur CCD et de trois filtres colorés entrelacés. Ainsi, les photorécepteurs qui se suivent sur une ligne du capteur sont équipés à tour de rôle de filtres rouge, vert et bleu. L'information couleur est donc obtenue par trois photorécepteurs localisés à des sites différents, ce qui entraîne des aberrations chromatiques et une perte de résolution horizontale, la résolution verticale étant fixée par le standard utilisé (525 lignes pour NTSC, 625 lignes pour PAL et SECAM). D'autres technologies basées sur une seule matrice CCD sont proposées afin de résoudre ces problèmes, tels que le déplacement des photorécepteurs à chaque passage ou l'utilisation d'une caméra monochrome associée à une roue de filtres couleurs. Mais, le déplacement du capteur ou des filtres augmente le temps nécessaire à une acquisition, le risque de problèmes mécaniques et le coût de ces caméras.
- Les caméras tri-CCD qui sont équipées de trois capteurs CCD montés sur un système optique à base de prismes. Chacun des trois capteurs reçoit respectivement les composantes rouge, vert et bleu de l'image grâce à des filtres dichroïques fixés aux prismes. La couleur d'un pixel est fournie par la réponse de trois photorécepteurs, ce qui permet une meilleure résolution que celle des caméras mono-CCD. Cette technologie peut engendrer le phénomène de *shading* qui se manifeste par l'apparition d'un dégradé de couleur sur une image d'un fond blanc lorsque les rayons lumineux frappant les filtres dichroïques ne sont pas parfaitement parallèles.

Les caméras sont généralement munies d'un filtre infra-rouge car les capteurs CCD sont sensibles à des longueurs d'onde se situant au delà du domaine du visible.

Il est délicat de mesurer la couleur en utilisant des caméras couleur. En effet, les courbes de sensibilité spectrale des capteurs CCD équipant les caméras couleur, différent d'un modèle à l'autre, sont rarement fournies par les constructeurs et sont difficiles à déterminer expérimentalement. Ainsi, selon le modèle, les maximums de sensibilité ne sont pas localisés aux mêmes longueurs d'onde et les gammes de couleurs auxquelles les capteurs sont sensibles sont différentes. Lozano et Raffy mettent en avant ce problème en fournissant quelques exemples de courbes de sensibilité spectrale [Loz98, Raf99]. De plus, ces courbes ne sont pas équivalentes aux fonctions colorimétriques définies par la CIE car il est très difficile, voire impossible, de réaliser des capteurs optiques dont les fonctions de sensibilité spectrale sont identiques aux fonctions colorimétriques de la CIE. Ceci amène de nombreux chercheurs à proposer des transformations mathématiques des composantes trichromatiques R , G et B acquises par une caméra vers les composantes d'un système de référence comme le système (X, Y, Z) de la CIE. (voir paragraphe 2.1.3).

3.1.2 Numérisation des images couleur

3.1.2.1 Quantification

Le système de numérisation, constitué d'une carte d'acquisition extérieure aux caméras analogiques et intégrée aux caméras numériques, réalise la conversion d'un ou plusieurs signaux vidéo en un triplet de valeurs numériques manipulables par l'ordinateur. Il s'agit de la quantification de l'information couleur. Ces signaux vidéo sont, soit un seul signal composite qui est formé des trois signaux primaires rouge, vert et bleu issus des capteurs CCD et codé selon les normes de différents standards (NTSC, PAL, SECAM, ...), soit les trois signaux primaires eux-mêmes.

Nous avons vu que les images couleur sont acquises sous la forme de trois composantes rouge (R pour red), verte (G pour green) et bleue (B pour blue). Ainsi, la numérisation des images couleur consiste à associer à chaque pixel de l'image trois valeurs numériques correspondant aux composantes trichromatiques de la couleur qu'il représente. Une image couleur numérique est donc une matrice de pixels qui sont localisés par leurs coordonnées dans le plan défini par l'image. La couleur de chaque pixel est définie par un triplet de valeurs correspondant aux composantes R , G et B . En règle générale, chacune des composantes R , G et B est codée sur 8 bits et peut donc prendre 256 valeurs. Une couleur est donc codée sur 24 bits, ce qui permet de représenter exactement par synthèse additive 2^{24} , soit 16 777 216 couleurs. Or, il est estimé très approximativement que le système de perception humaine permet de distinguer un peu plus de 350 000 couleurs, soit environ 150 teintes avec 40 niveaux de luminance et 35 niveaux de saturation [TL95]. Nous pourrions penser que ce type de quantification permet de représenter suffisamment de couleurs. Cependant, il n'y a pas uniformité de la sensibilité visuelle. Ainsi, sur certaines plages de couleurs, le système visuel humain peut percevoir des différences de couleurs atteignant jusqu'à 12 bits par composante.

La couleur de chaque pixel d'une image acquise est ainsi quantifiée et stockée dans la mémoire de la carte d'acquisition.

3.1.2.2 Calibrage

Les valeurs numériques fournies par le système de numérisation dépendent du matériel utilisé et des conditions d'éclairage et d'observation. De plus, il est rare que ces valeurs numériques soient égales aux valeurs mesurées par un appareil de mesure de la couleur. Ainsi, il est nécessaire d'établir une correspondance entre les composantes trichromatiques théoriques d'une couleur de référence connue et observée par la caméra sous un éclairage spécifique et les valeurs fournies par le système de numérisation ; l'idéal étant qu'il y ait une égalité parfaite entre ces deux jeux de valeurs afin de rester indépendant du matériel et de l'environnement. Cette mise en correspondance constitue le calibrage du système d'acquisition et s'effectue en plusieurs phases.

Une fois le matériel et le type l'éclairage choisis, il est d'abord nécessaire de réaliser la

balance des blancs. L'acquisition des images d'une mire blanche et d'une mire noire est réalisée afin d'établir une relation croissante du noir au blanc modélisant la réponse de chaque capteur CCD ainsi que des tables de conversion appelées LUT (*Look Up Table*) qui permettront ensuite de faire correspondre, par exemple, le triplet (255, 255, 255) à un blanc. Cependant, la transition du noir au blanc ne se fait pas réellement de façon linéaire et il est préférable de réaliser aussi l'acquisition de niveaux gris intermédiaires afin d'être plus proche du modèle, c'est la *balance des gris*. Nous utiliserons, pour cela, une mire avec différentes nuances de gris, telle la mire de Macbeth constituée de 24 couleurs dont 6 nuances de gris [Loz98, Lia87]. Ensuite, le calibrage du système d'acquisition consiste à :

- acquérir l'image de différents objets colorés de référence qui constituent une mire et dont les composantes dans un système indépendant du matériel et de l'environnement, comme les systèmes (X, Y, Z) ou (L^*, a^*, b^*) , sont connues. La mire de Macbeth ou la mire IT8 sont ainsi souvent utilisées.
- établir la relation entre les valeurs fournies par le système d'acquisition et les valeurs de référence. Cette caractérisation peut être réalisée par des méthodes heuristiques ou des méthodes numériques classiques telles que les méthodes de régression linéaire ou polynomiale.

D'autres aspects liés au bruit de la caméra, à sa sensibilité et sa dynamique ainsi qu'au réglage du gain et de l'offset du système de numérisation peuvent également intervenir dans la phase de calibrage [MSC97].

3.1.2 Visualisation d'images couleur

3.1.3.1 Affichage

L'affichage des images acquises est généralement réalisé par un écran à tube cathodique, appelé *moniteur CRT* (Cathodic Ray Tube). L'écran comporte une série de bandes colorées enduites de phosphores groupées par trois, une pour chacune des couleurs primaires (rouge, vert et bleu). Le tube cathodique a pour rôle de bombarder l'écran avec un faisceau d'électrons qui va stimuler chacune des trois bandes de phosphores de façon plus ou moins intense et produire, selon le principe de la synthèse additive, la sensation de couleur. Pour réaliser l'affichage d'une image couleur sur un écran, les valeurs numériques des composantes trichromatiques des pixels sont chargées dans la mémoire de la carte vidéo, puis converties en données analogiques permettant ainsi de spécifier l'intensité du faisceau. Cette intensité n'est pas proportionnelle à la tension générée par la carte vidéo mais suit une loi exponentielle définie par la fonction $\Gamma(x) = x^\gamma$ où la valeur de γ se situe généralement entre 2 et 3. Il convient donc d'appliquer une loi inverse afin de corriger cette non linéarité au moment de l'affichage. Cette opération est connue sous le nom de *correction gamma*.

3.1.3.2 Correction Gamma

Généralement, le système d'acquisition assure la correction gamma qui consiste à compenser la non-linéarité de la sensibilité des tubes cathodiques en agissant sur les signaux vidéo acquis. Ce sont donc les valeurs des composantes trichromatiques R , G et B acquises par la caméra qui sont gamma corrigées.

Par exemple, les chaînes de télévision transmettent des signaux qui sont gamma corrigés. Ainsi, pour le standard NTSC $\gamma = 2,2$ et pour le standard PAL $\gamma = 2,8$. Notons alors que les équations du paragraphe 2.2.2 s'appliquent en réalité à des composantes R , G et B qui sont gamma corrigées. Ces composantes sont notées respectivement R' , G' et B' dans la littérature. Ceci justifie, en outre, la notation que nous avons adoptée pour les systèmes de télévision au paragraphe 2.2.2 du chapitre précédent. La figure 3.2 illustre le principe de la correction gamma appliquée aux signaux de télévision transmis selon le standard NTSC.

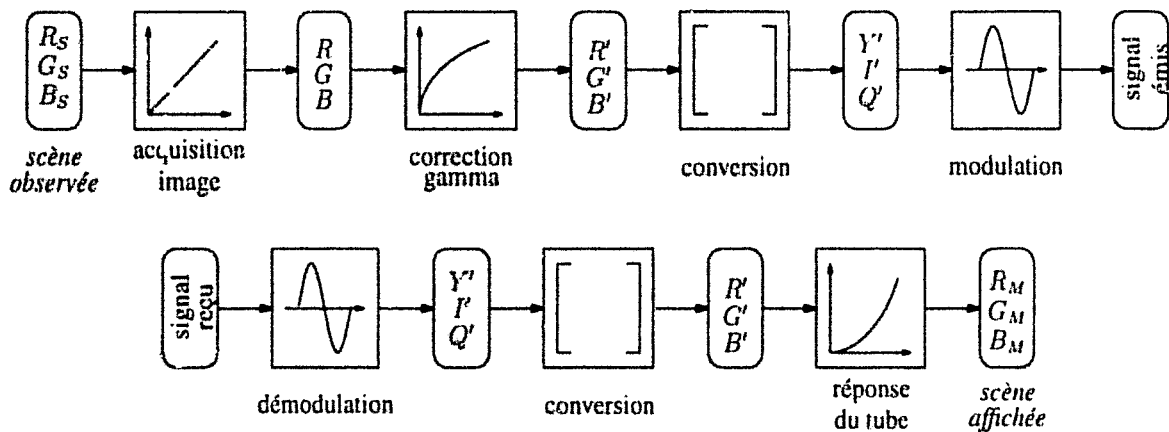


Figure 3.2 : La correction gamma est appliquée sur chacune des composantes R , G et B des pixels d'une image acquise par une caméra. Ces composantes, qui correspondent aux composantes trichromatiques R_S , G_S et B_S des stimuli de couleur d'une scène réelle, sont ensuite converties en composantes Y' , I' , Q' puis en un signal vidéo ou signal composite. Ce signal est transmis au récepteur qui réalise les opérations inverses tandis que le tube cathodique de l'écran transforme les composantes gamma corrigées R' , G' et B' en composantes R_M , G_M et B_M .

Ainsi, les caméras couleur offrent souvent la possibilité d'effectuer la correction gamma sur les signaux rouge, vert et bleu qu'elles délivrent. Ce réglage de la caméra ne servant qu'à corriger les défauts d'affichage d'un écran, il est inutile de l'effectuer dans le cadre du traitement d'images numériques. En effet, il s'agit dans ce cas de manipuler des images issues d'un système d'acquisition correctement calibré dont la couleur des pixels doit correspondre à la couleur des éléments de la scène. En revanche, dans le cas où il faut réaliser des mesures colorimétriques sur l'image affichée par un écran ou dans un souci de rendu des couleurs sur un écran, il est nécessaire d'appliquer la correction gamma sur les images couleur.

Lorsque les conditions d'acquisition ne sont pas précisées, il est difficile de déterminer si les images couleur à analyser ont subi une correction gamma ou non. C'est le cas, par exemple des images rapatriées sur l'internet. Si les images sont gamma corrigées, il convient alors de

réaliser l'opération approximativement inverse afin de manipuler des images qui ne soient plus gamma corrigées.

Poynton a largement étudié la correction gamma [Poy93, Poy96, Poy98]. Il constate une stupéfiante coïncidence entre la fonction de transfert d'un tube cathodique et celle de notre oeil qui suit une loi approximativement inverse. En effet, nous avons vu au chapitre 2.2.3 que la réponse de notre oeil à un stimulus lumineux n'est pas proportionnelle à son intensité mais suit une loi logarithmique et la loi de correction en gamma est une loi en puissance très proche d'une loi logarithmique. Ainsi, en appliquant une correction gamma sur les composantes fournies par le système d'acquisition, nous disposons d'une représentation de la couleur plus proche de la perception humaine. Selon Poynton, si la correction gamma n'avait pas été nécessaire pour des raisons physiques liées à la technologie des tubes cathodiques, elle aurait été inventée pour des raisons perceptuelles.

3.1.3.3 Calibrage de l'écran

Comme pour l'acquisition des images couleur, nous pouvons donc nous demander comment faire correspondre les composantes trichromatiques du stimulus émis par un écran aux composantes trichromatiques réelles de la couleur à visualiser. Ici encore, nous sommes face à un problème de calibrage. Ce calibrage peut être effectué par une série de mesures sur l'écran. Lozano propose un processus expérimental de calibrage d'un écran [Loz98]. Les mesures effectuées dans le système (X, Y, Z) lui permettent de déterminer les coordonnées trichromatiques x et y des primaires et du blanc de référence affichés par l'écran. Il peut alors définir le système (R_M, G_M, B_M) relatif à l'écran et y exprimer les mesures réalisées. Connaissant les valeurs numériques chargées dans la mémoire vidéo correspondant à chaque mesure, il suffit alors de déterminer la valeur de γ permettant de relier les valeurs de R_M , G_M et B_M mesurées aux valeurs numériques de la mémoire vidéo. En général, il est possible de connaître les coordonnées trichromatiques du blanc de référence grâce à la documentation technique du moniteur. En revanche, celles des primaires $[R_M]$, $[G_M]$ et $[B_M]$ doivent être mesurées pour calibrer l'écran. Si nous ne disposons pas du matériel adéquat, il est possible de se reporter aux valeurs préconisées par la CIE qui propose les coordonnées trichromatiques x et y d'un écran type.

3.2 Images couleur numériques et systèmes de représentation

La couleur des pixels pouvant être codée selon différents systèmes de représentation de la couleur, il semble intéressant de mesurer l'influence d'un système de représentation sur les traitements de bas-niveau appliqués aux images couleur. Ainsi, il est possible de déterminer quel est le système de représentation de la couleur qui permet la segmentation d'une image la plus satisfaisante suivant des critères définis. Plusieurs auteurs ont tenté de comparer différents systèmes de représentation de la couleur afin de répondre à cette question.

Dans un premier temps, nous présenterons différents travaux qui consistent à étudier le comportement de méthodes de traitement d'images en fonction des systèmes de représentation de la couleur utilisés. Les méthodes citées couvrent un spectre large qui exclut, tout d'abord, la segmentation. Ces études peuvent être classées en deux catégories selon que les systèmes de représentation de la couleur les mieux adaptés sont déterminés selon un critère visuel ou selon un critère numérique. Le critère visuel correspond à une appréciation subjective de la qualité de l'image traitée tandis que le critère numérique est fondé sur une mesure quantitative sur cette image [BCS98].

Dans un second temps, nous nous sommes attachés à présenter les travaux qui mesurent l'influence des systèmes de représentation de la couleur sur la segmentation d'images couleur. Ces travaux peuvent également être divisés en deux catégories selon le critère d'appréciation choisi.

Bien que notre étude débouche sur la segmentation d'images couleur, nous ne proposons pas directement d'étude bibliographique sur ce thème. Le lecteur intéressé pourra se référer à d'autres travaux de thèse [Ult96, Tré98, Raf99]. En fait, l'étude bibliographique que nous avons menée porte essentiellement sur l'utilisation et la comparaison de différents systèmes de représentation de la couleur en analyse d'images couleur.

3.2.1 Systèmes de représentation de la couleur et traitement d'images couleur

3.2.1.1 Comparaison des systèmes de représentation par critère visuel

L'algorithme JPEG est un algorithme de compression d'images couleur qui opère dans le système (R, G, B) . Moroney applique cet algorithme à des images dont la couleur est codée dans d'autres systèmes de représentation afin de déterminer celui qui permet d'améliorer la qualité des images qui ont été compressées [MF95]. Les systèmes étudiés sont (R, G, B) , (X, Y, Z) , (Y', I', Q') , (L^*, a^*, b^*) , (L^*, u^*, v^*) et le système (L, C, H) obtenu à partir de (L^*, a^*, b^*) . Afin d'évaluer la qualité de la compression, deux expériences psychophysiques sont proposées. Dans la première, 24 observateurs doivent juger la qualité de la compression de 4 images compressées selon 8 taux de compression différents dans les 6 systèmes de représentation de la couleur retenus. Dans cette expérience, l'image originale et l'image compressée puis décompressée par l'algorithme JPEG sont présentées à tour de rôle à chaque observateur qui doit identifier l'image qui a été traitée. L'autre expérience menée avec 25 observateurs est du même type, excepté que les images compressées dans les 6 systèmes de représentation de la couleur sont comparées entre elles pour un même taux de compression. L'observateur doit alors choisir l'image qui lui semble de meilleure qualité. L'analyse des données ainsi recueillies montre que les espaces perceptuellement uniformes (L^*, a^*, b^*) et (L^*, u^*, v^*) apportent les meilleurs résultats. Peu de différences entre ces deux systèmes sont constatées. Le système (Y', I', Q') donne aussi de bons résultats. En revanche cette étude montre que le système (R, G, B) est le plus mauvais

pour la compression d'images du fait de la redondance des informations que portent les trois composantes. Enfin, le système (X, Y, Z) ne donne pas non plus de bons résultats, ni le système (L, C, H) à cause de la sensibilité et la périodicité de l'information de teinte.

Dans le cadre de la quantification d'images couleur, Brun quantifie une image dont la couleur est codée selon les 5 systèmes de représentation suivants : (R, G, B) , (Y', I', Q') , (L^*, u^*, v^*) , (I_1, I_2, I_3) et un système antagoniste noté (H_1, H_2, H_3) ⁴ [Bru96]. Sans réaliser une étude approfondie, il constate qu'il n'existe pas de système de référence pour la quantification d'images couleur et choisit d'utiliser l'espace (H_1, H_2, H_3) car il se déduit facilement de l'espace (R, G, B) et correspond à un modèle proche de la vision humaine. Il offre donc un bon compromis entre temps de calcul et adéquation à la sensibilité humaine aux couleurs.

3.2.1.2 Comparaison des systèmes de représentation par critère numérique

Berry compare plusieurs composantes couleur afin de déterminer celles qui sont les moins sensibles aux conditions d'éclairage [Ber87]. Pour son étude, il considère des *composantes spectrales* qui ne varient pas directement avec la quantité de lumière émise. Ainsi, plutôt que d'utiliser les composantes trichromatiques du système (R, G, B) , il analyse les coordonnées trichromatiques r, g et b et les composantes de teinte et de chroma qui sont évaluées à partir des systèmes (Y', U', V') , (A, C_1, C_2) et (I_1, I_2, I_3) . Il mène ainsi une étude qui consiste à analyser une image composée d'objets de couleurs différentes (rouge, vert, bleu, jaune, cyan, magenta, noir et blanc) soumis à un éclairage d'intensité variable ainsi qu'à un éclairage fluorescent. Il évalue l'histogramme de chaque composante spectrale pour chaque objet observé et pour différentes conditions d'éclairage. La valeur représentative de la composante est la valeur correspondant au maximum de l'histogramme. Cette étude statistique lui permet de retenir comme composantes invariantes, les trois coordonnées trichromatiques et les trois composantes de teinte. Il note d'autre part que, pour des objets de couleurs achromatiques, la teinte est peu significative et doit être associée dans ce cas à la composante de luminance.

Dans le domaine du graphisme par ordinateur, Schwarz compare le système (R, G, B) aux systèmes (Y', I', Q') , (L^*, a^*, b^*) , (I, S, T) et à un modèle d'opposition de couleurs afin de déterminer le système le mieux adapté pour la reproduction des couleurs par des écrans à tube cathodique [SCB87]. Pour cela, il réalise une expérience d'appariement dans laquelle différents observateurs doivent égaliser six fois cinq couleurs différentes émises sur une zone rectangulaire de l'écran et ce, dans un délai de trois minutes chacune. Cette expérience est réalisée en utilisant les trois composantes des cinq systèmes de représentation de la couleur pour effectuer l'égalisation et tient compte de différents modes de contrôle de ces composantes pour chaque système (contrôle indépendant des trois composantes (3D) ou contrôle simultané de deux composantes indépendamment de la troisième (1D+2D)). Par combinaison, l'auteur retient ainsi 12

⁴L'auteur donne : $H_1 = R + G$, $H_2 = R - G$ et $H_3 = B - \frac{R+G}{2}$.

cas différents. La qualité de l'égalisation est évaluée en fonction de la différence colorimétrique entre la couleur à égaliser et la couleur égalisée ainsi que du temps mis par l'observateur pour réaliser l'égalisation. Les résultats indiquent que le système (R, G, B) permet une égalisation rapide sans être la plus précise. Par ailleurs, le système perceptuel (I, S, T) permet l'égalisation la plus précise sans être la plus rapide. En incluant le mode de contrôle des composantes d'égalisation, l'auteur conclut qu'un contrôle $1D + 2D$ est plus rapide qu'un contrôle $3D$, mais moins précis.

Shih s'intéresse aux propriétés numériques de plusieurs transformations non linéaires et plus particulièrement à la réversibilité de plusieurs systèmes de représentation de la couleur [Shi95]. Il étudie notamment l'espace (L^*, u^*, v^*) ainsi que différentes formes des systèmes perceptuels (L, C, H) et (I, S, T) . La question posée par l'auteur est de savoir quel est, parmi ces systèmes, celui qui offre le moins d'erreurs après que chacune de ces composantes ait été codée dans l'intervalle de valeurs entières $[0, 255]$, puis reconvertie dans l'espace (R, G, B) . En effet, les transformations du système (R, G, B) vers les autres systèmes entraînent le calcul de valeurs flottantes signées qui sont ensuite converties en valeurs entières non signées pour appartenir à l'intervalle $[0, 255]$ afin d'être stockées en mémoire. Cette troncature et cette mise à l'échelle engendrent des erreurs sur la quantification des valeurs transformées. Afin de reconvertir les données dans le système de base (R, G, B) , il faut d'abord recalculer ces valeurs dans l'intervalle qui était le leur avant qu'elles aient été mises à l'échelle et arrondies, puis utiliser une transformation inverse engendrant à nouveau le calcul de valeurs flottantes signées et, enfin, convertir les valeurs de ces composantes R, G et B en valeurs entières non signées. Les différentes opérations effectuées successivement engendrent des erreurs et il se peut que certaines valeurs soient négatives et d'autres supérieures à 255. Dans ces cas, l'auteur préconise de les fixer respectivement à 0 et à 255. L'ensemble de ces procédures engendre donc inévitablement des erreurs sur la quantification des composantes R, G et B . L'étude menée par Shih montre que le modèle de cône hexagonal du système (I, S, T) est celui qui offre le moins d'erreurs.

Pujas s'intéresse plus particulièrement aux systèmes perceptuels [Puj96]. Il étudie ainsi cinq de ces systèmes en estimant les fonctions de distribution de leurs différentes composantes. En observant ces distributions, il constate que le système (I, S, T) défini par le système d'équations (2.65, 2.66, 2.68) possède les meilleures propriétés statistiques. De plus, la transformation d'un système (R, G, B) vers le système (I, S, T) est très peu coûteuse en temps de calcul. L'auteur met aussi en garde contre l'utilisation des systèmes perceptuels en insistant sur la périodicité de la teinte et sa sensibilité pour de faibles valeurs de saturation, elle-même sensible pour de faibles valeurs de l'intensité. En effet, lorsque la saturation est faible, de petites variations de sa valeur peuvent entraîner des variations disproportionnées de la teinte qui se révèle donc peu significative. Il en est de même pour la saturation avec de faibles valeurs de l'intensité.

Trémeau note que la discrétisation uniforme du système (R, G, B) entraîne une discrétisation

sation non uniforme du système (L^*, a^*, b^*) et donc une métrique non uniforme due à la non linéarité des transformations [TKL96, Tré98]. Cette non uniformité implique que le système (L^*, a^*, b^*) permet de différencier des couleurs que nous ne pouvons pas distinguer visuellement mais, en contre partie, ce système ne permet pas de disposer de certaines couleurs pour lesquelles nous percevons une différence. Pour accéder à ces couleurs, il faut que les composantes du système (R, G, B) soient discrétisées sur au moins 10 bits. En mesurant les différences de couleurs⁵ moyennes entre toutes les paires de couleurs possibles pour différentes discrétisations du système (R, G, B) , l'auteur conclut que le système (L^*, a^*, b^*) n'apporte pas forcément de meilleurs résultats en traitement d'images couleur que le système (R, G, B) , bien qu'il soit perceptuellement plus uniforme. De plus, coûteux en temps de calcul, il n'est donc pas toujours adapté à des problèmes de traitement d'images, mais est plutôt conseillé pour des problèmes de colorimétrie.

Van de Wouwer mène une étude afin de déterminer si la couleur permet une meilleure caractérisation des textures que le niveau de gris et quel est le système de représentation de la couleur qui permet de discriminer au mieux des textures couleur [WSLD99]. Ces textures sont caractérisées au moyen de la transformée en ondelettes. Ainsi, chacune des 30 textures étudiées est caractérisée, soit par des signatures d'énergie des différentes transformées en ondelettes si les textures proviennent d'images en niveaux de gris (1D), soit par des signatures de corrélation de ces transformées en ondelettes si les textures proviennent d'images en couleur (3D). Les différentes textures sont ensuite classées par un algorithme de classification supervisée qui analyse les images de textures dont la couleur est codée selon les systèmes (R, G, B) , (U, V, W) , (Y', I', Q') et (I_1, I_2, I_3) ainsi que les images en niveaux de gris correspondantes. L'auteur démontre que la couleur permet de diminuer les taux d'erreur de classification et que la meilleure discrimination des textures couleur est obtenue avec le système (I_1, I_2, I_3) .

3.2.2 Systèmes de représentation de la couleur et segmentation d'images couleur

3.2.2.1 Comparaison des systèmes de représentation par critère visuel

En 1980, Ohta applique l'algorithme de segmentation de Ohlander afin de proposer, dans un premier temps, le système de représentation de la couleur (I_1, I_2, I_3) basé sur la transformation de Karhunen-Loeve [OKS80]. Dans un second temps, il compare visuellement les résultats de son algorithme appliqué à des images dont la couleur des pixels est codée selon ce nouveau système avec les images dont la couleur des pixels est codée selon les sept systèmes : (R, G, B) , (X, Y, Z) , (Y, I, Q) , (L^*, a^*, b^*) , (U^*, V^*, W^*) , (I, r, g) et (I, S, T) . L'auteur ne propose pas de critère quantitatif pour évaluer la qualité des résultats de la segmentation, mais suppose

⁵La différence de couleurs permet de mesurer l'écart entre deux couleurs en utilisant la distance euclidienne entre les points les représentant dans l'espace correspondant au système considéré. Par exemple, dans le système (L^*, a^*, b^*) , la différence de couleurs ΔE_{ab}^* est donnée par : $\Delta E_{ab}^* = \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2}$.

qu'une sur-segmentation est toujours meilleure qu'une sous-segmentation. Les résultats de ces travaux montrent que les systèmes (I_1, I_2, I_3) et (L^*, a^*, b^*) donnent les meilleurs résultats sur la plupart des images proposées. Mais, de façon générale, ces résultats sont comparables à ceux obtenus en utilisant les autres systèmes. De plus, la transformation du système (R, G, B) vers le système (L^*, a^*, b^*) étant plus coûteuse en temps de calcul, il préconise l'utilisation du système (I_1, I_2, I_3) pour la segmentation d'images couleur par un algorithme de type Ohlander.

Daily étudie l'influence de différents systèmes de représentation de la couleur sur l'évaluation des différences de couleur [Dai89]. Il compare ainsi les systèmes (R, G, B) , (I, S, T) , (L^*, a^*, b^*) , $(L_{ab}^*, C_{ab}^*, h_{ab})$, (r, g, b) et les trois composantes issues d'une transformation de Karhunen-Loeve. Sur une image de scène naturelle, il sélectionne une ligne le long de laquelle il mesure les différences de couleurs entre pixels voisins. Cette différence correspond à la distance euclidienne entre les composantes des pixels codées dans l'un des systèmes précédemment cités, excepté pour le système (I, S, T) où la différence de couleurs correspond au maximum des différences sur les trois composantes. Chaque système possédant sa propre dynamique, ces différences de couleurs sont mises à la même échelle. L'auteur observe alors l'évolution de l'amplitude de la différence de couleurs le long de la ligne sélectionnée. Il constate que les mesures de teinte sont celles qui produisent les différences de couleurs les plus importantes, mais explique que c'est aussi la mesure la plus sensible au bruit. C'est ensuite la distance euclidienne, calculée dans le système (R, G, B) , qui est la plus sensible aux différences de couleurs. Dans un processus de segmentation d'images couleur utilisant des champs de Markov, il montre finalement que la métrique utilisée dans le système (I, S, T) engendre une sur-segmentation de l'image du fait de la forte sensibilité de la teinte alors que la métrique euclidienne dans l'espace (R, G, B) donne des résultats satisfaisants.

Lim et Lee proposent une technique de segmentation d'images couleur basée sur l'algorithme de classification de données *fuzzy c-means* [LL90]. Leur approche est comparée à d'autres approches connues en utilisant deux images dont la couleur est codée dans les différents systèmes (R, G, B) , (X, Y, Z) , (Y', I', Q') , (U, V, W) et (I_1, I_2, I_3) . Pour chacune des approches comparées et pour chacun des systèmes de représentation étudiés, ils discutent de la qualité des résultats en comparant une image segmentée manuellement aux images segmentées automatiquement. Ils montrent que l'efficacité de la segmentation dépend du système de représentation de la couleur choisi. Réciproquement, le système de représentation le plus efficace n'est pas forcément le même selon l'algorithme de segmentation utilisé. Cependant, une tendance générale montre que sur les images testées, les résultats les meilleurs sont obtenus pour les systèmes (I_1, I_2, I_3) et (R, G, B) .

Gauch compare trois algorithmes de segmentation d'images couleur appliqués chacun à des images dont la couleur des pixels est codée avec les quatre systèmes de représentations (R, G, B) , (Y', I', Q') , (L^*, a^*, b^*) et (L, C, H) évalués à partir du système (U^*, V^*, W^*) [GH92].

Les trois algorithmes de segmentation étudiés sont un algorithme de croissance de régions, un algorithme de détection de contours et un algorithme de séparation-fusion. Afin d'évaluer visuellement la qualité des résultats obtenus, l'auteur compare des images naturelles et de synthèse segmentées par chacun des algorithmes aux mêmes images segmentées manuellement. Les performances des trois algorithmes testés varient selon le choix du système de représentation de la couleur. Aucun des systèmes étudiés n'est le meilleur pour tous les algorithmes et c'est plutôt le contenu de l'image qui semble influencer le résultat. Ainsi (L^*, a^*, b^*) et (L, C, H) semblent être mieux adaptés à des images extérieures de scènes naturelles tandis que (R, G, B) et (Y', I', Q') sont les meilleurs pour des images de synthèse.

Pour la segmentation d'images couleur, Takahashi, propose d'appliquer l'algorithme de classification de données multidimensionnelles ISODATA car il permet de déterminer le nombre de classes de pixels d'une image couleur ainsi que leurs centres de gravité [TNA95]. Afin de déterminer le système de représentation de la couleur qui est le mieux adapté à la segmentation d'images couleur par l'algorithme ISODATA, il segmente l'image dont la couleur est codée selon huit systèmes de représentation différents. L'auteur compare ainsi les systèmes (R, G, B) , (L^*, a^*, b^*) , (L^*, u^*, v^*) et cinq systèmes perceptuels différents. Il évalue la qualité des résultats de manière visuelle et constate que deux des systèmes perceptuels ainsi que les systèmes uniformes (L^*, a^*, b^*) et (L^*, u^*, v^*) se comportent le mieux dans l'expérience.

Ahmad et Reid mènent une expérience sur des images de plantes de maïs soumises à différentes conditions de culture afin d'étudier la capacité d'un système de vision artificielle à détecter les variations de couleurs lors de la croissance des plantes [AR96]. Plus précisément, ils comparent les systèmes de représentation de la couleur (R, G, B) , (r, g, b) et (I, S, T) . En observant si les variations de couleurs sont détectées ou non en considérant chacune des composantes, les auteurs constatent que le système (I, S, T) est celui dont les composantes permettent la meilleure détection.

Littman étudie l'influence des systèmes de représentation de la couleur sur deux méthodes de classification, l'une utilisant le classifieur de Bayes, l'autre basée sur un réseau de neurones [LR97]. Les algorithmes correspondants sont appliqués sur des images dont la couleur est codée en utilisant les systèmes (R, G, B) , (Y, u, v) et (Y, Q_{RG}, Q_{RB}) afin de reconnaître et localiser des mains dans le cadre de manipulations de laboratoire complexes. Le système (Y, u, v) est un système luminance-chrominance où l'axe de luminance correspond à l'axe achromatique du système (R, G, B) et le plan de chrominance correspond au plan défini par le triangle de Maxwell du système (R, G, B) . Le système (Y, Q_{RG}, Q_{RB}) est aussi un système luminance-chrominance dans lequel Q_{RG} et Q_{RB} représentent respectivement les ratios de couleurs $R/(R+G)$ et $R/(R+B)$. L'auteur apprécie visuellement les résultats des deux classifieurs à l'aide de techniques et en conclut que le système (R, G, B) est le mieux adapté.

3.2.2.2 Comparaison des systèmes de représentation par critère numérique

En 1975, afin de segmenter des images couleur, Ohlander considère indépendamment chacune des composantes des systèmes (R, G, B) , (I, S, T) et (Y', I', Q') [Ohl75, OPR78]. À chaque itération d'un algorithme récursif, les histogrammes d'une image de scène naturelle sont évalués pour chacune des composantes couleur utilisées. Les pics présentés par ces histogrammes sont analysés afin de déterminer la composante la plus représentative, c'est-à-dire celle pour laquelle l'histogramme présente le pic le plus significatif. Cette composante est choisie pour le seuillage de l'image. Cet algorithme de segmentation est reconduit sur les images résultantes de façon itérative. En appliquant son algorithme sur plusieurs types d'images de scènes naturelles, il conclut que la composante de teinte est la plus fréquemment sélectionnée, tandis que les composantes Y' , I' et Q' le sont rarement.

Afin de déduire les composantes les plus significatives pour la détection de contours dans les images couleur, Robinson compare plusieurs composantes couleur issues des systèmes (R, G, B) , (Y', I', Q') , (L^*, a^*, b^*) , d'un système d'axes indépendants (P_1, P_2, P_3) et d'un système modélisant la vision humaine (G_1^*, G_2^*, G_3^*) [Rob77]. Il applique une méthode de détection de contours pour des images à niveaux de gris sur les trois composantes d'une image couleur. Cette méthode repose sur la convolution des images avec huit masques directionnels afin de détecter les contours selon huit directions différentes. Pour chaque pixel de l'image et pour chaque composante couleur, le gradient de module le plus élevé donne la direction du contour. La comparaison des images de contours est réalisée au moyen de deux mesures quantitatives, l'une évalue le contenu énergétique de chaque composante au sein d'un système de représentation de la couleur tandis que l'autre, appelée « Edge Activity Index » (EAI), est une estimation de la supériorité du gradient maximum calculé selon une direction par rapport aux gradients calculés selon les sept autres directions. Pour l'image étudiée, l'auteur conclut que le système (R, G, B) est le moins performant et que les composantes proches de la luminance sont celles qui sont les plus efficaces.

Rodrigues étudie l'influence des systèmes de représentation de la couleur (R, G, B) , (U^*, V^*, W^*) , (L^*, a^*, b^*) , (A, C_1, C_2) et (Y', I', Q') sur la segmentation d'images couleur par la méthode des nuées dynamiques [Rod85]. Pour cela, il maximise un critère basé sur une mesure intégrant les dispersions inter-classe et intra-classe des classes reconstruites. Il montre que les espaces (R, G, B) et (Y', I', Q') sont ceux qui permettent la meilleure segmentation.

Dans le but de concevoir un système d'incrustation d'images vidéo couleur, Galichet distingue les pixels appartenant à un fond de couleur uniforme des pixels représentant un objet ou un personnage [Gal89]. Cette discrimination s'effectue grâce à la distance euclidienne entre les composantes couleur. L'auteur se propose de mesurer l'influence des systèmes de représentation sur la segmentation de 13 images contenant un sujet placé devant un fond bleu sous dif-

férents éclairages. Les systèmes analysés sont (R, G, B) , (X, Y, Z) , (U, V, W) , (U^*, V^*, W^*) , (L^*, u^*, v^*) , (L^*, a^*, b^*) , (I, S, T) , (Y, C_R, C_B) et (I_1, I_2, I_3) . La qualité des espaces étudiés est déterminée en évaluant l'histogramme des distances euclidiennes entre les composantes des pixels de l'image et la valeur moyenne des composantes des pixels d'une image du fond. Cette valeur moyenne est déterminée au cours d'un apprentissage supervisé par la sélection d'une fenêtre représentative du fond. Les systèmes (I, S, T) et (U, V, W) ne permettent pas de dissocier le fond de l'objet. De plus, le système (I, S, T) n'est pas approprié à cause de sa représentation cylindrique qui est inadaptée à l'évaluation de distances euclidiennes et à cause de la forte sensibilité de la teinte aux couleurs peu saturées. Les systèmes (R, G, B) et (X, Y, Z) ne donnent de bons résultats que si le fond ne présente pas trop d'imperfections et que si les couleurs de l'objet ne sont pas trop proches de celle du fond. La validité du système (I_1, I_2, I_3) , créé à partir d'images de scènes naturelles, n'a pu être prouvée pour des images de ce type et ce système a été abandonné. Les systèmes uniformes (U^*, V^*, W^*) , (L^*, u^*, v^*) et (L^*, a^*, b^*) de la CIE donnent de très bons résultats, mais sont particulièrement coûteux en temps de calcul. C'est pourquoi Galichet adopte finalement le système (Y, C_R, C_B) avec lequel elle obtient des résultats similaires à ceux obtenus en utilisant les systèmes uniformes, mais avec des calculs beaucoup plus rapides. Enfin, la dimension de cet espace est réduite aux seules composantes de chrominance (C_R, C_B) qui sont peu sensibles aux variations d'éclairage.

Parmi les composantes des systèmes (R, G, B) , (r, g, b) , (I, S, T) , Orteu désire déterminer les plus discriminantes afin de classer trois types de minerai pour l'exploitation de mines de sel [Ort91]. Il ajoute à cet ensemble le rapport R/G , issu d'une analyse spectrale des minerais. En effet, les différents types de minéraux peuvent être identifiés par la mesure de leur réflectance dans deux plages de longueurs d'onde proches de celles des filtres vert et rouge des caméras couleur. Il utilise une procédure d'analyse discriminante du type pas à pas de manière à déterminer les trois meilleurs attributs parmi ceux de l'ensemble $(R, G, B, r, g, b, R/G, I, S, T)$. Le critère choisi pour juger de la qualité d'un ensemble d'attributs et évaluer son pouvoir discriminant est le pourcentage de pixels bien classés par une procédure de décision utilisant des fonctions discriminantes. Ainsi, Orteu sélectionne interactivement plusieurs échantillons dont il connaît la classe d'appartenance. Ces échantillons-test sont ensuite classés et le pourcentage global d'échantillons-test bien classés est évalué à chaque pas de la procédure de sélection des attributs pour différents vecteurs d'attributs. Cette étude permet de dégager le système $(r, g, R/G)$ comme l'ensemble d'attributs ayant le plus grand pouvoir discriminant pour son application.

Brunner tente de déterminer le système de représentation de la couleur le mieux adapté à la détection des défauts dans des placages de bois parmi les six systèmes (R, G, B) , (Y', I', Q') , (I_1, I_2, I_3) , (I, S, T) , (L^*, u^*, v^*) et (L^*, a^*, b^*) [BMB⁺92]. Cette étude est étendue à 36 autres systèmes monodimensionnels et bidimensionnels car l'auteur considère aussi toutes les composantes et tous les couples de composantes qui découlent des systèmes étudiés. Pour réaliser cette

étude, l'auteur dispose d'images de placage de bois sans défaut et d'images de placage de bois avec différents types de défauts. L'outil utilisé est une analyse discriminante quadratique qui se déroule en deux étapes. Au cours d'une première phase d'apprentissage des différentes classes, un ensemble d'observations est utilisé pour déterminer les paramètres de la règle de décision nécessaires à la classification des pixels. Une seconde phase consiste à tester cette règle sur ce même ensemble. Cet ensemble est d'abord classé par un expert humain afin de pouvoir mesurer la qualité de la séparation des deux classes en comparant le nombre de pixels bien et mal classés par l'algorithme au nombre total de pixels de chacune des deux classes. Les conclusions de ces travaux montrent, tout d'abord, que le choix du système tridimensionnel a peu d'influence sur les résultats. En revanche, les auteurs constatent que deux composantes, au moins, sont nécessaires à l'analyse. Brunner conclut que la transformation du système (R, G, B) vers un autre système n'est pas justifiée et préconise l'emploi des composantes R et B qui suffisent à une bonne détection de défauts sur les placages de bois en fournissant des résultats proches de ceux obtenus avec un système tridimensionnel. Les auteurs ont aussi mené une étude similaire, mais en considérant le voisinage de chaque pixel [MBBF91]. Dans ce cas, ce sont les systèmes uniformes de la CIE qui s'avèrent les plus efficaces. De plus, la couleur codée sur seulement deux des composantes L^* et v^* ou L^* et b^* (l'une représentant la luminance et l'autre, la chrominance) suffit à obtenir une bonne détection des défauts.

La problématique soulevée par Brunner est reprise par Adel qui étudie l'influence des systèmes (R, G, B) , (I_1, I_2, I_3) , (I, S, T) , (L^*, u^*, v^*) (L^*, a^*, b^*) ainsi que des 15 couples de composantes appartenant à chacun de ces systèmes sur la détection de défauts dans des placages de bois [AWHV93, Ade94]. Une phase d'apprentissage permet de modéliser chaque classe de défaut ainsi que la classe de bois sain par leurs centres de gravité et leurs matrices de covariance, évalués dans chacun des systèmes de représentation. Ces paramètres permettent de déterminer, pour chaque classe, la distance de Mahalanobis maximale entre le centre de gravité et un point de la classe. Ainsi, Adel détermine pour chaque classe un hyperellipsoïde englobant toutes ses observations et ce, pour chaque système de représentation analysé. Ceci permet l'évaluation du pouvoir discriminant de chaque système de représentation de la couleur. En faisant varier, pour chaque classe et pour chaque système de représentation, la distance de Mahalanobis de sa valeur maximale à zéro, il considère des hyperellipsoïdes de plus en plus petits. Pour chacun d'eux, il évalue alors deux paramètres permettant de comparer, d'une part, le nombre de points appartenant à la classe considérée qui sont à l'intérieur de l'hyperellipsoïde au nombre total de points de cette classe et d'autre part, le nombre de points appartenant à la classe considérée qui sont à l'intérieur de l'hyperellipsoïde au nombre total de points situés à l'intérieur de celle-ci. L'hyperellipsoïde optimum correspond à une distance de Mahalanobis pour laquelle le produit entre ces deux paramètres est maximum. En évaluant ce produit pour chaque classe et pour chaque système de représentation de la couleur, le pouvoir discriminant du système considéré peut alors être évalué en sommant les mesures faites sur les différentes classes. L'auteur

constate alors que les systèmes étudiés, tridimensionnels ou bidimensionnels, donnent des résultats relativement proches. Afin de réduire le coût en temps de calcul, il est possible de choisir les deux meilleures composantes de chaque système sans perturber de façon significative les résultats obtenus avec les trois composantes. Adel note cependant que les systèmes (L^*, u^*, v^*) ou (L^*, u^*) et (L^*, a^*, b^*) ou (L^*, a^*) se démarquent des autres systèmes. Il conclut également que les différences observées ne justifient pas leur utilisation car leur mise en oeuvre est coûteuse en temps de calcul. Il note aussi que le système (R, G, B) est celui qui fournit les moins bons résultats. Il choisit donc le système $(I1, I2, I3)$ qui offre le meilleur compromis entre la qualité de la classification et le temps de calcul.

Liu et Yang proposent un algorithme de segmentation d'images couleur multirésolution ainsi qu'un critère numérique évaluant la qualité du résultat [LY94]. Ce critère pénalise les images sur-segmentées. Ils appliquent leur algorithme sur deux images de synthèse et deux images réelles en utilisant différents systèmes de représentation de la couleur et mesurent la qualité des résultats avec le critère proposé. Ils comparent ainsi les systèmes (R, G, B) , (I, S, T) , $(I1, I2, I3)$, (L^*, a^*, b^*) , (X, Y, Z) et (Y', I', Q') et concluent qu'il n'existe pas de système de représentation idéal pour toutes les images. Cependant, ils constatent globalement que le système $(I1, I2, I3)$ est celui qui fournit les meilleurs résultats tandis que le système (I, S, T) est le plus mauvais. En effet, quand les valeurs de R , G et B sont identiques, la teinte n'est pas définie et lorsque la somme de ces valeurs est faible, la saturation est non significative.

En vue de segmenter des images couleur, Lee compare plusieurs systèmes de représentation de la couleur en mesurant la corrélation entre leurs composantes [LCK94]. Parmi les systèmes (R, G, B) , (I, r, g) , (X, Y, Z) , (Y', I', Q') , (L^*, a^*, b^*) , (U^*, V^*, W^*) , (I, S, T) , $(I1, I2, I3)$ et $(I1, I2, I3)$ normalisé⁶, ainsi qu'un système issu d'une transformation de Karhunen-Loeve et un système de coordonnées polaires, il constate que la transformation de Karhunen-Loeve correspond au système le mieux adapté à la segmentation d'images couleur à condition que les régions à extraire soient approximativement connues a priori. Dans le cas contraire, il conclut que les systèmes $(I1, I2, I3)$ normalisé, (y_1, y_2, y_3) et (I, r, g) sont les meilleurs mais correspondent à des transformations non linéaires et peuvent donc être sensibles à de faibles variations de couleur dans certains cas. Le système le mieux adapté à la segmentation et qui correspond à des transformations linéaires est le système $(I1, I2, I3)$. Notons que Lee aboutit aux mêmes conclusions que Ohta [OKS80].

Carron étudie différents systèmes perceptuels en comparant les volumes obtenus par transformation du cube des couleurs et en observant l'évolution des informations de teinte et de chroma (ou saturation) lorsque les valeurs de R , G et B varient [Car95]. Il étudie ainsi un système (I, S, T) , un système (L, C, H) (évalué à partir du système (Y', I', Q')) et un nouveau

⁶Dans ce système, les composantes $I2$ et $I3$ sont normalisées par $I1$ qui représente une composante de luminance dans le système d'Ohta.

système perceptuel de la famille des systèmes de coordonnées polaires qu'il appelle (T, L, C) . Il montre que le cube des couleurs subit une déformation dans les systèmes (I, S, T) et (L, C, H) mais non dans le système (T, L, C) . La teinte évaluée dans le système (L, C, H) entraîne une meilleure discrimination de certaines couleurs mais au détriment de plusieurs autres. La saturation montre une évolution plus irrégulière dans le système (I, S, T) ainsi qu'une singularité à l'origine. La conclusion de ces travaux est que la transformation perceptuelle (T, L, C) proposée par l'auteur est celle qui semble la plus appropriée à la segmentation d'images couleur mais que la pertinence de l'information de teinte varie de façon croissante en fonction du niveau du chroma.

Taouil utilise les composantes issues des systèmes (R, G, B) , (r, g, b) , (I, T, S) , (A, C_1, C_2) et (L, C, H) (évalué à partir de (A, C_1, C_2)) pour définir une composante unique appelée *variable de séparation* [Tao95]. La couleur des pixels d'images dermatologiques est codée selon cette composante de séparation afin de détecter les contours de lésions naeviques. Ces mêmes composantes sont ensuite utilisées pour définir différents paramètres photométriques décrivant les différents types de lésions. Pour chacun de ces paramètres, évalués selon les différentes composantes de l'ensemble $(R, G, B, r, g, b, I, T, S, A, C_1, C_2, C, H)$, il mesure la *robustesse* (constance des paramètres pour différentes conditions d'acquisition) et le *pouvoir séparateur* (pouvoir discriminant des paramètres). La robustesse d'un paramètre est définie comme le rapport entre son étendue (caractéristique de dispersion) et sa moyenne. Elle est évaluée pour différentes conditions d'acquisition. Si la robustesse d'un paramètre reste inférieure à un seuil en faisant varier les conditions de prise de vue, ce paramètre est dit robuste. Le pouvoir séparateur est une mesure de la variation moyenne d'un paramètre en fonction du type de lésion. Cette étude lui permet de retenir un ensemble de paramètres adaptés à la classification des lésions afin de détecter automatiquement des mélanomes.

Guzman de Leon utilise l'analyse en composantes principales (ACP) afin de segmenter des images colposcopiques en couleur [Guz97]. Parmi 20 systèmes de représentation de la couleur les plus couramment utilisés, il recherche celui qui est le mieux adapté à la détection de régions d'intérêt après avoir effectué une analyse en composantes principales sur les données représentées dans chacun de ces systèmes. Le critère utilisé pour déterminer le meilleur système de représentation de la couleur repose sur la détection de régions d'intérêt (lésions) par des méthodes de regroupement. L'auteur utilise 3 méthodes différentes de regroupement ainsi que 2 combinaisons de ces méthodes et analyse 12 images colposcopiques pour la recherche du meilleur système. Une première étude sur les résultats de la segmentation lui permet de regrouper les systèmes qui donnent des résultats semblables. Il obtient 6 groupes différents. Puis, en considérant le temps de calcul et la détection des cellules, il sélectionne le meilleur système de chaque groupe. Notons que pour un des groupes, il retient deux systèmes car l'un d'eux, le système (L^*, a^*, b^*) , permet une très bonne détection mais est coûteux en temps de calcul tan-

dis, qu'avec le système (r, g, b) , la détection est un peu moins bonne mais les calculs sont plus rapides. Enfin, une nouvelle étude comparative entre les 7 systèmes retenus permet de conclure que le système le mieux adapté à la segmentation d'images colposcopiques en utilisant une analyse en composantes principales est le système (L^*, a^*, b^*) . Celui-ci peut être remplacé par le système (r, g, b) si une réduction du temps de traitement s'avère nécessaire.

Rakotomalala étudie l'influence des systèmes de représentation de la couleur sur la détection des contours des vaisseaux rétinien dans des images couleur de fond d'oeil [Rak99]. Pour cela, l'auteur construit plusieurs images test contenant un disque formé de pixels appartenant aux corps des vaisseaux et une région périphérique formée de pixels représentatifs de la rétine dépourvue de vaisseaux. Un bruit blanc gaussien est ajouté sur chaque image pour simuler le bruit pouvant provenir de l'acquisition des images. Après conversion de la couleur des pixels dans les différents systèmes (R, G, B) , (X, Y, Z) , (I_1, I_2, I_3) , (A, C_1, C_2) , (I, S, T) , (L^*, a^*, b^*) et (L^*, u^*, v^*) , un algorithme de détection de contours est appliqué sur les images test. Cet algorithme est basé sur le calcul du gradient vectoriel selon la méthode de Di Zenzo associée au filtre récursif de Deriche. La position du contour séparant les deux régions contenues dans les images test étant connue, il est alors possible d'évaluer quantitativement la qualité des contours détectés grâce au critère d'Abdou et Pratt. Ces mesures, réalisées sur une série de 10 images test, mettent en évidence que les systèmes (L^*, a^*, b^*) et (L^*, u^*, v^*) sont les mieux adaptés pour la détection des contours des vaisseaux rétiens.

Lezoray définit une méthode générale se basant sur des mesures quantitatives afin de classer les systèmes de représentation de la couleur (R, G, B) , (X, Y, Z) , (L^*, a^*, b^*) , (L^*, u^*, v^*) , (I, S, T) et le système (L, C, H) évalué à partir du système de Garbay, selon leur pertinence pour un problème donné [Lez00]. La méthode se base sur l'extraction du contraste couleur d'une image qui permet de caractériser la dispersion des couleurs vis-à-vis du problème traité. Le *contraste couleur local* est défini comme la distance euclidienne maximale entre la couleur du pixel considéré et celles de ses huit voisins. Après avoir segmenté manuellement une image d'apprentissage afin d'isoler les objets ou les zones à reconnaître, il estime le *contraste couleur global* comme la somme des contrastes couleur locaux calculés pour des pixels correspondant à des frontières entre deux régions de l'image d'apprentissage segmentée. Le système de représentation pour lequel le contraste couleur global est maximum est le mieux adapté au problème de segmentation donné. Lezoray conclut que le choix d'un système de représentation de la couleur est fortement lié au problème considéré. Il applique sa méthode à la cytologie des séreuses et à l'étude des noeuds dans les planches de bois. Dans la première application, il trouve que le système (R, G, B) est celui qui permet d'extraire au mieux les régions cytoplasmiques des images ainsi que les régions nucléaires. Dans la seconde application, le système (I, S, T) s'avère le mieux adapté pour extraire différents types de noeuds dans des images de planches de bois.

3.2.3 Conclusion

Les différents travaux que nous venons de citer ne permettent pas de dégager un système de représentation de la couleur adapté à tous les traitements et à toutes les images. Bien au contraire, nous nous sommes rendus compte que le choix d'un système est d'abord fonction de l'application considérée, c'est-à-dire du type d'image traitée. Ainsi de nombreux auteurs réalisent une étude préalable sur les images qu'ils doivent analyser en vue de déterminer le système de représentation le plus adéquat, puis ils se limitent à l'utilisation de ce système.

Les critères utilisés sont soit visuels, soit numériques et se limitent au cas des images analysées et aux algorithmes utilisés. En effet, la démarche souvent employée est de traiter une image par un algorithme puis de juger des résultats soit visuellement soit par la mesure d'un taux d'erreur. L'algorithme utilisé et le critère d'évaluation de la qualité d'un système influencent donc aussi le choix de celui-ci. Le temps de traitement lié à la transformation de l'espace (R, G, B) est souvent aussi un critère de choix.

Enfin, plusieurs auteurs constatent que le caractère tridimensionnel de la représentation de la couleur n'est pas toujours nécessaire et que deux composantes peuvent suffire pour le traitement des images couleur.

Très peu d'auteurs s'arrêtent sur le codage de la couleur des images analysées. Or, cette phase de codage peut influencer la comparaison des systèmes de représentation de la couleur. C'est pourquoi nous proposons de l'étudier dans la prochaine partie de ce chapitre.

3.3 Codage des systèmes de représentation de la couleur

Nous avons vu que la couleur des pixels est généralement codée sur 3×8 bits. Les valeurs des pixels de ces images appartiennent donc à l'intervalle de valeurs entières non signées $[0, 255] \times [0, 255] \times [0, 255]$. Lorsque nous désirons convertir une image dans un autre système de représentation de la couleur, apparaît le problème de la dynamique des valeurs transformées. En effet, si les composantes trichromatiques d'une couleur codée sur 8 bits varient entre 0 et 255, il n'en est pas forcément de même lorsqu'elles ont subi une transformation. Il se peut qu'une valeur transformée soit supérieure à 255 ou inférieure à 0 et qu'elle appartienne à un intervalle de valeurs réelles signées. Nous verrons, dans un premier temps, que cette non homogénéité peut poser plusieurs types de problèmes en traitement d'images. Dans un second temps, nous proposons une méthode de codage des systèmes de représentation de la couleur en vue de pallier ces problèmes. Enfin, nous appliquons la méthode de codage proposée aux différentes familles de systèmes que nous avons présentées au chapitre précédent, paragraphe 2.5.

3.3.1 Codage des systèmes de représentation de la couleur et analyse d'images couleur

La transformation du système (R, G, B) en un système quelconque que nous notons (T_1, T_2, T_3) où T_1 , T_2 et T_3 sont les composantes transformées, modifie souvent la dynamique des composantes couleur. Ainsi, l'intervalle de valeurs entières non signées $[0, 255]$ auquel appartiennent les valeurs de chaque composante R , G et B se transforme en un intervalle de valeurs réelles signées ayant d'autres bornes. Ceci peut poser plusieurs types de problèmes en traitement d'images tels que :

- le stockage en mémoire : les composantes des pixels d'une image couleur sont stockées sur 3×8 bits. Afin de stocker des images dont la couleur des pixels est représentée selon un système de représentation quelconque, il faut donc assurer que la transformation associée au système fournisse des valeurs entières codables sur 8 bits.
- l'affichage : dans la mémoire d'une carte vidéo, les valeurs numériques sont stockées sur 3×8 bits. Afin d'afficher des images couleur en utilisant différents systèmes de représentation, il faut coder ces images de sorte qu'elles respectent le format de la mémoire de la carte vidéo.
- l'évaluation d'histogrammes : la comparaison d'histogrammes dans différents systèmes de représentation de la couleur ne peut s'effectuer que si les modalités de ces histogrammes appartiennent au même domaine.
- le calcul de distances euclidiennes : la distance euclidienne est très utilisée aussi bien en traitement d'images qu'en colorimétrie. Elle permet d'évaluer les différences de couleur et a servi comme métrique pour la conception de plusieurs systèmes de la CIE. La comparaison de distances euclidiennes entre deux couleurs codées selon différents systèmes de représentation ne peut s'effectuer que si les axes de l'espace de représentation ont une dynamique comparable.

Toutes ces raisons prouvent la nécessité de réaliser un *codage* des systèmes de représentation de la couleur de telle sorte que la dynamique des composantes codées notées T'_1 , T'_2 et T'_3 soit la même que celle des composantes R , G et B . Ce codage, dont le principe est illustré figure 3.3, consiste à décaler, normaliser et arrondir les valeurs des composantes transformées T_1 , T_2 et T_3 tout en tenant compte des propriétés intrinsèques du système correspondant.

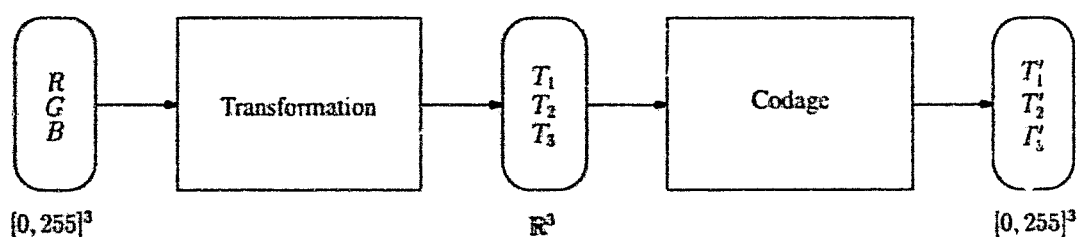


Figure 3.3 : Codage des systèmes de représentation de la couleur.

Peu d'auteurs ont abordé le codage des systèmes de représentation de la couleur dans le cadre de la segmentation d'images couleur. Les seules références dont nous avons eu connaissance sont présentées dans ce qui suit.

En 1976, Kender étudie trois composantes couleur utilisées dans l'analyse des scènes naturelles en couleur : la saturation (S), la teinte (T) et la coordonnée trichromatique (r , g ou b) [Ken76]. Une analyse statistique montre que les différentes transformations associées à ces composantes présentent des singularités, c'est-à-dire qu'il existe des valeurs du vecteur $[R\ G\ B]$ pour lesquelles ces composantes sont indéfinies ou autour desquelles il existe une forte sensibilité pour de faibles variations de couleur. De plus, il montre que, pour un ensemble de couleurs réparties uniformément dans l'espace correspondant au système (R, G, B) , les transformations proposées engendrent des répartitions non uniformes dans les espaces correspondant à de « faux » modes et de « fausses » vallées dans les histogrammes correspondants. Enfin, en faisant varier le pas de quantification des composantes R , G et B et celui des composantes transformées S , T et r , g ou b , il remarque que la discrétisation du système (R, G, B) et le codage des composantes transformées influencent significativement ces phénomènes. De ce fait, les algorithmes de segmentation d'images qui sont affectés par ces problèmes peuvent engendrer de mauvais résultats.

Nous avons vu au chapitre 2, paragraphe 2.1.3.2, que Ch'ha propose les coefficients d'une matrice de transformation du système (R, G, B) vers le système (X, Y, Z) de telle sorte que les composantes trichromatiques X , Y et Z aient la même échelle de valeurs que les composantes trichromatiques R , G et B .

Daily mesure des différences de couleur en utilisant la distance euclidienne calculée dans différents systèmes de représentation [Dai89]. Pour comparer ces mesures, il doit d'abord les normaliser.

Afin d'évaluer le comportement numérique de certains systèmes de représentation de la couleur, Shih transforme le système (R, G, B) vers d'autres systèmes de représentation dont chacune des composantes est codée dans l'intervalle $[0, 255]$. Puis il réalise la transformation inverse afin d'estimer les erreurs dues au codage et à l'inversion de ces systèmes [Shi95].

Pujas, qui étudie les systèmes perceptuels, multiplie la valeur de la saturation qui est comprise entre 0 et 1 par 255 afin d'obtenir une échelle de valeurs comprises entre 0 et 255 [Puj96].

Afin d'évaluer une mesure de contraste couleur en tout pixel d'une image codée avec n'importe quel système de représentation de la couleur, Lezoray normalise entre 0 et 255 les composantes du système considéré, ce qui lui permet de comparer ces différents systèmes par une mesure de contraste couleur global sur une image

Nous avons déjà proposé une méthode de codage des systèmes de représentation de la couleur légèrement différente de celle que nous allons présenter [VMP97]. Dans cette précédente méthode, nous introduisons la notion de *séparabilité* des composantes d'un système de représentation de la couleur. La séparabilité d'une composante par rapport aux autres est définie selon qu'elle peut être considérée, par construction, indépendamment ou non des autres composantes.

Nous proposons alors trois types de codage : le codage des systèmes pour lesquels les composantes ne sont pas séparables (systèmes de primaires), le codage des systèmes pour lesquels les trois composantes sont séparables (systèmes perceptuels et systèmes d'axes indépendants) et le codage des systèmes pour lesquels une composante est séparable des deux autres qui ne le sont pas (systèmes luminance-chrominance). Cette méthode de codage ne nous semblant pas respecter les propriétés de certains systèmes de représentation de la couleur, nous l'avons modifiée pour aboutir à la méthode que nous présentons ici.

3.3.2 Méthode de codage proposée

La figure 2.12 de la page 86 indique comment nous regroupons par familles les systèmes de représentation de la couleur en fonction de leurs propriétés. Ainsi, les systèmes de la famille des systèmes de primaires sont formés de composantes qui représentent la couleur selon le principe de la trichromie. La famille des systèmes luminance-chrominance regroupe les systèmes séparant la luminance de la chrominance. Les systèmes perceptuels caractérisent la couleur en trois composantes subjectives indépendantes les unes des autres et les systèmes d'axes indépendants décorrèlent l'information couleur. Tous ces systèmes de représentation et leurs transformations respectives sont définis en prenant comme hypothèse que la couleur est représentée par trois entités non dissociables qui respectent des propriétés physiques, psychologiques et physiologiques. La phase de codage d'un système doit s'effectuer de telle sorte que le calcul d'une distance euclidienne entre deux points représentant deux couleurs soit cohérent avec les propriétés du système considéré. L'enveloppe, le lieu, le solide ou le gamut associé à un système de représentation ne doivent pas être déformés par le codage. Ainsi, le calcul des valeurs de normalisation et de décalage doit être réalisé en considérant l'ensemble des trois composantes d'un système. Nous appellerons un tel codage, un *codage non séparé*.

Ce codage ne peut pas s'appliquer aux systèmes perceptuels car la distance euclidienne n'y a pas de sens. En effet, la composante de teinte, représentée par un angle, est périodique. Nous leur appliquerons donc un *codage séparé* où les valeurs de normalisation et de décalage sont évaluées séparément pour les trois composantes [VMP00b].

3.3.2.1 Principe et notations

Le codage d'un système de représentation de la couleur (T_1, T_2, T_3) s'effectue en plusieurs étapes successives. Il s'agit de :

- *Décaler* les valeurs des composantes de telle sorte qu'elles soient non signées. Cette opération nécessite de connaître la valeur minimale que peut prendre chacune des composantes du système considéré.
- *Normaliser* les valeurs décalées des composantes de telle sorte qu'elles appartiennent à l'intervalle $[0, 255]$. Cette opération nécessite de connaître la dynamique de chacune des composantes du système considéré, c'est-à-dire leurs valeurs maximales et minimales.

- *Arrondir* les valeurs décalées et normalisées des composantes afin d'obtenir des valeurs entières. Nous choisissons d'arrondir à l'entier le plus proche.

Pour cela, nous notons m_k la valeur minimale de la composante T_k ($k = 1, \dots, 3$) du système considéré et M_k , sa valeur maximale. La grandeur m_k permet de déterminer la valeur du décalage à effectuer. La grandeur $\Delta_k = M_k - m_k$ représente la dynamique de la composante considéré et permet de déterminer un coefficient de normalisation en fonction de la dynamique des valeurs des composantes R , G et B (en général, 255).

Un système de représentation de la couleur peut nécessiter plusieurs transformations à partir des composantes R , G et B . Par exemple, le système (L^*, a^*, b^*) est évalué à partir des composantes X , Y et Z qui sont elles-mêmes déduites des composantes R , G et B . Dans ce cas, nous considérons que les composantes L^* , a^* et b^* sont calculées à partir des composantes R , G et B sans codage intermédiaire des composantes X , Y et Z .

3.3.2.2 Codage séparé

Le codage séparé consiste à coder chaque composante T_k indépendamment des deux autres selon l'équation :

$$T'_k = (T_k - m_k) \times \frac{255}{\Delta_k}. \quad (3.1)$$

L'application du codage séparé implique que les valeurs des composantes sont multipliées par un coefficient de normalisation qui est propre à chacune des composantes, ce qui est intéressant lorsque les dynamiques des composantes d'un système sont très différentes. Nous appliquerons le codage séparé exclusivement à la famille des systèmes perceptuels.

Nous avons vu au paragraphe 2.1.3.2 du chapitre précédent que Ohta applique un codage séparé au système (X, Y, Z) . Il propose ainsi d'utiliser l'équation A.8 (illuminant C - primaires FCC). Si nous calculons les coordonnées trichromatiques x et y des primaires $[R_F]$, $[G_F]$ et $[B_F]$ après avoir réalisé un codage séparé, nous obtenons les valeurs $x_r = 0,674$ et $y_r = 0,326$ pour la primaire $[R]$, $x_g = 0,224$ et $y_g = 0,743$ pour $[G]$ et $x_b = 0,162$ et $y_b = 0,090$ pour $[B]$. De même, les coordonnées trichromatiques de l'illuminant C sont alors $x_w = 0,333$ et $y_w = 0,333$. Nous constatons qu'en appliquant un codage séparé au système (X, Y, Z) , ces coordonnées ne correspondent plus à celles présentées dans les tableaux 2.2 et 2.3 page 59. Ceci est dû au fait qu'un coefficient de normalisation différent est appliqué sur chaque ligne de la matrice de passage. Cela revient à considérer un autre blanc de référence et d'autres primaires. Les propriétés colorimétriques du système ainsi codé ne sont donc plus respectées.

De même, nous avons vu au paragraphe 2.2.1 que les systèmes perceptuellement uniformes tentent à réduire les disproportions des ellipses de MacAdam qui représentent des ensembles de couleur pour lesquelles nous ne percevons pas de différence. En réalisant un codage séparé sur ce type de système, nous appliquons, en fait, un coefficient de normalisation différent sur les transformations correspondantes. Les ellipses de MacAdam se trouvent alors modifiées et peuvent être à nouveau disproportionnées. Il faut donc prendre garde à ne pas appliquer un tel type de codage aux systèmes perceptuellement uniformes. C'est pourquoi nous proposons

d'appliquer un codage non séparé à de tels systèmes. Afin d'illustrer ce phénomène, nous avons tracé sur la figure 3.4(b), une ellipse représentée dans le système (a^*, b^*) dont les composantes sont codées avec un codage séparé. En comparant cette figure avec la figure 3.4(a), où l'ellipse est tracée dans le plan (a^*, b^*) non codé, nous constatons que les proportions de l'ellipse ainsi que son orientation ont été modifiées par le codage séparé.

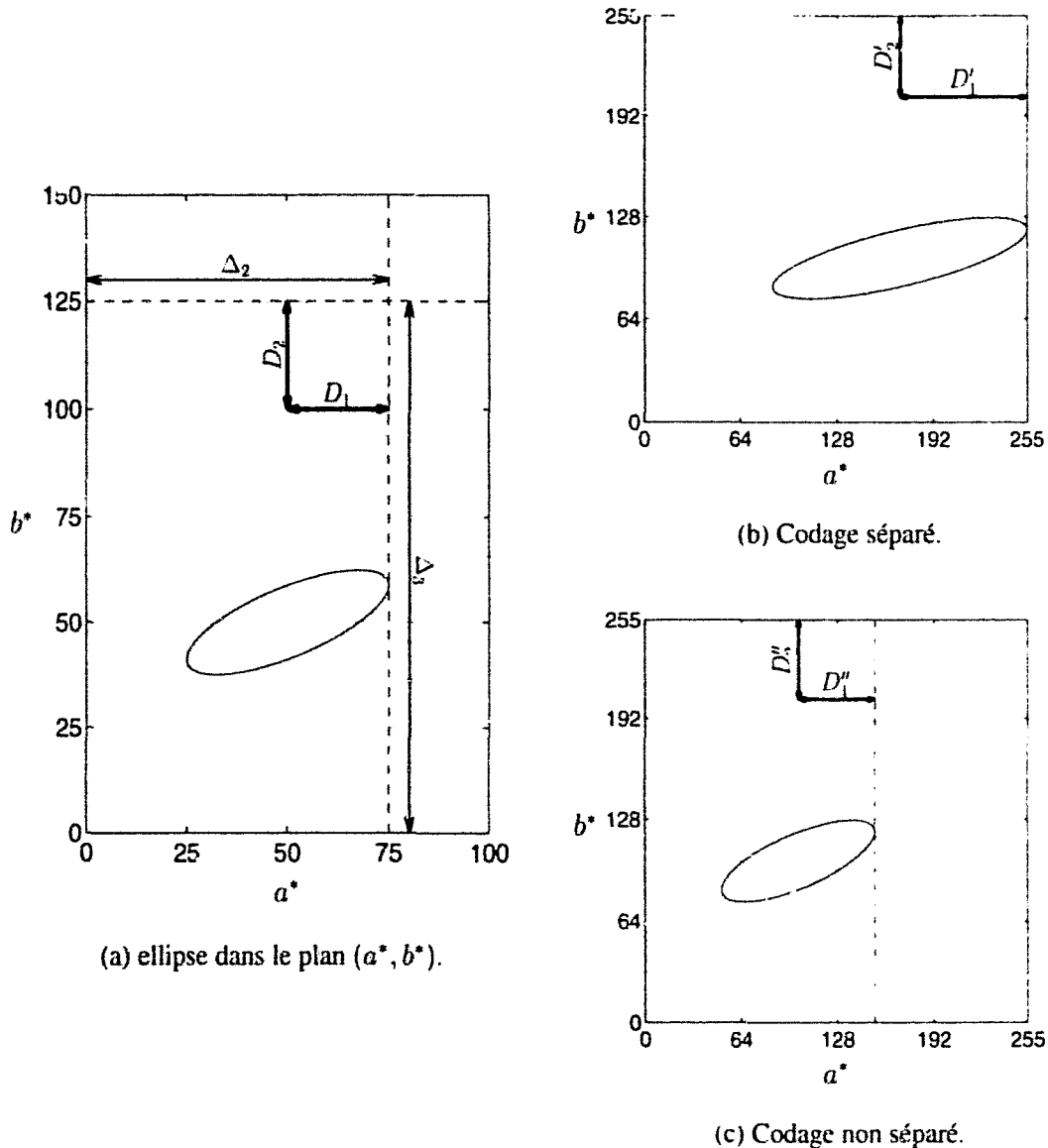


Figure 3.4 : Application des codages séparé et non séparé à une ellipse représentée dans le système (a^*, b^*) . Nous considérons donc que $(T_1, T_2, T_3) = (L^*, a^*, b^*)$. Ainsi, Δ_2 et Δ_3 correspondent respectivement à la dynamique de valeurs des composantes a^* et b^* . Les distances D_1 et D_2 sont égales dans le système (a^*, b^*) (figure 3.4(a)), ce qui signifie qu'il n'y a pas de différences perceptibles entre les couleurs correspondantes. Le codage séparé (figure 3.4(b)) modifie cette propriété ($D'_1 \neq D'_2$) alors que le codage non séparé (figure 3.4(c)) la conserve ($D''_1 = D''_2$).

3.3.2.3 Codage non séparé

Le codage non séparé consiste à coder chaque composante T_k en tenant compte des deux autres. Pour cela, il faut d'abord déterminer la composante T_k du système de représentation considéré qui présente la dynamique maximale, que nous notons Δ_{max} , telle que :

$$\Delta_{max} = \max_{T_k} (\Delta_k). \quad (3.2)$$

Le codage de chaque composante est alors réalisé selon l'équation suivante :

$$T'_k = (T_k - m_k) \times \frac{255}{\Delta_{max}}. \quad (3.3)$$

Le codage non séparé permet d'appliquer un coefficient de normalisation identique sur chacune des composantes d'un système de représentation de la couleur.

Par exemple, en appliquant le codage non séparé au système (X, Y, Z) précédent, la matrice de passage (équation A.6) devient :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0,514 & 0,147 & 0,169 \\ 0,253 & 0,497 & 0,096 \\ 0,000 & 0,056 & 0,944 \end{bmatrix}. \quad (3.4)$$

Avec cette matrice, nous obtenons $x_r = 0,67$, $y_r = 0,33$, $x_g = 0,21$, $y_g = 0,71$, $x_b = 0,14$, $y_b = 0,08$, $x_w = 0,310$ et $y_w = 0,316$, ce qui correspond bien aux valeurs données aux tableaux 2.2 et 2.3.

De même, en appliquant un tel codage aux systèmes perceptuellement uniformes, la forme des ellipses de MacAdam est conservée tandis que leurs proportions et leurs orientations peuvent être modifiées. Sur la figure 3.4(c), où un codage non séparé du système (L^*, a^*, b^*) a été appliqué, nous observons que ni l'orientation ni les proportions des ellipses ne sont modifiées. Elles ont simplement subies une homothétie. Ainsi deux couleurs qui sont à égale distance d'une autre couleur, reste à égale distance de cette couleur après codage, ce qui n'est pas le cas en utilisant un codage séparé.

Afin de respecter leurs propriétés colorimétriques, nous préconisons d'appliquer le codage non séparé aux familles des systèmes de primaires, des systèmes luminance-chrominance et aux systèmes d'axes indépendants.

Il peut cependant paraître paradoxal d'appliquer le codage non séparé aux systèmes d'axes indépendants que nous avons présentés au chapitre 2. La transformation du système (R, G, B) vers un tel type de système s'effectue grâce à une matrice de passage. Le codage non séparé consiste donc à normaliser, avec le même coefficient, chaque ligne de la matrice, ce qui permet de la conserver à un facteur de normalisation près. Un codage séparé aurait modifié la matrice de passage par l'application d'un coefficient de normalisation différent sur chaque ligne, et donc, le système en découlant.

3.3.3 Application

Nous appliquons le codage séparé aux systèmes perceptuels et le codage non séparé aux systèmes de primaires, aux systèmes luminance-chrominance et aux systèmes d'axes indépendants. Pour les différents systèmes (T_1, T_2, T_3) appartenant à ces familles, nous calculons les valeurs m_k et M_k que nous consignons en annexe dans un tableau où figurent aussi les valeurs des composantes des vecteurs couleur $[R_{m_k} \ G_{m_k} \ B_{m_k}]$ et $[R_{M_k} \ G_{M_k} \ B_{M_k}]$ correspondant respectivement à m_k et M_k . Pour le codage non séparé, nous y ajouterons aussi la valeur Δ_{max} . Un modèle de ce tableau est donné tableau 3.1.

	T_1			T_2			T_3		
m_k	m_1	$[R_{m_1} \ G_{m_1} \ B_{m_1}]$		m_2	$[R_{m_2} \ G_{m_2} \ B_{m_2}]$		m_3	$[R_{m_3} \ G_{m_3} \ B_{m_3}]$	
M_k	M_1	$[R_{M_1} \ G_{M_1} \ B_{M_1}]$		M_2	$[R_{M_2} \ G_{M_2} \ B_{M_2}]$		M_3	$[R_{M_3} \ G_{M_3} \ B_{M_3}]$	
Δ_{max}	$\max(\Delta_1, \Delta_2, \Delta_3)$								

Tableau 3.1 : Codage d'un système (T_1, T_2, T_3).

Il faut noter que plusieurs vecteurs couleur différents peuvent conduire à une même valeur extrême m_k ou M_k . Par exemple, différentes combinaisons du vecteur $[R \ G \ B]$ mènent à la valeur maximale M_1 de la composante r du système (r, g, b) . Ainsi, pour les combinaisons $[1 \ 0 \ 0]$, $[128 \ 0 \ 0]$ ou encore $[255 \ 0 \ 0]$, nous obtenons $M_1 = 1$. Dans ce cas, nous nous limiterons à ne fournir qu'un seul de ces vecteurs dans le tableau 3.1.

Par ailleurs, il est fréquent que ce vecteur couleur corresponde à la couleur noire ($[0 \ 0 \ 0]$) ou blanche ($[255 \ 255 \ 255]$). Même si cela peut paraître évident, nous spécifierons tout de même ces vecteurs.

3.3.3.1 Systèmes de primaires

Systèmes (R, G, B)

Le système (R, G, B) est le système de représentation de la couleur dans lequel les images sont numérisées. Les valeurs des composantes R, G et B dépendent donc du système d'acquisition utilisé. Lorsque les composantes de ce système sont codées sur 8 bits, leurs valeurs varient entre 0 et 255 et il n'y a donc aucun codage à réaliser. En revanche, il est possible de convertir le système (R, G, B) correspondant au dispositif d'acquisition vers un autre système (R_*, G_*, B_*) , par exemple, celui de la CIE. Nous avons vu au paragraphe 2.1.2 que cette conversion s'effectue par une matrice de passage et peut donc engendrer des valeurs négatives ou supérieures à 255. Dès lors, il convient de réaliser un codage des composantes en tenant compte des propriétés colorimétriques des pixels de l'image en utilisant un codage non séparé.

Les valeurs de chacune des composantes du système normalisé (r, g, b) sont comprises dans l'intervalle $[0, 1]$. La dynamique de ces composantes est de 1 et il suffit donc de réaliser une normalisation en multipliant par 255 les valeurs de chacune de ces composantes. Notons que ce système possède une singularité pour les coordonnées $R = G = B = 0$ puisque, dans ce cas, les valeurs de r, g et b ne sont pas définies et nous poserons donc $r = g = b = 0$.

Système (X, Y, Z)

Les matrices de passage permettant la transformation du système (R, G, B) vers le système (X, Y, Z) (voir paragraphe 2.1.3.1 du chapitre 2) n'ont pas de coefficients négatifs. De ce fait, les valeurs des composantes X, Y et Z sont toujours positives. Il n'y a donc pas nécessité d'un décalage car $m_k = 0$ pour $R = G = B = 0$. En revanche, il arrive que la somme des coefficients d'une ligne de la matrice soit supérieure à 1, ce qui signifie que, dans ce cas, les valeurs de la composante associée à cette ligne peuvent être supérieures à 255, les valeurs des composantes X, Y, Z étant maximales pour le blanc de référence, c'est-à-dire pour : $R = G = B = 255$. Comme la conversion d'un système (R_*, G_*, B_*) vers le système (X, Y, Z) correspondant à un changement de primaires, nous appliquons au système (X, Y, Z) un codage non séparé.

L'application d'un codage séparé ou non sur un système issu d'une transformation matricielle a pour effet de changer les coefficients de la matrice de passage. C'est le cas, par exemple, de la transformation de l'équation A.8 proposée par Ohta que nous avons ainsi qualifiée de normalisée.

Pour les différentes matrices de passage présentées aux paragraphes 2.1.3.1, qui correspondent à différentes primaires et différents blancs de référence, c'est-à-dire à différentes configurations, nous avons déterminé les valeurs nécessaires au codage des composantes du système (X, Y, Z) que nous présentons dans le tableau B.1 de l'annexe B.1.1. En ce qui concerne le système normalisé (x, y, z) , nous donnons dans le tableau B.2 de l'annexe B.1.2 les valeurs nécessaires au codage non séparé des composantes x, y et z pour différentes configurations du système (X, Y, Z) . De même que pour le système (r, g, b) , les composantes du système (x, y, z) ne sont pas définies pour $R = G = B = 0$. Pour ce cas, nous poserons donc : $x = y = z = 0$. De plus, les valeurs de x, y et z sont toujours positives et donc m_k est fixé à 0.

Nous pouvons remarquer que chacune des composantes x, y et z présente une valeur maximale respectivement pour les primaires rouge, vert et bleu. De plus, pour les cas correspondant aux équations A.3, A.4 et A.5, les valeurs de M_k sont égales. Ceci s'explique simplement par le fait que ces trois équations correspondent au même système de primaires. Elles ne se distinguent que par l'illuminant choisi.

3.3.3.2 Systèmes luminance-chrominance

Nous appliquons aux systèmes luminance-chrominance un codage non séparé afin de ne pas modifier leurs propriétés. De plus, certains systèmes de cette famille correspondent à des transformations linéaires, significatives d'un changement de primaires.

Nous présentons tout d'abord, dans les tableaux B.3 et B.4 des annexes B.2.1 et B.2.2, les valeurs nécessaires au codage des systèmes uniformes de la CIE (L^*, a^*, b^*) et (L^*, u^*, v^*) qui tiennent compte de différentes configurations (primaires et blanc de référence).

Le tableau B.5, de l'annexe B.2.3, contient les valeurs nécessaires au codage des autres systèmes luminance-chrominance que nous avons présentés au chapitre précédent.

Ces tableaux nous indiquent les couleurs pour lesquelles les valeurs m_k et M_k sont atteintes. Ces couleurs caractérisent l'opposition de couleurs associée au système considéré. Par exemple, nous savons que le système de Ballard correspond à des oppositions noir-blanc, vert-rouge et jaune-bleu. Ceci est vérifié dans le tableau B.5 où les valeurs de m_k et M_k correspondent effectivement aux couleurs noir, blanc, vert, rouge, jaune et bleu.

3.3.3.3 Systèmes perceptuels

Nous appliquons aux systèmes perceptuels un codage séparé car la distance euclidienne n'a pas de sens pour ces systèmes. Nous étudions donc séparément le codage de chacune des composantes des systèmes perceptuels.

Notons que les composantes de luminance et de teinte sont exprimées aussi bien dans les systèmes perceptuels de coordonnées polaires (L, C, H) que dans les autres systèmes de perception humaine de la couleur (I, S, T) . En revanche, le niveau de coloration est défini par le chroma pour les systèmes (L, C, H) et par la saturation pour les systèmes (I, S, T) .

La luminance

La composante de luminance d'un système (L, C, H) est définie dans le système luminance-chrominance qui lui correspond. De ce fait, elle a déjà été présentée dans le paragraphe précédent. Ainsi, les valeurs nécessaires au codage des composantes de luminance apparaissent dans les tableaux B.3, B.4 et B.5 des annexes B.2.1, B.2.2 et B.2.3. Seule l'équation de codage est différente. En effet, la luminance des systèmes perceptuels est codée séparément des autres composantes tandis qu'elle est codée de manière dépendante pour les systèmes luminance-chrominance. Cette différence de mode de codage s'explique par le fait que le choix du codage ne peut s'établir qu'au niveau des systèmes de représentation. Ainsi, le codage ne doit pas modifier leurs propriétés.

Nous remarquons que la luminance des systèmes uniformes (L^*, a^*, b^*) et (L^*, u^*, v^*) de la CIE est la même, quelle que soit la configuration. Il en est de même avec la luminance Y' des systèmes de télévision (Y', I', Q') et (Y', U', V') . Enfin l'équation de luminance des systèmes de Ballard et de Carron étant la même, le codage appliqué est identique.

Le chroma

Le chroma est une information définie seulement pour les systèmes perceptuels (L, C, H) . Par définition, il possède toujours une valeur positive ou nulle. Son codage se résume donc à normaliser et à arrondir ses valeurs. Nous présentons dans le tableau B.6 de l'annexe B.3.1 les valeurs nécessaires au codage du chroma évalué à partir des systèmes (L^*, a^*, b^*) et (L^*, u^*, v^*) de la CIE dans différentes configurations. Le tableau B.7 de l'annexe B.3.1 fournit les valeurs nécessaires au codage du chroma évalué à partir des autres systèmes luminance-chrominance que nous avons présentés.

Nous remarquons dans le tableau B.7 que certaines valeurs extrêmes sont les mêmes mais ne correspondent pas à la même couleur. En effet, si deux systèmes ont une dynamique identique, il est normal que les valeurs de M_k soient égales si celles de m_k le sont. Cependant, il n'y a aucune raison pour que cette valeur de M_k corresponde à la même couleur dans les deux systèmes considérés.

La saturation

La saturation est une information définie seulement pour les systèmes perceptuels (I, S, T) . Les composantes de saturation varient dans l'intervalle $[0, 1]$, sauf celle évaluée à partir du système (L^*, u^*, v^*) . Leur codage ne nécessite donc qu'une normalisation grâce à une multiplication avec 255. Pour S_{uv}^* , nous présentons dans le tableau B.8 de l'annexe B.3.2 les valeurs nécessaires à son codage pour différentes configurations. Rappelons que la saturation n'existe pas dans le système (L^*, a^*, b^*) .

La teinte

Le codage de la composante de teinte est relativement simple dans la plupart des cas. En effet, cette composante correspond à un angle qui se calcule souvent par une fonction trigonométrique inverse de telle sorte que ses valeurs soient comprises dans l'intervalle $[0, 2\pi]$. Notons que selon la fonction utilisée, nous avons vu qu'il est nécessaire de réaliser une opération permettant de faire coïncider les valeurs de la composante de teinte avec cet intervalle. Il est possible d'évaluer la teinte sans passer par les fonctions trigonométriques comme le montrent les équations 2.62, 2.68 et 2.72. Dans ce cas, la valeur de la teinte est comprise dans l'intervalle $[0, 1]$ ou $[0, 6]$. Il est donc facile d'effectuer le codage de la composante de teinte toujours positive par une simple normalisation.

Les différentes équations permettant d'évaluer la teinte montrent que cette information est périodique. Ceci est dû à notre perception de la couleur où il n'y a pas de relation d'ordre entre les teintes. En effet, il est absurde, par exemple, d'affirmer que le rouge a une teinte plus forte que le bleu. Par contre, nous pouvons comparer deux niveaux de luminance ou de saturation. La teinte peut donc être repérée par un angle mesuré par rapport à une teinte de référence qui correspond en général à la couleur rouge qui a donc une teinte de valeur nulle. Mais du fait de sa périodicité, le rouge correspond aussi à une teinte de valeur 255. Considérons deux couleurs, une ayant une teinte de valeur 0 et l'autre, une teinte de valeur 255. L'écart de teinte est alors maximal alors que ces deux couleurs sont perceptuellement très proches l'une de l'autre.

Pujas, qui a étudié les transformations perceptuelles, propose l'utilisation d'une algèbre périodisée pour mesurer les différences entre deux valeurs de teinte ainsi que leur barycentre [Puj96]. De même, la formule de la différence de teinte proposée par la CIE ne correspond pas directement à la distance euclidienne entre deux valeurs de teinte [CIE86, CIE95].

Remarques

Plusieurs auteurs ont étudié les systèmes perceptuels. Nous retiendrons essentiellement les travaux de Kender [Ken76] et de Ohta [OKS80] et plus récemment ceux de Pujas [Puj96] et de Carron [Car95]. Les principales conclusions de ces travaux sont identiques. En effet, les auteurs constatent que la teinte est sensible à de petites variations de la saturation lorsque celle-ci est faible. De même, la saturation est sensible à de petites variations de l'intensité lorsque celle-ci est faible. De ce fait, ils recommandent de n'utiliser les informations de teinte et de saturation que sous certaines conditions.

3.3.3.4 Systèmes d'axes indépendants

Bien que les composantes des systèmes d'axes indépendants soient, par définition, indépendantes, les transformations du système (R, G, B) vers ceux que nous avons étudiés au chapitre 2 s'effectuent à l'aide de matrices de passage. Nous leur appliquons donc un codage non séparé.

Nous étudions ici exclusivement le codage du système $(I1, I2, I3)$ d'Ohta qui est un système d'axes indépendants. La composante $I1$ correspond à une information de luminance et les composantes $I2$ et $I3$ représentent chacune une opposition de couleurs, donc une information de chrominance. De ce fait, il est tout à fait possible d'assimiler ce système à un système luminance-chrominance et d'évaluer les composantes de chroma et de teinte. Un tel système (L, C, H) a déjà été utilisé par Berry [Ber87]. Ce système (L, C, H) sera codé avec un codage séparé.

Le tableau B.9 de l'annexe B.4.1 et le tableau B.10 de l'annexe B.4.2 indiquent les valeurs nécessaires au codage du système $(I1, I2, I3)$ ainsi qu'au codage des composantes de chroma et de luminance du système (L, C, H) qui lui sont associées. La composante de teinte étant un angle, une simple normalisation suffit à son codage.

Nous pouvons remarquer dans le tableau B.9 que les trois composantes du système d'Ohta ont la même dynamique. Nous en concluons que nous pouvons appliquer les deux types de codage à ce système.

3.4 Conclusion

Ce troisième chapitre est consacré à l'exploitation de la couleur pour l'analyse d'images numériques.

Dans un premier temps, nous avons présenté la chaîne d'acquisition et d'affichage d'images couleur. Deux points essentiels se dégagent de cette partie :

- un calibrage colorimétrique de la chaîne d'acquisition des images couleur est nécessaire pour que la couleur des objets observés par une caméra soit correctement représentée dans les images acquises.

- la connaissance des conditions d'acquisition des images couleur nécessite de spécifier le blanc de référence utilisé, l'éclairage employé et les fonctions colorimétriques des capteurs qui permettent de choisir les transformations adaptées vers d'autres systèmes de représentation de la couleur.

L'influence du choix du système avec lequel la couleur des pixels est représentée, sur des résultats d'analyse automatique d'images, a été traité dans la deuxième partie de ce chapitre. À la lecture des nombreux travaux parus sur ce thème, nous retenons qu'il n'existe pas un système de représentation qui soit mieux adapté que les autres à tous les algorithmes de segmentation ou d'analyse d'images. La détermination du système le mieux adapté dépend du contenu des images à traiter, mais également des critères retenus pour les comparer.

Afin de comparer les systèmes de représentation, nous avons montré qu'il est nécessaire d'effectuer un codage de la couleur qui respecte les propriétés de ces systèmes. Cet aspect, souvent négligé par les auteurs qui traitent de l'analyse d'images, fait l'objet de la troisième partie de ce chapitre. Nous y avons présenté notre méthode de codage, dont la principale caractéristique est qu'elle conserve la forme du gamut associé à chaque système.

Dans le chapitre suivant, nous proposons une méthode qui détermine un système de représentation de la couleur qui est le mieux adapté à un problème spécifique de traitement d'images.

Chapitre 4

Détermination d'un espace d'attributs colorimétriques

Dans le chapitre précédent, nous avons évoqué l'influence du choix du système de représentation dans lequel est codée la couleur sur les résultats fournis par des méthodes d'analyse d'images. Malgré de nombreuses études menées sur ce thème, nul ne peut affirmer quel est le système de représentation de la couleur qui s'avère le mieux adapté à l'analyse d'images couleur.

Afin d'apporter une contribution à ce problème, nous présentons, dans ce chapitre, une approche originale qui détermine un *espace couleur hybride* adapté à un problème spécifique de segmentation d'images couleur. Nous verrons que cet espace de représentation est composé de composantes couleur n'appartenant pas toutes au même système de représentation. Comme nous nous placerons dans le cadre de la segmentation d'images couleur par classification de pixels, notre démarche, présentée dans la première partie de ce chapitre, consiste à prendre en compte le pouvoir discriminant des composantes des différents systèmes de représentation de la couleur pour ne retenir que les meilleurs au sein d'un même système, l'espace couleur hybride.

Cette approche est ensuite généralisée, dans la deuxième partie de ce chapitre, à la détermination d'un *espace d'attributs colorimétriques*. Cet espace est constitué des meilleurs attributs sélectionnés parmi un ensemble d'attributs de texture couleur se calculant dans le voisinage des pixels. La sélection des attributs s'effectue selon un critère informationnel.

Tout au long de ce chapitre, nous illustrons notre approche au travers d'un exemple précis tiré de l'application sur laquelle nous avons travaillé. Nous rappelons que notre travail s'inscrit dans la conception d'un système de suivi de joueurs de football par analyse dynamique de séquences d'images couleur de matchs de football. Notre contribution porte sur l'extraction et la classification des pixels représentant les joueurs que nous nommerons les *pixels joueur*. C'est cette étape de traitement « bas-niveau » qui permettra alors d'effectuer ultérieurement le suivi de chacun des joueurs. Dans notre exemple, l'acquisition des images de la séquence présentée est réalisée à l'aide d'une caméra couleur fixe visant le terrain de jeu. Nous considérons quatre joueurs portant des tenues de couleurs et de textures différentes, ce qui nous permet de traiter un cas avec 4 classes de pixels joueur (voir figure 4.1). Les images furent acquises en plein

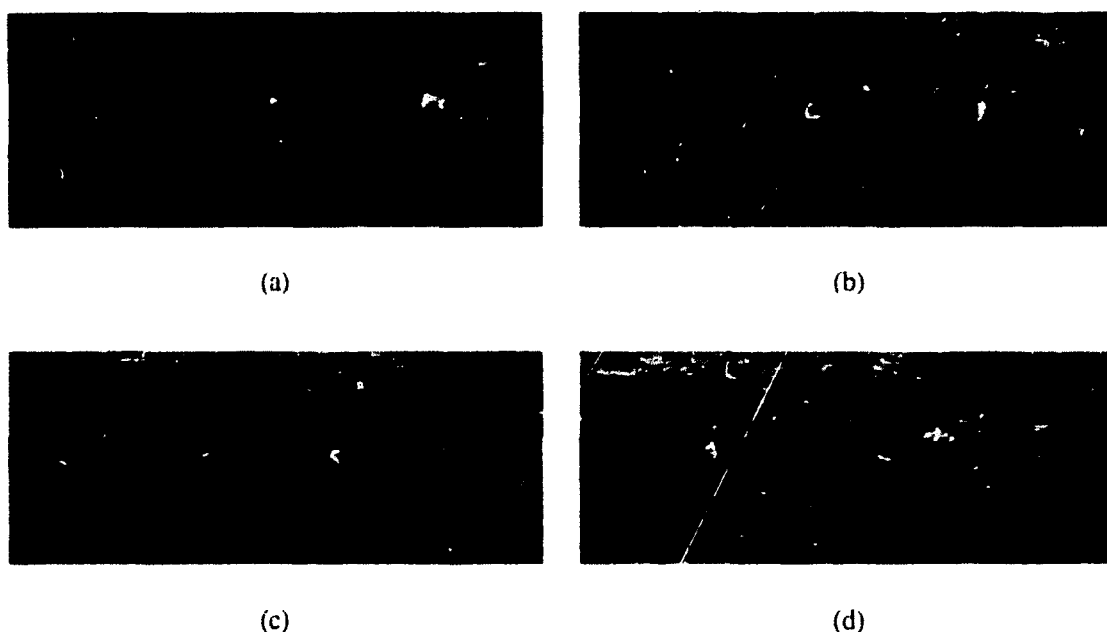


Figure 4.1 : Exemples d'images couleur extraites d'une séquence où apparaissent 4 joueurs portant des tenues différentes.

après-midi par temps ensoleillé au moyen d'une caméra couleur tri-CCD SONY DXC-750P. Les conditions d'expérimentation et le manque d'information sur la caméra ne permettent pas d'effectuer un calibrage précis de celle-ci. Pour réaliser le calibrage couleur de cette caméra, nous avons choisi les paramètres qui nous semblent les mieux adaptés à ce cas, à savoir l'illuminant D_{65} comme blanc de référence et les primaires R_C , G_C et B_C de la CIE, ce qui donne lieu à la matrice de passage du système (R, G, B) de la caméra au système (X, Y, Z) :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0,431 & 0,342 & 0,178 \\ 0,222 & 0,707 & 0,071 \\ 0,020 & 0,130 & 0,939 \end{bmatrix}. \quad (4.1)$$

4.1 L'espace couleur hybride

Afin de segmenter une image particulière ou des images ayant des caractéristiques communes (plusieurs images de la même scène observées à des instants différents ou selon des directions de prises de vue différentes), nous présentons dans ce paragraphe une approche générale qui permet de constituer un espace couleur hybride dans lequel les classes des pixels en présence sont le mieux individualisées au sens d'un critère informationnel précis.

Dans le paragraphe 4.1.1, nous dressons une liste de composantes couleur à analyser que nous regrouperons au sein d'un espace multidimensionnel.

Afin de déterminer les composantes couleur les plus discriminantes, nous avons besoin d'un échantillon d'apprentissage composé d'observations issues d'un ensemble d'individus dont nous connaissons la classe d'appartenance a priori. Cet échantillon d'apprentissage nous

permettra d'évaluer le pouvoir discriminant d'un espace couleur. Au paragraphe 4.1.2, nous indiquerons donc comment construire l'échantillon d'apprentissage.

La détermination d'un espace couleur hybride est basée sur une méthode d'analyse de données et plus particulièrement d'analyse discriminante. En effet, nous utilisons une procédure de sélection pas à pas associée à un critère informationnel mesurant le pouvoir discriminant d'un espace d'attributs. Nous verrons en quoi consiste cette procédure de sélection itérative au paragraphe 4.1.3 avant de présenter, au paragraphe 4.1.4, les critères informationnels qui peuvent lui être associés.

Plusieurs paramètres peuvent influencer la détermination d'un espace couleur hybride. Nous étudierons donc plus en détail le rôle de ces différents paramètres au paragraphe 4.1.5 avant de présenter les précautions à prendre avec une telle approche au paragraphe 4.1.6.

4.1.1 Les composantes couleur

Parmi l'ensemble des systèmes de représentation de la couleur déduits du système (R, G, B) , nous retenons les plus couramment utilisés, c'est-à-dire ceux présentés dans le chapitre 2 :

- les systèmes de primaires :
 - le système (R, G, B)
 - le système (r, g, b)
 - le système (X, Y, Z) de la CIE
 - le système (x, y, z) de la CIE
- les systèmes luminance-chrominance :
 - les systèmes perceptuellement uniformes de la CIE (L^*, a^*, b^*) et (L^*, u^*, v^*)
 - les systèmes de télévision (Y', I', Q') et (Y', U', V')
 - le système de Garbay (A, C_1, C_2)
 - le système de Ballard (wb, rg, by)
 - le système de Carron (Y, Ch_1, Ch_2)
- les systèmes perceptuels :
 - les systèmes humains de perception de la couleur (I, H, S) . Nous avons vu au chapitre 2 qu'il existe plusieurs formulations de ces systèmes.
 - les systèmes de coordonnées polaires. Ils sont évalués à partir des systèmes luminance-chrominance cités ci-dessus et du système d'axes indépendants présenté ci-dessous.
- un système d'axes indépendants :
 - le système d'Ohta $(I1, I2, I3)$

Nous proposons de regrouper les N_r composantes couleur issues de ces systèmes de représentation de la couleur dans un espace couleur multidimensionnel Π . Pour notre étude, Π est composé de 58 composantes couleur qui sont recensées dans le tableau 4.1.

D'autres systèmes ont été présentés dans les chapitres 2 et 3 mais ils n'ont pas été adjoints à la liste ci-dessus car nous ne les avons pas implantés. La liste que nous proposons n'est donc pas exhaustive mais rassemble les systèmes les plus utilisés dans la littérature.

Composante couleur	Composante couleur	Composante couleur
$R \dagger \emptyset$	$x \dagger \emptyset$	$U' \dagger \emptyset$
$G \dagger \emptyset$	$y \dagger \emptyset$	$V' \dagger \emptyset$
$B \dagger \emptyset$	$z \dagger \emptyset$	$C_{ab}^* \dagger \emptyset$
$r \dagger \emptyset$	$L^* \dagger \emptyset \times$	$h_{ab} \dagger \emptyset$
$g \dagger \emptyset$	$a^* \dagger \emptyset$	$C_{uv}^* \dagger \emptyset$
$b \dagger \emptyset$	$b^* \dagger \emptyset$	$h_{uv} \dagger \emptyset$
$I1$ (eq. 2.34) $\dagger \emptyset \times$	$u^* \dagger \emptyset$	$C_{Gar} \dagger \emptyset$
$I4$ (eq. 2.65) $\dagger \emptyset \times$	$v^* \dagger \emptyset$	$H_{Gar} \dagger \emptyset$
$I5$ (eq. 2.73) $\dagger \emptyset \times$	$A \dagger \emptyset \times$	$C_{Bal} \dagger \emptyset$
$S1$ (eq. 2.53) $\dagger \emptyset \times$	$C_1 \dagger \emptyset$	$H_{Bal} \dagger \emptyset$
$S2$ (eq. 2.50) $\dagger \emptyset \times$	$C_2 \dagger \emptyset$	$C_{Car} \dagger \emptyset$
$S3$ (eq. 2.66) $\dagger \emptyset \times$	$rg \dagger \emptyset$	$H_{Car} \dagger \emptyset$
$S4$ (eq. 2.74) $\dagger \emptyset \times$	$by \dagger \emptyset$	$C_{Ohta} \dagger \emptyset$
S_{uv}^* (eq. 2.76) $\dagger \emptyset \times$	$Ch_1 \dagger \emptyset$	$H_{Ohta} \dagger \emptyset$
$T1$ (eq. 2.58) $\dagger \emptyset \times$	$Ch_2 \dagger \emptyset$	$C_{IQ} \dagger \emptyset$
$T2$ (eq. 2.68) $\dagger \emptyset \times$	$I2 \dagger \emptyset$	$H_{IQ} \dagger \emptyset$
$T3$ (eq. 2.62) $\dagger \emptyset \times$	$I3 \dagger \emptyset$	$C_{UV} \dagger \emptyset$
$X \dagger \emptyset$	$Y' \dagger \emptyset \times$	$H_{UV} \dagger \emptyset$
$Y \dagger \emptyset$	$I' \dagger \emptyset$	
$Z \dagger \emptyset$	$Q' \dagger \emptyset$	

Tableau 4.1 : Espace couleur multidimensionnel Π . Le symbole \dagger indique que la composante est issue d'une transformation linéaire des composantes R , G et B tandis que le symbole \times indique qu'il s'agit d'une transformation non linéaire. Afin de distinguer le codage séparé du codage non séparé que nous avons présentés au chapitre 3 et qui sont appliqués aux composantes couleur, nous utilisons respectivement les symboles \times et \emptyset . Les composantes $I1$, L^* , A et Y' peuvent être codées des deux manières comme nous l'avons souligné au chapitre 3, page 117.

Il n'est pas question de tenter de classer des pixels dont la couleur serait représentée par toutes les composantes de l'espace Π . En effet, la grande dimension d'un tel espace implique une redondance d'informations, une augmentation du bruit et une accentuation du temps de calcul. Il est donc nécessaire de réduire la dimension de l'espace de représentation en sélectionnant les composantes couleur les plus discriminantes vis-à-vis des classes de pixels en présence. Cette sélection est fondée sur une connaissance a priori des classes de pixels, construites grâce à un apprentissage supervisé.

4.1.2 Apprentissage supervisé

Afin de construire un échantillon d'apprentissage Ω , il est nécessaire de disposer d'une ou plusieurs *images d'apprentissage* dans lesquelles sont présents les pixels représentant les différents objets à distinguer. Ces images subissent un prétraitement afin d'extraire les pixels représentant les joueurs. Le terrain de jeu est donc préalablement supprimé de façon automatique par un prétraitement présenté au chapitre 5. Les pixels ainsi extraits sont appelés les *pixels joueur*.

Afin de disposer d'un échantillon d'apprentissage qui permette la construction de l'espace

couleur hybride et d'un échantillon test à partir duquel nous pouvons mesurer l'efficacité de notre approche, les images couleur prétraitées sont divisées en deux séries. Ainsi, ce sont les premières images de la séquence qui constituent l'échantillon d'apprentissage (voir figure 4.2).

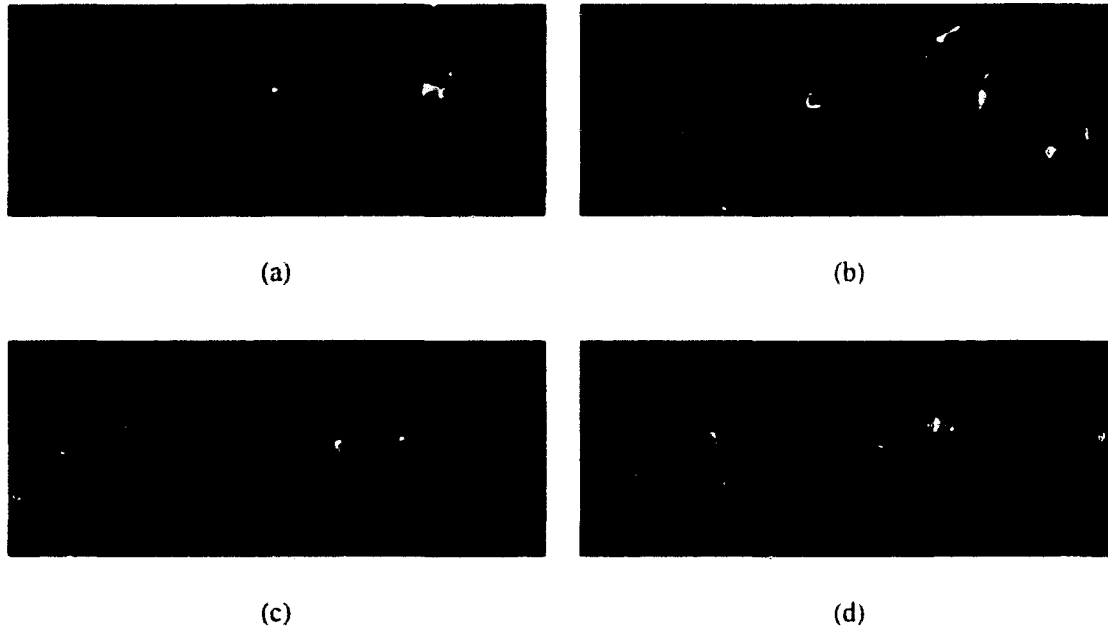


Figure 4.2 : Exemple d'images d'apprentissage : Les images 4.2(a) à 4.2(d) sont le résultat d'un prétraitement consistant à extraire les pixels joueur des images originales en supprimant ceux représentant le terrain. Les pixels représentant les joueurs appartiennent à quatre classes de pixels joueur différentes.

L'apprentissage supervisé consiste à sélectionner interactivement des fenêtres dans lesquelles sont contenues des régions correspondant aux objets dont nous connaissons la classe d'appartenance. Dans le cadre de notre application, nous appelons ces fenêtres, les *fenêtres joueur*. Chacune de ces fenêtres ne contient que des pixels joueur représentatifs d'un seul joueur. Nous notons $W_{f,j}$ la $f^{\text{ème}}$ fenêtre joueur sélectionnée pour la classe C_j . Pour chacune des N_C classes C_j de pixels joueur, nous sélectionnons le même nombre N_W de fenêtres joueur. Les joueurs contenus dans ces fenêtres se présentent dans différentes positions par rapport à la caméra (de dos, de face ou de côté) et à différentes distances de la caméra. Ils effectuent différents types d'actions (courir, sauter, shooter, ...). La figure 4.3 indique comment nous sélectionnons de manière interactive les fenêtres joueur à partir de différentes images d'apprentissage et la figure 4.4 montre l'ensemble des fenêtres joueur que nous avons sélectionnées pour notre exemple. Par expérience, nous avons jugé qu'au moins cinq fenêtres joueur par classe doivent être sélectionnées pour être représentatives des cas de figure évoqués précédemment [VMVP97, VMV97, VMP97, VMP98a, VMP98b, VMP00a, VMP00c, VMP00b].

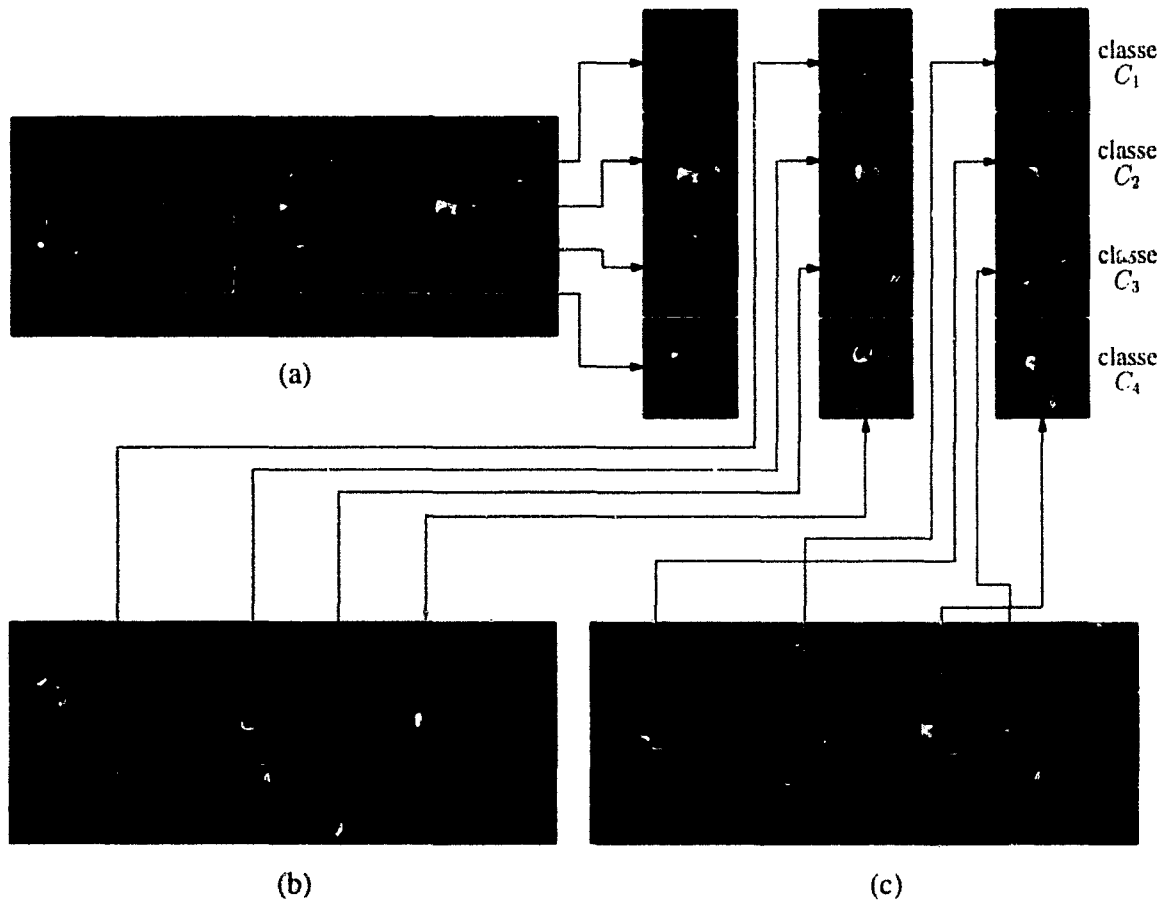


Figure 4.3 : Les fenêtres joueur sont sélectionnées interactivement à partir d'un ensemble d'images d'apprentissage.

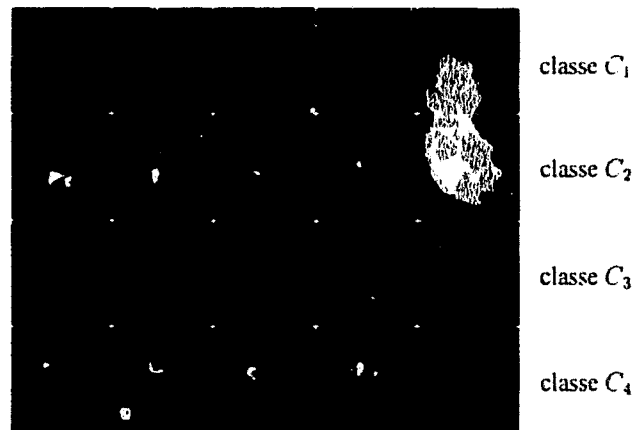


Figure 4.4 : Ensemble des fenêtres joueur sélectionnées pour notre exemple.

Dans chacune des fenêtres joueur $W_{f,j}$, nous prélevons ensuite aléatoirement un nombre N_O de pixels joueur. Durant cette phase, nous prenons soin à ce qu'un pixel joueur ne soit pas prélevé plus d'une fois et à ce qu'il y ait le même nombre de pixels joueur prélevés dans chaque fenêtre joueur. La figure 4.5 montre les 50 pixels joueur prélevés aléatoirement pour chacune des fenêtres joueur sélectionnées de la figure 4.4.

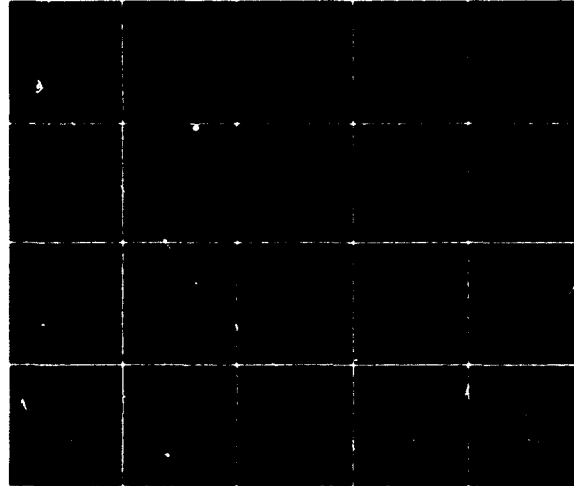


Figure 4.5 : Échantillon d'apprentissage constitué de 50 pixels joueur distincts prélevés de façon aléatoire pour chacune des fenêtres joueur.

Nous considérons qu'un pixel joueur P appartenant à la classe C_j et prélevé aléatoirement représente la $i^{\text{ème}}$ observation de la classe C_j que nous notons $\omega_{i,j}$. Pour chaque classe C_j , il est prélevé $N_w = N_O \times N_W$ observations où N_W est le nombre de fenêtres joueur par classe. L'échantillon d'apprentissage nécessaire à la procédure de sélection de l'espace couleur hybride est donc constitué de $N_C \times N_w$ observations. Nous étudierons, au paragraphe 4.1.5.1, l'influence de N_O sur la détermination de l'espace couleur hybride.

Dans notre exemple, les joueurs portent des tenues de couleurs et de textures différentes. Le short, le maillot et les chaussettes se distinguent par leur couleur. De ce fait, les composantes couleur des pixels joueur d'une même classe peuvent être hétérogènes et très dispersées, ce qui rend difficile la caractérisation d'une classe et sa discrimination vis-à-vis des autres classes. Il est alors plus judicieux de caractériser une observation, non pas directement par les composantes couleur du pixel joueur associé mais par une mesure des composantes calculée sur une fenêtre centrée sur ce pixel joueur. Nous proposons que chaque observation $\omega_{i,j}$ soit caractérisée par un vecteur d'attributs dont les coordonnées sont les moyennes des composantes couleur de l'espace Π calculées dans une fenêtre centrée sur le pixel joueur P correspondant à cette observation.

La moyenne des composantes calculée dans le voisinage des pixels présente l'avantage de disposer d'observations formant des nuages beaucoup plus compacts et mieux séparés dans l'espace de représentation que pour des observations issues directement des composantes couleur des pixels. Ceci est particulièrement visible sur les figures 4.7 et 4.8 où nous avons représenté, dans l'espace (R, G, B) , d'une part, les composantes des pixels joueur qui ont été prélevés dans les fenêtres joueur de la figure 4.4 et d'autre part, les moyennes des composantes des pixels joueur calculées dans des fenêtres centrées sur les pixels joueur prélevés. La taille de cette fenêtre est un paramètre qui agit de manière importante autant sur la détermination de l'espace couleur hybride que sur l'algorithme de classification de pixels joueur que nous présenterons au chapitre suivant. Nous étudierons donc ultérieurement l'influence de la taille de la fenêtre et la manière de la déterminer.

Nous notons F_P la *fenêtre de voisinage* centrée sur le pixel joueur P correspondant à l'observation $\omega_{i,j}$ et N_P , le nombre de pixels joueur appartenant à F_P , c'est-à-dire, le nombre de pixels joueur voisins de P . Soient l_F et h_F , respectivement la largeur et la hauteur de F_P . La taille d'une fenêtre de voisinage est donc $l_F \times h_F$. Sur la figure 4.6, nous avons représenté les 100 premières fenêtres de voisinage F_P , de largeur $l_F = 23$ et de hauteur $h_F = 27$, centrées sur les 100 premiers pixels joueur qui ont été prélevés dans les fenêtres joueur de la figure 4.4.

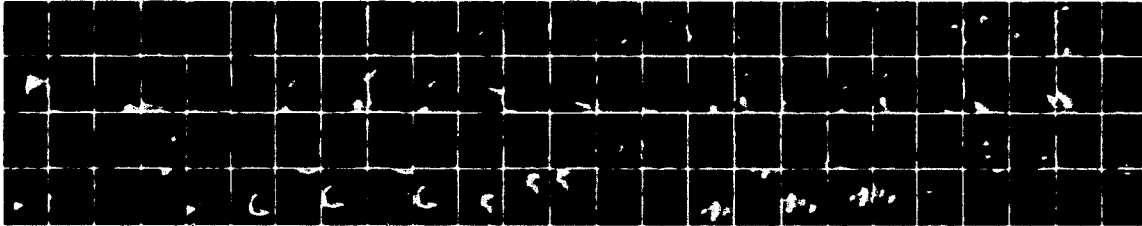


Figure 4.6 : Fenêtres de voisinage F_P : elles sont centrées sur des pixels joueur P qui ont été prélevés dans les fenêtres joueur de la figure 4.4.

L'échantillon d'apprentissage étant formé, nous allons nous attacher à décrire comment nous sélectionnons les composantes couleur qui discriminent au mieux les classes de pixels en présence grâce à une procédure de sélection itérative.

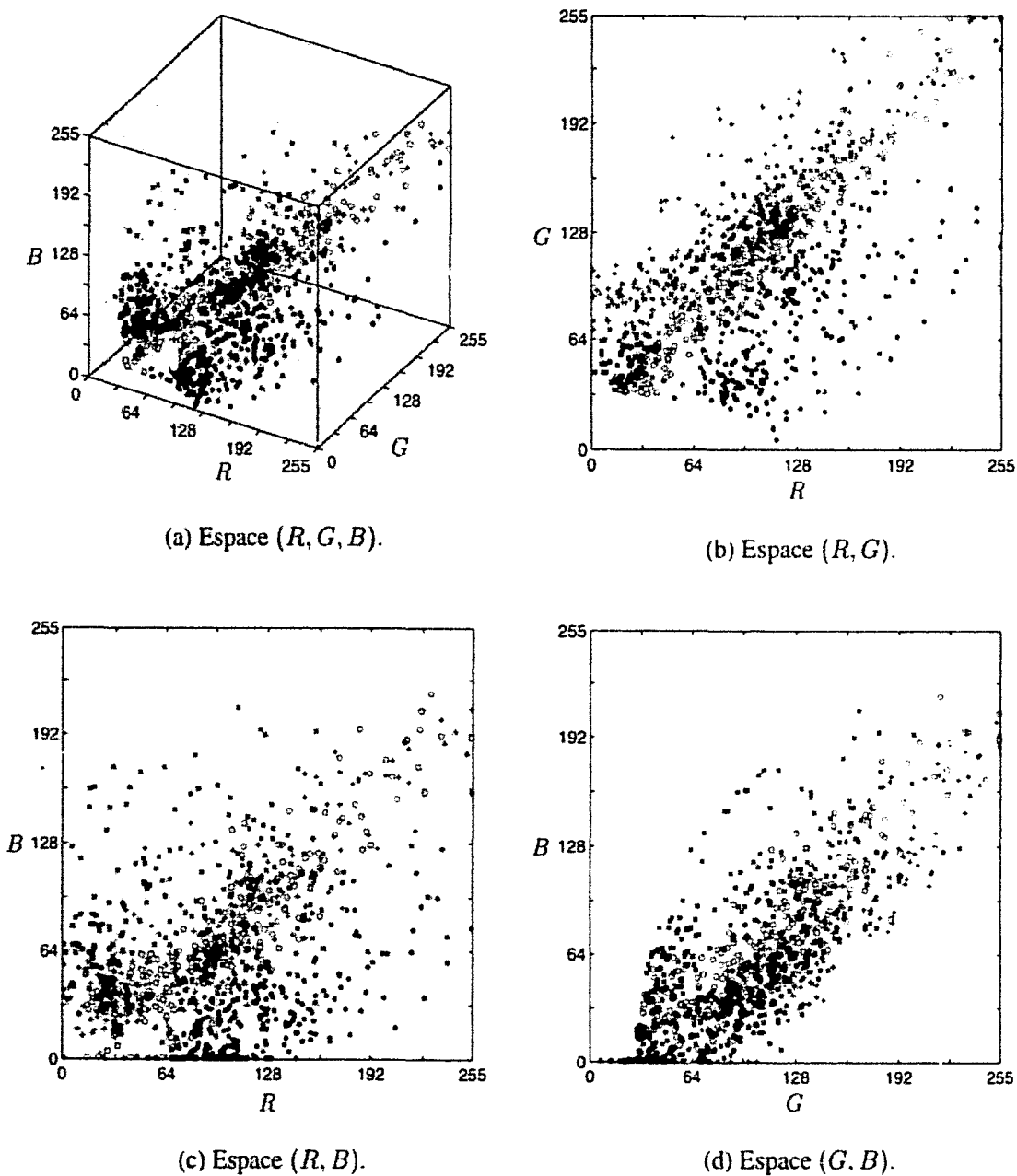


Figure 4.7 : Représentation dans l'espace (R, G, B) des composantes couleur des pixels joueur qui ont été prélevés dans les fenêtres joueur de la figure 4.4.

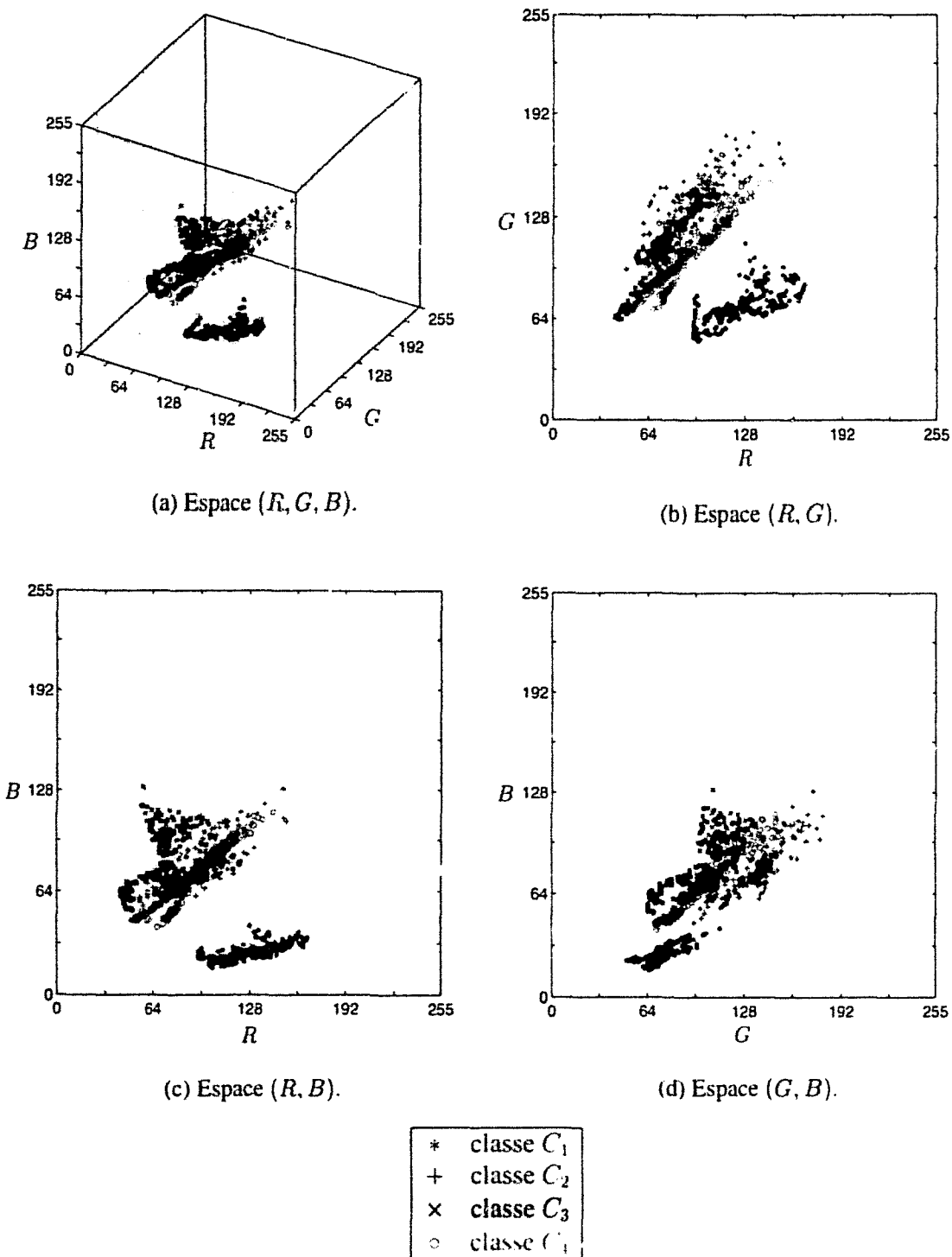


Figure 4.8 : Représentation dans l'espace (R, G, B) des moyennes des composantes couleur calculées dans les fenêtres centrées sur les pixels joueur qui ont été prélevés dans les fenêtres joueur de la figure 4.4.

4.1.3 Procédure de sélection itérative

La construction d'un espace couleur hybride, constitué des composantes couleur qui discriminent « au mieux » les classes de pixels joueur en présence est fondée sur une procédure de sélection itérative. Une telle procédure consiste, étant donné un ensemble d'attributs (ici, les composantes couleur) évalués sur une population d'individus (ici, les observations correspondant aux pixels joueur), à se restreindre au meilleur attribut, puis l'associer à chacun des attributs restants et se restreindre au meilleur couple d'attributs, puis l'associer à chacun des attributs restants et se restreindre au meilleur triplet d'attributs, jusqu'à atteindre la dimension souhaitée. Dans ce cas, la procédure commence par un ensemble vide mais il est possible aussi d'initialiser la procédure en partant de l'espace composé de tous les attributs puis en éliminant successivement les moins bons. D'autres méthodes alternent ajout et suppression d'attributs [Lez00].

Ces procédures de sélection pas à pas sont très souvent utilisées en analyse de données dès qu'il est nécessaire de réduire la dimension d'un espace de représentation. Ces méthodes d'analyse de données entrent dans le cadre de l'analyse discriminante qui consiste en l'étude d'une population comportant un certain nombre de classes d'individus. Chaque individu est représenté par plusieurs variables quantitatives (attributs) et une variable qualitative identifiant la classe à laquelle il appartient. Le but de l'analyse discriminante est de séparer au mieux les différentes classes. Ainsi, son utilisation peut avoir deux objectifs, le premier, celui de classer un individu par l'information d'un échantillon de base (méthodes prédictives), le second, celui de rechercher un nombre plus réduit d'attributs exprimant au mieux la séparation en classes distinctes (méthodes descriptives). Ce second objectif fait alors appel soit à des méthodes pas à pas de réduction du nombre d'attributs, soit à des méthodes de recherche de nouvelles variables, fonctions linéaires des attributs utilisés (analyse factorielle discriminante, analyse en composantes principales, analyse canonique, régression linéaire) [DLPT82].

Ces méthodes de l'analyse discriminante ont souvent été appliquées au traitement d'images [CP95]. Ainsi, Firmin, Masson utilisent des procédures de sélection pas à pas afin de déterminer les attributs les plus discriminants [Fir97, FHPZ96, Mas92] tandis que Unser préfère l'analyse factorielle discriminante [UE89].

Dans le cadre du traitement d'images couleur, les attributs à sélectionner peuvent être les différentes composantes couleur issues des systèmes de représentation de la couleur présentés au chapitre 2. Nous avons vu, par exemple, que Orteu utilise une procédure d'analyse discriminante du type pas à pas de manière à déterminer les trois meilleures composantes couleur parmi celles issues de plusieurs systèmes de représentation. Nous proposons d'employer une démarche similaire.

La figure 4.9 illustre le principe d'une procédure de sélection itérative.

À chaque pas d de la procédure de sélection, nous considérons plusieurs espaces candidats pour lesquels nous évaluons le pouvoir discriminant grâce à un critère informationnel noté J .

À la première itération ($d = 1$), nous considérons ainsi les N_π espaces monodimensionnels candidats définis par chacune des composantes couleur disponibles. L'espace candidat qui

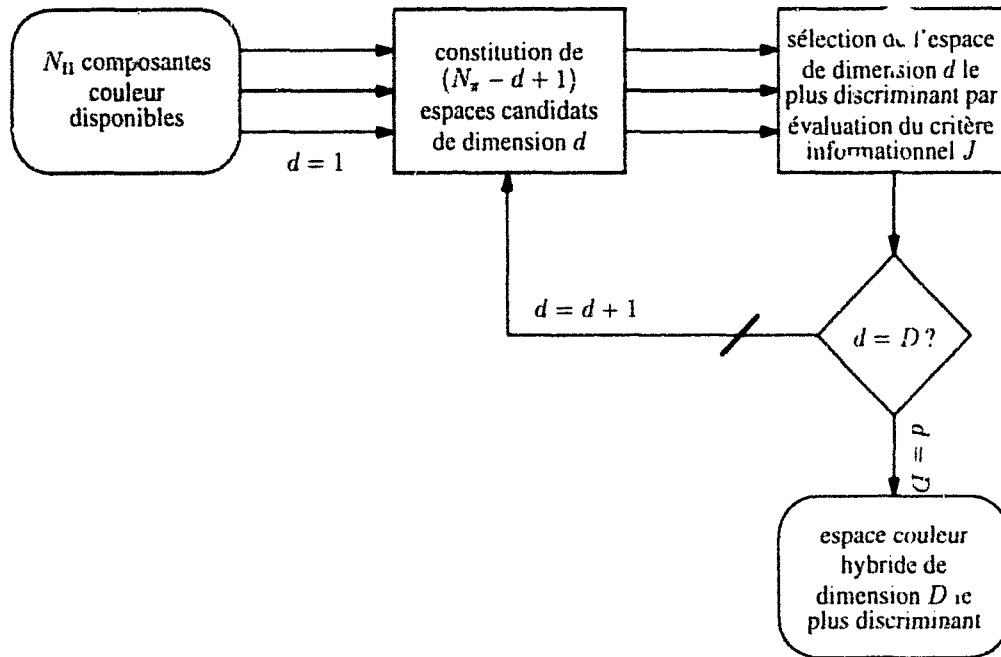


Figure 4.9 : Procédure de sélection itérative.

maximise J est considéré comme le meilleur pour la discrimination des N_C classes. La composante couleur constituant cet espace est la première composante de l'espace couleur hybride.

À la seconde itération ($d = 2$), cette composante est associée à chacune des $N_x - 1$ composantes couleur restantes afin de constituer $N_x - 1$ espaces candidats bidimensionnels. Le pouvoir discriminant de chacun de ces espaces candidats est évalué et celui qui offre le meilleur pouvoir discriminant est considéré comme l'espace bidimensionnel le plus discriminant.

Cette procédure est itérée jusqu'à ce que la dimension D de l'espace sélectionné soit atteinte. Nous verrons au paragraphe 4.1.5.3 comment D peut être déterminée.

La procédure de sélection pas à pas ne fournit pas la solution optimale puisque toutes les combinaisons d'attributs ne sont pas testées. La solution optimale qui consisterait, à chaque pas de la procédure, à passer en revue tous les cas possibles, serait d'un coût prohibitif étant donné le grand nombre d'attributs à tester. La procédure pas à pas offre un excellent compromis entre temps d'exécution et qualité de l'espace de représentation sélectionné. Toutefois, d'autres approches consistant à effectuer une recherche aléatoire des attributs semblent être une solution tout aussi intéressante. Lezoray propose une méthode de sélection d'attributs par algorithme génétique qui formeront les neurones d'entrée de l'architecture d'un réseau de neurones qu'il a définie [Lez00].

4.1.4 Critères informationnels

Les critères de sélection ou de discrimination ont pour but de mesurer le pouvoir discriminant d'un ensemble d'attributs. Deux approches sont alors possibles, l'approche *Wapper* et l'approche *filter* [Lez00, DL97]. L'approche *Wapper* utilise directement le taux de reconnaissance du classifieur comme critère de sélection des espaces d'attributs. Elle sera évoquée au

paragraphe 4.1.4.2. L'approche filter, que nous retenons, se contente d'estimer le pouvoir discriminant d'un espace d'attributs à partir de mesures statistiques sur l'échantillon d'apprentissage (covariance, corrélation, apport d'information). L'évaluation du pouvoir discriminant d'un espace d'attributs suppose alors que plus les classes sont séparées et compactes, plus la valeur du critère est grande ou petite. Par exemple, la valeur du critère évalué dans les cas de la figure 4.7 doit indiquer un pouvoir discriminant plus faible que dans le cas de la figure 4.8 car les classes y sont plus compactes et mieux séparées. C'est pourquoi les critères que nous présentons dans les paragraphes 4.1.4.3 à 4.1.4.7 sont basés sur la mesure de séparabilité et de compacité des classes [Rom73, DLPT82, TDDM88, CDG⁺89]. Ces mesures nécessitent la connaissance de certains éléments permettant de décrire et caractériser les classes.

4.1.4.1 Éléments descriptifs

Rappelons que les attributs associés à chaque observation $\omega_{i,j}$ ne sont pas directement les composantes couleur du pixel joueur P correspondant mais les moyennes des composantes couleur des pixels voisins de P . Nous devons sélectionner les D composantes couleur les plus discriminantes parmi N_π . À chaque pas d , nous considérons donc $N_\pi - d + 1$ espaces candidats de dimension d . Le pouvoir discriminant de chacun de ces espaces candidats est mesuré grâce à un critère informationnel de discrimination. Ce critère est basé sur la mesure de certains éléments descriptifs qui sont les suivants :

- $X_{i,j} = [x_{i,j}^1, \dots, x_{i,j}^d]^T$, le vecteur d'attributs d'une des N_ω observations $\omega_{i,j}$ ($i = 1, \dots, N_\omega$) appartenant à la classe C_j ($j = 1, \dots, N_C$) où $x_{i,j}^k$ est la moyenne, calculée dans la fenêtre de voisinage du pixel correspondant, de la $k^{\text{ème}}$ composante ($k = 1, \dots, d$) retenue par la procédure de sélection pas à pas.
- $M_j = [m_j^1, \dots, m_j^d]^T$, le vecteur des centres de gravité des observations de la classe C_j :

$$M_j = \frac{1}{N_\omega} \times \sum_{i=1}^{N_\omega} X_{i,j}, \quad (4.2)$$

où m_j^k est la coordonnée selon la $k^{\text{ème}}$ composante du centre de gravité des N_ω observations de la classe C_j :

$$m_j^k = \frac{1}{N_\omega} \times \sum_{i=1}^{N_\omega} x_{i,j}^k. \quad (4.3)$$

- $M = [m^1, \dots, m^d]^T$, le vecteur des centres de gravité des observations de toutes les classes :

$$M = \frac{1}{N_C} \times \sum_{j=1}^{N_C} M_j = \frac{1}{N_C \times N_\omega} \times \sum_{j=1}^{N_C} \sum_{i=1}^{N_\omega} X_{i,j}, \quad (4.4)$$

où m^k est la coordonnée selon la $k^{\text{ème}}$ composante du centre de gravité des N_ω observations des N_C classes :

$$m^k = \frac{1}{N_C} \times \sum_{j=1}^{N_C} m_j^k = \frac{1}{N_C \times N_\omega} \times \sum_{j=1}^{N_C} \sum_{i=1}^{N_\omega} x_{i,j}^k. \quad (4.5)$$

- Σ_W , la matrice de covariance (ou dispersion) intra-classe ¹ :

$$\Sigma_W = \frac{1}{N_C \times N_w} \times \sum_{j=1}^{N_C} \sum_{i=1}^{N_w} (X_{i,j} - M_j)(X_{i,j} - M_j)^T. \quad (4.6)$$

Elle est la somme des matrices de covariance de chacune des classes et représente une mesure de compacité des classes. Σ_W est donc aussi appelée la *matrice de compacité*.

- Σ_B , la matrice de covariance (ou dispersion) inter-classe ². Dans le cas où le nombre d'observations par classe, ici N_w , est le même pour toutes les classes :

$$\Sigma_B = \frac{1}{N_C} \times \sum_{j=1}^{N_C} (M_j - M)(M_j - M)^T. \quad (4.7)$$

Elle est associée aux centres de gravité de chacune des classes et représente une mesure de séparabilité des classes. Σ_B est donc aussi appelée la *matrice de séparabilité*.

- Σ_T , la matrice de covariance (ou dispersion) totale. D'après le théorème de Huygens :

$$\Sigma_T = \Sigma_B + \Sigma_W = \frac{1}{N_C \times N_w} \times \sum_{j=1}^{N_C} \sum_{i=1}^{N_w} (X_{i,j} - M)(X_{i,j} - M)^T. \quad (4.8)$$

Les matrices de covariance que nous avons présentées servent souvent à établir un critère J qui mesure le pouvoir discriminant d'un espace d'attributs. Nous présentons ici les plus connus.

4.1.4.2 Pourcentage de bien classés

La procédure liée à ce critère consiste à réaliser une classification sur un échantillon test de grande taille et à mesurer le pourcentage d'observations bien classées. Le sous-ensemble le plus discriminant est celui pour lequel ce pourcentage est maximum [DLPT82]. La procédure de sélection s'arrête alors dès qu'un maximum est atteint. L'itération d correspondant à ce maximum donne la dimension D de l'espace d'attributs. Ce critère est celui utilisé par Ortu pour sélectionner les trois composantes couleur les plus discriminantes parmi celles issues de différents systèmes de représentation de la couleur [Ort91].

Ce critère s'avère d'une grande précision puisque l'espace d'attributs est sélectionné en utilisant l'algorithme de classification des données. Cependant, ce critère qui nécessite à chaque itération et pour chaque espace candidat d'effectuer la classification des données, peut devenir fort coûteux en temps de calcul dès que le nombre d'attributs est élevé et dès que l'algorithme de classification utilisé est lui-même coûteux en temps de calcul. Dans notre application, nous disposons effectivement d'un grand nombre d'attributs et l'algorithme de classification, qui sera présenté au chapitre suivant, nécessite de nombreux calculs. D'autre part, dans le cadre d'une implantation sur site d'un système de suivi des joueurs de football, l'apprentissage, pour être exploitable pendant toute la durée du match, doit se dérouler très rapidement, soit en début de match, soit pendant la période d'échauffement des joueurs. Pour ces raisons, nous ne retenons pas ce critère.

¹L'indice w est utilisé pour *within* en anglais.

²L'indice B est utilisé pour *between* en anglais.

4.1.4.3 Le critère de la trace

Ce critère est proposé dans les ouvrages [Rom73, DLPT82, CDG⁺89, ADZ91, CP95]. La matrice de covariance inter-classe est comparée à la matrice de covariance totale par la relation :

$$J_1 = \text{trace}(\Sigma_T^{-1}\Sigma_B). \quad (4.9)$$

Ce critère est à maximiser : plus la valeur de J_1 est grande plus l'espace d'attributs considéré est discriminant. L'opérateur « trace » qui effectue la somme des éléments de la première diagonale d'une matrice carrée permet ainsi une estimation moyenne du pouvoir discriminant d'un espace d'attributs.

À l'itération d de la procédure de sélection, J_1 s'écrit :

$$J_1 = \sum_{l=1}^d \Lambda_l(\Sigma_T^{-1}\Sigma_B) = d - \sum_{l=1}^d \Lambda_l(\Sigma_T^{-1}\Sigma_W), \quad (4.10)$$

où $\Lambda_l(\Sigma)$ représente la $l^{\text{ème}}$ valeur propre de la matrice Σ . J_1 équivaut donc à étudier la somme des valeurs propres de $(\Sigma_T^{-1}\Sigma_W)$.

4.1.4.4 Le critère de Hotelling

Très proche du critère précédent, celui-ci, d'abord suggéré par Lawley en 1938, a été proposé par Hotelling en 1951 [DLPT82, TDDM88]. Il est basé sur la mesure des matrices de compacité et de séparabilité des classes. La trace du rapport entre la matrice de compacité et celle de séparabilité fournit la valeur du critère :

$$J_2 = \text{trace}(\Sigma_B \Sigma_W^{-1}). \quad (4.11)$$

Ce critère, qui est également à maximiser, est utilisé par Firmin [Fir97] et Masson [Mas92] afin de sélectionner les attributs les plus discriminants.

4.1.4.5 Le critère de Wilks

Ce critère a été proposé en 1932 par Wilks [Rom73, DLPT82, CDG⁺89]. Il est à peu près analogue au critère de la trace. La valeur du pouvoir discriminant est donnée par :

$$J_3 = \frac{|\Sigma_W|}{|\Sigma_T|}, \quad (4.12)$$

où $|\Sigma|$ représente le déterminant de la matrice Σ . Le critère de Wilks est à minimiser : plus la valeur de J_3 est faible, plus l'espace d'attributs considéré est discriminant, ce qui revient à maximiser l'inverse de ce critère.

À l'itération d de la procédure de sélection, J_3 s'écrit :

$$J_3 = \prod_{l=1}^d \Lambda_l(\Sigma_T^{-1}\Sigma_W). \quad (4.13)$$

Le critère de Wilks revient à étudier le produit des valeurs propres de $(\Sigma_T^{-1}\Sigma_W)$, d'où l'analogie avec le critère J_1 .

4.1.4.6 Le critère de la valeur propre maximum

Ce critère est présenté par Auray [ADZ91]. Il est basé sur la mesure du maximum de la plus grande valeur propre du rapport des matrices de dispersion totale et de séparabilité :

$$J_4 = \max_{l=1}^d \Lambda_l(\Sigma_T^{-1} \Sigma_B), \quad (4.14)$$

où $\Lambda_l(\Sigma)$ représente la $l^{\text{ème}}$ valeur propre de la matrice Σ . Ce critère est aussi à maximiser.

4.1.4.7 Le critère de la différence entre les moyennes conditionnelles

Le principal inconvénient des critères J_1 à J_4 est qu'ils ne permettent pas de disposer d'un critère d'arrêt pour la procédure de sélection [ADZ91]. En effet, du pas d au pas suivant, leurs valeurs peuvent croître sans que la discrimination ne soit améliorée [Rom73]. Or, l'information apportée par un attribut supplémentaire peut devenir négligeable devant le bruit qu'il apporte [CP95]. Ainsi, les valeurs des critères ne peuvent pas être comparées aux différents pas de la procédure de sélection [CDG⁺89]. En résumé, ces critères permettent de déterminer quel attribut il convient d'ajouter à l'espace d'attributs mais ne permettent pas d'indiquer si cette adjonction améliore significativement la discrimination.

Romeder propose le critère de la différence entre les moyennes conditionnelles permettant de déterminer si, oui ou non, un attribut ajouté améliore significativement la discrimination. Il suppose qu'au pas d de la procédure de sélection itérative, les d attributs considérés soient répartis en deux sous ensembles comportant respectivement $d-1$ attributs appartenant à l'espace construit à l'itération $d-1$ et l'attribut candidat permettant d'enrichir l'espace d'attributs à l'étape d . Il propose alors d'évaluer la moyenne de chaque attribut candidat conditionnée par celle des $d-1$ autres attributs déjà sélectionnés.

Pour cela, les matrices de covariance totale et intra-classe Σ_T et Σ_W calculées à l'itération d , qui sont des matrices carrées symétriques de dimension $d \times d$, sont respectivement notées $\Sigma_T(d, d)$ et $\Sigma_W(d, d)$. Ainsi, la matrice $\Sigma_T(d, d)$ estimée à l'itération d peut s'écrire :

$$\Sigma_T(d, d) = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^{N_C} \sum_{i=1}^{N_w} (x_{i,j}^1 - m_j^1)^2 & \cdots & \sum_{j=1}^{N_C} \sum_{i=1}^{N_w} (x_{i,j}^1 - m_j^1) \times (x_{i,j}^d - m_j^d) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{j=1}^{N_C} \sum_{i=1}^{N_w} (x_{i,j}^1 - m_j^1) \times (x_{i,j}^d - m_j^d) & \cdots & \sum_{j=1}^{N_C} \sum_{i=1}^{N_w} (x_{i,j}^d - m_j^d)^2 \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

Nous remarquons alors que les éléments correspondant à l'attribut candidat, c'est-à-dire celui analysé à l'itération d , se situent sur la dernière ligne et la dernière colonne de la matrice. La matrice $\Sigma_T(d, d)$ peut donc être décomposée de telle sorte que les éléments correspondant à l'attribut candidat soient distincts de ceux correspondant à l'espace d'attributs déjà sélectionné :

$$\Sigma_T(d, d) = \begin{bmatrix} \Sigma_T(d-1, d-1) & \Sigma_T(d-1, 1) \\ \Sigma_T(1, d-1) & \Sigma_T(1, 1) \end{bmatrix}, \quad (4.16)$$

où $\Sigma_T(d-1, d-1)$ est la matrice carrée de dimension $d-1$ correspondant aux observations représentées dans l'espace d'attributs déjà sélectionné, $\Sigma_T(1, d-1)$ et $\Sigma_T(d-1, 1)$, deux vecteurs de dimension $d-1$ et $\Sigma_T(1, 1)$, un scalaire. $\Sigma_T(1, d-1)$, $\Sigma_T(d-1, 1)$ et $\Sigma_T(1, 1)$ sont

les éléments qui vont permettre de mesurer l'apport d'information par l'attribut candidat. La matrice $\Sigma_W(d, d)$ peut aussi être décomposée selon une forme similaire.

À toute matrice $\Sigma(d, d)$ est associée une moyenne conditionnelle ζ tel que :

$$\zeta = \Sigma(1, 1) - \Sigma(1, d-1)\Sigma^{-1}(d-1, d-1)\Sigma(d-1, 1). \quad (4.17)$$

Le critère de la différence entre les moyennes conditionnelles s'écrit alors :

$$J_5 = \frac{\zeta_T - \zeta_W}{\zeta_W} = \frac{\zeta_T}{\zeta_W} - 1. \quad (4.18)$$

La procédure de sélection itérative s'arrête dès que le critère J_5 atteint un maximum local, ce qui fournit la dimension de l'espace d'attributs. D'autre part, ce critère ne peut s'appliquer qu'à partir de la deuxième itération. En effet, à la première itération, la décomposition des différentes matrices est impossible. Pour la première itération, il faut donc utiliser un autre critère ou ne considérer que le terme scalaire $\Sigma(1, 1)$ (les autres étant nuls), ce qui correspond alors au critère J_2 , et appliquer ainsi l'équation 4.18 pour la première itération. Pour déterminer la dimension de l'espace d'attributs, il ne faut pas considérer la valeur du critère à la première itération comme un maximum possible car il ne permet pas encore de mesurer l'apport discriminant d'un attribut par rapport à un autre. De même, si un autre critère est utilisé à la première itération, il n'est pas possible de le comparer au critère J_5 à l'itération suivante.

4.1.4.3 Autres critères

Une autre idée, pour effectuer cette mesure, est de ne considérer que les attributs engendrant les moins bonnes matrices de compacité et de séparabilité, ce qui correspond à se placer dans le pire des cas pour chaque ensemble d'attributs. Si le critère proposé donne un fort pouvoir discriminant malgré cela, c'est que l'espace d'attributs considéré est pertinent. De tels critères ont aussi été testés mais s'avèrent moins robustes dès que de nombreuses observations sont prélevées [VMP97, VMV97, VMVP97].

D'autres critères, tel que le critère de Pillai ou celui de la plus grande racine de Roy sont proposés par Tomassone [TDDM88]. Lezoray compare aussi de nombreux critères ainsi que plusieurs procédures de sélection d'attributs [Lez00]. Il utilise notamment le critère $\beta = \frac{\text{trace}(\Sigma_B)}{\text{trace}(\Sigma_W)}$ qui doit être maximisé et qui se rapproche du critère J_2 . Nous citerons enfin le critère d'Akaike utilisé par Courtellemont [Cou98]. Ces critères étant peu utilisés en analyse d'images, nous ne les avons pas retenus pour la suite de ce travail.

4.1.5 Influence des paramètres

Nous avons vu qu'il existe un grand nombre de critères informationnels mesurant le pouvoir discriminant d'un espace d'attributs. Nous nous proposons de ne pas retenir un critère particulier mais d'étudier l'influence de trois paramètres sur les valeurs de chaque critère. L'étude des différents critères nous permettra de soulever trois problèmes importants que nous étudierons successivement :

- **Détermination du nombre d'observations constituant l'échantillon d'apprentissage :** Pour chacun des critères présentés, nous étudierons au paragraphe 4.1.5.1 l'influence de ce nombre sur l'espace couleur hybride obtenu.
- **Prise en compte de la redondance d'information :** Dans le paragraphe 4.1.5.2, nous aborderons plus particulièrement un autre problème de l'analyse de données multidimensionnelles qui est la redondance d'information. En effet, la procédure de sélection itérative présente le danger de sélectionner un espace couleur hybride qui risque d'être composé de composantes couleur pouvant être corrélées puisque notre algorithme les sélectionne les unes après les autres. Une mesure d'indice de corrélation est donc nécessaire afin d'éliminer certaines composantes couleur.

Détermination de la dimension de l'espace : Nous avons vu que certains critères ne permettent pas de la déterminer. De plus, rien ne nous permet d'affirmer qu'un espace de dimension $d \leq 3$ est forcément celui qui fournira les meilleurs résultats. En effet, 1, 2 ou 3 dimensions ne sont pas toujours suffisantes pour décrire une population multidimensionnelle, d'autant plus que le nombre de classes est élevé. Par opposition, un espace surdimensionné risque aussi d'être mal adapté si nous admettons qu'en ajoutant de l'information, nous pouvons dégrader les résultats d'une classification. Dès lors, se pose le problème du choix de la dimension d'un espace couleur hybride que nous traiterons au paragraphe 4.1.5.3 et qui a été soulevé dans de nombreuses applications de traitement d'images [YT96, BNS98]. Ceci nous amènera à choisir un critère informationnel qui tienne compte au mieux de la dimension de l'espace couleur hybride.

L'ordre d'étude des trois points cités ci-dessus n'est pas fixé au hasard. Dans un premier temps, nous considérons qu'il faut former l'échantillon d'apprentissage, ce qui nous amène à mesurer, en premier lieu, l'influence du nombre d'observations. La sélection itérative des composantes couleur est tributaire de la redondance d'information apportée par les composantes candidates. Ce problème sera donc considéré en second lieu. Nous terminerons par la détermination de la dimension de l'espace couleur hybride qui permet d'arrêter la procédure itérative de sélection des composantes couleur.

4.1.5.1 Influence du nombre d'observations prélevées

Pour étudier l'influence du nombre d'observations prélevées, nous faisons varier le nombre N_O de pixels joueur prélevés dans les fenêtres joueur de la figure 4.4. N_O est exprimé en fonction du nombre moyen de pixels joueur composant un joueur dans les images. Le nombre total de pixels joueur contenus dans les 20 fenêtres joueur de la figure 4.4 est de 12 038 (3 254 pour la classe C_1 , 2 769 pour C_2 , 3 656 pour C_3 et 2 379 pour C_4). Un joueur est donc représenté par 600 pixels joueur en moyenne. N_O sera donc exprimé comme un pourcentage de 600.

Aux observations correspondant aux pixels joueur de l'image de la figure 4.4, nous appliquons notre procédure de sélection itérative associée aux critères J_1 à J_5 . Les espaces couleur hybrides obtenus pour différentes valeurs de N_O sont consignés dans les tableaux de l'an-

nexe C.1. Nous rappelons qu'il est prélevé le même nombre de pixels joueur par fenêtre joueur et qu'un pixel joueur ne peut être prélevé qu'une seule fois.

Notons que le critère J_5 mesure l'apport d'information d'une composante par rapport à l'ensemble des autres. Il n'est pas possible de comparer sa valeur d'une ligne à l'autre des tableaux même dans une même colonne.

Nous constatons, dans les tableaux de l'annexe C.1 que, quelque soit le critère choisi, la première composante couleur sélectionnée est toujours la même et ce, quelque soit N_O . Les critères J_2 et J_4 engendrent des espaces couleur hybrides similaires pour les quatre premières composantes. Ces espaces diffèrent légèrement des espaces sélectionnés avec les autres critères. De façon générale, nous pouvons constater néanmoins que plus la dimension de l'espace est petite, plus les espaces sélectionnés sont semblables. Les autres critères J_1 , J_3 et J_5 donnent naissance à des espaces qui se ressemblent surtout au niveau des premières composantes sélectionnées. Cette ressemblance est particulièrement marquée pour les critères J_3 et J_5 . Il faut noter que les valeurs de ces différents critères n'évoluent pas de la même façon.

Dans les tableaux de l'annexe C.1, N_O commence à 5% car en dessous de cette valeur, les espaces sélectionnés varient beaucoup et sont peu significatifs du fait du manque d'observations. Au delà de cette valeur, nous constatons que, pour les critères J_1 , J_2 et J_4 , les quatre premières composantes de l'espace couleur hybride sont identiques. Ainsi, les valeurs des critères restent presque constantes quelque soit N_O .

Il faut attendre que N_O atteigne 15 % pour aboutir aux mêmes conclusions avec le critère J_3 et 25 % avec le critère J_5 . Pour de très faibles valeurs de N_O , donc avec peu d'observations prélevées, il semble que l'espace sélectionné soit peu pertinent car les composantes le constituant varient beaucoup ainsi que les valeurs des critères. Nous constatons que les valeurs des critères ont tendance à augmenter en même temps que N_O .

À partir de cet exemple, nous pouvons conclure qu'en prélevant 25 % de pixels joueur représentant en moyenne un joueur, l'échantillon d'apprentissage correspondant est représentatif des classes en présence pour 5 fenêtres joueur sélectionnées. Il est bien évident qu'en sélectionnant plus de fenêtres joueur, il est nécessaire de prélever un pourcentage moins important d'observations par fenêtre joueur. De plus, l'augmentation de N_O implique une augmentation du temps de calcul. Il est donc inutile de prélever beaucoup d'observations si nous désirons respecter des temps de calculs raisonnables. Enfin, le nombre d'observations par fenêtre joueur que nous proposons est uniquement valable pour la résolution des images présentées ici. Il faudrait effectuer la même étude pour des images acquises avec une résolution différente.

4.1.5.2 Redondance d'information

En étudiant les différents critères informationnels, nous avons constaté que les composantes sélectionnées peuvent être corrélées et donc, redondantes. Ceci implique qu'une composante candidate n'améliore pas significativement la discrimination alors que la valeur du critère augmente avec l'apport de cette composante. En la supprimant, il est même possible d'obtenir un

espace de moindre dimension tout aussi discriminant. En effet, les critères proposés ne mesurent pas la corrélation de la composante candidate avec les composantes déjà sélectionnées. Ceci nous amène alors, pour chacun des critères étudiés précédemment, à mesurer la corrélation maximale entre la composante candidate et l'une des composantes sélectionnées. Pour cela, nous projetons toutes les observations sur chacune des composantes couleur. Ceci permet de construire un *vecteur d'observations* noté $X^k = [x_{1,1}^k, \dots, x_{N_w,1}^k, x_{1,2}^k, \dots, x_{i,j}^k, \dots, x_{1,N_C}^k, \dots, x_{N_w,N_C}^k]$ où k indique le numéro de la composante dans l'espace couleur hybride. Ainsi, à l'itération d , k et k' sont compris entre 1 et d . La corrélation entre deux composantes couleur, notée $\text{cor}(X^k, X^{k'})$, est définie par :

$$\text{cor}(X^k, X^{k'}) = \frac{\text{cov}(X^k, X^{k'})}{\sigma^k \times \sigma^{k'}} \quad (4.19)$$

où $\text{cov}(X^k, X^{k'})$ est la covariance entre ces deux composantes qui est définie par :

$$\text{cov}(X^k, X^{k'}) = \sum_{j=1}^{N_C} \sum_{i=1}^{N_w} \frac{(x_{i,j}^k - m^k) \times (x_{i,j}^{k'} - m^{k'})}{N_C \times N_w} \quad (4.20)$$

et σ^k représente l'écart-type des observations projetées sur la $k^{\text{ème}}$ composante couleur :

$$\sigma^k = \sqrt{\sum_{j=1}^{N_C} \sum_{i=1}^{N_w} \frac{(x_{i,j}^k - m^k)^2}{N_C \times N_w}} \quad (4.21)$$

La valeur de la corrélation varie entre 0 et 1 : plus elle est proche de 1, plus les deux composantes analysées sont corrélées. Le tableau 4.2 indique, pour chaque critère, la corrélation entre les deux premières composantes de l'espace couleur hybride. Les résultats sont obtenus en prélevant $N_O = 150$ observations correspondant à 25 % des pixels joueur présents en moyenne dans chaque fenêtre joueur de la figure 4.4.

critère	J_1	J_2	J_3	J_4	J_5
espace	(x, v^*)	$(x, S3)$	(x, h_{uv})	$(x, S3)$	(x, h_{uv})
$\text{cor}(X^1, X^2)$	0,825	0,837	0,948	0,837	0,948

Tableau 4.2 : Corrélation entre les deux premières composantes des espaces couleur hybrides sélectionnés avec différents critères.

Nous constatons effectivement que, dès la deuxième itération, la procédure sélectionne une composante fortement corrélée à la première, ce qui est particulièrement notable pour les critères J_3 et J_5 .

La solution que nous proposons est d'évaluer, à chaque pas de la procédure de sélection, si la composante couleur candidate à l'intégration dans l'espace couleur hybride est redondante avec celles précédemment sélectionnées. Cette mesure peut être fournie par un indice de corrélation. À chaque pas d , $d \geq 2$, de la procédure de sélection, nous mesurons donc la corrélation entre la composante couleur candidate et chacune des $d - 1$ autres composantes de l'espace couleur hybride constitué au pas $d - 1$ de la procédure de sélection itérative. Une composante candidate

est donc rejetée si l'une des corrélations entre cette composante et celles constituant l'espace couleur considéré est supérieure à un *seuil de corrélation* noté S_{cor} . Pour chaque espace candidat de dimension d , nous déterminons donc un indice de corrélation I_{cor} défini par :

$$I_{cor} = \max_{k=1}^{d-1} (\text{cor}(X^d, X^k)). \quad (4.22)$$

Cet espace doit alors vérifier la relation :

$$I_{cor} < S_{cor}. \quad (4.23)$$

Pour illustrer l'influence du seuil de corrélation S_{cor} , nous le faisons varier de 0,05 à 1 avec un pas de 0,05. Nous appliquons notre procédure de sélection itérative associée aux critères J_1 à J_5 sur les observations correspondant au prélèvement de $N_O = 150$ pixels joueur dans les fenêtres joueur de la figure 4.4. Les espaces couleur hybrides obtenus pour différentes valeurs de $S_{cor} \geq 0,20$ sont consignés dans les tableaux de l'annexe C.2. En dessous de cette valeur, l'espace couleur hybride déterminé reste le même que pour $S_{cor} = 0,25$ quelque soit le critère.

Nous remarquons tout d'abord que plus S_{cor} est faible, ce qui correspond à des composantes sélectionnées peu corrélées, plus la dimension maximale de l'espace couleur hybride est petite. Pour tout $S_{cor} < 0,45$, la procédure ne sélectionne que deux composantes au plus. Nous concluons donc qu'un seuil de corrélation trop faible ne permettra pas toujours de sélectionner un espace de dimension suffisamment grande.

D'autre part, nous constatons que pour tous les critères sauf J_4 , la seconde composante de l'espace couleur hybride est la même pour S_{cor} compris entre 0,45 (la dimension de l'espace déterminé est supérieure à deux) et 0,80 (il s'agit de l'indice de corrélation minimum de la deuxième composante sélectionnée).

Ainsi, pour l'ensemble des critères, nous proposons de choisir un seuil de corrélation tel que : $0,45 < S_{cor} \leq 0,80$. Plus S_{cor} est proche de 0,8, plus les composantes formant l'espace couleur hybride sont corrélées mais nous disposons d'un large choix de composantes candidates. Au contraire, plus S_{cor} est proche de 0,45, moins les composantes de l'espace couleur hybride sont corrélées mais le choix des composantes candidates est restreint.

4.1.5.3 Dimension de l'espace couleur hybride

Le difficile problème du choix de la dimension de l'espace des attributs a été soulevé [YT96, BNS98] dans de nombreux travaux de traitement d'images. Coqueret indique que la dimension doit être comparable au nombre de classes [CP95]. Il est difficile de déterminer la dimension optimale de l'espace couleur hybride. En effet, nous disposons de nombreuses composantes couleur qui n'ont pas, en général, le même pouvoir discriminant. Certaines composantes peuvent se révéler très discriminantes alors que d'autres peuvent au contraire n'apporter que du bruit. En fait, d'après [CDG⁺89] :

Chaque variable supplémentaire apporte d'une part un effet positif, d'autre part un effet négatif par l'erreur dont est entaché son coefficient dans la fonction discriminante. À partir d'un certain rang, l'effet négatif prédomine. La sélection doit donc s'arrêter à partir de ce rang.

Il est donc souhaitable de définir un critère d'arrêt qui tienne compte de cette remarque. Or, nous avons vu que les critères J_1 à J_4 ne permettent pas de définir directement un critère d'arrêt. Nous remarquons que leurs valeurs croissent continuellement au fur et à mesure que la dimension de l'espace augmente. Firmin propose que la procédure de sélection itérative s'arrête dès que la valeur du critère J se stabilise [FHPZ96]. La dimension D de l'espace couleur hybride correspond à la valeur de l'itération d pour laquelle la stabilisation de J débute. L'idée est donc de suivre l'évolution de la valeur du critère J en fonction du nombre de composantes couleur sélectionnées et d'imposer un seuil pour lequel nous jugeons que la valeur du critère cesse d'évoluer de manière significative, à savoir qu'il décroît, devient constant ou continue à croître mais très lentement.

À titre d'exemple, à partir de notre ensemble d'apprentissage, nous avons tracé l'évolution de la valeur des critères J_1 à J_5 en fonction de la dimension de l'espace couleur hybride sélectionné par notre procédure sans seuil de corrélation et pour $N_O = 150$. La figure 4.10 représente cette évolution. Sur la figure 4.10(a), nous constatons que la valeur du critère cesse d'augmenter de manière significative à partir de la troisième itération. Ceci tend à montrer qu'une dimension de trois, voire quatre, semble être bien adaptée. Afin de déterminer la dimension de l'espace couleur hybride, il suffit donc d'étudier la variation de la valeur du critère à chaque itération de la procédure de sélection. En comparant cette variation à un seuil, il est alors possible de déterminer la dimension de l'espace couleur hybride [VMP98a, VMP00b, VMP00c, VMP00a].

Une procédure de remise en cause des attributs ajoutés peut aussi résoudre ce problème. Ce type de procédure compare l'effet discriminatoire apporté par une nouvelle variable à ses liaisons avec les autres variables déjà sélectionnées, par exemple, en terme de corrélation. En évaluant une fonction estimant ce compromis et en comparant sa valeur à un seuil, il est possible de décider si l'attribut ajouté est supprimé ou non [CDG⁺89, ADZ91, Lez00]. Dans le cas où l'attribut ajouté est rejeté, cela signifie qu'il n'existe plus aucun attribut qui améliore de manière significative la discrimination et la procédure de sélection peut donc s'arrêter. L'inconvénient de cette approche est qu'elle fait intervenir plusieurs paramètres difficiles à ajuster.

Nous observons que les critères J_2 et J_3 se comportent de manière similaire au critère J_1 , tandis que le critère J_4 n'apporte aucune information sur la dimension de l'espace couleur hybride.

Enfin, nous voyons sur la figure 4.10(e) que le critère J_5 est le seul critère dont la valeur passe par un maximum local, ce qui permet donc de déterminer la dimension D de l'espace couleur hybride. Par exemple, en choisissant $N_O = 150$ et $S_{cor} = 0,75$, l'espace couleur hybride sélectionné est l'espace $(x, Ch_2, I3)$ de dimension $D = 3$. Pour illustrer le pouvoir discriminant de cet espace couleur hybride, nous avons représenté figure 4.11, dans l'espace $(x, Ch_2, I3)$, les observations correspondant aux pixels joueurs des fenêtres joueur de la figure 4.4.

La figure 4.11 montre que les observations forment des nuages de points mieux séparés et plus compacts dans l'espace couleur hybride que dans l'espace (R, G, B) (voir figure 4.8).

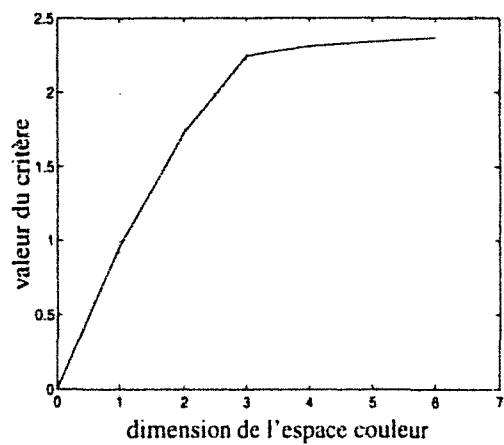
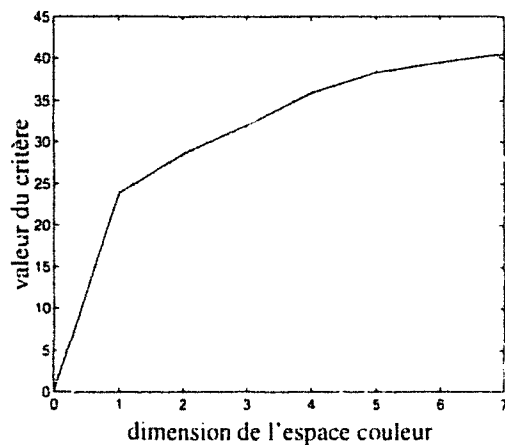
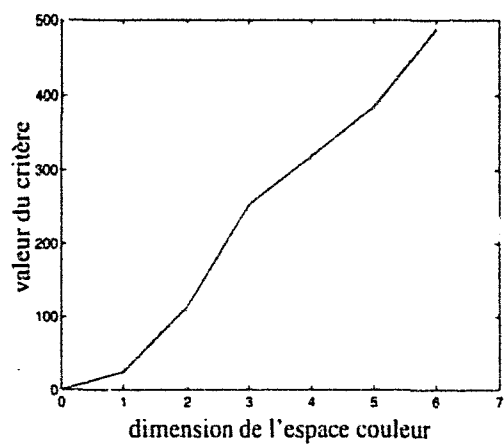
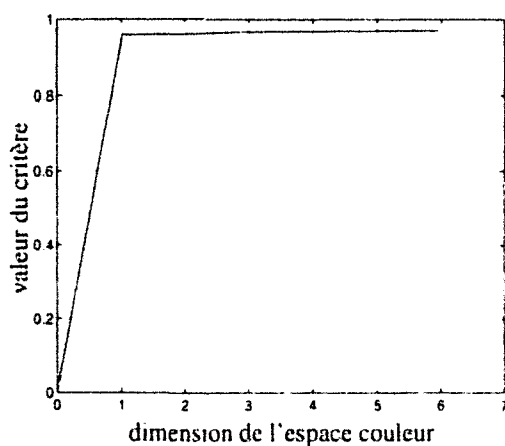
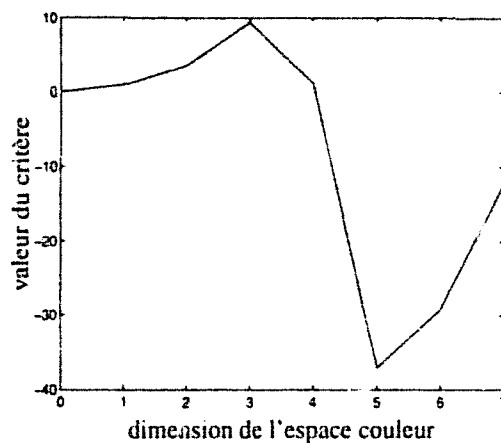
(a) Critère J_1 .(b) Critère J_2 .(c) Critère J_3 .(d) Critère J_4 .(e) Critère J_5 .

Figure 4.10 : Évolution de différents critères en fonction de la dimension de l'espace couleur hybride.

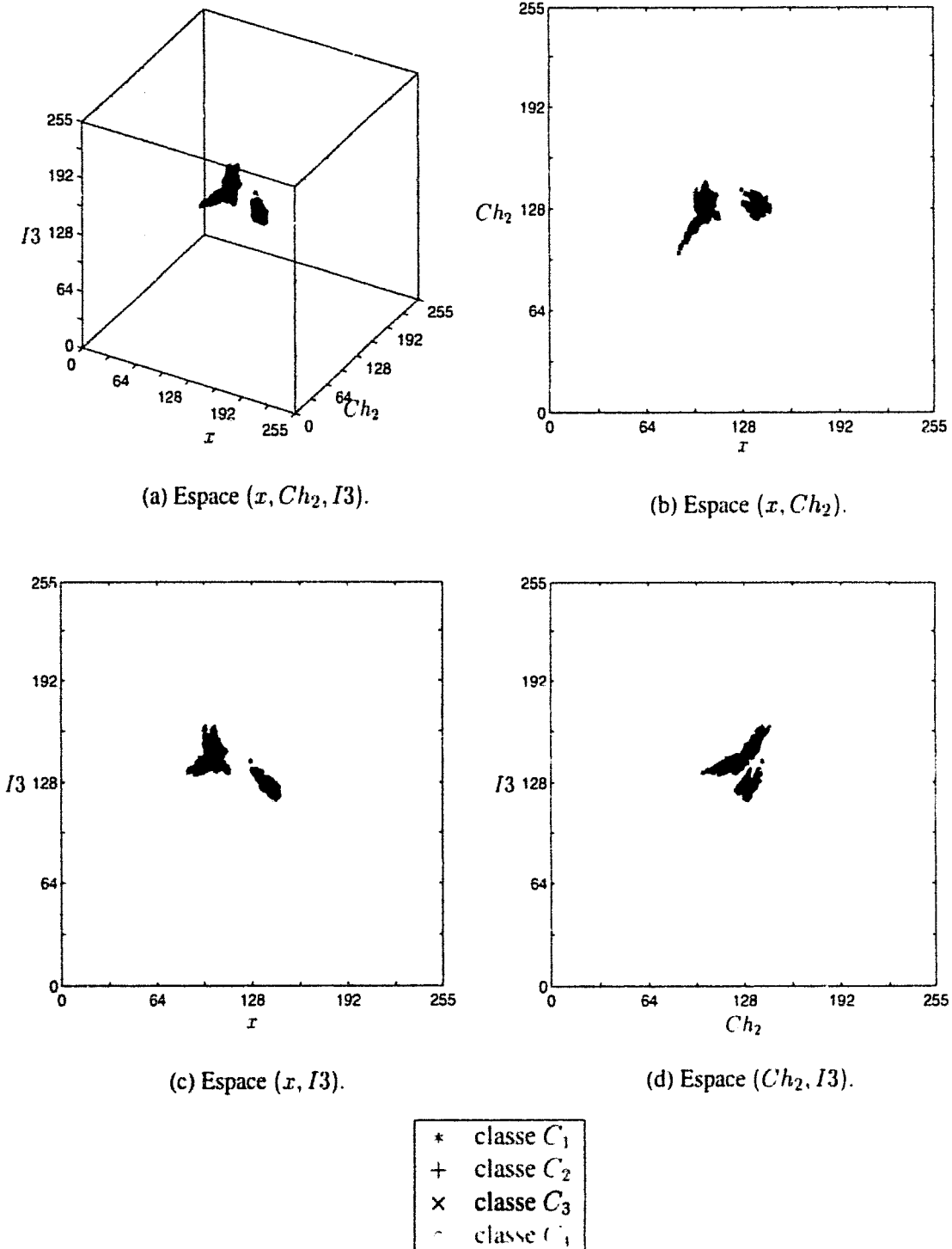


Figure 4.11 : Représentation dans l'espace couleur hybride des moyennes des composantes des pixels joueur calculées dans des fenêtres centrées sur les pixels joueur qui ont été prélevés dans les fenêtres joueur de la figure 4.4.

4.1.6 Précautions

Les critères de sélection ici présentés se basent sur le calcul de matrices et fournissent une mesure du pouvoir discriminant d'un ensemble d'attributs dans le cadre de l'analyse de données. Le nombre d'observations doit être supérieur au nombre de composantes couleur et les matrices à inverser ne doivent pas être singulières.

Les critères J_1 à J_4 sont invariants pour toute transformation linéaire non singulière des composantes couleur, comme le codage proposé au chapitre 4. Ceci entraîne une particularité du pouvoir discriminant d'un espace couleur hybride où les composantes appartiennent à un même système de représentation de la couleur et qui se déduisent toutes les trois de transformations linéaires des composantes R , G et B . En effet, les pouvoirs discriminants des systèmes (R, G, B) , (X, Y, Z) , (Y', I', Q') , (Y', U', V') , (wb, rg, by) , (Y, Ch_1, Ch_2) et $(I1, I2, I3)$ sont égaux.

D'autre part, il est impossible d'évaluer le pouvoir discriminant d'un espace couleur hybride de dimension supérieure ou égale à quatre si au moins trois composantes sont évaluées par des transformations linéaires des composantes du système (R, G, B) . De même, il est impossible d'évaluer le pouvoir discriminant d'un espace couleur hybride de dimension trois contenant une composante qui peut être exprimée en fonction des deux autres comme (r, g, b) et (x, y, z) .

L'indice de corrélation que nous avons introduit joue alors un rôle très important. En effet, il permet de lever l'ambiguïté dans le cas où des espaces présentent le même pouvoir discriminant, en supposant que celui qui possède l'indice de corrélation le plus faible est jugé le meilleur. Afin d'illustrer cette remarque, nous avons représenté sur les figures 4.12 et 4.13 les moyennes des composantes des pixels joueur prélevés, respectivement dans l'espace tridimensionnel le moins corrélé (système (Y, Ch_1, Ch_2) de Carron) et dans celui le plus corrélé (système (X, Y, Z) de la CIE) correspondant, tous deux, à une transformation linéaire de l'espace (R, G, B) . Ces deux espaces correspondent à une valeur de critère identique ($J_1 = 1,705$) et possèdent des indices de corrélation différents (respectivement $I_{cor} = 0,380$ et $I_{cor} = 0,925$). Nous constatons, sur la figure 4.12, que les nuages associés à chaque classe sont plus compacts et mieux séparés que ceux de la figure 4.13. De plus, la forte corrélation entre les composantes X et Y est nettement visible sur la figure 4.13(b) où toutes les observations se concentrent le long d'un axe passant par l'origine.

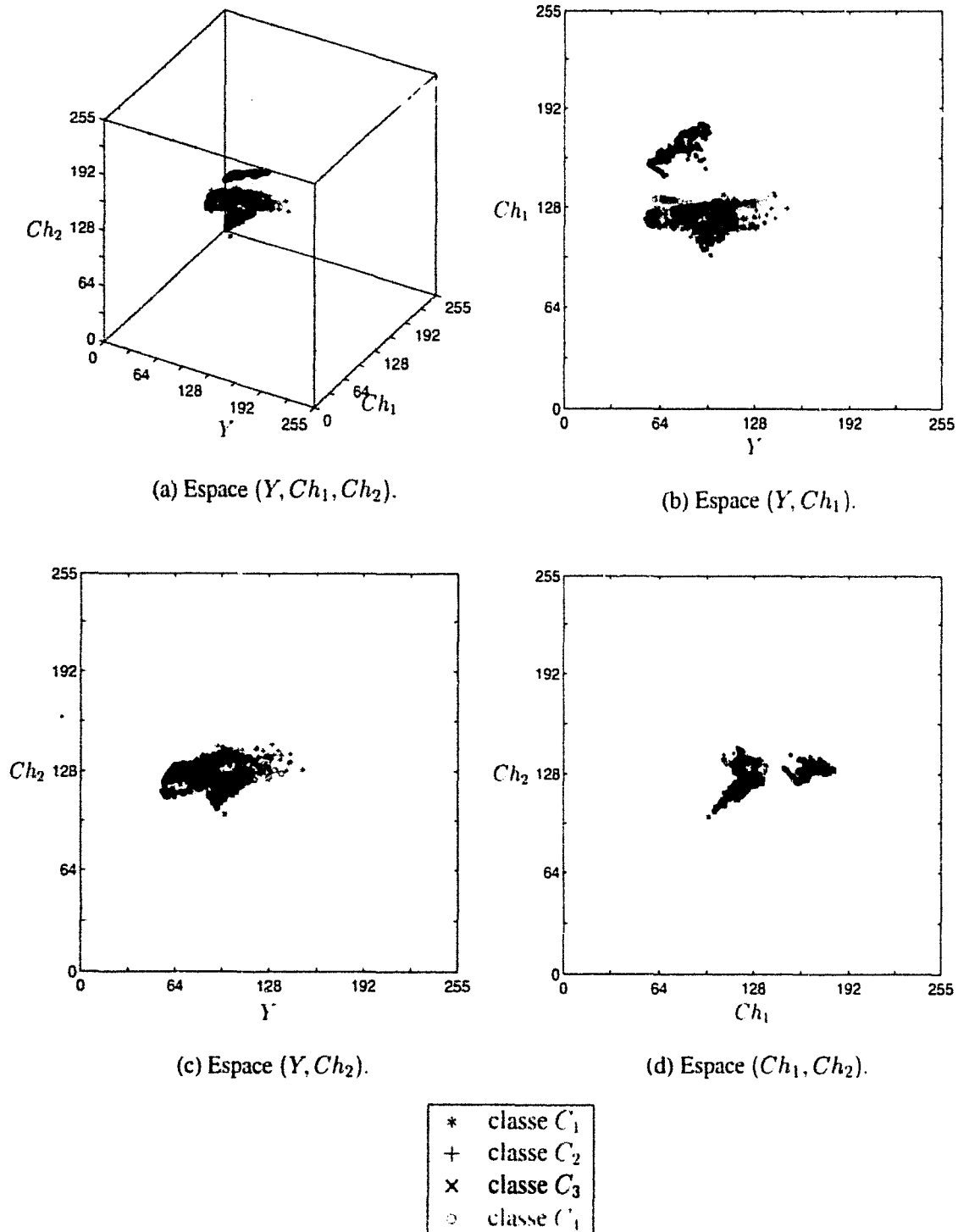


Figure 4.12 : Représentation dans l'espace (Y, Ch_1, Ch_2) de Carron des moyennes des composantes couleur calculées dans des fenêtres centrées sur les pixels joueur qui ont été prélevés dans les fenêtres joueur de la figure 4.4.

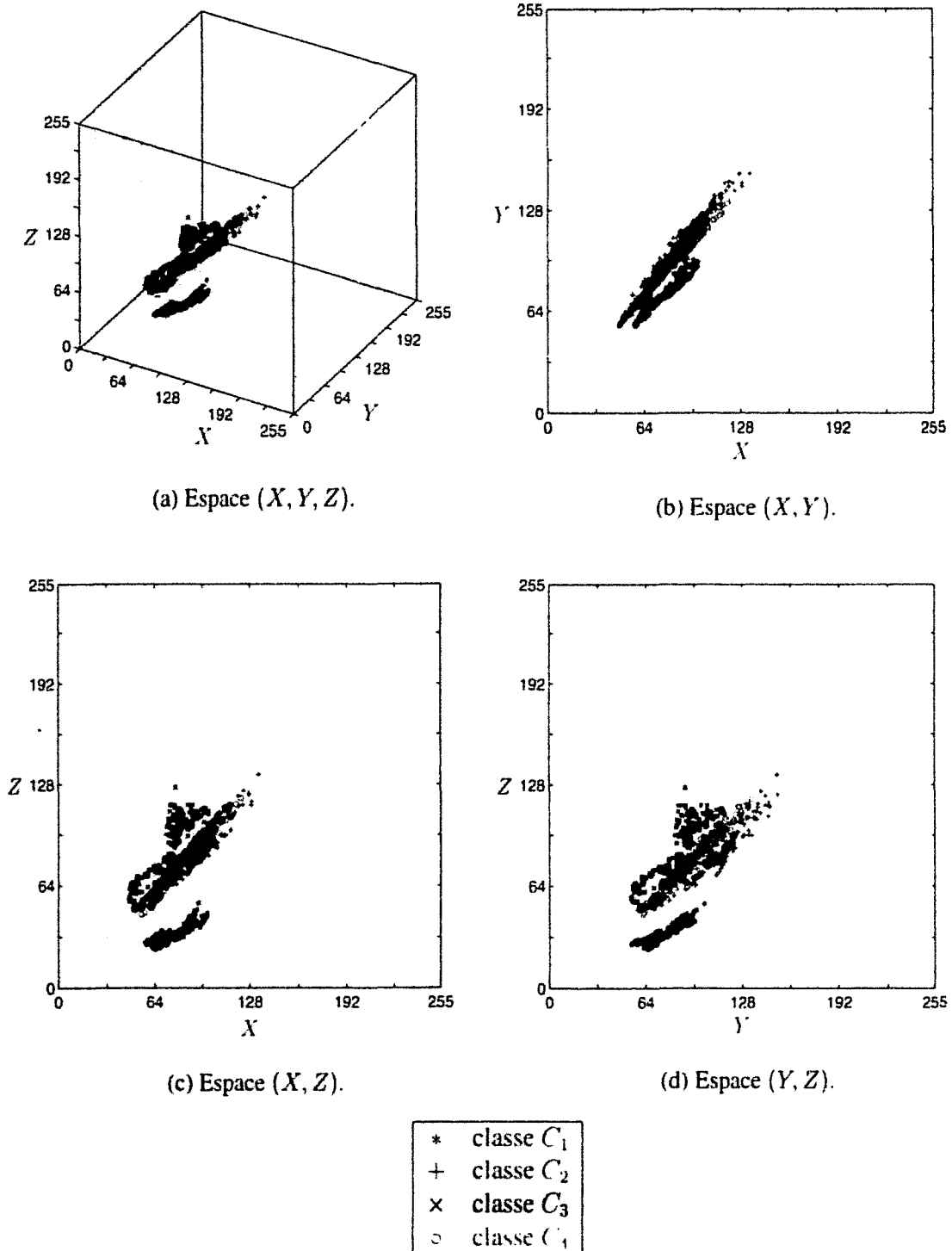


Figure 4.13 : Représentation dans l'espace (X, Y, Z) de la CIE des moyennes des composantes couleur calculées dans des fenêtres centrées sur les pixels joueur qui ont été prélevés dans les fenêtres joueur de la figure 4.4.

4.1.7 Apport de l'espace couleur hybride

L'apport de l'espace couleur hybride sur les systèmes de représentation de la couleur classiques sera mesuré au travers de résultats de segmentation d'images couleur par classification de pixels présentés au chapitre suivant (voir paragraphe 5.2.3). D'autres résultats sont également proposés dans diverses publications [VMVP97, VMV97, VMP97, VMP98a, VMP98b].

4.2 L'espace d'attributs colorimétriques

En analyse d'images, un pixel peut être caractérisé par un ou plusieurs attributs. Ces attributs peuvent alors être issus des caractéristiques propres au pixel ou calculés sur un voisinage qui est déterminé par une fenêtre centrée sur ce pixel. Dans ce cas, les relations de connexité entre les voisins de chaque pixel sont prises en compte. La notion de « texture » apparaît alors pour définir des attributs calculés dans un voisinage.

Les tenues des joueurs de football se distinguent par leurs couleurs mais aussi par leurs textures qui peuvent être caractérisées par de nombreux attributs. Nous proposons donc d'étendre notre approche en considérant que chaque pixel joueur est caractérisé par des attributs de texture. Nous les appelons les *attributs colorimétriques* car ils sont évalués en tenant compte des composantes couleur des pixels joueur.

Dans cette partie, nous présentons, dans un premier temps, une liste non exhaustive d'attributs permettant de caractériser la texture locale formée par les voisins de chaque pixel joueur. Ceci nous permettra de définir différents attributs colorimétriques. Dans un second temps, nous proposons une extension de notre méthode de sélection d'un espace couleur hybride à la détermination d'un *espace d'attributs colorimétriques*.

4.2.1 Les attributs colorimétriques

Il existe plusieurs types d'attributs se calculant dans le voisinage d'un pixel, défini par une fenêtre centrée sur ce pixel. Nous pouvons ainsi distinguer les attributs photométriques correspondant à des statistiques calculées dans le voisinage, les attributs géométriques relatifs à la forme d'une région, et d'autres attributs relatifs à l'analyse spectrale de l'image, à la notion de contraste, à la théorie fractale ou markovienne [CP95]. Pour notre cas, nous n'utiliserons que des attributs photométriques puisque la géométrie des joueurs n'est pas discriminante.

Nous présentons donc, dans un premier temps, une liste d'attributs permettant de caractériser la texture locale autour de chaque pixel joueur. Nous en déduisons, dans un second temps, une liste d'attributs colorimétriques disponibles pour notre étude.

4.2.1.1 Quelques attributs classiques de texture

Rappelons que chaque pixel joueur P correspond à une observation notée $\omega_{i,j}$. Les attributs de texture de chaque pixel joueur se calculent dans un voisinage défini par la fenêtre de voisi-

nage F_P de taille $l_F \times h_F$ qui est centrée sur P . Le nombre N_F de pixels joueur voisins de P est égale au nombre de pixels joueur contenus dans F_P . Nous notons π_P , la composante couleur π du pixel joueur P .

Pour tout pixel joueur P , différents type d'attributs de texture, dits du premier ordre, peuvent être calculés à partir des moments statistiques d'ordre o , notés M_o et définis par :

$$M_{oP}^{\pi} = \frac{1}{N_F} \times \sum_{P' \in F_P} (\pi_{P'} - moy_P^{\pi})^o, \quad (4.24)$$

où moy_P^{π} représente la moyenne qui est l'unique attribut utilisé au paragraphe 4.1 pour l'espace couleur hybride :

$$moy_P^{\pi} = \frac{1}{N_F} \times \sum_{P' \in F_P} \pi_{P'}. \quad (4.25)$$

De l'équation 4.24, nous déduisons essentiellement :

– la variance var_P^{π} définie par :

$$var_P^{\pi} = \frac{1}{N_F} \times \sum_{P' \in F_P} (\pi_{P'} - moy_P^{\pi})^2. \quad (4.26)$$

La variance constitue une estimation du degré de dispersion des pixels joueur voisins autour de leur moyenne. Cette estimation est aussi définie par l'écart-type σ_P^{π} .

$$\sigma_P^{\pi} = \sqrt{var_P^{\pi}}. \quad (4.27)$$

Une autre possibilité est d'utiliser l'écart-absolu eca_P^{π} défini par :

$$eca_P^{\pi} = \frac{1}{N_F} \times \sum_{P' \in F_P} |\pi_{P'} - moy_P^{\pi}|. \quad (4.28)$$

– l'oblicité (ou symétrie) sym_P^{π} définie par :

$$sym_P^{\pi} = \frac{1}{N_F \times \sigma_P^{\pi 3}} \times \sum_{P' \in F_P} (\pi_{P'} - moy_P^{\pi})^3. \quad (4.29)$$

L'oblicité constitue une estimation du degré d'asymétrie des valeurs des pixels joueur voisins par rapport à leur moyenne.

– le kurtose kur_P^{π} défini par :

$$kur_P^{\pi} = \frac{1}{N_F \times \sigma_P^{\pi 4}} \times \sum_{P' \in F_P} (\pi_{P'} - moy_P^{\pi})^4. \quad (4.30)$$

Le kurtose constitue une estimation du degré de concavité ou convexité des valeurs des pixels joueur voisins par rapport à leur moyenne.

La distribution des couleurs des pixels joueur dans une fenêtre F_P peut être caractérisée par une fonction de distribution que nous appelons, en traitement d'images, l'histogramme. Un histogramme évalué en tenant compte uniquement de la composante couleur π des pixels voisins de P est noté h_P^{π} . D'autres attributs peuvent être évalués à partir d'un histogramme tels que :

- la médiane med_p^π : c'est la valeur de π pour laquelle il y a autant de valeurs qui lui sont inférieures que de valeurs qui lui sont supérieures. La médiane partitionne ainsi l'histogramme en deux parties d'égales populations.
- le mode mod_p^π : c'est la valeur de π dont la fréquence est la plus élevée (maximum de l'histogramme).
- l'intervalle inter-quartile : c'est une caractéristique de dispersion autour de la médiane. Les quartiles d'ordre p partagent en $p + 1$ quantités égales l'ensemble étudié. Ainsi, les quartiles d'ordre 1 qui partagent en 2 parties de même effectif la population totale (soit 50 % de la population) correspondent à la médiane. Les quartiles d'ordre 3 partagent en 4 parties de même effectif la population totale (25 %). L'intervalle inter-quartile est alors mesuré entre le premier et le dernier quartile (50 % de la population). Par exemple, sur la figure 4.14, où est tracé l'histogramme $h(v)$ des valeurs v ($v = 1, \dots, 8$) que prennent les 16 individus d'une population, nous évaluons l'intervalle inter-quartile d'ordre 3. Nous

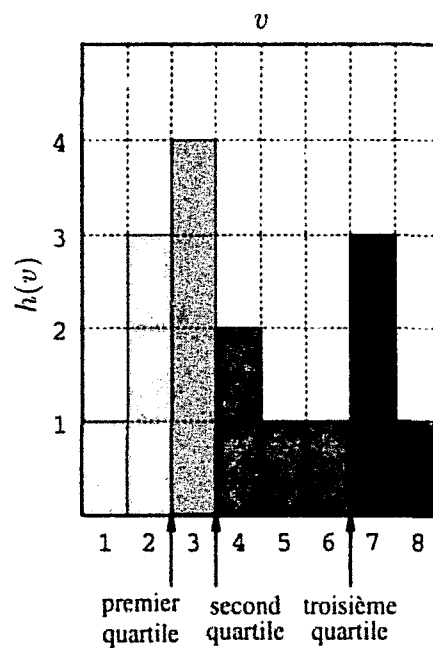


Figure 4.14 : Intervalle inter-quartile : l'intervalle inter-quartile d'ordre 3 est mesuré entre le premier et le troisième quartile. Ici, il vaut donc $6 - 2 = 4$.

notons qua_p^π , l'intervalle inter-quartile d'ordre 3 évalué pour la composante π .

Enfin, nous pouvons citer les attributs suivants :

- Le minimum min_p^π :

$$min_p^\pi = \min_{P' \in F_p} \pi_{P'}. \quad (4.31)$$

- Le maximum max_p^π :

$$max_p^\pi = \max_{P' \in F_p} \pi_{P'}. \quad (4.32)$$

- L'étendue ete_p^π :

$$ete_p^\pi = max_p^\pi - min_p^\pi. \quad (4.33)$$

Néanmoins, ces trois derniers attributs semblent être très sensibles au bruit, c'est-à-dire aux observations isolées et éloignées du nuage représentant leur classe d'appartenance (voir figure 4.7) et nous ne les utiliserons qu'avec précaution.

4.2.1.2 Les attributs colorimétriques retenus

Pour notre étude, nous avons retenu comme attributs de texture :

- 3 mesures de valeurs centrales : la moyenne, la médiane et le mode.
- 2 mesures de dispersion : l'écart-type autour de la moyenne et l'intervalle inter-quartile d'ordre 3.
- 1 mesure d'asymétrie : l'oblicité par rapport à la moyenne.

Nous disposons ainsi de $N_T = 6$ attributs de texture.

Chacun de ces N_T attributs peut être calculé pour chacune des N_π composantes couleur de l'espace Π défini au paragraphe 4.1.1 page 123. Nous disposons ainsi de $N_\pi \times N_T$ attributs colorimétriques qui définissent un nouvel espace multidimensionnel.

Comme nous l'avons fait pour l'espace couleur hybride, notre but est de déterminer un espace d'attributs colorimétriques de moindre dimension qui soit le plus discriminant vis-à-vis des classes en présence. La figure 4.15 illustre ce principe.

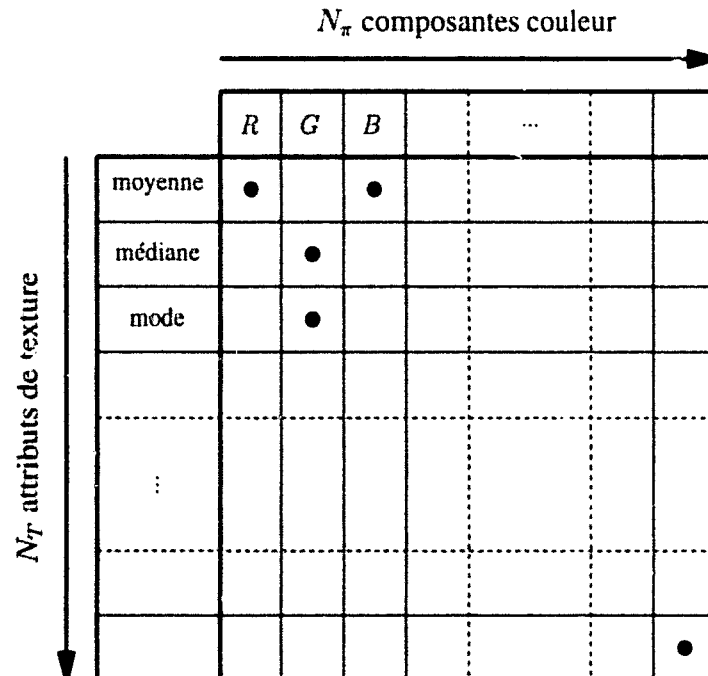


Figure 4.15 : Les attributs colorimétriques : à partir d'un espace composé de $N_\pi \times N_T$ attributs colorimétriques, nous souhaitons déterminer l'espace composé des D attributs colorimétriques les plus pertinents. Dans l'exemple ci-dessus, ce peut être la moyenne de la composante rouge, la moyenne de la composante bleu, la médiane de la composante verte, le mode de la composante verte, ...

4.2.2 Détermination d'un espace d'attributs colorimétriques

Nous avons vu au paragraphe 4.1.2 que l'apprentissage supervisé nous permet de construire un échantillon d'apprentissage composé d'observations $\omega_{i,j}$ correspondant à des pixels joueur appartenant aux classes C_j qui sont prélevés aléatoirement dans des fenêtres joueur sélectionnées interactivement.

Afin de sélectionner les D attributs colorimétriques les plus discriminants parmi $N_\pi \times N_T$ possibles, nous utilisons la même méthode que précédemment, à savoir, une procédure de sélection itérative (voir paragraphe 4.1.3 page 131). À chaque pas d de cette procédure, nous considérons donc $(N_\pi \times N_T) - d + 1$ espaces candidats de dimension d . Pour chacun d'eux, nous calculons la valeur d'un critère informationnel J donnant le pouvoir discriminant de l'espace candidat considéré (voir paragraphe 4.1.4 page 132) ainsi qu'un indice de corrélation I_{cor} estimant la corrélation maximale entre deux attributs de cet espace (voir paragraphe 4.1.5.2 page 139). Nous retenons l'espace candidat qui vérifie l'équation 4.23 et qui possède le meilleur pouvoir discriminant par rapport au critère choisi. La procédure est itérée jusqu'à atteindre la dimension D de l'espace d'attributs colorimétriques désirée.

De même que dans le paragraphe 4.1.5 page 137, nous cherchons l'espace d'attributs colorimétriques le plus discriminant vis-à-vis des 4 classes de pixels joueur présents dans les images de la figure 4.2 page 125. Pour ne pas alourdir le chapitre et compte tenu des remarques faites au paragraphe 4.1.5, l'échantillon d'apprentissage est constitué des observations correspondant au prélèvement de 150 pixels joueur (25 %) pour chaque fenêtre joueur de la figure 4.4 et notre algorithme de sélection est appliqué avec un seuil de corrélation $S_{cor} = 0,75$ en utilisant le critère J_5 . Nous remarquons après lecture du tableau 4.3 que le critère J_5 atteint un premier maximum local pour six attributs.

Dimension	Attribut	Composante	Critère
1	moyenne	x	0,960
2	moyenne	Ch_2	3,577
3	moyenne	$I3$	9,426
4	oblicité par rapport à la moyenne	H_{Bal}	16,03
5	mode	C_2	21,55
6	intervalle inter-quartile d'ordre 3	A	844,1
7	mode	by	149,9
8	écart-type autour de la moyenne	U'	1072
9	intervalle inter-quartile d'ordre 3	r	113,8
10	oblicité par rapport à la moyenne	$S3$	24900

Tableau 4.3 : Les dix premiers attributs colorimétriques sont sélectionnés avec le critère J_5 et avec $S_{cor} = 0,75$ et $N_O = 150$.

Nous remarquons également que les trois premiers attributs sélectionnés sont les mêmes que les trois premières composantes sélectionnées pour l'espace couleur hybride puisque, pour cet espace, rappelons que chaque observation est caractérisée par une moyenne des composantes

couleur. Ceci tend à montrer que, pour le cas étudié, les attributs de texture que nous avons retenus ne représentent pas beaucoup mieux les tenues des joueurs que la moyenne.

4.2.3 Apport de l'espace d'attributs colorimétriques

L'apport de l'espace d'attributs colorimétriques sur l'espace couleur hybride sera mesuré au travers des résultats présentés au chapitre suivant (voir paragraphe 5.2.3). D'autres résultats sont également proposés dans diverses publications [VMP00a, VMP00c, VMP00b].

4.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une méthode permettant de déterminer soit un espace couleur hybride, soit un espace d'attributs colorimétriques dans le cadre de la segmentation d'images couleur de football. Cette approche peut facilement être généralisée pour d'autres applications dès qu'il est souhaitable de déterminer un espace couleur ou un espace d'attributs le plus discriminant. Les observations nécessaires à la détermination d'un espace couleur hybride sont ici les moyennes des composantes couleur calculées sur des fenêtres centrées sur les pixels joueur. L'espace couleur hybride est en fait un cas particulier de l'espace d'attributs colorimétriques où seul l'attribut de moyenne est considéré. Il est alors possible d'utiliser d'autres attributs colorimétriques afin de déterminer l'espace d'attributs colorimétriques le plus discriminant. Se pose alors la question de la pertinence des attributs choisis pour constituer la base d'attributs colorimétriques. Faut-il mieux disposer d'une base restreinte en ne gardant qu'un attribut parmi un ensemble d'attributs très corrélés plutôt que de conserver la base telle quelle ? Il faut, de toute façon, faire un choix judicieux car des attributs peuvent paraître discriminants vis-à-vis d'un critère alors qu'il ne le sont pas en réalité vis-à-vis de la classification. Nous approfondirons cet aspect dans le chapitre suivant.

Nous avons vu que notre méthode requiert quelques paramètres à régler : le nombre d'observations prélevées qui dépend de la résolution des images d'apprentissage, le seuil de corrélation et la taille de la fenêtre de voisinage sur laquelle les attributs colorimétriques sont calculés. Pour les deux premiers d'entre eux, nous avons montré plusieurs résultats nous permettant de fixer facilement ces paramètres en fonction du choix du critère de discrimination. Nous confirmerons ces résultats au chapitre suivant en effectuant la classification des pixels et nous y étudierons de façon précise l'influence de la taille de la fenêtre de voisinage ainsi que la façon de la déterminer facilement.

L'espace couleur hybride que nous avons présenté n'a aucune signification physique, au contraire des systèmes de représentation de la couleur présentés au chapitre 2. Cependant, il exploite au mieux les propriétés de discrimination des composantes de ces systèmes. Pour les puristes, il est aussi possible d'appliquer, sous les réserves présentées au paragraphe 4.1.6, les critères étudiés directement sur les systèmes de représentation de la couleur classiques et d'évaluer ainsi le plus discriminant. Nous réaliserons une telle comparaison au chapitre suivant.

Dans le chapitre 5, nous étudierons les points abordés ci-dessus au travers de la segmentation des images de football.

Enfin, il est nécessaire de valider l'espace couleur hybride en effectuant la classification des pixels joueur dans cet espace. Cette classification doit impérativement être réalisée sur un échantillon test. Nos résultats seront ainsi validés dans le chapitre suivant dans lequel nous présentons l'algorithme de classification des pixels joueur.

*Lorsque le dernier arbre aura été abattu, le dernier fleuve pollué, le dernier poisson capturé,
vous vous rendrez compte que l'argent ne se mange pas.*
Seattle, chef indien, 1854.

Chapitre 5

Application à la segmentation d'images de matchs de football

Dans ce chapitre, nous proposons d'appliquer l'approche présentée au chapitre précédent à la segmentation d'images de matchs de football. Comme ces images segmentées sont destinées à être utilisées par un algorithme de suivi des joueurs présents dans les séquences d'images enregistrées, les images segmentées doivent contenir le label de la classe d'appartenance de chaque pixel joueur. En effet, le suivi des joueurs est facilité si nous déterminons automatiquement à quelle équipe appartient un joueur présent dans une image, et donc à quelle classe appartiennent les pixels joueur qui le représentent. Ainsi, seuls les pixels joueur doivent être analysés. C'est pourquoi nous proposons de diviser la segmentation en deux étapes. La première étape consiste à extraire les pixels joueur en supprimant les pixels représentant le terrain. La seconde étape consiste à classer les pixels joueur ainsi extraits dans un espace couleur hybride adapté. Enfin, nous généraliserons cette approche en effectuant la classification des pixels joueur dans un espace d'attributs colorimétriques.

5.1 Prétraitement

La première étape de segmentation des images de football consiste à extraire l'information utile, c'est-à-dire les pixels joueur. Cette phase de prétraitement consiste à supprimer les pixels qui représentent le terrain afin de ne conserver que les pixels joueur. Nous verrons que ce prétraitement se déroule en deux phases. Dans la première, nous avons mis en place un algorithme de segmentation automatique permettant l'extraction des pixels joueur. Cependant, le résultat obtenu n'est pas toujours satisfaisant. Certains pixels joueur sont supprimés et d'autres pixels représentant le terrain sont abusivement attribués aux joueurs. Afin d'affiner le résultat, nous nous attacherons, dans une deuxième phase, à reconstruire les régions correspondant aux joueurs et à supprimer tous les pixels représentant le terrain.

5.1.1 Extraction des pixels joueur

La méthode de segmentation non supervisée que nous proposons est basée sur l'analyse des histogrammes monodimensionnels des composantes couleur. Dans un premier temps, nous décrivons les méthodes de segmentation d'images couleur par analyse d'histogrammes monodimensionnels, en tentant d'en dégager les points faibles. Puis nous détaillons notre approche qui sera appliquée à l'extraction des pixels joueur en précisant les hypothèses de travail.

5.1.1.1 Segmentation par analyse d'histogrammes monodimensionnels

Dans le domaine du traitement d'images, de nombreuses méthodes tentent de déterminer les classes de pixels par l'analyse des histogrammes monodimensionnels des composantes couleur [LM00]. Elles partitionnent l'ensemble des pixels de l'image à analyser en différentes classes par analyse récursive des histogrammes monodimensionnels, selon le principe suivant :

- Tous les pixels de l'image forment une classe initiale. Cette classe est la première classe qui fait partie d'une *pile des classes*.
- Tant que la pile des classes n'est pas vide faire :
 - Dépiler une classe de la pile des classes.
 - Calculer les histogrammes des composantes couleur des pixels appartenant à cette classe.
 - Détecter les modes de chaque histogramme monodimensionnel.
 - Rechercher dans chaque histogramme le mode principal, en général celui qui représente un maximum d'occurrences.
 - Rechercher la composante couleur la plus représentative par comparaison des modes principaux des différents histogrammes.
 - Si la population des pixels associée au mode principal de l'histogramme de la composante couleur la plus représentative est suffisamment importante alors :
 - Créer deux nouvelles classes de pixels, celle regroupant les pixels appartenant au mode et celle de ceux n'y appartenant pas. Ceci revient à effectuer un multi-seuillage de l'image en considérant la composante la plus représentative.
 - Empiler les deux nouvelles classes dans la pile des classes.
 - Sinon la classe de pixels ne peut plus être séparée en deux. Elle n'est plus empilée dans la pile des classes.

Les méthodes d'analyse d'histogrammes se différencient par les composantes couleur choisies, les procédures de détection des modes et d'extraction des modes principaux, la détermination de la composante la plus représentative, et enfin par les critères d'arrêt de l'analyse récursive des histogrammes.

Ohlander propose de calculer les histogrammes monodimensionnels de 9 composantes couleur, qui proviennent des systèmes de représentation (R, G, B) , (I, S, T) et (Y', I', Q') . Il sélectionne les modes principaux selon des critères hiérarchiques dont le pre-

mier privilégie les intervalles dont les valeurs sont proches de 0 ou 255 [OPR78].

Ohta applique cette approche à la segmentation d'un ensemble d'images codées dans différents systèmes de représentation de la couleur [OKS80]. Il montre que cette méthode s'avère plus efficace lorsque les composantes couleur sont décorréélées. C'est ainsi qu'il propose l'espace (I_1, I_2, I_3) pour la segmentation d'images couleur.

Schettini a recours à une approche intéressante pour détecter les modes principaux des histogrammes des composantes $L^*, u^*, v^*, C_{uv}^*, h_{uv}$ [Sch93]. Cette approche, appelée *scale-space filtering*, consiste à convoluer l'histogramme avec une fonction gaussienne d'écart-type variable. Plus l'écart-type est élevé, plus l'histogramme convolué est lissé. Les seuils qui entourent les modes sont détectés par le passage à 0 de la dérivée seconde d'un histogramme fortement lissé. Schettini, obtenant des images sur-segmentées, regroupe les régions adjacentes selon des critères de ressemblance colorimétrique.

Lim propose de segmenter les images selon une décomposition *coarse to fine* en effectuant une première segmentation grossière par multiseuillage, suivie d'une segmentation plus fine par application d'un algorithme de *fuzzy c-means* [LL90]. L'auteur utilise l'approche *scale space filtering* afin de déterminer les seuils qui séparent les modes détectés à partir de l'analyse des histogrammes monodimensionnels de trois composantes couleur. Ainsi, l'espace couleur est partitionné en sous-espaces délimités par ces différents seuils, ces sous-espaces correspondant chacun à une classe de pixels. Les pixels appartenant à l'une des classes sont ainsi étiquetés. La segmentation fine consiste à classer les pixels non étiquetés par la segmentation grossière, grâce à l'algorithme des *fuzzy c-means*. Ces pixels sont alors assignés à la classe dont la fonction d'appartenance est maximale. La phase de segmentation grossière permet de déterminer le nombre de classes qui est nécessaire au *fuzzy c-means* et permet de réduire considérablement les temps de calculs.

Tominaga segmente les images couleur grâce à des seuils déterminés également par analyse d'histogrammes monodimensionnels mais il ne travaille pas dans un espace couleur fixe [Tom92]. L'auteur effectue une transformation de Karhunen Loeve (KL) pour construire les classes. L'histogramme analysé est celui associé à la combinaison de composantes définies par l'axe le plus discriminant qui est fourni par la transformation de KL. Si l'histogramme associé au premier axe est multimodal, les classes correspondant aux différents modes sont construites, et une nouvelle transformation de KL est effectuée avec les pixels n'appartenant pas aux classes construites. Si l'histogramme du premier axe n'est pas multimodal, alors l'histogramme du second axe est analysé et ainsi de suite. L'algorithme s'arrête, soit lorsque l'histogramme du troisième axe est monomodal, soit lorsque les histogrammes ne contiennent aucun mode.

Ces méthodes d'analyse récursive d'histogrammes monodimensionnels permettent de mettre en évidence, au fur et à mesure des itérations, des modes qui n'étaient pas détectables à l'origine. Mais ces méthodes, à chaque itération, analysent exclusivement une seule composante, à savoir la plus représentative. En effet, ces méthodes déterminent les pixels qui appartiennent au mode principal de l'histogramme de la composante la plus représentative sans examiner si ces pixels

appartiennent à un autre mode dans les autres histogrammes. Or, il serait intéressant de considérer toutes les composantes couleur pour retrouver les classes de pixels. Ceci nous conduit à proposer une approche de segmentation par analyse d'histogrammes monodimensionnels en vérifiant, à chaque itération, si les pixels appartenant au mode principal de l'histogramme de la composante la plus représentative appartiennent également à un mode présent dans les histogrammes associés aux autres composantes.

5.1.1.2 Approche proposée

L'approche que nous proposons est fondée sur l'analyse récursive des histogrammes monodimensionnels des trois composantes trichromatiques R , G et B . Le principe de notre approche est illustré sur le schéma de la figure 5.1.

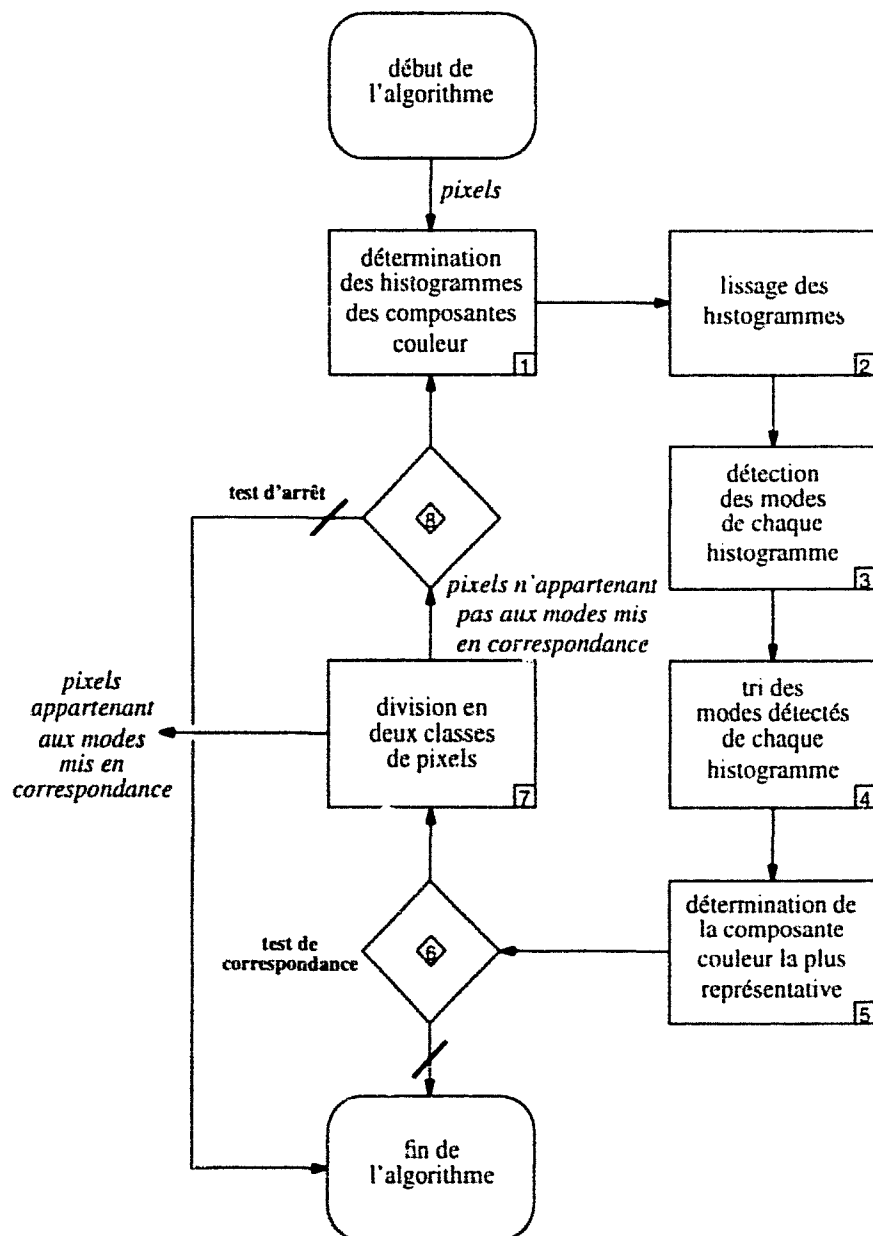


Figure 5.1 : Algorithme de segmentation utilisé pour le prétraitement.

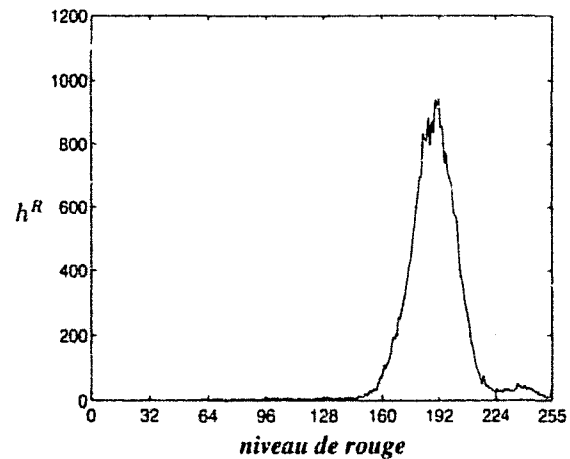
La procédure se décompose en huit étapes :

1. **Détermination des histogrammes des composantes couleur :** Les histogrammes des composantes R , G et B des pixels d'une image couleur, respectivement notés h^R , h^G et h^B , sont évalués.

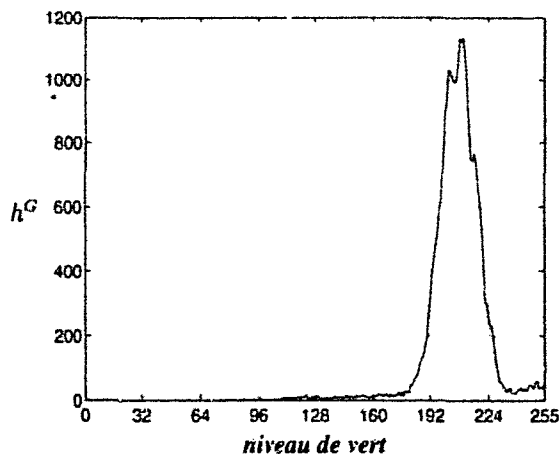
La figure 5.2 montre les histogrammes des composantes R , G et B de l'image de la figure 5.2(a).



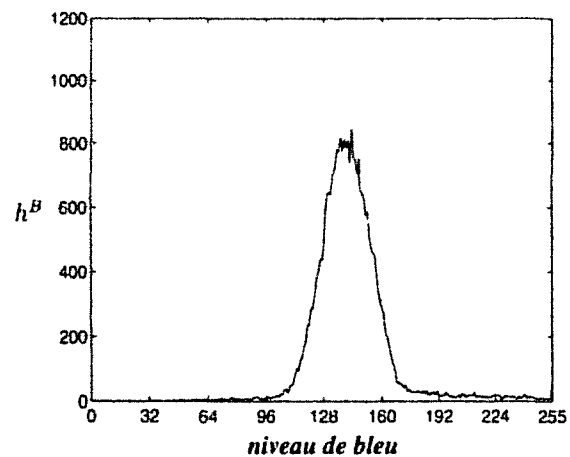
(a) Une image de football.



(b) Histogramme de la composante R .



(c) Histogramme de la composante G .



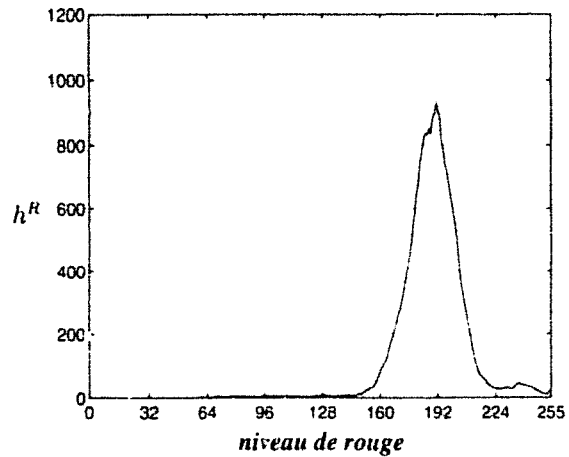
(d) Histogramme de la composante B .

Figure 5.2 : Histogrammes monodimensionnels de l'image de la figure 5.2(a).

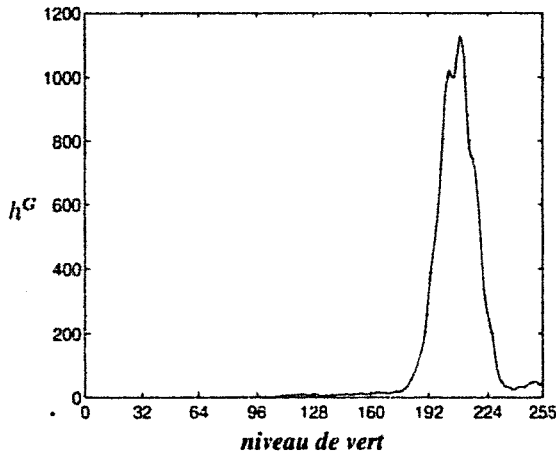
2. **Lissage des histogrammes :** Chaque histogramme est lissé en considérant que le nombre d'occurrences d'une valeur v d'une composante est égale à la moyenne des occurrences des valeurs voisines de v . Ce voisinage est défini par une *fenêtre de lissage* de taille C_{lis} . La figure 5.3 montre le résultat du lissage des histogrammes de la figure 5.2 avec une fenêtre de lissage de taille $C_{lis} = 3$.
3. **Détection des modes de chaque histogramme :** Nous appelons *mode*, ce qui correspond, en fait, à un domaine modal et *amplitude du mode*, la valeur d'occurrences la plus

	R	G	B
$h_{max}^{\pi,1}$	932	1129	801
$mod^{\pi,1}$	191	209	138
$S_{inf}^{\pi,1}$	145	205	93
$S_{sup}^{\pi,1}$	233	238	178

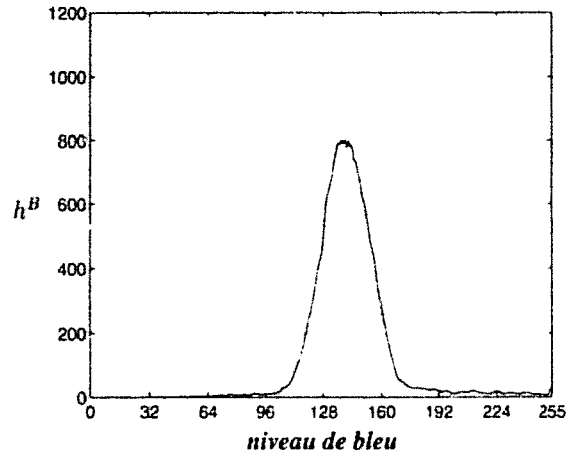
(a) Caractéristiques du mode 1 de chacun des trois histogrammes des figures 5.3(b) à 5.3(d).



(b) Histogramme lissé de la composante R .



(c) Histogramme lissé de la composante G .



(d) Histogramme lissé de la composante B .

Figure 5.3 : Histogrammes monodimensionnels lissés de la figure 5.2 avec une fenêtre de voisinage de taille $C_{l,s} = 3$.

élevée d'un mode. Nous avons vu au paragraphe 5.1.1.1 qu'il existe différentes méthodes permettant de détecter les modes d'un histogramme [OPR78, Sch93, LCVB]. Nous détectons les modes de chaque histogramme grâce à la méthode *min-max* [Mac93]. Les modes détectés possèdent tous une amplitude supérieure à 10 % du maximum d'occurrences de l'histogramme analysé. Pour chaque mode détecté, les caractéristiques suivantes sont calculées :

- $S_{inf}^{\pi,m}$: la borne inférieure du mode m de l'histogramme de la composante π .
- $S_{sup}^{\pi,m}$: la borne supérieure du mode m de l'histogramme de la composante π .
- $h_{max}^{\pi,m}$: la valeur maximale d'occurrences du mode m de l'histogramme de la composante π :

$$h_{max}^{\pi,m} = \max_{v=S_{inf}^{\pi,m}}^{v=S_{sup}^{\pi,m}} h^{\pi}(v). \quad (5.1)$$

- $mod^{\pi,m}$: la valeur v de la composante π correspondant à $h_{max}^{\pi,m}$.

La figure 5.4 présente les caractéristiques des modes détectés présents dans l'histogramme de la figure 5.3(c)

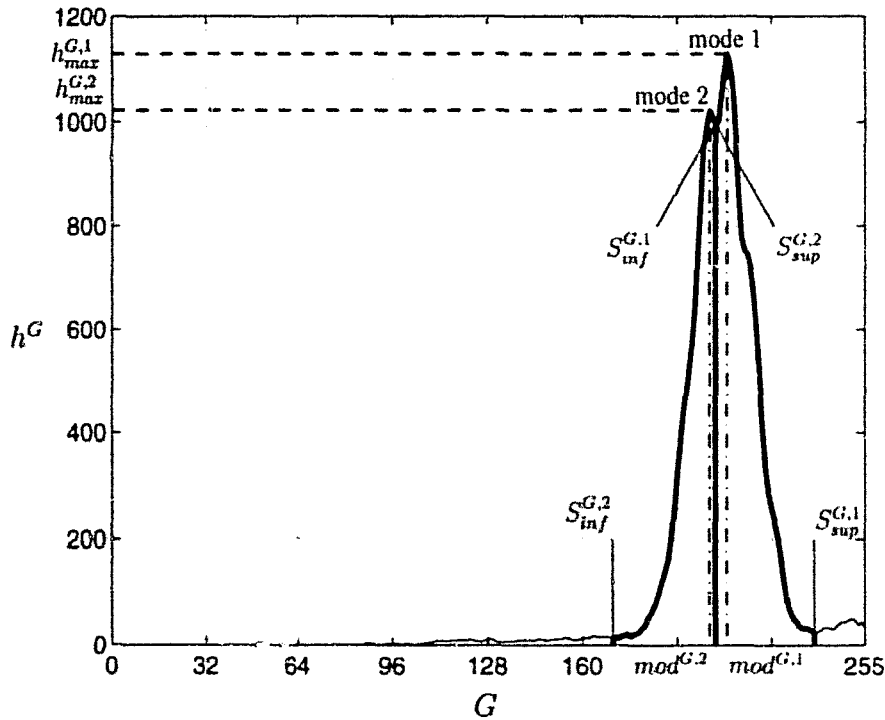


Figure 5.4 : Caractéristiques des modes détectés de l'histogramme de la figure 5.3(c).

4. **Tri des modes détectés de chaque histogramme :** Les modes de chaque histogramme sont numérotés du mode principal, c'est-à-dire celui qui possède l'amplitude maximale (mode 1), au mode le moins important, à savoir celui pour lequel l'amplitude est la plus faible. Le tableau 5.3(a) contient les caractéristiques du mode 1 des histogrammes des figures 5.3(b), 5.3(c) et 5.3(d).
5. **Détermination de la composante couleur la plus représentative :** Nous recherchons la composante couleur la plus représentative du contenu de l'image [OPR78, Tom92]. Pour cela, nous choisissons de privilégier une sur-segmentation afin de n'omettre aucune classe de pixels. Nous supposons donc que la composante la plus représentative est celle pour laquelle l'histogramme correspondant possède tout d'abord le plus grand nombre de modes détectés. Si plusieurs histogrammes possèdent le même nombre de modes détectés, nous recherchons celui qui sépare le mieux les classes en présence. Pour cela, nous retenons celui qui présente la distance maximale entre les deux modes détectés les plus proches. La distance $dis^\pi(m, m')$ entre deux modes m et m' de l'histogramme d'une composante couleur π est définie par :

$$dis^\pi(m, m') = \left| mod^{\pi, m} - mod^{\pi, m'} \right|. \quad (5.2)$$

Nous supposons donc que plus des modes sont distants l'un de l'autre, mieux les classes correspondantes sont séparées. Dans le cas où il n'y a qu'un seul mode ou dans le cas

où les distances entre modes les plus proches sont égales, la composante couleur la plus représentative est celle pour laquelle la valeur $mod^{\pi,1}$ est la plus proche de 0 ou 255 [OPR78]. En effet, les classes correspondantes sont ainsi statistiquement plus éloignées des autres classes.

Dans notre exemple, l'histogramme de la composante G possède deux modes détectés tandis qu'un seul mode est détecté sur les histogrammes des composantes R et B . Nous retenons alors cette composante couleur comme la plus représentative.

6. **Test de correspondance** : Nous recherchons la correspondance entre le mode principal de la composante couleur la plus représentative et les modes principaux des deux autres composantes couleur. En effet, les *modes correspondants* doivent représenter la même classe de pixels. Pour cela, nous calculons les moyennes des autres composantes couleur des pixels pour lesquels la valeur de la composante couleur la plus représentative vaut $mod^{\pi,1}$.

Dans notre exemple, la composante la plus représentative est la composante G pour laquelle nous évaluons : $mod^{G,1} = 209$. Nous calculons alors les moyennes des composantes rouge et verte des pixels pour lesquels $G = 209$. Ces moyennes que nous notons $moy^{R,1}$ et $moy^{B,1}$ vont nous servir à vérifier si le mode principal de l'histogramme de la composante G représente la même classe que celle correspondant aux modes principaux des histogrammes des composantes R et B .

Pour chacun des histogrammes, nous vérifions que les moyennes sont comprises entre les bornes inférieures $S_{inf}^{\pi,1}$ et supérieures $S_{sup}^{\pi,1}$ de chacun des modes principaux. Nous considérons donc que le mode principal de la composante la plus représentative correspond au mode principal de la composante π si la relation suivante est respectée :

$$S_{inf}^{\pi,1} \leq moy^{\pi,1} \leq S_{sup}^{\pi,1} \quad (5.3)$$

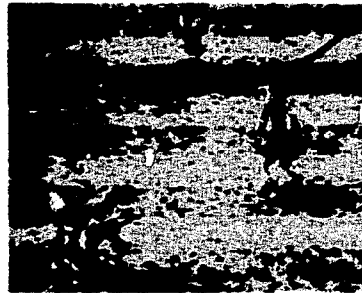
Deux cas se présentent. Soit la correspondance est vérifiée pour toutes les composantes et dans ce cas, nous pouvons passer à la phase de seuillage de l'image. Soit la correspondance n'existe pas pour au moins une composante. Cela signifie alors que le mode étudié ne correspond pas au mode principal de la composante la plus représentative. Nous évaluons alors la correspondance entre le mode suivant de l'histogramme considéré et le mode principal de la composante la plus représentative. Cette étape est itérée jusqu'à retrouver le mode correspondant. S'il est impossible de retrouver un tel mode, cela signifie que les pixels de l'image ne peuvent pas être répartis en deux classes et la procédure s'arrête.

Dans notre exemple, la composante G est la plus représentative et les valeurs trouvées sont $moy^{R,1} = 190$ et $moy^{B,1} = 143$. D'après le tableau 5.3(a), nous constatons que l'équation 5.3 est vérifiée. Le mode 1 de l'histogramme de la composante G peut donc être mis en correspondance avec le mode 1 de l'histogramme de la composante R et le

- mode 1 de l'histogramme de la composante B . Le test de correspondance est ainsi validé. La figure 5.5 illustre cette correspondance.



(a) Pixels correspondant au mode 1 de l'histogramme lissé de la composante R .



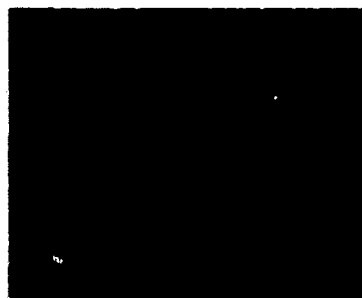
(b) Pixels correspondant au mode 1 de l'histogramme lissé de la composante G .



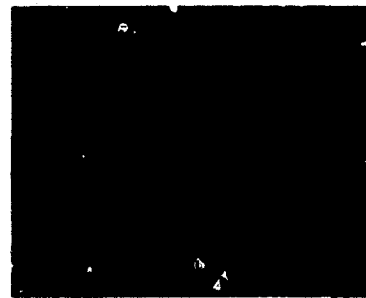
(c) Pixels correspondant au mode 1 de l'histogramme lissé de la composante B .



(d) Pixels dont la composante R correspondant à $moy^{R,1} = 190$.



(e) Pixels dont la composante G correspondant à $mod^{G,1} = 209$.



(f) Pixels dont la composante B correspondant à $moy^{B,1} = 143$.

Figure 5.5 : Correspondance entre les modes principaux des histogrammes des composantes R , G et B . Les pixels des images des figures 5.5(d), 5.5(e) et 5.5(f) sont aussi inclus respectivement dans ceux des images des figures 5.5(a), 5.5(b) et 5.5(c).

- 7. Division en deux classes de pixels :** Si le mode principal de la composante la plus représentative est mis en correspondance avec des modes de chaque autre histogramme, les pixels de l'image peuvent être divisés en deux classes, à savoir la classe des pixels qui appartiennent à tous les modes mis en correspondance et celle de ceux qui n'y appartiennent pas.

Dans notre exemple, nous répartissons ainsi les pixels en deux classes, à savoir la classe des pixels qui appartiennent à la fois au mode 1 de la composante R , au mode 1 de la composante G et au mode 1 de la composante B et celle de ceux qui n'appartiennent pas, au moins, à l'un de ces modes.

- 8. Test d'arrêt :** Les images de matchs de football présentent toutes le même fond qui est la pelouse du terrain de football. Nous supposons que ce fond occupe la plus grande partie de l'image et par conséquent qu'il représente l'information statistiquement la plus présente dans l'image. Sous cette hypothèse, les histogrammes des composantes R , G et

B des pixels d'une image de football possèdent donc un mode principal correspondant au terrain. Comme la détection du mode principal d'un histogramme est fondée sur la recherche du maximum d'occurrences, la classe qui sera extraite en premier lieu est celle des pixels représentant le terrain.

D'autre part, nous supposons qu'une image de football contient au moins 10 % de pixels joueur. Les pixels joueur ne peuvent pas être classés par l'algorithme que nous venons de présenter car il est difficile de détecter les modes des histogrammes correspondant aux classes de pixels joueur. Il faut donc que l'algorithme s'arrête dès qu'il ne reste plus que des pixels joueur, c'est-à-dire dès que la population des pixels est inférieure à environ 10 % de la population initiale. Afin d'extraire les pixels joueur, nous proposons que l'algorithme s'arrête dès que la valeur maximale d'occurrences d'un histogramme est inférieure à 10 % de l'amplitude du mode principal de cet histogramme calculé à la première itération. Ce seuil peut être adapté en fonction des applications. Si le test d'arrêt n'est pas vérifié, les pixels n'appartenant pas aux modes mis en correspondance sont à nouveau traités à l'itération suivante.

Dans notre exemple, notre algorithme est itéré deux fois car l'aspect du terrain n'est pas identique dans toute l'image du fait de son procédé de tonte. Le terrain est donc divisé en deux classes de pixels et les pixels qui ne sont pas classés correspondent aux pixels joueur. Les images de la figure 5.6 montrent le résultat de la segmentation à chacune de ces deux itérations. Sur la figure 5.7, nous pouvons observer les histogrammes lissés



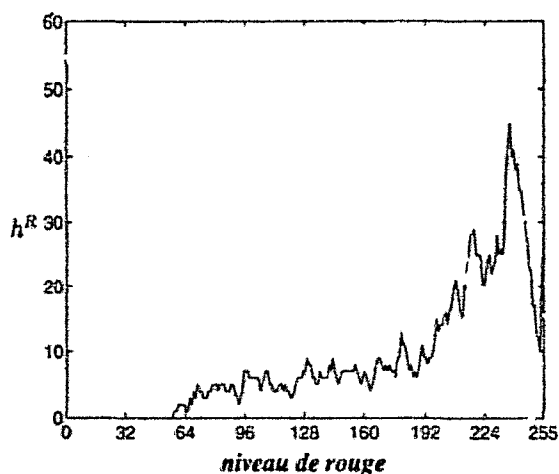
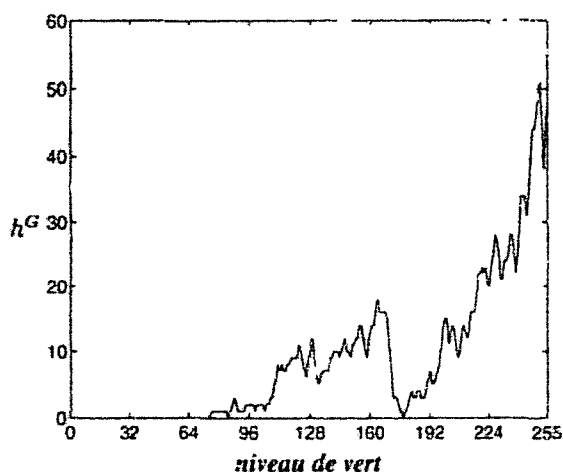
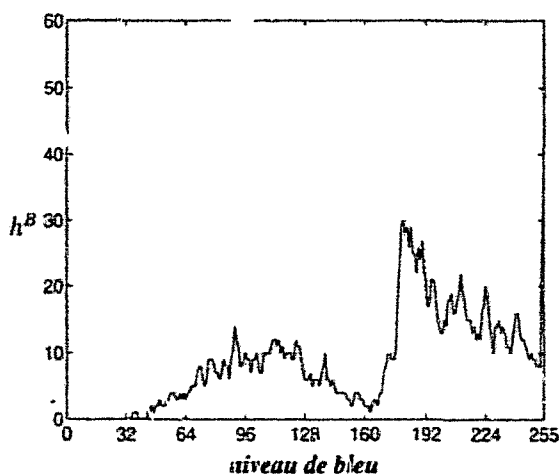
(a) Première itération.



(b) Seconde itération.

Figure 5.6 : Résultat de la segmentation de l'image de la figure 5.2(a). En noir, sont représentés les pixels appartenant au fond (terrain).

des composantes R , G et B de l'image de la figure 5.6(b). Le tableau 5.7(d) montre que la valeur maximale d'occurrences de l'histogramme de la composante G ($h_{max}^{G,1} = 51$) est effectivement inférieure à 10 % de l'amplitude du mode principal de ce même histogramme calculé à la première itération ($h_{max}^{G,1} = 1129$).

(a) Histogramme lissé de la composante R .(b) Histogramme lissé de la composante G .(c) Histogramme lissé de la composante B .

	R	G	B
$h_{max}^{\pi,1}$	45	51	35

(d) Maximum d'occurrences de chacun des trois histogrammes des figures 5.7(a) à 5.7(c).

Figure 5.7 : Histogrammes monodimensionnels lissés des composantes R , G et B de l'image de la figure 5.6(b) avec une fenêtre de voisinage de taille $C_{lis} = 3$.

La taille de la fenêtre de lissage appliqué à l'histogramme étudié est un paramètre important car il intervient sur la détection des modes. Il dépend du bruit présent dans l'image et son réglage peut se faire par essais successifs avec évaluation du résultat de la segmentation.

5.1.2 Reconstruction des régions représentant les joueurs

Comme nous pouvons le constater sur la figure 5.6(b), tout le terrain n'a pas été supprimé par l'analyse d'histogrammes monodimensionnels. En effet, il reste des pixels représentant les lignes et quelques pixels de pelouse. D'autre part, certains pixels joueur ont été supprimés. C'est pourquoi nous proposons une seconde phase destinée à retrouver ces pixels et à éliminer ceux qui ne sont pas des pixels joueur.

Pour cela, nous nous inspirons de la morphologie binnaire qui se base sur des opérations

d'*érosion* et de *dilatation* d'images binaires par un élément structurant. L'application successive de ces opérateurs morphologiques sur nos images n'a pas fourni de résultats satisfaisants. En effet, les régions à analyser ont des formes différentes, il est donc difficile de déterminer un élément structurant adapté à tous les cas de figure. C'est pourquoi nous proposons une approche qui, au lieu de déterminer si les éléments d'un masque correspondent tous aux pixels analysés, tient compte du nombre de pixels qui correspondent aux éléments de ce masque.

Notre but est soit d'extraire un pixel joueur, soit de supprimer un pixel représentant le fond en le comparant à ses voisins. Nous utilisons pour cela un masque binaire qui est centré sur le pixel traité et qui permet une analyse de son voisinage. La taille et le contenu de ce masque permettent de définir la morphologie du voisinage à étudier.

Tout d'abord, l'image qui a été segmentée au cours de la première phase est binarisée de telle sorte que les pixels qui ont été supprimés portent l'étiquette 0 et les autres, l'étiquette 1. La question est de savoir si, compte-tenu de son voisinage, le pixel traité a été correctement étiqueté. Si c'est le cas, il conserve son étiquette, sinon celle-ci est modifiée. L'approche que nous proposons est la suivante. Pour tout pixel P de l'image :

1. Un voisinage est défini à l'aide d'un masque de taille $l_M \times h_M$. Ce masque contient des éléments à 0 et des éléments à 1 permettant de déterminer la forme du voisinage à étudier, c'est-à-dire les pixels voisins de P à considérer. La figure 5.8(a) montre le résultat de la binarisation de l'image de la figure 5.6(b). La figure 5.8(b) est un zoom d'une partie de l'image de la figure 5.8(a). Nous avons encadré par un trait épais le pixel P analysé et le rectangle quadrillé correspond à un masque de largeur $l_M = 9$ et de hauteur $h_M = 17$, centré sur P . Seuls les éléments à 1 du masque sont représentés. Afin que la morphologie des éléments à 1 du masque soit proche d'une morphologie générale des joueurs, nous avons choisi une disposition spatiale des éléments à 1 du masque formant une ellipse pleine.
2. Nous comptons le nombre N_P^1 de pixels étiquetés à 1 pour lesquels l'élément du masque qui lui est superposé est aussi à 1. Soit, N_M^1 , le nombre d'éléments à 1 du masque. Le masque de la figure 5.8, totalise $N_M^1 = 97$ éléments à 1 et $N_P^1 = 44$ pixels à 1 voisins de P correspondent à ces éléments du masque.
3. Afin de déterminer si le pixel traité conserve ou non son étiquette, il suffit alors de comparer N_M^1 à N_P^1 . Pour cela, nous introduisons deux seuils S_0 et S_1 respectivement utilisés pour les pixels d'étiquette 0 et 1. Ces seuils représentent des pourcentages du nombre de pixels voisins étiquetés à 1 qui correspondent aux éléments à 1 du masque.

Les hypothèses de décision sont alors les suivantes :

- Le pixel P possède une étiquette égale à 1 : si ce pixel est isolé des régions à forte densité de pixels étiquetés à 1, alors son étiquette doit être changée.
- Le pixel P possède une étiquette égale à 0 : si ce pixel représente un trou dans une région à forte densité de pixels étiquetés à 1, alors son étiquette doit être changée.

Pour effectuer ces opérations, nous appliquons alors les règles suivantes :



(a) Image de la figure 5.6(b) binarisée.



(b) Zoom sur une partie de l'image de la figure 5.8(a).

Figure 5.8 : Superposition d'un masque sur une image binaire. Le masque (rectangle quadrillé) est centré sur le pixel traité (carré en trait épais). Les pixels étiquetés à 1 qui coïncident avec les éléments à 1 du masque sont grisés.

- Si P possède une étiquette égale à 1 :

$$\begin{aligned} &\text{si } N_P^1 < \frac{S_1}{100} \times N_M^1, \\ &\text{alors l'étiquette de } P \text{ est modifiée à 0.} \end{aligned} \quad (5.4)$$

- Si P possède une étiquette égale à 0 :

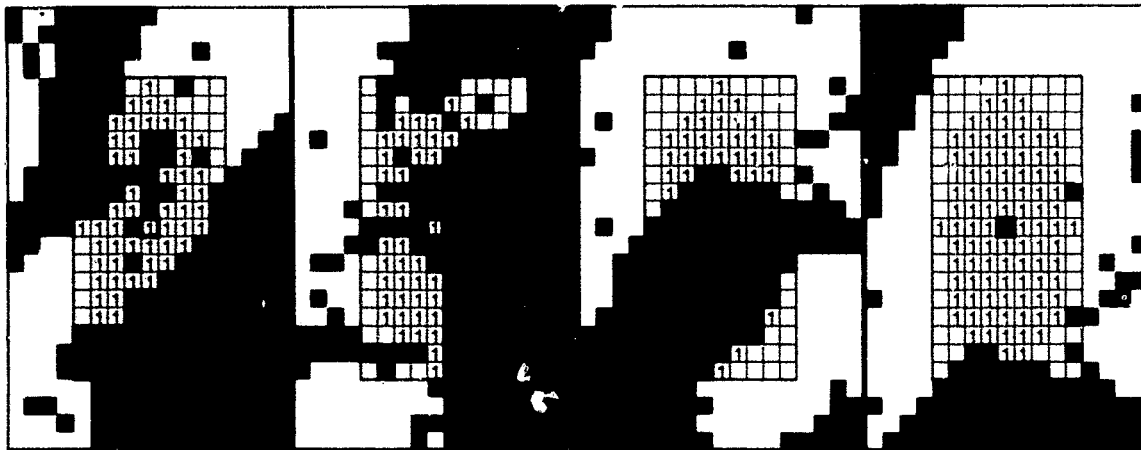
$$\begin{aligned} &\text{si } N_P^1 > \frac{100-S_0}{100} \times N_M^1, \\ &\text{alors l'étiquette de } P \text{ est modifiée à 1.} \end{aligned} \quad (5.5)$$

Des règles duales peuvent aussi être adaptées en considérant plutôt le nombre N_P^0 de pixels étiquetés à 0.

Sur la figure 5.9, nous avons représenté les différents cas de figure pouvant se présenter en utilisant un masque composé de $N_M^1 = 97$ éléments à 1 et des seuils S_0 et S_1 égaux à 50 %.

Contrairement à l'approche classique de morphologie binaire, cette approche ne nécessite qu'un seul passage du masque sur l'image et n'utilise qu'un seul opérateur. Elle dépend de quatre paramètres : la taille du masque, la disposition spatiale des éléments à 1 dans le masque et les seuils S_0 et S_1 . Ces paramètres sont ajustés en fonction du résultat obtenu au cours de la première phase de segmentation. Ainsi, le seuil S_0 devra être d'autant plus élevé qu'il y a de trous présents dans les régions correspondant aux joueurs et le seuil S_1 devra être d'autant plus élevé qu'il y a de pixels étiquetés à 1 isolés. Par expérience, nous concluons que ces seuils doivent être proches de 50.

De plus, les joueurs sont généralement debout dans l'image et leurs ombres ainsi que les lignes du terrain peuvent être soit verticales, soit horizontales. Pour supprimer les pixels qui représentent ces éléments, il convient donc de choisir une disposition spatiale des éléments à 1



(a) Étiquette de P initialement à 1 et $N_P^1 = 52 \Rightarrow$ étiquette de P conservée à 1. (b) Étiquette de P initialement à 1 et $N_P^1 = 40 \Rightarrow$ étiquette de P modifiée à 0. (c) Étiquette de P initialement à 0 et $N_P^1 = 33 \Rightarrow$ étiquette de P conservée à 0. (d) Étiquette de P initialement à 0 et $N_P^1 = 94 \Rightarrow$ étiquette de P modifiée à 1.

Figure 5.9 : Différents cas de figure : Le masque est composé de 97 éléments à 1 répartis sous forme d'ellipse. Nous appliquons les seuils $S_0 = 50$ et $S_1 = 50$.

du masque de telle sorte qu'ils forment une région dont l'axe principal est vertical. De même, une région constituée des éléments à 1 du masque dont l'axe principal est vertical permettra de reconstruire au mieux les joueurs. Nous posons donc $h_M = (2 \times l_M) - 1$ avec l_M , un nombre entier qui dépend de la résolution des images. À titre d'exemple, nous avons appliqué le masque présenté précédemment sur l'image de la figure 5.8 avec des seuils de 50 %. Le résultat obtenu est présenté sur la figure 5.10.



Figure 5.10 : Résultat de la reconstruction de l'image 5.6(b) avec un masque de taille 9×17 , $S_0 = 50$ et $S_1 = 50$.

Les paramètres du masque sont choisis grâce à des tests menés notamment sur les cas présentés dans les paragraphes suivants mais aussi sur ceux traités dans diverses publications [VMVP97, VMV97, VMP97, VMP98a, VMP98b, VMP00a, VMP00c, VMP00b].

5.1.3 Quelques cas

Afin d'illustrer cette première partie, nous choisissons trois cas dans lesquels il s'agit d'extraire les pixels joueur. Dans chaque cas, nous traitons quatre images extraites d'une séquence

d'un match de football. Nous ne connaissons pas les conditions d'acquisition de ces images, ce qui n'est pas rédhibitoire pour l'extraction des pixels joueur. En effet, ce prétraitement ne considère que les composantes trichromatiques R , G et B . Dans chacun des cas, nous avons réglé les paramètres au mieux par essais successifs. Ainsi les seuils S_0 et S_1 sont respectivement réglés à 55 et 45 afin de privilégier plutôt l'élimination des pixels à 1 que l'extraction des pixels à 0. La taille du masque est fixée, dans chaque cas, à $l_M = 9$ et $h_M = 17$. Seule, la taille C_{lis} de la fenêtre de lissage utilisée pour le moyennage des histogrammes est déterminée de telle sorte que la détection des modes fournisse un résultat satisfaisant selon une appréciation visuelle. Cependant, C_{lis} peut être ajustée de façon automatique en tenant compte, par exemple, du rapport *signal/bruit* des composantes couleur de l'image.

5.1.3.1 Cas n° 1

Les quatre images analysées de ce premier cas sont présentées sur la figure 5.11. Les résultats obtenus apparaissent sur la figure 5.12.

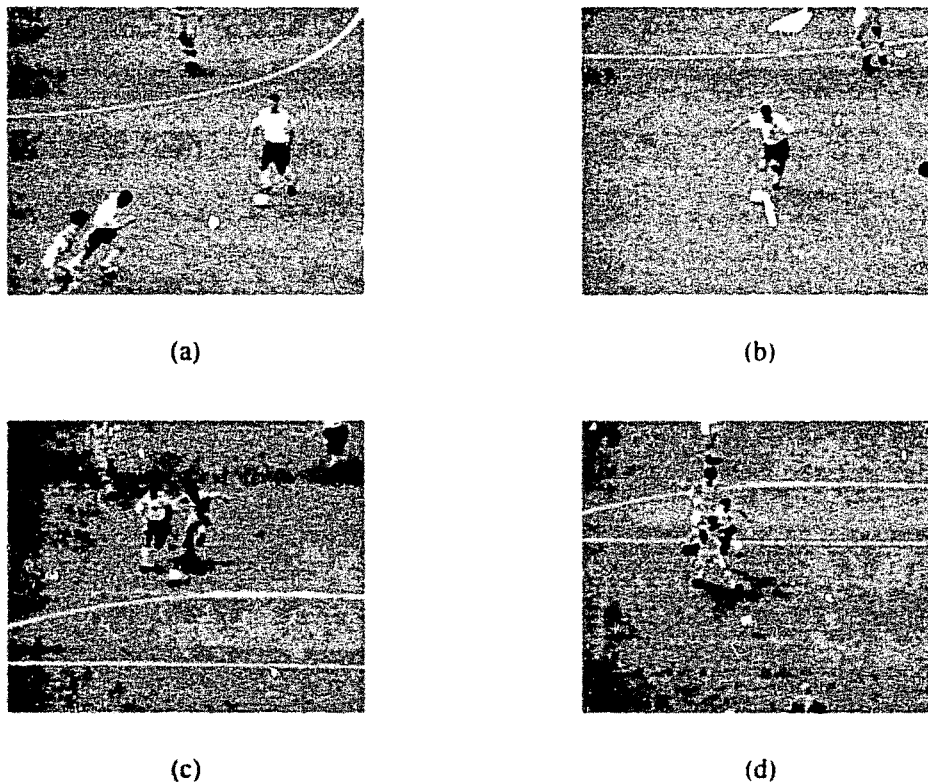


Figure 5.11 : Images du cas n° 1.

tats obtenus apparaissent sur la figure 5.12.

Nous constatons que les pixels joueur sont correctement extraits. Seuls, les pixels représentant les jambes des joueurs sont parfois éliminés. De même, les lignes du terrain ont été supprimées. Seule une partie de la ligne de l'image 5.12(a) n'a pas été supprimée, ce qui s'explique par le fait qu'elle forme une région dont l'axe principal est vertical dans l'image.

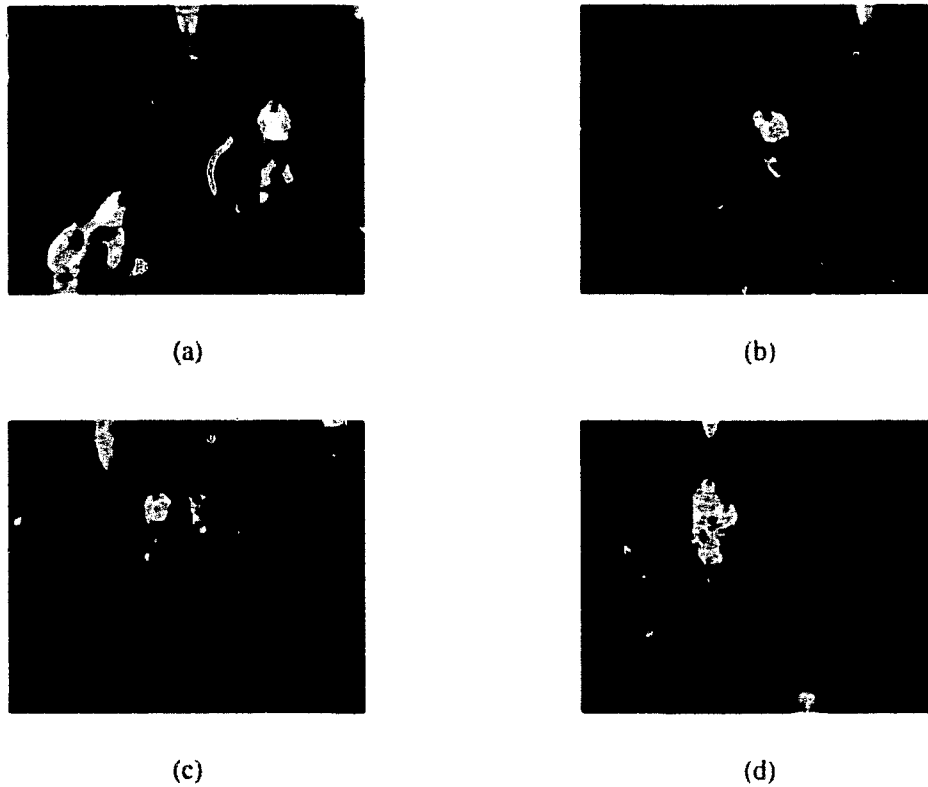


Figure 5.12 : Résultat de l'extraction des pixels joueur du cas n° 1 avec : $C_{lis} = 3$, $l_M = 9$,
 $S_0 = 55$ et $S_1 = 45$.

5.1.3.2 Cas n° 2

Les quatre images analysées du deuxième cas sont présentées sur la figure 5.13. Les résultats obtenus apparaissent sur la figure 5.14.

Dans ce cas, nous pouvons faire les mêmes remarques que pour le cas précédent. Dans l'image de la figure 5.14(a), le poteau de but qui se présente de façon verticale, a été extrait ainsi qu'une partie de la ligne de l'image de la figure 5.14(c) pour les mêmes raisons.

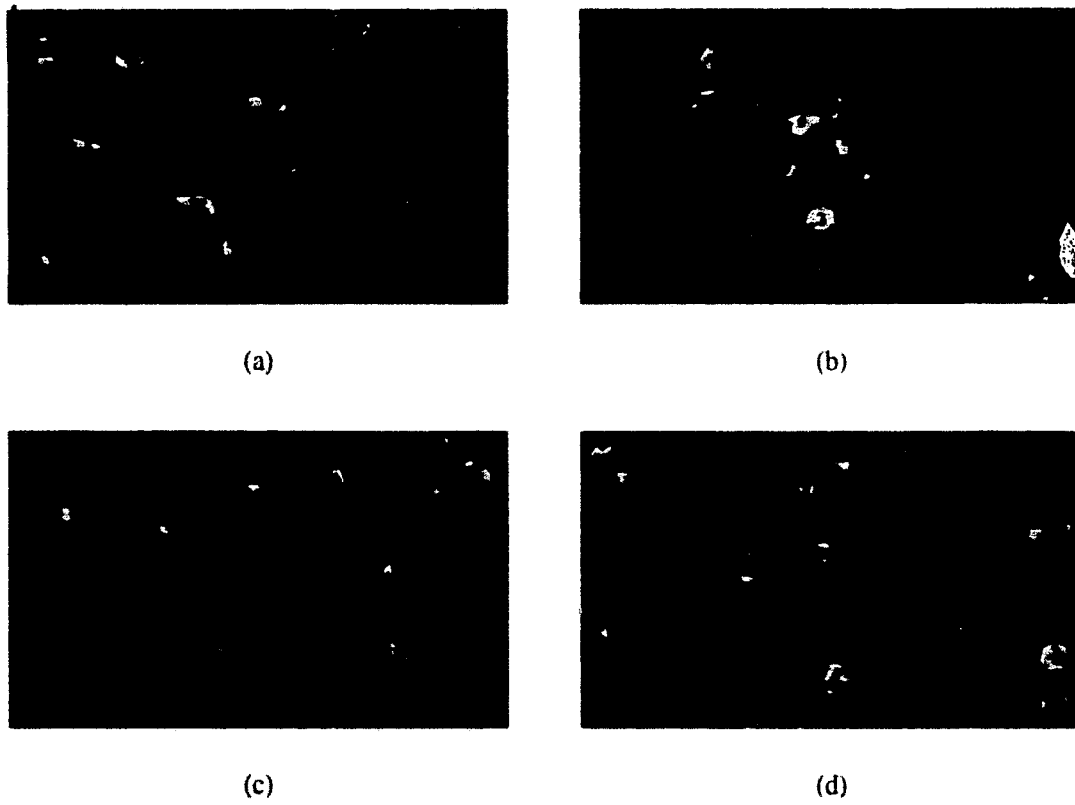


Figure 5.13 : Images du cas n° 2.

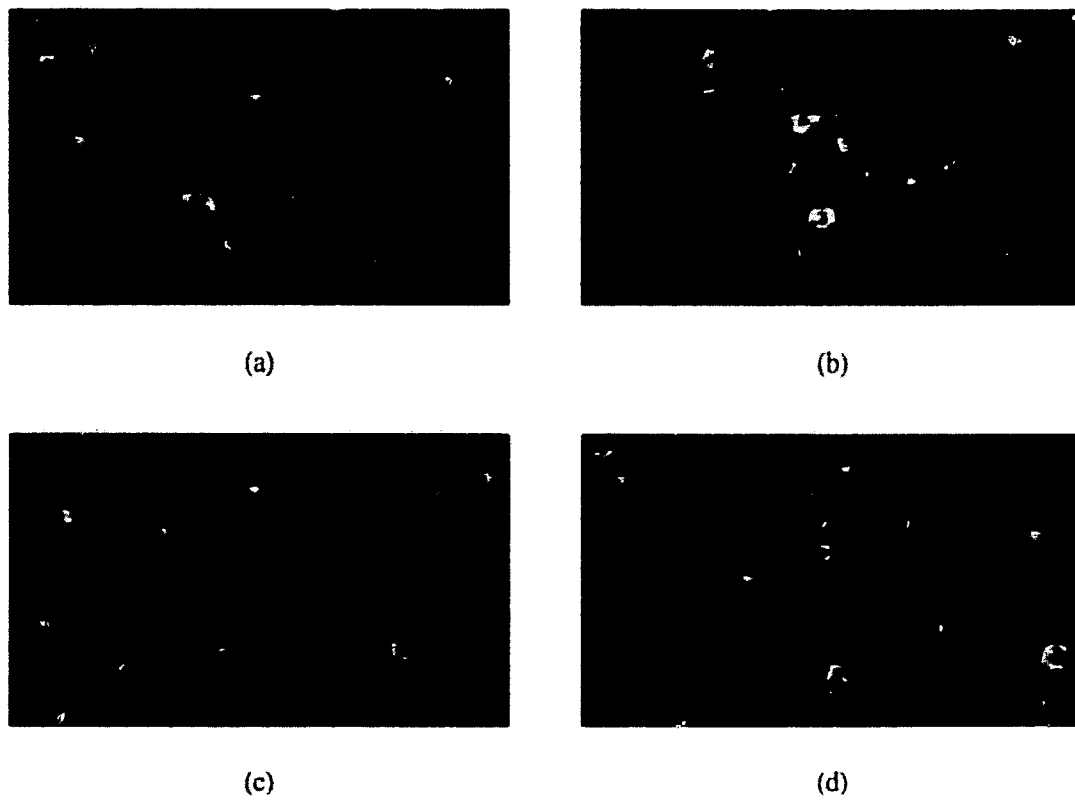


Figure 5.14 : Résultat de l'extraction des pixels joueur du cas n° 2 avec : $C_{l_{i_3}} = 3$, $l_M = 9$, $S_0 = 55$ et $S_1 = 45$.

5.1.3.3 Cas n° 3

Les quatre images analysées du troisième cas sont présentées sur la figure 5.15. Les résultats

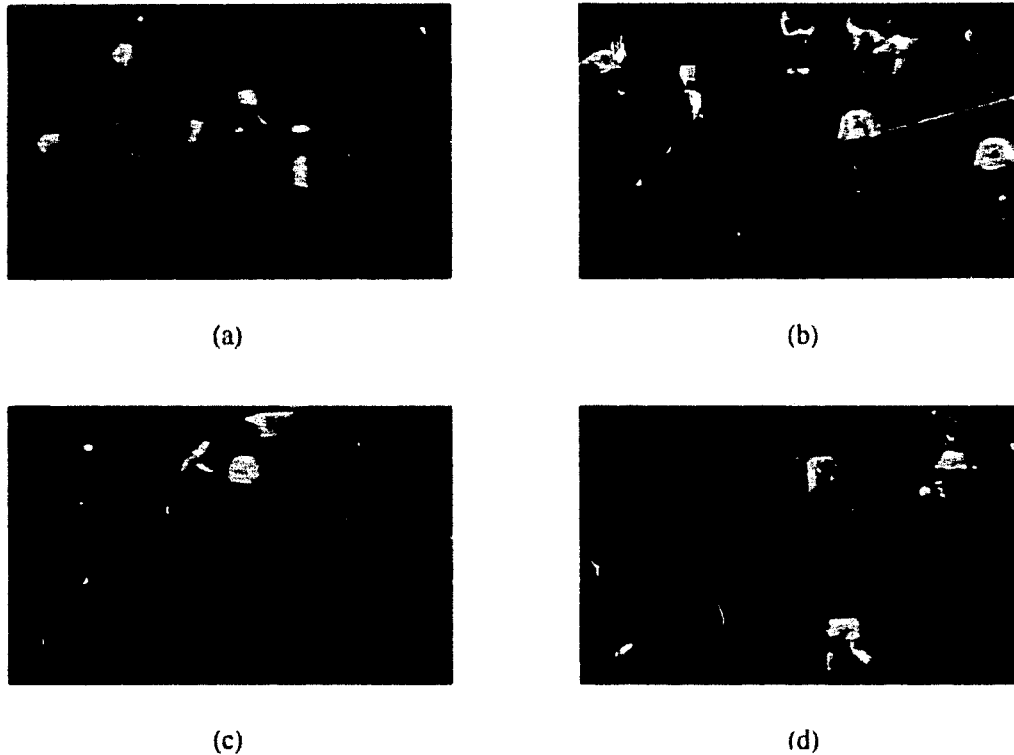


Figure 5.15 : Images du cas n° 3.

obtenus apparaissent pour la figure 5.16.

Les mêmes conclusions que pour les cas précédents peuvent être apportées pour ce cas. Seulement une partie de la ligne qui se présente verticalement dans l'image 5.16(a) a été extraite. Une grande majorité de pixels joueur ont été correctement extraits. D'autre part, nous constatons que, dans ce cas, les ombres des joueurs ont également été supprimées et ce, lors de la deuxième phase. En effet, les pixels représentant l'ombre des joueurs n'appartiennent pas aux modes représentant le terrain. Ces pixels sont trop peu nombreux pour former un mode détectable dans les histogrammes. Ils sont donc considérés, lors de la première phase, comme des pixels joueur. Puisqu'ils forment des régions avec des axes d'inertie horizontaux, ils sont supprimés de l'image lors de la deuxième phase qui privilégie les régions d'axes d'inerties verticaux.

Enfin, nous avons augmenté la valeur de C_{lts} car les images de ce cas sont plus bruitées que celles des deux cas précédents.

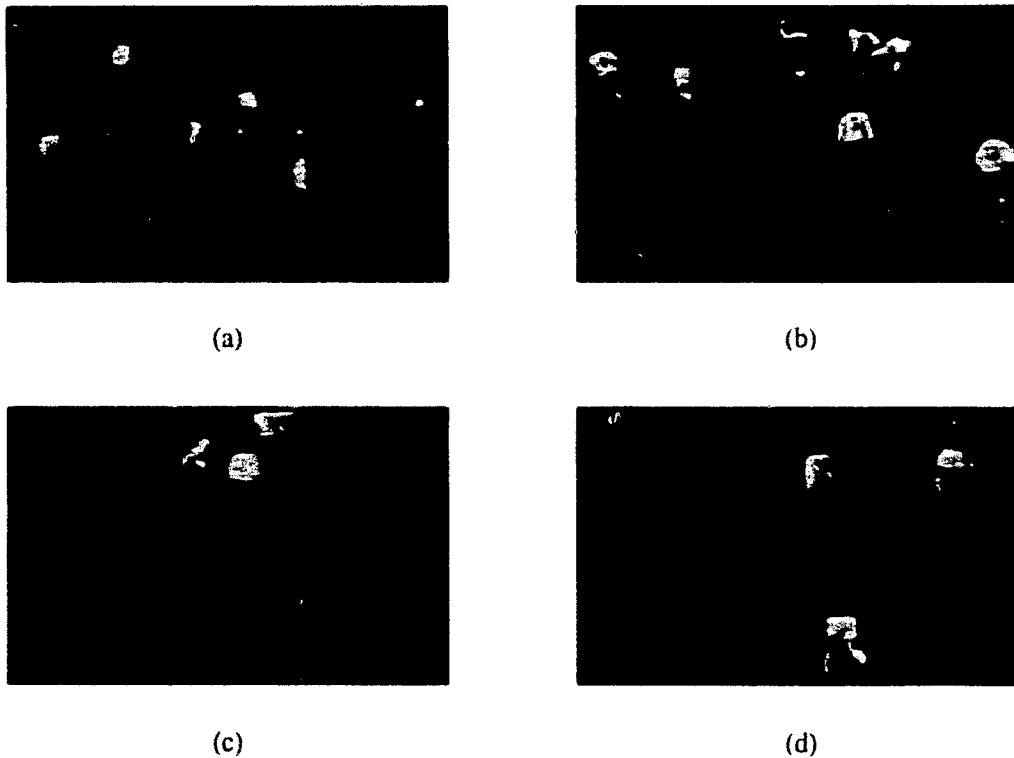


Figure 5.16 : Résultat de l'extraction des pixels joueur du cas n° 3 avec : $C_{lis} = 9$, $l_M = 9$, $S_0 = 55$ et $S_1 = 45$.

5.2 Classification des pixels joueur

Après avoir extrait les pixels joueur, il s'agit maintenant de les assigner à différentes classes. Nous verrons donc comment sont classés les pixels joueur présents dans les images couleur soit grâce à l'espace d'attributs colorimétriques, soit grâce à l'espace couleur hybride introduit au chapitre précédent. Puis, nous étudierons l'influence de la taille de la fenêtre de voisinage utilisée pour calculer les attributs colorimétriques. Enfin, nous présenterons les résultats obtenus avec notre approche. Ce sera l'occasion de revenir sur le choix du critère informationnel. Nous validerons les conclusions apportées dans le chapitre 4 en ce qui concerne le choix des paramètres.

5.2.1 Algorithme de classification

Dans le cadre de notre application, le but de la classification est d'identifier l'équipe de chaque joueur de football présent dans les images couleurs, c'est-à-dire assigner chaque pixel joueur à une classe correspondant à une équipe.

Pour cela, nous appliquons successivement les étapes suivantes sur chaque pixel joueur P :

1. Une fenêtre F_P , que nous avons appelée fenêtre de voisinage au chapitre 3, de largeur l_F et de hauteur h_F , est centrée sur le pixel joueur P . Nous considérons l'ensemble des N_F pixels joueur contenus dans la fenêtre de voisinage comme les voisins de P . La figure 5.17

illustre cette opération.

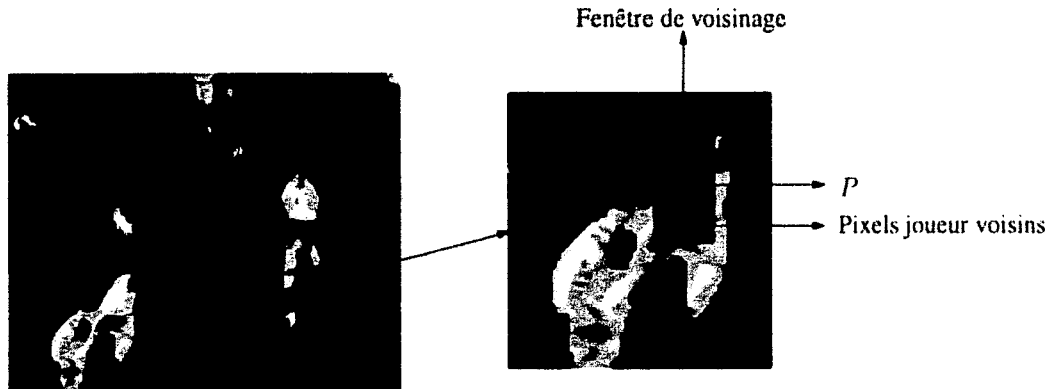


Figure 5.17 : Fenêtre de voisinage centrée sur un pixel joueur P .

2. L'apprentissage supervisé que nous avons présenté au chapitre 4 nous a permis de déterminer un espace d'attributs colorimétriques, qui peut être réduit à un espace couleur hybride, permettant de discriminer au mieux les classes de pixels joueur en présence. Dans cet espace, nous évaluons le vecteur d'attributs grâce aux pixels voisins de P . Ce vecteur associé à P est noté $X_P = [x_P^1, \dots, x_P^D]^T$ où D est la dimension de l'espace d'attributs colorimétriques et x_P^k est la valeur du $k^{\text{ème}}$ attribut colorimétrique du pixel joueur P .
3. Soit $M_j = [m_j^1, \dots, m_j^D]^T$, le vecteur moyenne, dans l'espace d'attributs colorimétriques, des attributs des observations de la classe C_j , prélevées au cours de l'apprentissage supervisé. Pour chaque classe C_j , nous évaluons alors la distance euclidienne $D_j(P)$ entre le vecteur M_j et le vecteur d'attributs X_P du pixel P par la relation :

$$D_j(P) = \|X_P - M_j\| = \sqrt{\sum_{d=1}^D (x_P^d - m_j^d)^2}. \quad (5.6)$$

Nous avons choisi d'utiliser la distance euclidienne car c'est la plus fréquemment utilisée et la plus facilement implantable mais d'autres distances comme la distance de Mahalanobis peuvent être employées.

4. P est assigné à la classe C_j pour laquelle la distance $D_j(P)$ est minimum.

5.2.2 Choix de la taille de la fenêtre de voisinage

Nous avons vu que notre algorithme de classification utilise une fenêtre de voisinage dont il s'agit de régler la taille. Par une étude expérimentale, nous allons montrer comment cette taille peut être ajustée [VMP98b]. Cette étude consiste à mesurer le taux d'erreur de classification en fonction de la taille de la fenêtre de voisinage. Dans un premier temps, nous expliquerons comment est mesuré le taux d'erreur de classification, puis nous présenterons les résultats avant de conclure sur le choix de la taille de la fenêtre de voisinage.

5.2.2.1 Mesure du taux d'erreur de classification

Afin de mesurer les performances de notre approche, nous classons manuellement les pixels joueur qui ont été extraits. Pour cela, nous affectons interactivement à chaque pixel joueur une étiquette correspondant à sa classe d'appartenance. Si un pixel joueur ne correspond à aucune classe, nous lui attribuons une étiquette de classe de rejet afin de le différencier. L'image des pixels classés manuellement est comparée à l'image dont les pixels ont été classés par notre algorithme. Cette comparaison consiste à totaliser, pour chaque classe, le nombre de pixels N_j^{bon} affecté à la classe C_j dans l'image analysée manuellement. Pour chaque classe C_j , nous totalisons le nombre de pixels N_j^{res} qui lui sont assignés par notre algorithme. Le taux d'erreur de classification ϵ est alors :

$$\epsilon = 100 \times \left(1 - \frac{1}{N_C} \sum_{j=1}^{N_C} \frac{N_j^{res}}{N_j^{bon}} \right). \quad (5.7)$$

Les pixels ne correspondant à aucune classe de pixels joueur ne sont pas pris en compte dans ce calcul du taux d'erreur de classification puisque manuellement, nous ne les avons assignés à aucune classe de pixels joueur.

5.2.2.2 Influence de la taille de la fenêtre de voisinage sur les résultats de la classification

Nous proposons de réaliser notre étude expérimentale dans trois cas correspondant à trois matchs différents. Pour chacun des cas, nous étudions les images des figures 5.11, 5.13 et 5.15 dans lesquelles il s'agit d'extraire et de classer les pixels joueur en deux populations. Ces cas ont été choisis de telle sorte que la résolution spatiale des images soit différente d'un cas à l'autre.

Dans cette partie, nous tenterons de répondre à deux questions :

- Quelle est l'influence de la taille de la fenêtre de voisinage sur les résultats de la classification ?
- Quelle est la relation qui existe entre la taille de la fenêtre de voisinage et la taille des fenêtres joueur qui sont utilisées par l'apprentissage supervisé ? En effet, si nous pouvons établir un lien direct, la taille de la fenêtre de voisinage pourra être déduite de celle des fenêtres joueur et ce, quelque soit la résolution spatiale des images.

Les fenêtres joueur sélectionnées lors de l'apprentissage supervisé apparaissent, pour chacun des cas étudiés, sur les figures 5.18, 5.19 et 5.20. L'influence de la taille de la fenêtre de voisinage est étudiée uniquement pour la classification dans l'espace couleur hybride. Cette étude peut être étendue à la détermination d'un espace d'attributs colorimétriques.

Nous proposons maintenant d'étudier l'influence de la taille $l_F \times h_F$ de la fenêtre de voisinage sur les résultats de la classification. Pour cela, nous faisons évoluer l_F de 1 à 51 (cette valeur équivaut approximativement à une fenêtre correspondant au double de la taille d'une fenêtre joueur) tandis que h_F évolue proportionnellement avec le rapport moyen, noté R_{moy} ,

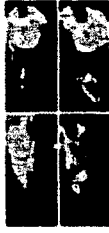


Figure 5.18 : Fenêtres joueur sélectionnées pour le cas n° 1 (voir figure 5.11).

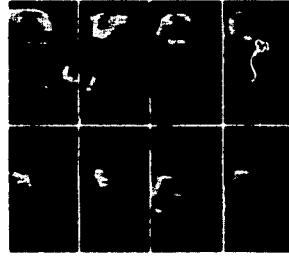


Figure 5.19 : Fenêtres joueur sélectionnées pour le cas n° 2 (voir figure 5.13).

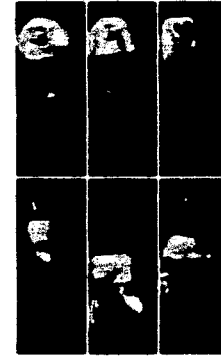


Figure 5.20 : Fenêtres joueur sélectionnées pour le cas n° 3 (voir figure 5.15).

entre la hauteur et la largeur des fenêtres joueur sélectionnées au cours de l'apprentissage supervisé. l_F et h_F doivent être deux nombres entiers impairs afin d'assurer une parfaite symétrie du masque. Au chapitre précédent, nous avons noté $W_{f,j}$ la $f^{\text{ème}}$ fenêtre joueur de la classe C_j sélectionnée au cours de l'apprentissage supervisé et N_W , le nombre de fenêtres joueur sélectionnées par classe. Nous obtenons donc :

$$h_F = R_{\text{moy}} \times l_F, \quad (5.8)$$

avec :

$$R_{\text{moy}} = \frac{1}{N_W \times N_C} \times \sum_{j=1}^{N_C} \sum_{k=1}^{N_W} \left(\frac{h_{f,j}}{l_{f,j}} \right), \quad (5.9)$$

où $h_{f,j}$ et $l_{f,j}$ sont respectivement la hauteur et la largeur d'une fenêtre joueur $W_{f,j}$ dont le nombre de pixels joueur est $N_{f,j}$. l_F évolue de deux en deux tandis que h_F est arrondi à l'entier impair immédiatement supérieur.

Le choix du type d'espace, du critère ou de la dimension n'a pas de grande importance ici car il s'agit simplement d'étudier l'influence d'un paramètre. Nous avons choisi de tester cette influence sur des cas à deux classes de pixels joueur. L'espace couleur hybride dans lequel s'effectuera la classification des pixels joueurs est réduit à une seule dimension afin d'éviter de fixer un seuil de corrélation. D'autre part, nous avons vu dans différents exemples du chapitre 4 que les cinq critères informationnels considèrent tous la première composante couleur comme la plus discriminante.

Comme le but de notre étude est de déterminer la taille de la fenêtre de voisinage adaptée à notre problème, il n'est pas possible de calculer, dans cette fenêtre, les moyennes des composantes couleur des voisins des pixels joueur prélevés aléatoirement dans une fenêtre joueur au cours de l'apprentissage supervisé (voir paragraphe 4.1.2). Pour chaque fenêtre joueur, nous calculons donc cette moyenne directement dans la totalité de la fenêtre joueur, ce qui nous donne une seule observation par fenêtre joueur ($N_O = 1$). Ainsi, le nombre d'observations prélevées dans les fenêtres joueur n'influe pas sur notre étude. Les espaces couleur hybrides obtenus dans ces conditions sont consignés dans le tableau 5.1.

cas n° 1	H_{UV}
cas n° 2	H_{Bal}
cas n° 3	C_{ab}^*

Tableau 5.1 : Espaces couleur hybrides sélectionnés pour les trois cas étudiés.

À chaque incrémentation de l_F , nous mesurons le taux d'erreur de classification ε pour chacune des images des trois cas. Les figures 5.21, 5.22 et 5.23 montrent l'évolution du taux d'erreur de classification en fonction de la taille de la fenêtre de voisinage dans chacune des quatre images des cas respectifs n° 1, n° 2 et n° 3. Nous avons également représenté en gras le taux d'erreur de classification moyen pour le cas considéré.

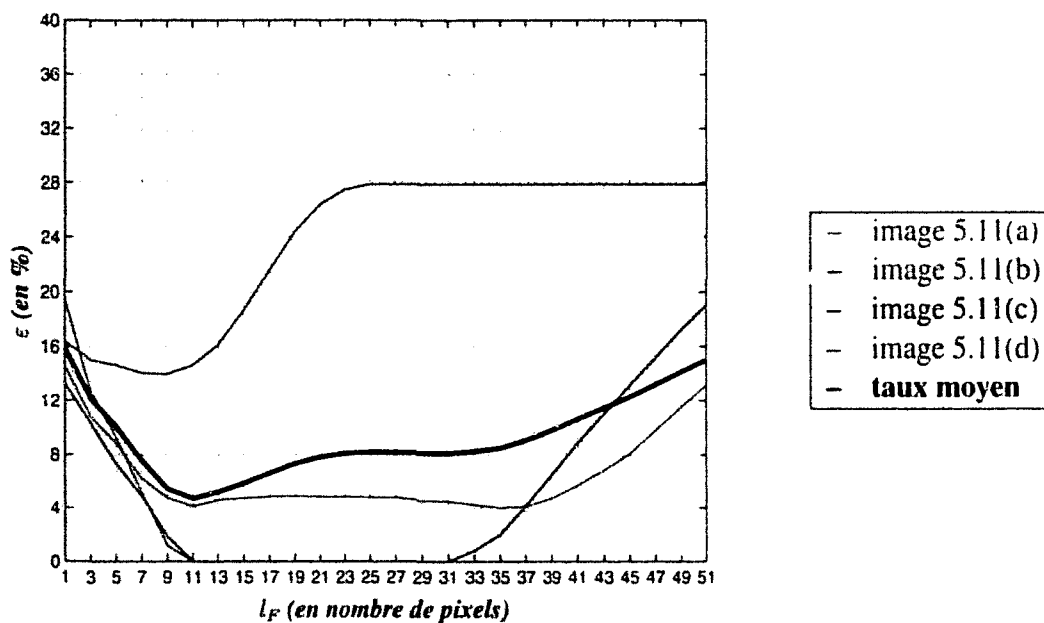


Figure 5.21 : Évolution du taux d'erreur de classification ε en fonction de la taille de la fenêtre de voisinage pour le cas n° 1.

En analysant les courbes des figures 5.21, 5.22 et 5.23, nous constatons qu'il existe parfois un écart important entre les taux d'erreur de classification pour les images d'une même séquence. Ceci s'explique par le fait que les joueurs sont soit éloignés les uns des autres dans l'image, soit très proches, voire en contact. En effet, supposons que les joueurs sont éloignés les uns des autres dans l'image. Le voisinage d'un pixel joueur à classer risque de ne contenir alors que les pixels joueur représentant le même joueur. Au contraire quand les joueurs sont très proches les uns des autres, le voisinage d'un pixel joueur risque de contenir des pixels joueur pouvant représenter des joueurs d'une autre équipe, d'où un risque d'augmentation du taux d'erreur. Ce phénomène est d'autant plus accentué que la taille de la fenêtre de voisinage est élevée.

D'autre part, il apparaît que l'efficacité de l'algorithme de classification augmente rapidement avec la taille de la fenêtre de voisinage, jusqu'à atteindre un taux d'erreur minimum. Puis, cette efficacité diminue progressivement lorsque des tailles trop importantes sont atteintes, notamment lorsque les joueurs sont proches les uns des autres dans l'image.

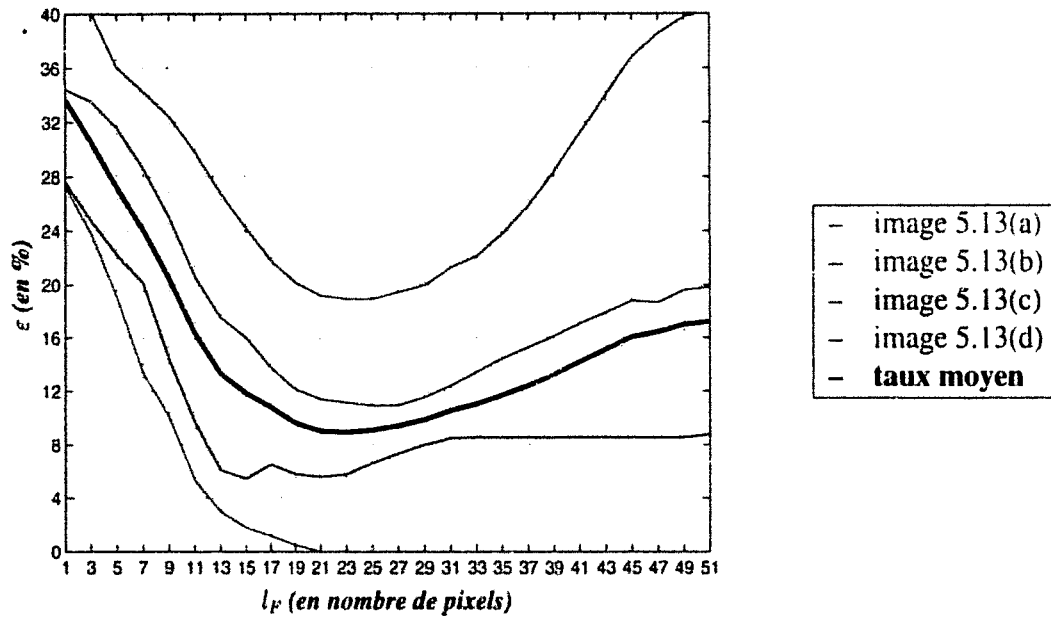


Figure 5.22 : Évolution du taux d'erreur de classification ϵ en fonction de la taille de la fenêtre de voisinage pour le cas n° 2.

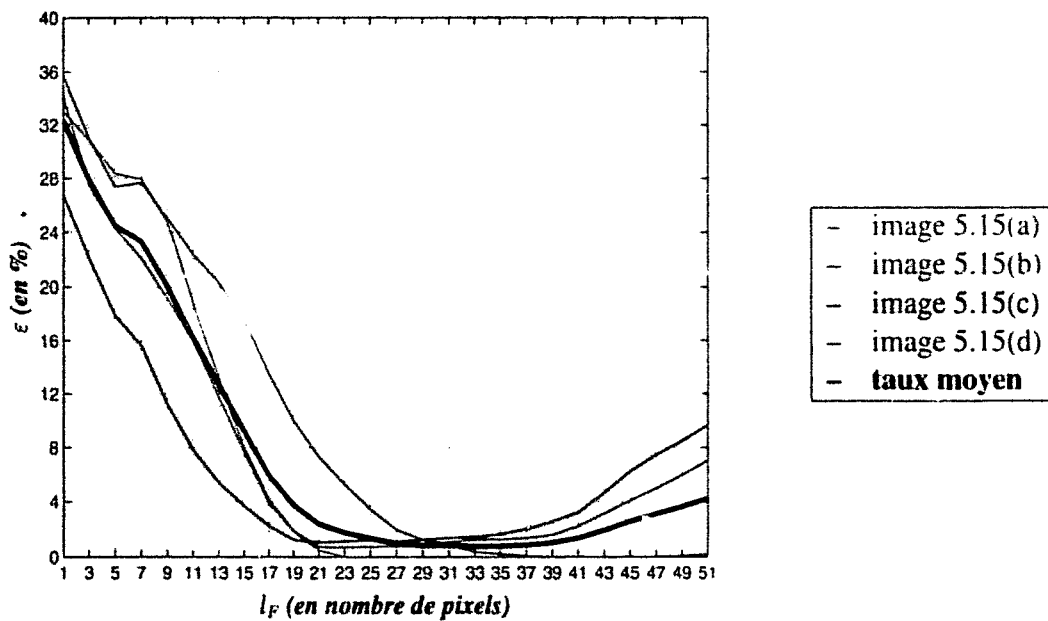


Figure 5.23 : Évolution du taux d'erreur de classification ϵ en fonction de la taille de la fenêtre de voisinage pour le cas n° 3.

Pour conclure, nous remarquons que le taux d'erreur de classification semble être minimum quand la taille de la fenêtre de voisinage correspond à la taille moyenne d'un joueur dans l'image. Il faut donc, d'une part, que le rapport entre la hauteur et la largeur de la fenêtre de voisinage soit égal à R_{moy} et d'autre part, que la surface de la fenêtre de voisinage, à savoir le produit de sa hauteur par sa largeur, soit égale au nombre moyen $N_{m.y}$ de pixels joueur représentant un joueur dans les images.

Cette constatation nous amène à poser les deux équations suivantes :

$$\begin{cases} \frac{h_F}{l_F} = R_{moy} = \frac{1}{N_W \times N_C} \times \sum_{j=1}^{N_C} \sum_{k=1}^{N_W} \left(\frac{h_{f,j}}{l_{f,j}} \right), \\ l_F \times h_F = N_{moy} = \frac{1}{N_W \times N_C} \times \sum_{j=1}^{N_C} \sum_{k=1}^{N_W} N_{f,j}. \end{cases} \quad (5.10)$$

Après résolution de ce système d'équations à deux inconnues l_F et h_F , nous obtenons :

$$l_F = \sqrt{\frac{N_{moy}}{R_{moy}}}. \quad (5.11)$$

$$h_F = \sqrt{N_{moy} \times R_{moy}}. \quad (5.12)$$

Afin d'obtenir un centrage parfait de la fenêtre de voisinage, les valeurs de l_F et h_F sont alors arrondies à l'entier impair immédiatement supérieur.

Pour chacun des cas étudiés, nous avons comparé le taux d'erreur de classification moyen, noté ε_{moy} , obtenu pour une taille de fenêtre de voisinage correspondant aux équations 5.11 et 5.12 au taux d'erreur de classification moyen minimum, noté ε_{min} , obtenu sur la courbe de taux moyen :

$$\varepsilon_{min} = \min_{l=1}^{51} (\varepsilon_{moy}). \quad (5.13)$$

Le tableau 5.2 indique que les taux ε_{moy} et ε_{min} obtenus sont très proches et ce, quelque soit la résolution spatiale de l'image.

	R_{moy}	N_{moy}	ε_{moy}	$l_F \times h_F$	ε_{min}	$l_F \times h_F$
cas n° 1	1,992	314	5,85	15 × 31	4,70	11 × 23
cas n° 2	1,965	488	9,03	21 × 39	8,94	23 × 45
cas n° 3	1,916	653	1,35	25 × 47	0,76	33 × 63

Tableau 5.2 : Taux d'erreur moyen et minimum.

Les résultats de cette étude sont confirmés dans le cas présenté dans le paragraphe 5.2.3.

5.2.3 Application

Dans ce paragraphe, nous allons nous attacher à présenter les résultats de notre approche. Ceci nous permettra de revenir sur les paramètres étudiés au chapitre précédent, à savoir le critère informationnel utilisé, le seuil de corrélation et la dimension de l'espace de travail. Dans un premier temps, nous présenterons les images sur lesquelles seront effectués les différents traitements. Puis nous effectuerons la classification des pixels joueur, tout d'abord, dans un espace couleur hybride, puis ensuite, dans un espace d'attributs colorimétriques.

5.2.3.1 Cas à 4 classes

Après avoir traité trois cas où chaque image contient deux classes de pixels joueur, nous allons tester notre méthode sur le cas du chapitre 4 dont les images contiennent quatre classes de pixels joueur. Dans le chapitre 4, nous avons réalisé un apprentissage supervisé sur les images

de la séquence présentée sur la figure 4.1. Nous avons utilisé cinq images issues de cette séquence afin de construire un échantillon d'apprentissage en vue de déterminer soit un espace couleur hybride, soit un espace d'attributs colorimétriques. Les images de cette séquence ont une taille de 400×150 . La taille de la fenêtre de voisinage à adopter est de 23×27 d'après les équations 5.11 et 5.12. Il est nécessaire d'effectuer les tests de classification sur un échantillon test qui soit différent de l'échantillon d'apprentissage. C'est pourquoi nous effectuerons la classification des pixels joueur sur des images qui n'ont pas servi à constituer l'échantillon d'apprentissage. La figure 5.24 montre les six images sur lesquelles portera la classification.

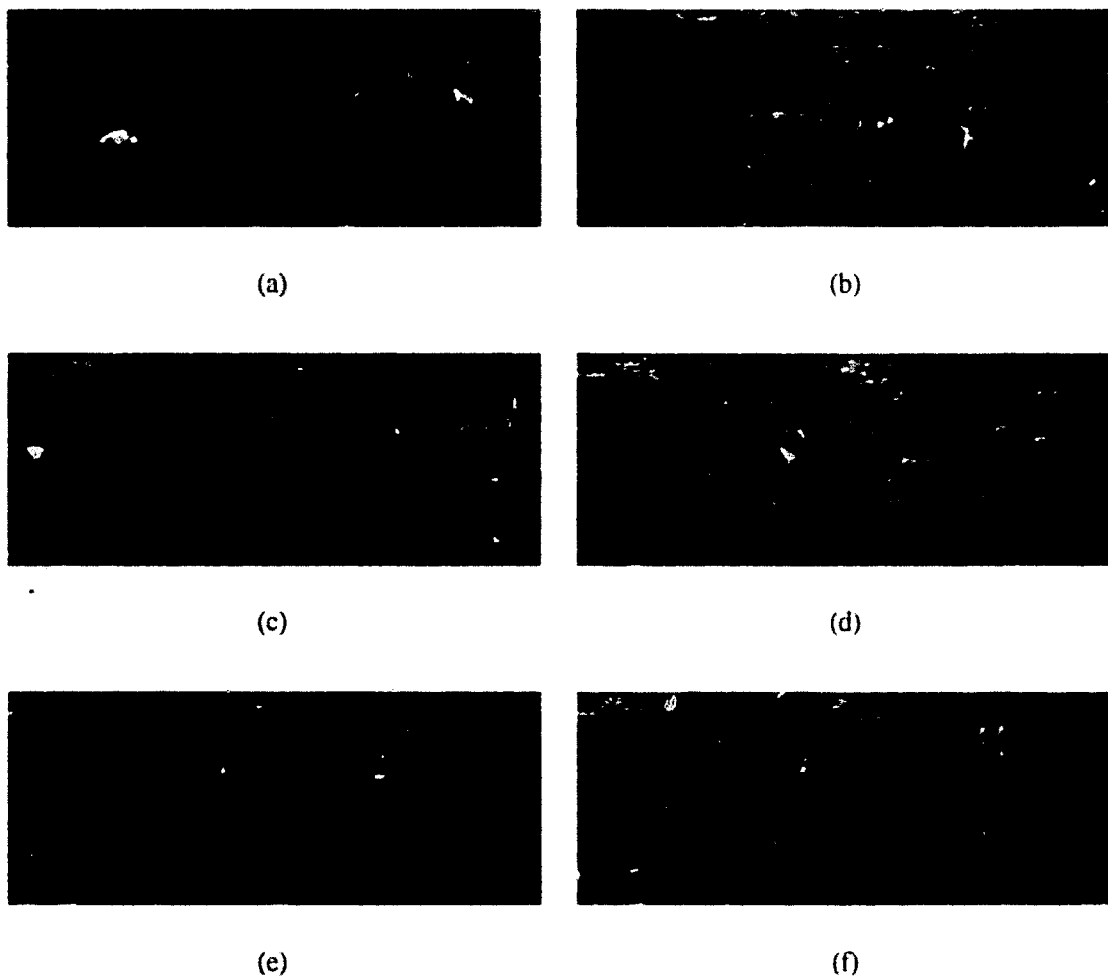


Figure 5.24 : Images utilisées pour la classification.

Le résultat de l'extraction des pixels joueur est présenté sur la figure 5.25.

La « vérité-terrain » par la segmentation manuelle de ces images conduit aux images de la figure 5.26. Nous avons choisi de présenter des images dans lesquelles au moins deux joueurs sont en contact afin de traiter les cas les plus difficiles. Il est donc bien évident que les taux d'erreur de classification présentés ci-après peuvent être améliorés en considérant les images dans lesquelles les joueurs sont éloignés. De plus, la classification manuelle des pixels joueur que nous avons réalisée n'est pas, non plus, fiable à 100 %, notamment au niveau des pixels de transition entre deux joueurs en contact, mais elle donne une idée très proche de ce qui est

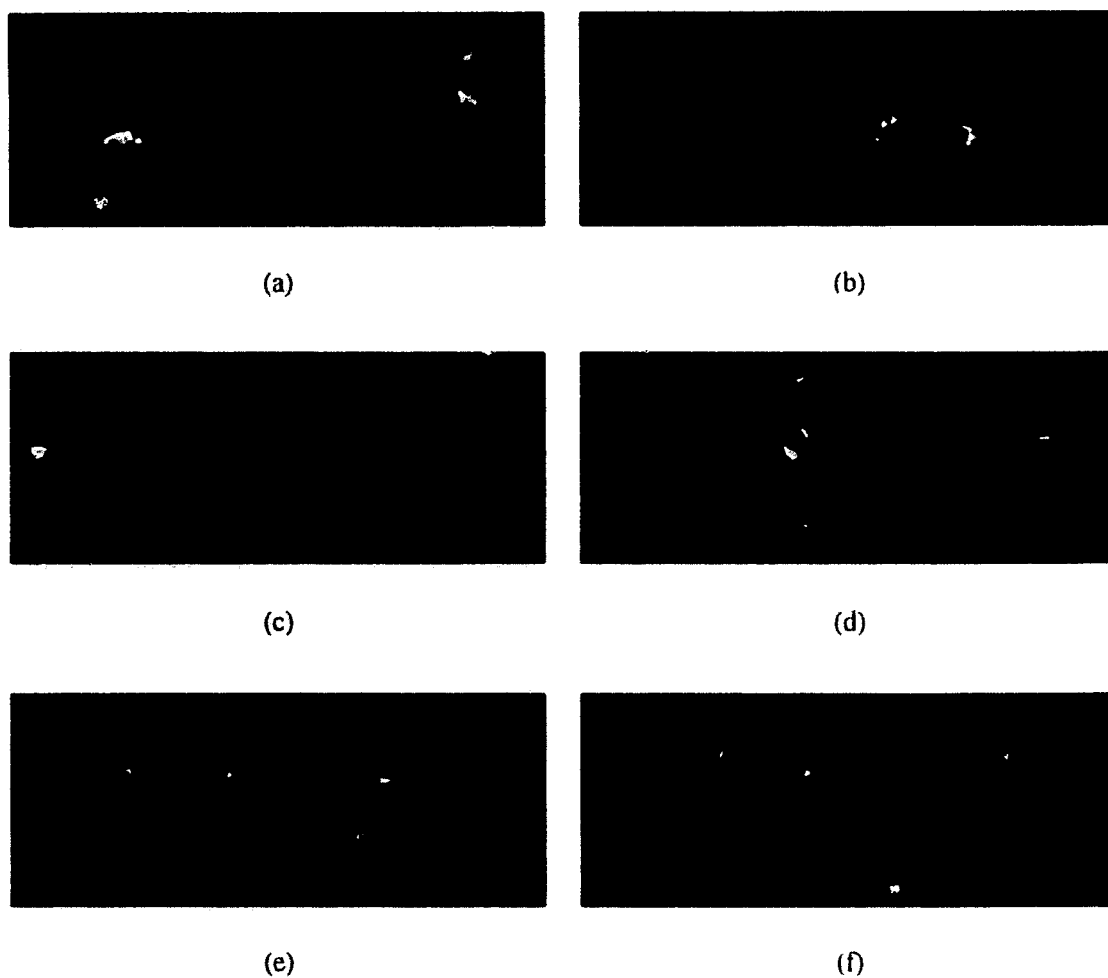


Figure 5.25 : Images des pixels joueur extraits des images de la figure 5.24.

présent dans l'image. L'image (d) est d'ailleurs particulièrement difficile à segmenter car trois joueurs sont en contact et il est très difficile de les distinguer.

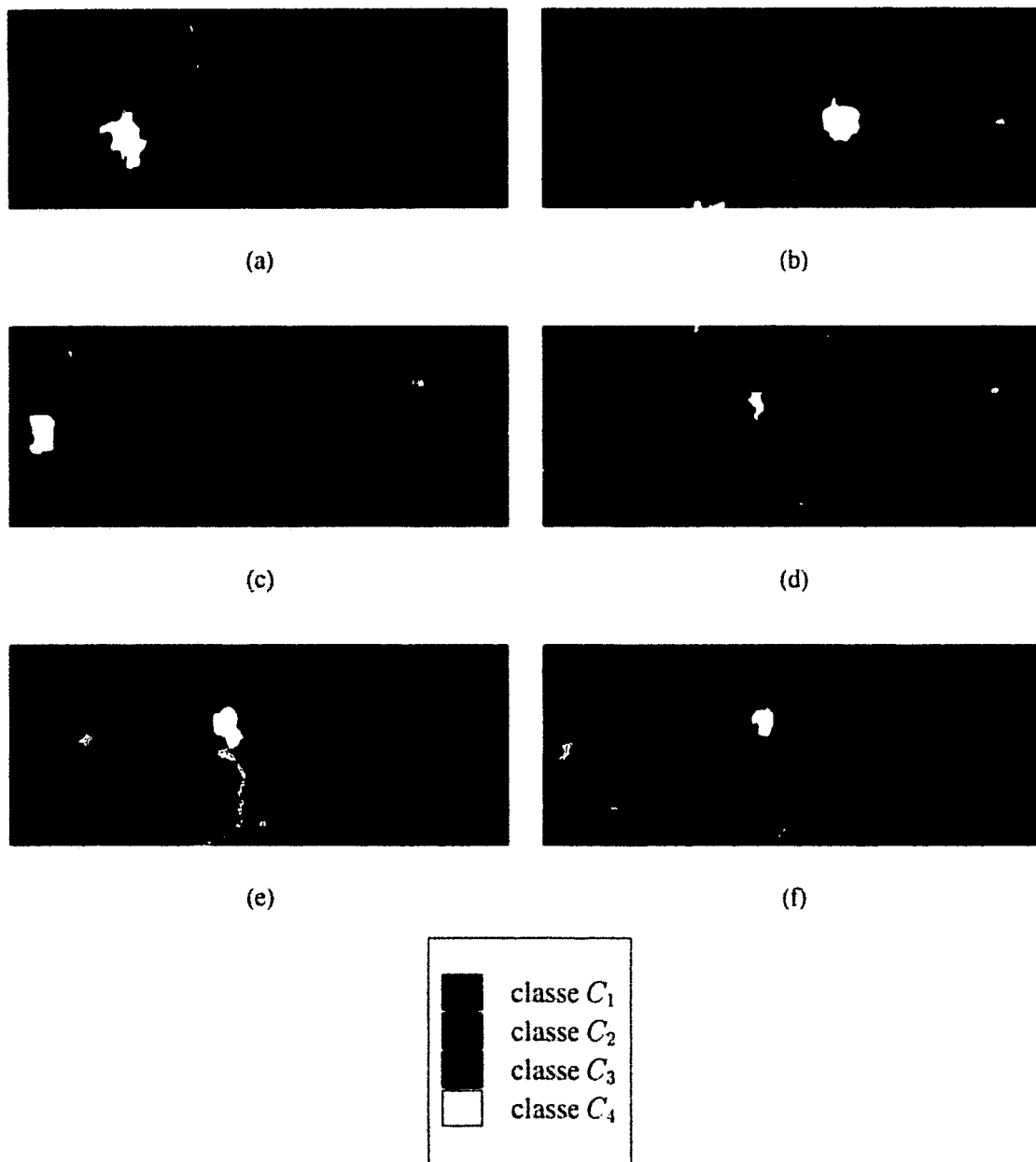


Figure 5.26 : Vérité-terrain : images des pixels joueur des images de la figure 5.24 classés manuellement.

5.2.3.2 Classification dans un espace couleur hybride

Dans un premier temps, nous proposons d'effectuer la classification des pixels joueur dans un espace couleur hybride.

Les pixels joueur des images de la figure 5.25 ont été classés dans les espaces couleur hybrides déterminés à l'aide des cinq critères étudiés au chapitre 4, en utilisant une fenêtre de voisinage de taille 23×27 , un seuil de corrélation $S_{cor} = 0,75$ et un nombre d'observations prélevées $N_O = 150$. La valeur du critère J_5 atteint un premier maximum local pour une dimension D de l'espace couleur hybride de 3. Pour cette dimension, les critères J_1 à J_3 fournissent le même espace couleur hybride. Le temps de calculs de la procédure de sélection itérative de l'espace couleur hybride, exécutée sur PC Pentium III 600 Mhz, est de 2 minutes environ. Le

temps de traitement d'une image contenant en moyenne 2270 pixels joueur est de 2,4 secondes. Nous avons mesuré le taux d'erreur de classification moyen de la séquence dans chacun des trois espaces sélectionnés. Le tableau 5.3 donne les résultats obtenus.

Critère	Espace	ε_{moy}
J_1, J_2, J_3	(x, Ch_2, C_{UV})	12,67
J_4	(x, A, C_{UV})	20,65
J_5	$(x, Ch_2, I3)$	12,20

Tableau 5.3 : Taux d'erreur de classification moyen en fonction du critère utilisé avec $S_{cor} = 0,75$ et $D = 3$.

À la lecture de ce tableau, nous allons tenter de mettre en évidence les critères qui semblent les mieux adaptés à notre problème.

Nous remarquons que l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_4 donne de moins bons résultats que les autres. Ce critère ne sera plus utilisé par la suite.

Les résultats de la classification effectuée dans l'espace sélectionné par le critère J_5 sont semblables à ceux obtenus dans l'espace sélectionné avec les critères J_1 à J_3 . Il est donc difficile de faire un choix entre ces deux critères.

Dans le chapitre précédent, nous avons fourni un encadrement de la valeur du seuil de corrélation à adopter, à savoir $0,45 < S_{cor} < 0,85$. Dans les résultats ci-dessus, nous avons fixé $S_{cor} = 0,75$. Afin d'observer l'influence du seuil de corrélation sur les résultats de la classification, nous avons mesuré le taux d'erreur de classification pour chacun des critères J_1, J_2, J_3 et J_5 avec des seuils de corrélation $S_{cor} = 0,85$ et $S_{cor} = 0,65$. Nous remarquons que J_5 , le seul critère grâce auquel nous pouvons déterminer la dimension de l'espace couleur hybride, fournit un espace couleur hybride de dimension 4. Ainsi, pour les critères J_1 à J_3 , nous fixons aussi la dimension des espaces à 4 de façon à les comparer. Les tableaux 5.4 et 5.5 contiennent les résultats obtenus.

Pour $S_{cor} = 0,85$ ou $S_{cor} = 0,65$, les résultats sont globalement moins bons que pour $S_{cor} = 0,75$ bien que la dimension soit plus grande. Nous adopterons donc définitivement cette valeur du seuil de corrélation. Les critères J_2 et J_3 apportent des résultats moins bons que J_1 . Nous leur préférons donc J_1 .

Critère	Espace	ε_{moy}
J_1	(x, v^*, C_{ab}^*, Q')	11,68
J_2	$(x, S3, g, y)$	15,54
J_3	$(x, v^*, S3, A)$	15,24
J_5	(x, v^*, g, R)	14,17

Tableau 5.4 : Taux d'erreur de classification moyen avec $S_{cor} = 0,85$.

Critère	Espace	ϵ_{moy}
J_1, J_2, J_3	(x, Ch_2, H_{IQ}, Q')	16,68
J_5	(x, Ch_2, Q', I_5)	14,69

Tableau 5.5 : Taux d'erreur de classification moyen avec $S_{cor} = 0,65$.

5.2.3.3 Classification dans un système de représentation de la couleur

Afin de comparer les résultats obtenus en utilisant un espace couleur hybride avec ceux faisant appel à un système de représentation de la couleur classique, nous avons effectué la classification des pixels joueur dans tous les systèmes de représentation présentés au chapitre 3. Les taux d'erreur de classification apparaissent dans le tableau 5.6. Nous y ajoutons aussi la valeur du pouvoir discriminant, estimé par le critère J_1 car J_5 est un critère qui ne permet pas de comparer directement les pouvoirs discriminants de différents espaces d'attributs.

Système	Critère	ϵ_{moy}
(R, G, B)	1,705	23,38
(r, g, b)	-	13,44
(X, Y, Z)	1,705	40,68
(x, y, z)	-	16,47
(L^*, a^*, b^*)	1,734	12,44
(L^*, u^*, v^*)	1,651	12,71
(Y', I', Q')	1,705	17,07
(Y', U', V')	1,705	17,21
(A, C_1, C_2)	1,590	17,95
(bw, rg, by)	1,705	18,17
(Y, Ch_1, Ch_2)	1,705	17,08
(L^*, C_{ab}^*, h_{ab})	1,984	11,36
(L^*, C_{uv}^*, h_{uv})	2,021	11,89
(Y', C_{IQ}, H_{IQ})	1,360	21,11
(Y', C_{UV}, H_{UV})	1,857	14,41
(A, C_{Gur}, H_{Gur})	1,790	16,00
(bw, C_{Bal}, H_{Bal})	1,789	13,24
(Y, C_{Car}, H_{Car})	1,790	13,11
$(I1, C_{Ohta}, H_{Ohta})$	1,328	21,87
$(I1, S1, T1)$	1,847	17,85
$(I1, S2, T1)$	1,851	14,93
$(I4, S3, T2)$	1,884	15,48
$(I5, S4, T2)$	1,857	18,40
$(I1, S1, T3)$	1,840	18,46
$(L^*, S_{uv}^*, h_{uv}^*)$	2,040	13,87
$(I1, I2, I3)$	1,705	18,13

Tableau 5.6 : Taux d'erreur de classification moyen avec les différents systèmes de représentation de la couleur.

Une première conclusion que nous pouvons déduire du tableau 5.6 est que la valeur du pou-

voir discriminant d'un espace d'attributs coïncide avec le taux d'erreur de classification. En effet, cet exemple vérifie l'hypothèse que les systèmes qui possèdent un fort pouvoir discriminant donnent un faible taux d'erreur de classification et ceux qui possèdent un faible pouvoir discriminant génèrent de mauvais résultats.

Nous constatons ensuite que les résultats de la classification dans un système de représentation de la couleur classique sont les meilleurs dans le système (L^*, C_{ab}^*, h_{ab}) . Dans ce système, les résultats de la classification sont un peu meilleurs que dans l'espace couleur hybride. Ceci s'explique par le fait que l'espace couleur hybride que nous avons sélectionné n'est pas le meilleur espace couleur hybride possible puisque la procédure de sélection est itérative et ne permet pas de tester tous les cas possibles. En revanche, les résultats de la classification dans l'espace couleur hybride sont nettement meilleurs que ceux obtenus dans le système (R, G, B) qui apporte des résultats médiocres.

5.2.3.4 Classification dans un espace d'attributs colorimétriques

Nous allons maintenant appliquer notre algorithme de classification dans un espace d'attributs colorimétriques. Nous choisissons un seuil de corrélation $S_{cor} = 0,75$ car nous avons vu que cette valeur semble être adaptée à notre cas. Nous utilisons les critères J_1 et J_5 car ce sont ceux qui fournissent les meilleurs taux de classification dans un espace couleur hybride.

Nous choisissons trois attributs de texture, la moyenne, l'écart-type et l'oblicité. En effet, l'expérience montre qu'il est inutile d'inclure des attributs de même ordre (par exemple, moyenne et médiane). De plus, les autres attributs que nous avons présentés dans le chapitre précédent s'avèrent peu pertinents car ils exploitent les histogrammes des composantes couleur qui sont très bruités et non exploitables dans notre cas.

Le tableau 5.7 indique les huit premiers attributs colorimétriques sélectionnés en utilisant les critères J_1 et J_5 .

Dimension	J_1			J_5		
	Attribut	Composante	Critère	Attribut	Composante	Critère
1	moyenne	x	0,960	moyenne	x	0,960
2	moyenne	Ch_2	1,731	moyenne	Ch_2	3,557
3	oblicité	H_{Bal}	2,306	moyenne	$I3$	9,426
4	écart-type	L^*	2,484	oblicité	H_{Bal}	16,03
5	écart-type	U'	2,580	écart-type	$C2$	16,54
6	écart-type	a^*	2,652	oblicité	$S3$	10,20
7	oblicité	Q'	2,692	oblicité	H_{UV}	662,6
8	écart-type	x	2,708	oblicité	r	4096

Tableau 5.7 : Attributs colorimétriques sélectionnés avec les critères J_1 et J_5 .

Nous constatons que l'espace d'attributs colorimétriques obtenu avec le critère J_5 est de dimension 5 puisque la première valeur localement maximale de ce critère est atteinte pour cette dimension. Le temps de calculs de la procédure de sélection itérative de l'espace d'attributs colorimétriques, exécutée sur PC Pentium III 600 Mhz, est environ de 2 minutes et 30 secondes.

Dans cet espace, nous réalisons la classification des pixels joueur et nous mesurons le taux d'erreur de classification moyen. Le temps de traitement d'une image contenant en moyenne 2270 pixels joueur est de 4,1 secondes. Nous réalisons la même opération dans l'espace d'attributs colorimétriques obtenu avec le critère J_1 et pour des dimensions allant de 3 à 8 car au delà, les taux d'erreur de classification dans les espaces correspondant deviennent de moins en moins bons. Le tableau 5.8 présente les différents résultats obtenus.

Critère	Dimension	ϵ_{moy}
J_1	3	12,18
J_1	4	10,38
J_1	5	10,17
J_1	6	8,62
J_1	7	8,62
J_1	8	9,02
J_5	5	11,31

Tableau 5.8 : Taux d'erreur de classification moyen obtenus dans les espaces d'attributs colorimétriques sélectionnés avec les critères J_1 et J_5 .

Nous constatons que les taux d'erreur de classification diminuent au fur et à mesure que la dimension de l'espace d'attributs colorimétriques sélectionné avec le critère J_1 augmente jusqu'à atteindre un minimum puis, ils augmentent. Le critère J_5 permet de sélectionner un espace d'attributs colorimétriques de dimension 5 qui est plus grande que pour l'espace couleur hybride. Nous constatons que la classification des pixels joueur dans l'espace d'attributs colorimétriques sélectionné avec le critère J_1 et de dimension supérieure à 3 fournit de meilleurs résultats que pour celle effectuée dans l'espace d'attributs colorimétriques sélectionné avec le critère J_5 .

En comparant le tableau 5.8 avec les tableaux 5.3 et 5.6, nous remarquons que les résultats de la classification dans un espace d'attributs colorimétriques sont meilleurs que ceux obtenus dans un espace couleur hybride ou dans un système de représentation de la couleur classique. En effet, ces espaces ne tiennent pas compte que de la moyenne des composantes dans un voisinage alors que l'espace d'attributs colorimétriques apporte d'autres signatures du voisinage. Ce résultat était prévisible dans la mesure où la tenue des joueurs ne se caractérise pas uniquement par une couleur, mais par une texture couleur.

N'ayant pas proposé de critères pour juger de la qualité des régions des pixels joueur classés, nous ne présentons pas l'ensemble des images segmentées. En effet, le taux d'erreur de classification ne correspond pas toujours à une mesure de la pertinence des régions construites. À titre d'illustration, nous présentons, sur la figure 5.27, les images segmentées grâce à l'espace d'attributs colorimétriques sélectionné en utilisant le critère J_5 .

Cet exemple montre bien qu'il est difficile de mettre en évidence un critère informationnel qui permet de déterminer un espace d'attributs colorimétriques dans lequel la classification fournit les meilleurs résultats dans tous les cas.

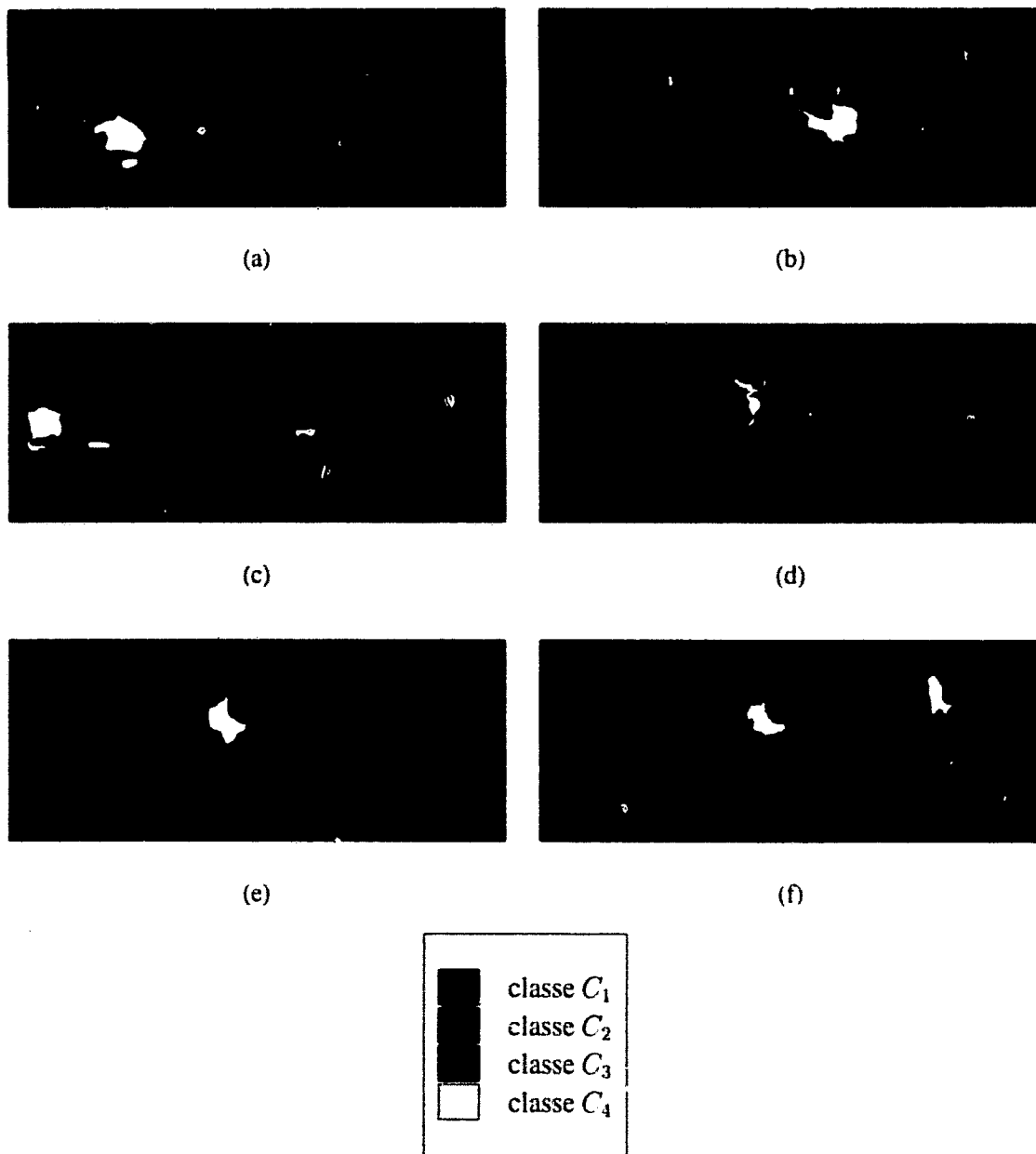


Figure 5.27 : Images des pixels joueur classés dans l'espace d'attributs colorimétriques de dimension $D = 5$ sélectionné avec la critère J_5 .

5.3 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à l'application de notre approche à la segmentation d'images couleur de matchs football. Comme l'objectif de la segmentation est de classer uniquement les pixels joueur, nous avons présenté dans un premier temps l'étape d'extraction des pixels joueur. Cette étape est fondée sur une analyse récursive des histogrammes monodimensionnels des composantes trichromatiques R , G et B . Cette analyse diffère des approches parues dans la littérature dans la mesure où elle tente de mettre en correspondance les modes détectés sur les histogrammes de chaque composante couleur afin de prendre en considération l'information couleur des pixels. Le multi-seuillage issu de l'analyse récursive des histogrammes est complété

par une analyse des régions représentant les joueurs afin d'affiner l'extraction des pixels joueur. Nous sommes conscient que notre méthode d'analyse récursive des histogrammes mérite d'être testée en tenant compte d'autres systèmes de représentation de la couleur et sur d'autres images couleur afin d'être comparée avec les approches classiques de segmentation. Ce travail ne faisant pas l'objet de cette thèse, sera effectué ultérieurement.

Nous avons ensuite testé la classification de pixels sur plusieurs cas. D'abord avec trois cas à deux classes, nous avons tenté de définir quelle doit être la taille de la fenêtre de voisinage dans laquelle sont calculés les attributs colorimétriques. En effet, la taille de la fenêtre de voisinage doit être ajustée de telle sorte qu'elle tienne compte du voisinage de chaque pixel joueur sans pour autant être trop grande pour ne pas considérer les pixels représentant d'autres joueurs. Afin de s'adapter aux différentes résolutions spatiales qui peuvent être rencontrées, nous avons proposé une relation qui relie la taille de la fenêtre de voisinage dans laquelle sont calculés les attributs colorimétriques à la taille des fenêtres joueur sélectionnées lors de l'apprentissage supervisé. Enfin, nous avons testé notre approche sur un cas difficile contenant quatre classes. L'étude de ce cas nous a permis de mettre en évidence les points suivants qui sont confirmés sur les trois cas du paragraphe 5.1.3 ainsi que dans nos publications [VMVP97, VMV97, VMP97, VMP98a, VMP98b, VMP00a, VMP00c, VMP00b] :

- Deux critères informationnels semblent donner des résultats satisfaisants, à savoir le critère de la trace (J_1) et le critère de la différence entre les moyennes conditionnelles (J_5). Ainsi, le choix entre ces deux critères informationnels utilisés pour déterminer l'espace d'attributs colorimétriques est difficile.
- Les résultats de classification obtenus dans l'espace couleur hybride sont semblables aux meilleurs résultats obtenus avec les systèmes de représentation de la couleur classique mais il faut souligner que l'espace d'attributs colorimétriques n'est pas sélectionné de façon optimale compte-tenu de la procédure itérative utilisée. Une sélection par recherche exhaustive parmi toutes les combinaisons possibles permettrait d'améliorer les résultats. Ainsi, dans le cadre de la quantification d'images couleur, Trémeau et Leger indiquent que l'espace de représentation couleur doit être considéré comme une entité tridimensionnelle à part entière et non comme d entités monodimensionnelles ($d \leq 3$) [TL95, Leg87]. Cela signifie que la quantification des couleurs donne de meilleurs résultats dans un système de représentation couleur que dans un espace composé de d composantes couleur pouvant provenir de différents systèmes de représentation de la couleur. Dans le cas de la segmentation d'images couleur par classification de pixels, nous sommes moins affirmatifs.
- L'espace d'attributs colorimétriques permet d'améliorer sensiblement les résultats. En effet, le calcul d'attributs colorimétriques dans le voisinage des pixels joueur permet de représenter une texture couleur. Cette information de texture semble alors être plus discriminante que la seule information couleur.

Enfin, en ce qui concerne la mise en oeuvre de notre approche, nous avons pu constater que le choix d'un critère est très difficile car sa pertinence dépend des images traitées. Cependant

la différence entre les deux critères que nous avons retenus est très faible et l'un comme l'autre de ces deux critères convient à la sélection des espaces d'attributs. Alors que l'un, J_1 , offre de bons résultats avec des dimensions qu'il est difficile de déterminer, l'autre, J_5 permet justement de déterminer cette dimension. Il serait alors intéressant d'associer ces deux critères dans la procédure de sélection d'attributs en utilisant le critère J_1 pour sélectionner un attribut et le critère J_5 pour déterminer la dimension de l'espace d'attributs.

Conclusion et perspectives

Ce document décrit en détail notre contribution à la segmentation d'images couleur et présente les différentes étapes qui ont été nécessaires au développement de notre approche. La méthode que nous proposons s'inscrit dans un système de suivi de joueurs de football par analyse de séquences d'images couleur [VMV97]. Les images ainsi segmentées contiennent les pixels joueur étiquetés. Les pixels joueur connexes et assignés à la même classe forment des régions qui seront exploitées par un algorithme de suivi des joueurs [VMVP97]. L'idée fondamentale de notre approche est d'analyser la couleur de la tenue des joueurs afin de les différencier.

Comme un grand nombre de publications traitant de l'analyse d'images couleur font référence aux propriétés physiques, physiologiques et psychologiques de la perception de la couleur, nous avons jugé indispensable de les décrire lors du premier chapitre où nous avons notamment mis en évidence que la mesure de la couleur est fondée sur des primaires et des fonctions colorimétriques qui sont déduites d'expériences psycho-sensorielles.

Ceci nous a amenés à décrire, lors du second chapitre, les systèmes de représentation de la couleur, qui ont chacun leurs propres propriétés colorimétriques. Nous avons mentionné, au fur et à mesure de la description des systèmes étudiés, comment les auteurs les présentent dans la littérature. Force est de constater qu'il est difficile de s'y retrouver, tant la multitude et la diversité des systèmes de représentation impliquent des présentations diverses, parfois discordantes. Ceci montre le besoin d'une présentation synthétique des systèmes de représentation, aussi bien pour les notations utilisées que pour les transformations entre différents systèmes de représentation. Nous avons tenté d'y apporter une contribution en proposant notamment **un regroupement des systèmes de représentation de la couleur par familles**, à savoir les systèmes de primaires, les systèmes luminance-chrominance, les systèmes perceptuels et les systèmes d'axes indépendants [VMP97].

Lors du troisième chapitre, nous avons mis en évidence l'influence des systèmes avec lesquels la couleur des pixels est représentée, sur des résultats de segmentation automatique des images. Cette multitude de systèmes de représentation de la couleur rend difficile la détermination du système le mieux adapté à un problème de segmentation donné. La sélection, effectuée au moyen d'une comparaison de la répartition statistique des couleurs des pixels représentées dans les différents systèmes, nécessite alors d'effectuer un codage de la couleur des pixels spé-

cifique à chaque système de représentation analysé. Nous avons présenté lors du troisième chapitre, **une méthode de codage, dont la principale caractéristique est qu'elle conserve la forme du gamut associé à chaque système** [VMP00b].

Nous avons constaté que de nombreuses publications négligent la phase de codage de la couleur. Or, certains auteurs sélectionnent un système de représentation de la couleur pour ses propriétés colorimétriques. Par exemple, le système (L^*, a^*, b^*) est privilégié car il est perceptuellement uniforme. Si la phase de codage modifie le gamut d'un tel système, le respect de cette propriété colorimétrique est perdu.

Au lieu de chercher quel est le système de représentation de la couleur le mieux adapté à un problème de segmentation, nous proposons au quatrième chapitre de construire **un espace couleur hybride, composé de composantes colorimétriques n'appartenant pas forcément toutes au même système de représentation de la couleur** [VMP98a]. Ces composantes sont sélectionnées de telle sorte qu'elles permettent **la meilleure discrimination possible** entre les classes de pixels joueur en présence, et ce au sens d'un **critère informationnel**.

Cette approche est fondée sur une méthode d'analyse de données multidimensionnelles. La conservation de la forme du gamut par la phase de codage joue un rôle primordial car les composantes couleur des pixels ne forment pas un jeu de données sans signification physique. Ceci explique que cette thèse n'a pas la prétention d'apporter une contribution aux méthodes d'analyse de données, mais d'appliquer une méthode classique d'analyse discriminante qui consiste en la sélection itérative des composantes couleur les plus discriminantes.

Toutefois, la mise en œuvre de cette sélection des composante couleur fait ressortir que la prise en compte d'un seul critère informationnel classique n'est pas suffisante. En effet, il est indispensable que les composantes couleur qui composent l'espace de couleur hybride soient décorréliées. Le **test de non corrélation** des composantes couleur appartenant à l'espace couleur hybride garantit une discrimination pertinente des pixels joueur.

D'autre part, nous nous sommes proposés de tester la sélection itérative des composantes couleur associée à différents critères informationnels. Les résultats de segmentation présentés au cinquième chapitre ont montré qu'il est difficile de mettre en évidence un critère informationnel qui permet de déterminer l'espace couleur hybride avec lequel la segmentation fournit les meilleurs résultats. Deux critères informationnels semblent tout de même être mieux adaptés que les autres, mais pour des raisons différentes. Le critère J_1 , à savoir le critère de la trace, semble fournir des résultats de segmentation satisfaisants, mais comme sa valeur augmente avec le nombre de composantes couleur contenues dans l'espace couleur hybride, J_1 ne permet pas de déterminer la dimension adéquate de cet espace. Le critère J_5 , qui désigne le test des moyennes conditionnelles, est le seul critère qui juge de la pertinence de l'apport d'une composante supplémentaire aux composantes déjà sélectionnées. Ainsi, le premier maximum local de ce critère indique la dimension de l'espace couleur hybride recherché.

Même si dans les trois premiers chapitres, la couleur a toujours été considérée comme une entité tridimensionnelle à part entière, nous avons montré avec différents exemples qu'un espace couleur hybride composé d'un nombre de composantes couleur différent de trois, permet d'obtenir des résultats de segmentation au moins aussi bons que ceux obtenus en considérant une représentation classique de la couleur.

À la suite des nombreux tests effectués, nous sommes en droit de nous poser la question suivante : Pourquoi choisir l'un des deux critères J_1 et J_5 ? En effet, il serait peut-être plus judicieux de les coupler, la **dimension pertinente de l'espace couleur hybride D** étant fournie par la méthode de sélection itérative associée au critère J_5 , les D composantes couleur les plus discriminantes étant déterminées par la même procédure de sélection itérative fondée sur le critère informationnel J_1 .

Le dernier chapitre a retracé la mise en application de la classification des pixels joueur dont la couleur est codée dans l'espace couleur hybride. Pour cela, nous avons mis au point une phase préliminaire pour segmenter grossièrement les images couleur afin d'en extraire les pixels joueur. La méthode présentée est fondée sur l'analyse des histogrammes monodimensionnels des composantes trichromatiques R , G et B . Cette méthode se distingue des méthodes existantes car les modes retenus sont ceux qui sont présents dans les histogrammes des trois composantes. Cette méthode de segmentation mérite d'être testée en utilisant d'autres systèmes de représentation de la couleur et sur des images couleur autres que celles de football, afin de la comparer avec des méthodes classiques de segmentation d'images couleur. Grâce à cette méthode, les pixels joueur sont extraits automatiquement des images couleur afin d'être classifiés.

La méthode de segmentation proposée fournit des résultats satisfaisants mais se révèle coûteuse en temps de calcul à cause de la taille importante de la fenêtre de voisinage. En effet, nous avons conclu sur une étude de trois cas, que la taille de la fenêtre de voisinage doit être proche de la taille moyenne d'un joueur dans les images à analyser [VMP98b]. Il serait donc intéressant de considérer seulement les pixels joueur pour lesquels le nombre de pixels joueur tombant dans la fenêtre de voisinage est supérieur à un seuil ou ceux uniquement connexes au pixel joueur traité. Ceci aurait pour effet de ne traiter que les pixels joueur placés au centre des différentes régions de l'image, à savoir celles représentant les joueurs, d'où un gain en temps de traitement.

L'espace couleur hybride est fondé sur l'analyse de la moyenne de chaque composante couleur évaluée dans une fenêtre de voisinage de chaque pixel joueur. Cette mesure nous a semblé être trop restrictive à la vue de la diversité des tenues des joueurs de football. En effet, les tenues des joueurs de football se caractérisent par des textures couleur qui se révèlent discriminantes. Toute la difficulté consiste alors à déterminer **des attributs colorimétriques évaluant une texture dans le voisinage de chaque pixel joueur**, qui permettent la meilleure discrimination des classes de pixels joueur en présence. Ceci nous a amenés à généraliser, dans le chapitre 4, la

construction de l'espace couleur hybride à la construction de **l'espace d'attributs colorimétriques** [VMP00a]. La mise en oeuvre de la construction d'un tel espace est identique à celle de l'espace couleur hybride. Elle permet de sélectionner l'espace composé des attributs colorimétriques les plus discriminants parmi un ensemble d'attributs colorimétriques disponibles, et ce pour un problème de segmentation spécifique. Nous avons essentiellement utilisé des attributs statistiques de texture dits du premier ordre. Une deuxième catégorie d'attributs statistiques de texture, ceux du second ordre, se basent sur la *matrice de cooccurrences*. Faute de temps, nous ne les avons pas retenus mais le lecteur pourra trouver plus d'informations dans les ouvrages [HSD73, CP95, Tré98].

Lors du cinquième chapitre, nous avons présenté les résultats de segmentation des images obtenus par une classification effectuée dans un espace d'attributs colorimétriques. Dans ce cas, les résultats sont meilleurs que ceux obtenus avec un espace couleur hybride. D'autres tests effectués sur d'autres images de football, non présentés dans cette thèse, vont dans le même sens [VMP00c]. Ceci montre que la caractérisation de la texture couleur des tenues des joueurs de football permet une discrimination des pixels joueur meilleure que la prise en considération de la seule information couleur.

Peu de travaux sont parus sur l'analyse et la caractérisation de la texture couleur qui semblent constituer une voie de recherche prometteuse, apportant des perspectives d'amélioration de la segmentation d'images couleur.

Annexe A

Matrices de passage

Nous rappelons ici l'équation 1.20 permettant le changement de système de représentation de la couleur par une relation matricielle utilisant une matrice de passage \mathbf{P} dans un sens et une matrice \mathbf{Q} dans l'autre sens, avec $\mathbf{Q} = \mathbf{P}^{-1}$.

$$\begin{bmatrix} R'_* \\ G'_* \\ B'_* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R_* \\ G_* \\ B_* \end{bmatrix} = \mathbf{P} \times \begin{bmatrix} R_* \\ G_* \\ B_* \end{bmatrix}.$$

A.1 Les systèmes de primaires

A.1.1 Transformation d'un système (R_*, G_*, B_*) vers un autre système (R_*, G_*, B_*)

Les transformations suivantes sont données par Carroa [Car95] :

– Transformation du système (R_C, G_C, B_C) vers le système (R_F, G_F, B_F) :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0,842 & 0,156 & 0,091 \\ -0,129 & 1,319 & -0,203 \\ 0,007 & -0,069 & 0,897 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.1})$$

– Transformation du système (R_F, G_F, B_F) vers le système (R_C, G_C, B_C) :

$$\mathbf{P}^{-1} = \begin{bmatrix} 1,167 & -0,146 & -0,151 \\ 0,114 & 0,753 & 0,159 \\ -0,101 & 0,059 & 1,128 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.2})$$

A.1.2 Transformation d'un système (R_*, G_*, B_*) vers le système (X, Y, Z) de la CIE

A.1.2.1 Les transformations standards

Nous présentons ici les cas les plus fréquemment rencontrés dans la littérature. Suite à la remarque faite au paragraphe 2.1.3, page 60, il est difficile de présenter une matrice de passage unique pour des mêmes primaires et un même blanc de référence. C'est pourquoi nous citons les auteurs utilisant ces matrices de passage et sous la forme de notes de bas de page, nous

spécifions les coefficients de la matrice qui sont différents de ceux que nous présentons en équation.

- Transformation du système (R_C, G_C, B_C) avec illuminant E vers le système (X, Y, Z) :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 2,7690 & 1,7518 & 1,1300 \\ 1,0000 & 4,5907 & 0,0601 \\ 0,0000 & 0,0565 & 5,5943 \end{bmatrix} = 5,6508 \times \begin{bmatrix} 0,490 & 0,310 & 0,200 \\ 0,177 & 0,812 & 0,011 \\ 0,000 & 0,010 & 0,990 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.3})$$

Cette transformation est présentée par Rougeron, Trémeau, Kunt [Rou93, Tré93, KGKH93] Carron [Car95]¹. Elle est utilisée par Celenk [Cel95, Cel91, Cel90], Raffy [Raf99]², Sage, Rabatel [Sag89, Rab88]³, Claramont [Cla84]⁴, Giral et Coutance qui se réfère à Liang [Gir92, Cou91, Lia87]⁵.

- Transformation du système (R_C, G_C, B_C) avec illuminant A vers le système (X, Y, Z) :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0,892 & 0,330 & 0,083 \\ 0,322 & 0,863 & 0,004 \\ 0,000 & 0,011 & 0,409 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.4})$$

Cette transformation est utilisée par Brun [Bru96] et est présentée par Trémeau et Ultré [Tré93, Ult96].

- Transformation du système (R_C, G_C, B_C) avec illuminant C vers le système (X, Y, Z) :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0,166 & 0,125 & 0,093 \\ 0,060 & 0,327 & 0,005 \\ 0,000 & 0,004 & 0,460 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.5})$$

Cette transformation est présentée par Trémeau [Tré93].

- Transformation du système (R_F, G_F, B_F) avec illuminant C vers le système (X, Y, Z) :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0,607 & 0,174 & 0,200 \\ 0,299 & 0,587 & 0,114 \\ 0,000 & 0,066 & 1,116 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.6})$$

Cette transformation est présentée par Trémeau, Ultré, Galichet [Tré93, Ult96, Gal89], Carron et Coutance qui se réfèrent à Pratt, Robinson, Gauch, Guzman de Leon, Boussarsar, [Car95, Cou91, Pra91, Rob77, GH92, Guz97, Bou97]⁶. Elle est utilisée par Brunner [BMB⁺92]⁷, Rodrigues [Rod85]⁸, Shih, Liu et présentée aussi par Kunt [Shi95, Liu91, KGKH93]⁹.

¹ $X_R = 2,769$, $X_G = 1,752$, $X_B = 1,130$, $Y_R = 1,000$, $Y_G = 4,591$, $Y_B = 0,060$, $Z_R = 0,000$, $Z_G = 0,057$, $Z_B = 5,594$.

² $X_R = 2,7688$, $X_G = 1,7517$, $X_B = 1,1301$, $Y_G = 4,5907$, $Z_B = 5,5942$.

³ $X_R = 2,7689$, $X_G = 1,7519$, $X_B = 1,1302$, $Y_G = 4,5909$, $Y_B = 0,0602$, $Z_B = 5,5941$.

⁴ $X_R = 2,7689$, $X_G = 1,7517$, $X_B = 1,1302$.

⁵ $X_R = 2,7689$, $X_B = 1,1302$.

⁶ $X_B = 0,201$, $Z_B = 1,117$.

⁷ $X_R = 0,6069$, $X_G = 0,1735$, $X_B = 0,2003$, $Y_R = 0,2989$, $Y_G = 0,5866$, $Y_B = 0,1144$, $Z_R = 0,0000$, $Z_G = 0,0661$, $Z_B = 1,1157$.

⁸ $X_G = 0,177$, $X_B = 0,201$, $Y_G = 0,588$, $Z_B = 1,117$.

⁹ $X_B = 0,201$, $Z_B = 1,117$.

- Transformation du système (R_E, G_E, B_E) avec illuminant D_{65} vers le système (X, Y, Z) :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0,429 & 0,343 & 0,178 \\ 0,222 & 0,707 & 0,071 \\ 0,019 & 0,132 & 0,939 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.7})$$

Cette transformation est présentée par Galichet dans [Gal89].

Les transformations présentées ici sont les plus couramment utilisées. Cependant, il est rare que les auteurs expliquent la raison leur choix. En revanche, certains auteurs choisissent de « normaliser » la transformation.

A.1.2.2 Les transformations standards normalisées

- Transformation « normalisée » du système (R_F, G_F, B_F) avec illuminant C vers le système (X, Y, Z) :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0,618 & 0,177 & 0,205 \\ 0,299 & 0,587 & 0,114 \\ 0,000 & 0,056 & 0,944 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.8})$$

A.2 Les systèmes luminance-chrominance

Lorsque les transformations correspondant à un même standard sont légèrement différentes de celles que nous proposons en équation, nous indiquerons les coefficients différents, dans des notes de bas de page se rapportant aux auteurs concernés.

A.2.1 Transformation d'un système (R_*, G_*, B_*) vers le système (Y', I', Q')

A.2.1.1 Les transformations standards

- Transformation du système (R_F, G_F, B_F) vers le système (Y', I', Q') :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0,299 & 0,587 & 0,114 \\ 0,596 & -0,274 & -0,322 \\ 0,212 & -0,523 & 0,311 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.9})$$

Cette forme matricielle est aussi utilisée par Brunner et Adel [BMB⁺92, Ade94] et est proposée par Foley, Guzman de Leon, [FDF90, Guz97]¹⁰, Kunt, Luong, Pratt [KGKH93, Luo91, Pra91]¹¹, Van de Wouwer, Swenson, Gauch, Herbin, Rodrigues, Robinson, Kender [WSDL99, SD98, GH92, Her89, Rod85, Rob77, Ken76]¹², Rogers [Rog85]¹³, Cou-
tance, Carron [Cou91, Car95]¹⁴ et Brun [Bru96]¹⁵.

¹⁰ $I'_C = -0,275$, $I'_B = 0,321$, $Q'_G = -0,528$.

¹¹ $I'_G = -0,273$, $Q'_G = -0,522$, $Q'_B = 0,315$.

¹² $Q'_R = 0,211$, $Q'_B = 0,312$.

¹³ $Q'_R = 0,211$, $Q'_G = 0,522$.

¹⁴ $Q'_B = 0,312$.

¹⁵ $Y'_R = 0,30$, $Y'_G = 0,59$, $Y'_B = 0,11$, $I'_R = 0,60$, $I'_G = -0,27$, $I'_B = -0,32$, $Q'_R = 0,11$, $Q'_G = -0,52$, $Q'_B = 0,31$.

– Transformation du système (R_C, G_C, B_C) vers le système (Y', I', Q') :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0,364 & 0,404 & 0,074 \\ 0,705 & -0,331 & -0,503 \\ 0,151 & -0,446 & 0,303 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.10})$$

A.2.1.2 Les transformations standards normalisées

– Transformation « normalisée » du système (R_F, G_F, B_F) vers le système (Y', I', Q') :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0,299 & 0,587 & 0,114 \\ 0,500 & -0,230 & -0,270 \\ 0,202 & -0,500 & 0,298 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.11})$$

A.2.2 Transformation d'un système (R_*, G_*, B_*) vers le système (Y', U', V')

A.2.2.1 Les transformations standards

– Transformation du système (R_E, G_E, B_E) vers le système (Y', U', V') :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0,299 & 0,587 & 0,114 \\ -0,148 & -0,289 & 0,437 \\ 0,615 & -0,515 & -0,100 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.12})$$

Cette transformation est aussi présentée par Berry [Ber87]¹⁶.

A.2.2.2 Les transformations standards normalisées

– Transformation « normalisée » du système (R_E, G_E, B_E) vers le système (Y', U', V') :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0,299 & 0,587 & 0,114 \\ -0,169 & -0,331 & 0,500 \\ 0,500 & -0,419 & -0,081 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.13})$$

A.2.3 Transformation du système (R, G, B) vers le système (A, C_1, C_2) ou (wb, rg, by) de Ballard

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} & 0 \\ -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{A.14})$$

A.2.4 Transformation du système (R, G, B) vers le système (Y, Ch_1, Ch_2) de Carron

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & -\frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}. \quad (\text{A.15})$$

¹⁶Il propose : $Y'_B = 0,110$, $U'_R = -0,147$.

Par ailleurs, Carron met en évidence qu'il est possible de passer d'un système (R, G, B) à un système luminance-chrominance particulier à l'aide d'une matrice \mathbf{P} définie par :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}. \quad (\text{A.16})$$

À partir du système ainsi défini, il est possible de déterminer un système perceptuel (L, C, H) identique au système perceptuel (I, S, T) correspondant au modèle triangulaire.

A.2.5 Transformation du système (R, G, B) vers le système (I_1, I_2, I_3) de Ohta

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{2} & 0 & -\frac{1}{2} \\ -\frac{1}{4} & \frac{1}{2} & -\frac{1}{4} \end{bmatrix}. \quad (\text{A.17})$$

Annexe B

Tableaux de codage

Cette annexe fournit les paramètres nécessaires au codage des systèmes de représentation de la couleur sous la forme du tableau 3.1 que nous rappelons ici :

	T_1		T_2		T_3	
m_k	m_1	$[R_{m_1} \ G_{m_1} \ B_{m_1}]$	m_2	$[R_{m_2} \ G_{m_2} \ B_{m_2}]$	m_3	$[R_{m_3} \ G_{m_3} \ B_{m_3}]$
M_k	M_1	$[R_{M_1} \ G_{M_1} \ B_{M_1}]$	M_2	$[R_{M_2} \ G_{M_2} \ B_{M_2}]$	M_3	$[R_{M_3} \ G_{M_3} \ B_{M_3}]$
Δ_{max}	$\max(\Delta_1, \Delta_2, \Delta_3)$					

Dans ce tableau, T_1 , T_2 et T_3 sont les composantes du système considéré, m_k et M_k sont respectivement les valeurs maximales et minimales de la composante T_k et $[R_{m_k} \ G_{m_k} \ B_{m_k}]$ et $[R_{M_k} \ G_{M_k} \ B_{M_k}]$ sont les vecteurs couleur correspondant respectivement à m_k et M_k . Pour le codage non séparé, nous y ajoutons aussi la valeur Δ_{max} .

B.1 Les systèmes de primaires

B.1.1 Codage du système (X, Y, Z) de la CIE

Dans le tableau B.1, chaque configuration est caractérisée par le standard fixant les primaires, par l'illuminant caractérisant le blanc de référence et par l'équation qui lui correspond.

		X		Y		Z	
CIE	m_k	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]
E	M_k	1440,95	[255 255 255]	1440,95	[255 255 255]	1440,95	[255 255 255]
A.3	Δ_{max}	1440,95					
CIE	m_k	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]
A	M_k	332,78	[255 255 255]	303,20	[255 255 255]	107,10	[255 255 255]
A.4	Δ_{max}	332,78					
CIE	m_k	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]
C	M_k	97,92	[255 255 255]	99,96	[255 255 255]	118,32	[255 255 255]
A.5	Δ_{max}	118,32					
FCC	m_k	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]
C	M_k	250,16	[255 255 255]	255,00	[255 255 255]	301,41	[255 255 255]
A.6	Δ_{max}	301,41					
EBU	m_k	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]
D ₆₅	M_k	242,25	[255 255 255]	255,00	[255 255 255]	277,95	[255 255 255]
A.7	Δ_{max}	277,950					

Tableau B.1 : Codage du système (X, Y, Z) dans différentes configurations.

B.1.2 Codage du système (x, y, z) de la CIE

		x		y		z	
CIE	m_k	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]
E	M_k	0,735	[255 0 0]	0,717	[0 255 0]	0,825	[0 0 255]
A.3	Δ_{max}	0,825					
CIE	m_k	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]
A	M_k	0,735	[255 0 0]	0,717	[0 255 0]	0,825	[0 0 255]
A.4	Δ_{max}	0,825					
CIE	m_k	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]
C	M_k	0,735	[255 0 0]	0,717	[0 255 0]	0,825	[0 0 255]
A.5	Δ_{max}	0,825					
FCC	m_k	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]
C	M_k	0,670	[240 0 0]	0,710	[0 255 0]	0,780	[0 0 255]
A.6	Δ_{max}	0,780					
EBU	m_k	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]	0	[0 0 0]
D ₆₅	M_k	0,540	[255 0 0]	0,600	[0 255 0]	0,790	[0 0 255]
A.7	Δ_{max}	0,790					

Tableau B.2 : Codage du système (x, y, z) dans différentes configurations.

B.2 Les systèmes luminance-chrominance

B.2.1 Codage du système (L^* , a^* , b^*)

		L^*		a^*		b^*	
CIE E	m_k	0	[0 0 0]	-128,15	[0 255 0]	-155,35	[0 0 255]
	M_k	100	[255 255 255]	182,43	[0 0 255]	156,20	[255 255 0]
A.3	Δ_{max}	311,55					
CIE A	m_k	0	[0 0 0]	-133,16	[0 255 0]	-165,41	[0 0 255]
	M_k	100	[255 255 255]	128,87	[255 0 255]	140,38	[255 255 0]
A.4	Δ_{max}	305,79					
CIE C	m_k	0	[0 0 0]	-126,73	[0 255 0]	-152,69	[0 0 255]
	M_k	100	[255 255 255]	194,84	[0 0 255]	158,13	[255 255 0]
A.5	Δ_{max}	321,57					
FCC C	m_k	0	[0 0 0]	-137,72	[0 255 0]	-99,23	[0 0 255]
	M_k	100	[255 255 255]	96,14	[255 0 255]	115,65	[255 255 0]
A.6	Δ_{max}	233,86					
EBU D ₆₅	m_k	0	[0 0 0]	-89,39	[0 255 0]	-107,49	[0 0 255]
	M_k	100	[255 255 255]	98,56	[255 0 255]	91,66	[255 255 0]
A.7	Δ_{max}	199,15					

Tableau B.3 : Codage du système (L^* , a^* , b^*) dans différentes configurations.

B.2.2 Codage du système (L^* , u^* , v^*)

		L^*		u^*		v^*	
CIE E	m_k	0	[0 0 0]	-133,73	[0 255 0]	-144,07	[162 0 255]
	M_k	100	[255 255 255]	263,63	[255 0 0]	131,94	[0 255 0]
A.3	Δ_{max}	397,37					
CIE A	m_k	0	[0 0 0]	-179,76	[0 255 0]	-105,41	[64 0 255]
	M_k	100	[255 255 255]	282,25	[255 0 0]	67,77	[0 255 0]
A.4	Δ_{max}	462,01					
CIE C	m_k	0	[0 0 0]	-122,93	[0 255 0]	-148,37	[201 0 255]
	M_k	100	[255 255 255]	252,79	[255 0 0]	148,88	[0 255 0]
A.5	Δ_{max}	375,72					
FCC C	m_k	0	[0 0 0]	-131,95	[0 255 0]	-139,05	[1 0 255]
	M_k	100	[255 255 255]	220,80	[255 0 0]	121,47	[255 255 0]
A.6	Δ_{max}	352,75					
EBU D ₆₅	m_k	0	[0 0 0]	-87,16	[0 255 0]	-133,30	[39 0 255]
	M_k	100	[255 255 255]	177,67	[255 0 0]	105,20	[0 255 0]
A.7	Δ_{max}	264,83					

Tableau B.4 : Codage du système (L^* , u^* , v^*) dans différentes configurations.

B.2.3 Codage d'autres systèmes luminance-chrominance

		L	Ch_1	Ch_2
(Y', I', Q')	m_k	0 [0 0 0]	-151,98 [0 255 255]	-133,37 [0 255 0]
	M_k	255 [255 255 255]	151,98 [255 0 0]	133,37 [255 0 255]
	Δ_{max}	303,96		
(Y', U', V')	m_k	0 [0 0 0]	-111,44 [255 255 0]	-156,83 [0 255 255]
	M_k	255 [255 255 255]	111,44 [0 0 255]	156,83 [255 0 0]
	Δ_{max}	313,65		
(A, C_1, C_2) de Garbay	m_k	0 [1 1 1]	-2,41 [1 255 0]	-2,41 [1 255 255]
	M_k	2,41 [255 255 255]	2,41 [255 1 0]	2,41 [255 1 1]
	Δ_{max}	4,82		
(wb, rg, by) de Ballard	m_k	0 [0 0 0]	-220,84 [0 255 0]	-255 [0 255 255]
	M_k	255 [255 255 255]	220,84 [255 0 0]	255 [255 0 0]
	Δ_{max}	510		
(Y, Ch_1, Ch_2) de Carron	m_k	0 [0 0 0]	-255 [0 255 255]	-220,84 [0 0 255]
	M_k	255 [255 255 255]	255 [255 0 0]	220,84 [0 255 0]
	Δ_{max}	510		

Tableau B.5 : Codage de différents systèmes luminance-chrominance.

B.3 Les systèmes perceptuels

B.3.1 Codage du chroma

		C_{ab}^*	C_{uv}^*
CIE - E A.3	m_k	0 [0 0 0]	0 [0 0 0]
	M_k	239,61 [0 0 255]	264,47 [255 0 0]
CIE - A A.4	m_k	0 [0 0 0]	0 [0 0 0]
	M_k	202,91 [0 0 255]	282,59 [255 0 0]
CIE - C A.5	m_k	0 [0 0 0]	0 [0 0 0]
	M_k	247,54 [0 0 255]	254,27 [255 0 0]
FCC - C A.6	m_k	0 [0 0 0]	0 [0 0 0]
	M_k	165,08 [0 255 0]	227,33 [255 0 0]
EBU - D ₆₅ A.7	m_k	0 [0 0 0]	0 [0 0 0]
	M_k	133,44 [0 0 255]	181,90 [255 0 0]

Tableau B.6 : Codage des composantes de chroma évalué à partir des systèmes uniformes de la CIE pour différentes configurations.

		C	
(Y', I', Q')	m_k	0	[0 0 0]
	M_k	161,31	[0 0 255]
(Y', U', V')	m_k	0	[0 0 0]
	M_k	161,31	[0 255 255]
(A, C ₁ , C ₂) de Garbay	m_k	0	[0 0 0]
	M_k	6,20	[1 255 1]
(Y, C ₁ , C ₂) de Ballard	m_k	0	[0 0 0]
	M_k	255	[0 0 255]
(Y, C ₁ , C ₂) de Carron	m_k	0	[0 0 0]
	M_k	255	[0 255 255]

Tableau B.7 : Codage des composantes de chroma évalués à partir de systèmes luminance-chrominance.

B.3.2 Codage de la saturation

		S_{uv}^*	
CIE - E A.3	m_k	0	[0 0 0]
	M_k	5,797	[0 0 236]
CIE - A A.4	m_k	0	[0 0 0]
	M_k	6,480	[0 0 239]
CIE - C A.5	m_k	0	[0 0 0]
	M_k	5,636	[0 0 194]
FCC - C A.6	m_k	0	[0 0 0]
	M_k	3,692	[80 0 0]
EBU - D ₆₅ A.7	m_k	0	[0 0 0]
	M_k	4,052	[0 0 253]

Tableau B.8 : Codage de la composante de saturation S_{uv}^* pour différentes configurations.

B.4 Les systèmes d'axes indépendants

B.4.1 Codage du système (I₁, I₂, I₃)

		I ₁	I ₂	I ₃
(I ₁ , I ₂ , I ₃)	m_k	0	[0 0 0]	-127,5 [255 0 255]
	M_k	255	[255 255 255]	127,5 [255 0 0] 127,5 [0 255 0]
	Δ_{max}	255		

Tableau B.9 : Codage du système d'Ohta.

B.4.2 Codage du chroma

		C	
(I_1, I_2, I_3)	m_k	0	[0 0 0]
	M_k	142,55	[0 0 255]

Tableau B.10 : Codage de la composante de chroma évalués à partir du système d'Ohta.

Annexe C

Influence du choix du critère informationnel

Cette annexe fournit les résultats concernant l'étude de différents critères informationnels en fonction de deux paramètres, le nombre d'observations prélevées et le seuil de corrélation.

Pour chacun des 5 critères étudiés, les espaces couleur hybrides déterminés sont consignés dans différents tableaux et ce, pour différentes valeurs des paramètres étudiés.

Pour le premier paramètre, en ligne, figure N_O et en colonne figure la dimension de l'espace sélectionné. Pour chaque dimension, nous donnons la composante couleur ajoutée et la valeur du critère correspondante.

Pour le second paramètre, en ligne, figure S_{cor} et en colonne figure la dimension de l'espace sélectionné. Pour chaque dimension, nous donnons la composante couleur ajoutée et la valeur du critère correspondante.

C.1 Influence du nombre d'observations selon le critère informationnel

C.1.1 Critère J_1

		Dimension de l'espace couleur hybride									
N_O	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
5%	x	v^*	C_{ab}^*	h_{uv}	Q'	r	$S2$	$S3$	A	$I4$	
J_1	0,956	1,726	2,345	2,432	2,475	2,508	2,535	2,567	2,599	2,643	
10%	x	v^*	C_{ab}^*	h_{uv}	r	$I3$	$S2$	$S3$	$S4$	L^*	
J_1	0,960	1,742	2,364	2,444	2,485	2,514	2,539	2,571	2,598	2,634	
15%	x	v^*	C_{ab}^*	h_{uv}	r	Q'	$S2$	$S3$	A	$I4$	
J_1	0,958	1,731	2,359	2,446	2,482	2,511	2,537	2,568	2,595	2,636	
20%	x	v^*	C_{ab}^*	h_{uv}	r	Q'	$S2$	$S3$	A	$I4$	
J_1	0,959	1,737	2,375	2,459	2,495	2,523	2,549	2,583	2,609	2,649	
25%	x	v^*	C_{ab}^*	h_{uv}	b^*	H_{IQ}	h_{ab}	C_2	H_{UV}	$S1$	
J_1	0,959	1,738	2,376	2,463	2,497	2,530	2,546	2,562	2,578	2,590	
30%	x	v^*	C_{ab}^*	h_{uv}	b^*	H_{IQ}	h_{ab}	C_2	H_{UV}	$S1$	
J_1	0,960	1,743	2,386	2,471	2,503	2,534	2,550	2,566	2,582	2,594	
35%	x	v^*	C_{ab}^*	h_{uv}	b^*	H_{IQ}	h_{ab}	C_2	H_{UV}	$S1$	
J_1	0,960	1,746	2,390	2,475	2,508	2,538	2,553	2,569	2,584	2,597	
40%	x	v^*	C_{ab}^*	h_{uv}	b^*	H_{IQ}	h_{ab}	C_2	H_{UV}	$S1$	
J_1	0,960	1,743	2,386	2,472	2,505	2,534	2,550	2,566	2,582	2,594	

Tableau C.1 : Influence du nombre d'observations prélevées sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_1 .

C.1.2 Critère J_2

		Dimension de l'espace couleur hybride									
N_O	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
5%	x	$S3$	r	S_{uv}^*	$T3$	h_{uv}	H_{Ohta}	H_{Gar}	$S2$	b	
J_2	22,000	40,17	49,13	54,28	60,37	68,00	79,14	89,34	97,00	134,9	
10%	x	$S3$	r	S_{uv}^*	$S2$	H_{UV}	C_2	H_{Ohta}	h_{uv}	H_{Gar}	
J_2	24,00	44,19	54,88	58,85	65,93	72,45	80,22	106,5	115,5	128,4	
15%	x	$S3$	r	S_{uv}^*	H_{Gar}	$T2$	H_{Car}	b	$S1$	h_{ab}	
J_2	23,23	41,82	51,98	56,86	63,42	73,36	87,43	94,90	106,8	126,7	
20%	x	$S3$	r	S_{uv}^*	H_{Gar}	$T2$	H_{Car}	b	$S1$	h_{ab}	
J_2	23,90	42,00	52,44	57,69	64,34	74,12	89,42	97,17	108,9	127,8	
25%	x	$S3$	r	S_{uv}^*	H_{Gar}	$T2$	H_{Car}	g	$S1$	h_{ab}	
J_2	23,83	42,43	52,98	58,45	65,36	74,83	89,64	96,94	108,6	127,5	
30%	x	$S3$	r	S_{uv}^*	H_{Gar}	$T2$	H_{Car}	g	$S1$	h_{ab}	
J_2	24,29	43,16	54,11	59,19	66,00	76,84	91,75	99,49	111,4	129,3	
35%	x	$S3$	r	S_{uv}^*	H_{Gar}	$T2$	H_{Car}	v	$S1$	h_{ab}	
J_2	24,61	43,86	55,00	60,00	67,14	78,25	92,64	100,7	112,7	131,3	
40%	x	$S3$	r	S_{uv}^*	H_{Gar}	$T2$	H_{Car}	b	$S1$	h_{ab}	
J_2	24,18	43,14	53,90	59,25	66,15	76,66	91,37	98,91	110,6	128,6	

Tableau C.2 : Influence du nombre d'observations prélevées sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_2 .

C.1.3 Critère J_3

N_O	Dimension de l'espace couleur hybride									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
5%	x	u^*	S_3	S_2	A	C_{Car}	T_3	u^*	B	L^*
J_3	23,000	102,3	388,5	669,2	996,00	1429	1925	2560	3090	4833
10%	x	u^*	S_3	S_2	A	C_{Car}	T_3	u^*	C_{uv}^*	S_{uv}^*
J_3	25,00	117,8	465,1	739,3	1088	1538	2077	2808	3383	3719
15%	x	h_{uv}	C_{ab}^*	S_3	A	C_{Ohta}	u^*	C_{uv}^*	C_2	S_4
J_3	24,23	111,3	490,9	813,5	1477	1835	2411	3018	3535	4087
20%	x	h_{uv}	C_{ab}^*	S_3	A	C_{Ohta}	u^*	C_{uv}^*	C_2	S_4
J_3	24,90	118,2	515,5	846,00	1570	1947	2582	3271	3815	4383
25%	x	h_{uv}	C_{ab}^*	S_3	A	C_{Ohta}	u^*	C_{uv}^*	S_4	C_2
J_3	24,83	119,6	535,4	882,7	1585	1972	2618	3310	3822	4392
30%	x	h_{uv}	C_{ab}^*	S_3	A	C_{Ohta}	u^*	C_{uv}^*	S_4	C_2
J_3	25,29	123,3	554,1	920,4	1661	2050	2724	3394	3922	4535
35%	x	h_{uv}	C_{ab}^*	S_3	A	C_{Ohta}	u^*	C_{uv}^*	C_2	S_4
J_3	25,61	126,7	568,8	952,7	1713	2116	2821	3499	4047	4682
40%	x	h_{uv}	C_{ab}^*	S_3	A	C_{Ohta}	u^*	C_{uv}^*	S_4	C_2
J_3	25,18	124,1	558,9	931,5	1642	2026	2705	3412	3938	4543

Tableau C.3 : Influence du nombre d'observations prélevées sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_3 .

C.1.4 Critère J_4

N_O	Dimension de l'espace couleur hybride									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
5%	x	S_3	r	S_{uv}^*	S_2	H_{UV}	C_2	H_{Ohta}	h_{uv}	H_{Bal}
J_4	0,956	0,974	0,977	0,979	0,981	0,982	0,984	0,989	0,990	0,991
10%	x	S_3	r	S_{uv}^*	S_2	H_{UV}	C_2	H_{Ohta}	h_{uv}	H_{Gar}
J_4	0,960	0,977	0,980	0,981	0,983	0,984	0,986	0,989	0,990	0,991
15%	x	S_3	r	S_{uv}^*	S_2	R	C_{Ohta}	S_1	Ch_2	H_{Ohta}
J_4	0,958	0,975	0,979	0,980	0,982	0,983	0,985	0,987	0,988	0,989
20%	x	S_3	r	S_{uv}^*	S_2	R	C_{Ohta}	S_1	Ch_2	H_{Ohta}
J_4	0,959	0,976	0,979	0,981	0,982	0,983	0,986	0,987	0,988	0,989
25%	x	S_3	r	S_{uv}^*	S_2	R	C_{Ohta}	S_1	Ch_2	H_{Ohta}
J_4	0,959	0,976	0,979	0,981	0,982	0,984	0,986	0,987	0,988	0,989
30%	x	S_3	r	S_{uv}^*	S_2	R	C_{Ohta}	S_1	Ch_2	H_{Ohta}
J_4	0,960	0,976	0,979	0,981	0,983	0,984	0,986	0,987	0,988	0,989
35%	x	S_3	r	S_{uv}^*	S_2	H_{UV}	C_2	H_{Ohta}	h_{uv}	H_{Gar}
J_4	0,960	0,976	0,980	0,981	0,983	0,984	0,985	0,990	0,990	0,991
40%	x	S_3	r	S_{uv}^*	S_2	R	C_{Ohta}	S_1	Ch_2	H_{Ohta}
J_4	0,960	0,976	0,979	0,981	0,983	0,984	0,986	0,987	0,988	0,989

Tableau C.4 : Influence du nombre d'observations prélevées sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_4 .

C.1.5 Critère J_5

N_O	Dimension de l'espace couleur hybride									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
5%	x	v^*	r	S_{uv}^*	C_{uv}^*	C_{Car}	$S4$	C_2	b^*	$I2$
J_5	0,956	3,451	78,00	2467	1335	4060	1371	807,8	3826	1580
10%	x	v^*	r	S_{uv}^*	C_{uv}^*	C_{Car}	$S4$	b^*	R	$S2$
J_5	0,960	3,702	77,00	1886	1359	10718	1273	1058	14802	964,7
15%	x	h_{uv}	$S4$	g	Q'	$S3$	C_2	C_{ab}^*	B	S_{uv}^*
J_5	0,958	3,595	3480	131,2	1034	1719	573,3	6190	16721	8320
20%	x	h_{uv}	$S1$	y	$I3$	C_2	$S4$	C_{ab}^*	S_{uv}^*	C_{Car}
J_5	0,959	3,747	1323	239,8	1364	523,1	20622	2448	11209	12256
25%	x	h_{uv}	$S4$	g	Q'	B	C_{Gar}	$S1$	C_{uv}^*	S_{uv}^*
J_5	0,959	3,819	6817	133,8	898,2	176753	5138	3817	2878	1218
30%	x	h_{uv}	$S4$	g	Q'	C_{at}^*	B	S_{uv}^*	C_{Gar}	$S2$
J_5	0,960	3,877	6127	153,2	1047	50963	3686	2574	2564	1849
35%	x	h_{uv}	$S4$	g	Q'	C_{ab}^*	$S2$	$S1$	C_2	C_{IQ}
J_5	0,960	3,949	3630	162,9	1166	110617	22976	5927	597,9	4133
40%	x	h_{uv}	$S4$	g	Q'	C_{ab}^*	$S2$	$S1$	C_{uv}^*	S_{uv}^*
J_5	0,960	3,929	3165	159,9	1052	620723	14561	3829	22059	9230

Tableau C.5 : Influence du nombre d'observations prélevées sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_5 .

C.2 Influence du seuil de corrélation en fonction du critère informationnel

C.2.1 Critère J_1

S_{cor}	Dimension de l'espace couleur hybride									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0,20	x	X	-	-	-	-	-	-	-	-
J_1	0,959	1,182	-	-	-	-	-	-	-	-
0,25	x	$I4$	-	-	-	-	-	-	-	-
J_1	0,959	1,256	-	-	-	-	-	-	-	-
0,30	x	Y'	-	-	-	-	-	-	-	-
J_1	0,959	1,277	-	-	-	-	-	-	-	-
0,35	x	L^*	-	-	-	-	-	-	-	-
J_1	0,959	1,325	-	-	-	-	-	-	-	-
0,40	x	L^*	-	-	-	-	-	-	-	-
J_1	0,959	1,325	-	-	-	-	-	-	-	-
0,45	x	Ch_2	L^*	-	-	-	-	-	-	-
J_1	0,959	1,731	1,760	-	-	-	-	-	-	-
0,50	x	Ch_2	H_{IQ}	L^*	-	-	-	-	-	-
J_1	0,959	1,731	2,02	2,04	-	-	-	-	-	-
0,55	x	Ch_2	H_{IQ}	I	-	-	-	-	-	-
J_1	0,959	1,731	2,02	2,04	-	-	-	-	-	-
0,60	x	Ch_2	H_{IQ}	$I4$	-	-	-	-	-	-
J_1	0,959	1,731	2,02	2,04	-	-	-	-	-	-
0,65	x	Ch_2	H_{IQ}	Q'	$I4$	-	-	-	-	-
J_1	0,959	1,731	2,02	2,143	2,169	-	-	-	-	-
0,70	x	Ch_2	H_{IQ}	Q'	$I4$	A	-	-	-	-
J_1	0,959	1,731	2,02	2,143	2,169	2,259	-	-	-	-
0,75	x	Ch_2	C_{UV}	Q'	$I5$	H_{IQ}	-	-	-	-
J_1	0,959	1,731	2,244	2,310	2,339	2,363	-	-	-	-
0,80	x	Ch_2	C_{Bal}	R	g	L^*	$I4$	H_{IQ}	-	-
J_1	0,959	1,731	2,246	2,329	2,384	2,446	2,509	2,529	-	-
0,85	x	v^*	C_{ab}^*	Q'	H_{IQ}	A	$I4$	R	-	-
J_1	0,959	1,738	2,376	2,409	2,434	2,438	2,514	2,559	-	-
0,90	x	v^*	C_{ab}^*	Q'	H_{IQ}	a^*	$I5$	A	$I4$	Ch_2
J_1	0,959	1,738	2,376	2,409	2,434	2,447	2,469	2,527	2,579	2,611
0,95	x	v^*	C_{ab}^*	h_{uv}	Ch_2	$S3$	A	$I4$	C_{Bal}	B
J_1	0,959	1,738	2,376	2,463	2,496	2,526	2,559	2,617	2,651	2,671
1	x	v^*	C_{ab}^*	h_{uv}	b^*	H_{IQ}	h_{ab}	C_2	H_{UV}	$S1$
J_1	0,959	1,738	2,376	2,463	2,497	2,530	2,546	2,562	2,578	2,590

Tableau C.6 : Influence du seuil de corrélation sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_1 avec $N_O = 150$.

C.2.2 Critère J_2

S_{cor}	Dimension de l'espace couleur hybride									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0,20	x	X	-	-	-	-	-	-	-	-
J_2	23,83	25,00	-	-	-	-	-	-	-	-
0,25	x	X	-	-	-	-	-	-	-	-
J_2	23,83	25,00	-	-	-	-	-	-	-	-
0,30	x	Y'	-	-	-	-	-	-	-	-
J_2	23,83	25,31	-	-	-	-	-	-	-	-
0,35	x	L^*	-	-	-	-	-	-	-	-
J_2	23,83	25,48	-	-	-	-	-	-	-	-
0,40	x	L^*	-	-	-	-	-	-	-	-
J_2	23,83	25,48	-	-	-	-	-	-	-	-
0,45	x	Ch_2	I_5	-	-	-	-	-	-	-
J_2	23,83	28,52	28,96	-	-	-	-	-	-	-
0,50	x	Ch_2	H_{IQ}	I_5	-	-	-	-	-	-
J_2	23,83	28,52	29,23	29,75	-	-	-	-	-	-
0,55	x	Ch_2	H_{IQ}	I_5	-	-	-	-	-	-
J_2	23,83	28,52	29,23	29,75	-	-	-	-	-	-
0,60	x	Ch_2	H_{IQ}	I_5	-	-	-	-	-	-
J_2	23,83	28,52	29,23	29,75	-	-	-	-	-	-
0,65	x	Ch_2	H_{IQ}	Q'	I_5	-	-	-	-	-
J_2	23,83	28,52	29,23	30,00	30,53	-	-	-	-	-
0,70	x	Ch_2	A	I_4	H_{IQ}	Q'	-	-	-	-
J_2	23,83	28,52	29,74	35,00	35,66	36,23	-	-	-	-
0,75	x	Ch_2	C_{UV}	A	H_{IQ}	g	I_4	-	-	-
J_2	23,83	28,52	31,97	35,87	38,30	39,47	40,51	-	-	-
0,80	x	Ch_2	C_{Ohta}	A	H_{IQ}	g	I_4	R	-	-
J_2	23,83	28,52	32,30	37,000	38,76	39,81	40,87	41,41	-	-
0,85	x	S_3	g	y	A	I_4	R	H_{IQ}	-	-
J_2	23,83	42,43	48,98	53,67	57,00	59,99	65,86	66,83	-	-
0,90	x	S_3	g	y	A	C_{Bal}	R	Y	Ch_2	I_4
J_2	23,83	42,43	48,98	53,67	57,00	68,62	78,96	86,81	87,75	88,56
0,95	x	S_3	g	y	A	C_{Bal}	rg	T_3	H_{Ohta}	C_{ab}^*
J_2	23,83	42,43	48,98	53,67	57,00	68,62	83,00	92,00	96,36	102,6
1	x	S_3	r	S_{uv}^*	H_{Gar}	T_2	H_{Car}	g	S_1	h_{ab}
J_2	23,83	42,43	52,98	58,45	65,36	74,83	89,64	96,94	108,6	127,5

Tableau C.7 : Influence du seuil de corrélation sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_2 avec $N_O = 150$.

C.2.3 Critère J_3

S_{cor}	Dimension de l'espace couleur hybride									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0,20	x	X	-	-	-	-	-	-	-	-
J_3	24,83	33,10	-	-	-	-	-	-	-	-
0,25	x	$I4$	-	-	-	-	-	-	-	-
J_3	24,83	35,53	-	-	-	-	-	-	-	-
0,30	x	Y'	-	-	-	-	-	-	-	-
J_3	24,83	37,80	-	-	-	-	-	-	-	-
0,35	x	L^*	-	-	-	-	-	-	-	-
J_3	24,83	40,75	-	-	-	-	-	-	-	-
0,40	x	L^*	-	-	-	-	-	-	-	-
J_3	24,83	40,75	-	-	-	-	-	-	-	-
0,45	x	Ch_2	L^*	-	-	-	-	-	-	-
J_3	24,83	113,6	119,00	-	-	-	-	-	-	-
0,50	x	Ch_2	H_{IQ}	L^*	-	-	-	-	-	-
J_3	24,83	113,6	168,2	174,00	-	-	-	-	-	-
0,55	x	Ch_2	H_{IQ}	$I4$	-	-	-	-	-	-
J_3	24,83	113,6	168,2	175,3	-	-	-	-	-	-
0,60	x	Ch_2	H_{IQ}	$I4$	-	-	-	-	-	-
J_3	24,83	113,6	168,2	175,3	-	-	-	-	-	-
0,65	x	Ch_2	H_{IQ}	Q'	$I4$	-	-	-	-	-
J_3	24,83	113,6	168,2	216,6	226,8	-	-	-	-	-
0,70	x	Ch_2	H_{IQ}	Q'	A	$I4$	-	-	-	-
J_3	24,83	113,6	168,2	216,6	230,2	325,4	-	-	-	-
0,75	x	Ch_2	C_{UV}	g	$I5$	H_{IQ}	-	-	-	-
J_3	24,83	113,6	253,4	318,2	385,6	488,5	-	-	-	-
0,80	x	Ch_2	C_{Bal}	R	g	H_{IQ}	L^*	$I4$	-	-
J_3	24,83	113,6	255,5	343,5	426,4	531,7	642,6	854,9	-	-
0,85	x	v^*	$S3$	A	$I4$	R	g	H_{IQ}	-	-
J_3	24,83	113,9	452,5	657,8	834,3	1096	1226	1354	-	-
0,90	x	v^*	$S3$	A	C_{Car}	a^*	$I5$	R	Ch_2	Q'
J_3	24,83	113,9	452,5	657,8	865,4	1152	1394	1821	2279	2658
0,95	x	h_{uv}	C_{nb}^*	$S3$	A	C_{Ohta}	a^*	R	Y	$I4$
J_3	24,83	119,6	535,4	882,7	1585	1972	2520	3134	3553	3831
1	x	h_{uv}	C_{nb}^*	$S3$	A	C_{Ohta}	u^*	C_{uv}^*	$S4$	C_2
J_3	24,83	119,6	535,4	882,7	1585	1972	2618	3310	3822	4392

Tableau C.8 : Influence du seuil de corrélation sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_3 avec $N_O = 150$.

C.2.4 Critère J_4

S_{cor}	Dimension de l'espace couleur hybride									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0,20	x	X	-	-	-	-	-	-	-	-
J_4	0,959	0,961	-	-	-	-	-	-	-	-
0,25	x	X	-	-	-	-	-	-	-	-
J_4	0,959	0,961	-	-	-	-	-	-	-	-
0,30	x	Y'	-	-	-	-	-	-	-	-
J_4	0,959	0,961	-	-	-	-	-	-	-	-
0,35	x	L^*	-	-	-	-	-	-	-	-
J_4	0,959	0,961	-	-	-	-	-	-	-	-
0,40	x	L^*	-	-	-	-	-	-	-	-
J_4	0,959	0,961	-	-	-	-	-	-	-	-
0,45	x	Ch_2	$I5$	-	-	-	-	-	-	-
J_4	0,959	0,961	0,962	-	-	-	-	-	-	-
0,50	x	Ch_2	$I5$	H_{IQ}	-	-	-	-	-	-
J_4	0,959	0,961	0,962	0,962	-	-	-	-	-	-
0,55	x	Ch_2	$I5$	H_{IQ}	-	-	-	-	-	-
J_4	0,959	0,961	0,962	0,962	-	-	-	-	-	-
0,60	x	Ch_2	$I5$	H_{IQ}	-	-	-	-	-	-
J_4	0,959	0,961	0,962	0,962	-	-	-	-	-	-
0,65	x	Ch_2	$I5$	H_{IQ}	Q'	-	-	-	-	-
J_4	0,959	0,961	0,962	0,962	0,962	-	-	-	-	-
0,70	x	A	$I4$	Ch_2	H_{IQ}	Q'	-	-	-	-
J_4	0,959	0,962	0,967	0,968	0,968	0,968	-	-	-	-
0,75	x	A	C_{UV}	X	Ch_2	H_{IQ}	g	-	-	-
J_4	0,959	0,962	0,968	0,969	0,969	0,970	0,970	-	-	-
0,80	x	A	C_{Ohta}	Ch_2	H_{IQ}	$I3$	R	$I4$	-	-
J_4	0,959	0,962	0,969	0,970	0,971	0,971	0,971	0,975	-	-
0,85	x	$S3$	B	$I3$	H_{Ohta}	$I4$	$I5$	R	v^*	-
J_4	0,959	0,976	0,977	0,978	0,980	0,980	0,984	0,985	0,985	-
0,90	x	$S3$	B	C_{Car}	R	a^*	v^*	Y'	H_{IQ}	$I4$
J_4	0,959	0,976	0,977	0,979	0,983	0,984	0,986	0,987	0,987	0,987
0,95	x	$S3$	B	C_{ab}^*	$I1$	H_{Gar}	g	G	A	C_{Ohta}
J_4	0,959	0,976	0,977	0,981	0,984	0,985	0,986	0,987	0,987	0,988
1	x	$S3$	r	S_{uv}^*	$S2$	R	C_{Ohta}	$S1$	Ch_2	H_{Ohta}
J_4	0,959	0,976	0,979	0,981	0,982	0,984	0,986	0,987	0,988	0,989

Tableau C.9 : Influence du seuil de corrélation sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_4 avec $N_O = 150$.

C.2.5 Critère J_5

S_{cor}	Dimension de l'espace couleur hybride									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0,20	x	X	-	-	-	-	-	-	-	-
J_5	0,959	0,333	-	-	-	-	-	-	-	-
0,25	x	$I4$	-	-	-	-	-	-	-	-
J_5	0,959	0,431	-	-	-	-	-	-	-	-
0,30	x	Y'	-	-	-	-	-	-	-	-
J_5	0,959	0,522	-	-	-	-	-	-	-	-
0,35	x	L^*	-	-	-	-	-	-	-	-
J_5	0,959	0,641	-	-	-	-	-	-	-	-
0,40	x	L^*	-	-	-	-	-	-	-	-
J_5	0,959	0,641	-	-	-	-	-	-	-	-
0,45	x	Ch_2	Y	-	-	-	-	-	-	-
J_5	0,959	3,577	0,754	-	-	-	-	-	-	-
0,50	x	Ch_2	H_{IQ}	L^*	-	-	-	-	-	-
J_5	0,959	3,577	1,189	0,553	-	-	-	-	-	-
0,55	x	Ch_2	H_{IQ}	L^*	-	-	-	-	-	-
J_5	0,959	3,577	1,189	0,553	-	-	-	-	-	-
0,60	x	Ch_2	Q'	$I5$	-	-	-	-	-	-
J_5	0,959	3,577	7,530	503,3	-	-	-	-	-	-
0,65	x	Ch_2	Q'	$I5$	H_{IQ}	-	-	-	-	-
J_5	0,959	3,577	7,530	503,3	-1,492	-	-	-	-	-
0,70	x	Ch_2	Q'	$I5$	H_{IQ}	-	-	-	-	-
J_5	0,959	3,577	7,530	503,3	-1,492	-	-	-	-	-
0,75	x	Ch_2	$I3$	$I4$	H_{IQ}	A	C_{IQ}	-	-	-
J_5	0,959	3,577	9,425	1,239	-37,16	-29,27	-12,29	-	-	-
0,80	x	Ch_2	$I3$	$I4$	$I1$	H_{IQ}	C_{IQ}	-	-	-
J_5	0,959	3,577	9,425	1,239	-15,36	-48,00	-5,542	-	-	-
0,85	x	v^*	g	$S3$	R	H_{Ohta}	B	G	$I4$	-
J_5	0,959	3,590	8,607	3304	181,8	1472	50,94	23,53	-1,757	-
0,90	x	c^*	a^*	C_{ab}^*	B	H_{IQ}	G	Q'	$I4$	-
J_5	0,959	3,590	13,52	475,4	53,33	41,97	51,29	62,00	2,794	-
0,95	x	h_{uv}	$S4$	g	Q'	B	C_{Ohta}	rg	H_{Ohta}	v^*
J_5	0,959	3,819	6817	133,8	898,2	176753	343,3	279,2	219,9	184,3
1	x	h_{uv}	$S4$	g	Q'	B	C_{Gar}	$S1$	C_{uv}^*	S_{uv}^*
J_5	0,959	3,819	6817	133,8	898,2	176753	5138	3817	2878	1218

Tableau C.10 : Influence du seuil de corrélation sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_5 avec $N_O = 150$.

Bibliographie

- [Abn13] W. W. Abney. *Researches in colour vision*. Longmans, Green, London, 1913.
- [Ade94] M. Adel. *Détection de défauts de placage d'Okoumé par traitement d'images couleur et analyse de texture*. Doctorat 3ème cycle, Institut National Polytechnique de Lorraine, janvier 1994.
- [ADZ91] J.-P. Auray, G. Duru, et A. Zighed. Les méthodes d'explication. In *Analyse des données multidimensionnelles*. Alexandre Lacassagne, Lyon, 1991.
- [AFN89] Association Française de NORmalisation. *Couleur, Colorimétrie*. AFNOR, 1989.
- [AR96] I. S. Ahmad et J. F. Reid. Evaluation of color representations for maize images. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 63(3) :185–195, 1996.
- [AWHV93] M. Adel, D. Wolf, R. Husson, et R. Vogrig. Evaluation of color spaces in computer vision : an application of wood defects detection. In *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, volume 2, pages 499–504, Le Touquet, 1993.
- [Bag95] C. Baghdassarian. *Classification chromatique pour la reconnaissance d'objets : application aux scènes routières*. Thèse de doctorat, Ecole national supérieur des Mines de Paris, décembre 1995.
- [BB82] D. H. Ballard et C. M. Brown. *Computer vision*. Prentice-Hall, New Jersey, 1982.
- [BB98] T. Bebie et H. Bieri. Soccerman : reconstructing soccer games from video sequences. In *IEEE International Conference on Image Processing*, volume 1, pages 898–902, Chicago, 1998.
- [BCS98] M. Borsotti, P. Campadelli, et R. Schettini. Quantitative evaluation of color image segmentation results. *Pattern Recognition Letters*, 19(8) :741–747, 1998.
- [Bed98] L. Bedat. *Aspects psychovisuels de la perception des couleurs. Application au codage d'images couleur fixes avec compression de l'information*. Thèse de doctorat, Université de Nantes, octobre 1998.
- [Ber87] D. T. Berry. Colour recognition using spectral signatures. *Pattern Recognition Letters*, 6 :69–75, 1987.
- [BMB⁺92] C. C. Brunner, A. G. Maristany, D. A. Butler, D. Vanleuween, et J. W. Funck. An evaluation of color spaces for detecting defects in Douglas-fir veneer. *Industrial Metrology*, 2(3 and 4) :169–184, 1992.
- [BNS98] S. De Backer, A. Naud, et P. Scheunders. Non-linear dimensionality reduction techniques for unsupervised feature extraction. *Pattern Recognition Letters*, 19(8) :711–720, 1998.
- [Bou97] R. Boussarsar. *Contribution des mesures floues et d'un modèle markovien à la segmentation d'images couleur*. Thèse de doctorat, Université de Rouen, juillet 1997.

- [Bro98] J.-M. Brohm. Une multinational du profit. *Manière de voir*, (39) :50–52, 1998.
- [Bru96] L. Brun. *Segmentation d'images couleur à base topologique*. Thèse de doctorat, Université de Bordeaux I, décembre 1996.
- [Car95] T. Carron. *Segmentations d'images couleur dans la base Teinte-Luminance-Saturatuaion : approche numérique et symbolique*. Thèse de doctorat, Université de Savoie, décembre 1995.
- [Car98] B. Carlson. Interactive sports graphics from real video. *Advanced Imaging*, (July 98) :28–30, juillet 1998.
- [CDG⁺89] G. Celeux, E. Diday, G. Govaert, Y. Lechevallier, et H. Ralambondrainy. *Classification automatique des données*. Dunod informatique, 1989.
- [Cel90] M. Celenk. A color clustering technique for image segmentation. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 52 :145–170, 1990.
- [Cel91] M. Celenk. Colour image segmentation by clustering. *IEE Proceedings-E*, 138(5) :368–376, 1991.
- [Cel95] M. Celenk. Analysis of coior images of natural scenes. *Journal of Electronic Imaging*, 4(4) :382–396, 1995.
- [CF97] C. Connolly et T. Fliess. A study of efficiency and accuracy in the transformation from RGB to CIELAB color space. *IEEE Transactions on Image Processing*, 6(7) :1046–1048, 1997.
- [CG84] J. M. Chassery et C. Garbay. An iterative method based on a contextual color and shape criterion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 6(6) :794–800, 1984.
- [CIE71] Commission Internationale de l' Eclairage. Colorimetry. Technical Report 15, Bureau central de la CIE, Paris, 1971.
- [CIE86] Commission Internationale de l' Eclairage. Colorimetry. Technical Report 15.2, Bureau central de la CIE, Vienna, 1986.
- [CIE95] Commission Internationale de l' Eclairage. Industrial colour-difference evaluation. Technical Report 116, Bureau central de la CIE, 1995.
- [CIE98] Commission Internationale de l' Eclairage. The CIE 1997 interim colour appearance model (simple version) CIECAM97s. Technical Report 131, Bureau central de la CIE, Vienna, 1998.
- [Cla84] G. Claramont. *Développement de techniques de segmentation chromatique et implantation dans un module de vision*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, décembre 1984.
- [Col98] P. Colantoni. *Contribution des structures de données à la segmentation d'images couleur - Elaboration d'un outil d'infographie textile*. Thèse de doctorat, Université Jean Monnet de Saint-Etienne, novembre 1998.
- [Cou91] V. Coutance. *La couleur en vision par ordinateur. Application à la robotique*. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse, janvier 1991.
- [Cou98] P. Courtellemont. *Une certaine image du document*. Habilitation à diriger des recherches, Université de Rouen, janvier 1998.
- [CP95] J.-P. Cocquerez et S. Philipp. *Analyse d'images : filtrage et segmentation*. Masson, 1995.

- [CS86] M. Celenk et S. H. Smith. Color image segmentation by clustering and parametric-histogramming technique. In *IAPR Eight International Conference on Pattern Recognition*, pages 883–885, Paris, 1986.
- [Dai89] M. J. Daily. Color image segmentation using markov random fields. In *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 304–312, 1989.
- [DBM83] H. J. A. Dartnall, J. A. Bowmaker, et J. D. Mollon. Human visual pigments : microspectrophotometric results from eyes of seven persons. *Proceedings of the Royal Society of London*, B 220 :115–130, 1983.
- [DKL84] A. M. Derrington, J. Krauskopf, et P. Lennie. Chromatic mechanisms in lateral geniculate nucleus of macaque. *Journal of Physiology*, 357 :241–265, 1984.
- [DL97] M. Dash et H. Liu. Feature selection for classification. *Intelligent Data Analysis*, 1(3) :<http://www-east.elsevier.com/ida/browse/0103/ida00013/article.htm>, 1997.
- [DLPT82] E. Diday, J. Lemaire, J. Pouget, et F. Testu. *Éléments d'analyse de données*. Dunod, 1982.
- [Eas73] D. Eastwood. A simple modification to improve the visual uniformity of the CIE 1964 $U^*V^*W^*$ colour space. In *Second congress of the Association Internationale de la Couleur, Colour'73*, pages 293–296, York, 1973.
- [Fai97] M. D. Fairchild. *Color appearance models*. Addison-Wesley Publishing Company, 1997.
- [Fau76] O. D. Faugeras. *Digital color image processing and psychophysics within the framework of a human visual model*. Ph. D. dissertation, University of Utah, juin 1976.
- [Fau79] O. D. Faugeras. Digital color image processing within the framework of a human visual model. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal processing*, 27(4) :380–393, 1979.
- [FDF90] J. D. Foley, A. Van Dam, et S. K. Feiner. *Computer graphics, principles and practice*. Addison-Wesley, seconde édition, 1990.
- [FHPZ96] C. Firmin, D. Hamad, J.-G. Postaire, et R. D. Zhang. Feature extraction and selection for fault detection in production of glass bottles. *Machine Graphics and Vision International Journal*, 5(1) :77–86, 1996.
- [Fir97] C. Firmin. *Optimisation des réseaux de neurones à fonctions radiales de base par critères informationnels Application à la détection de défauts en production de bouteilles*. Thèse de doctorat, Université des sciences et technologies de Lille, mai 1997.
- [Gal89] S. Galichet. *Etude d'un système d'incrustation d'images vidéo couleur*. Thèse de doctorat, Université de Technologies de Compiègne, décembre 1989.
- [Gar79] C. Garbay. *Modélisation de la couleur dans le cadre de l'analyse d'images et de son application à la cytologie automatique*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, décembre 1979.
- [GBC81] C. Garbay, G. Brugal, et C. Choquet. Application of colored image analysis to bone marrow cell recognition. *Analytical and Quantitative Cytology*, 3(4) :272–280, 1981.
- [GH92] J. Gauch et C. W. Hsia. A comparison of three color image segmentation algorithms in four color spaces. In *Visual Communication and Image Processing*, volume 1818, pages 1168–1181, Boston, 1992.

- [Gir92] A. Giralt. *Classification chromatique en temps réel sur des images. Application à l'aide à la conduite par suivi des feux arrières de véhicules*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, novembre 1992.
- [Gra53] H. Grassman. On the theory of compound colours. *Philosophical Magazine Series*, 4(7) :254–264, 1853.
- [GSC⁺95] Y. H. Gong, L. T. Sin, C. H. Chuan, H. Zhang, et M. Sakauchi. Automatic parsing of TV soccer programs. In *IEEE International Conference on Multimedia Computing and Systems*, pages 167–174, Washington D.C., 1995.
- [Guz97] A. Guzman de Leon. *Etude d'espaces couleur pour la segmentation et l'aide à l'analyse d'images colposcopiques*. Thèse de doctorat, Université de Technologies de Compiègne, juillet 1997.
- [Har99] J. Y. Hardeberg. *Acquisition et reproduction d'images couleur : approches colorimétrique et multispectrale*. Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, février 1999.
- [Hel66] H. Helmholtz. *Handbuch der physiologischen optik*. Hambourg et Leipzig, 1866.
- [Her75] E. Hering. Zur lehre vom lichtsinn. *Wien. Math. Nat. Kl.*, 70 :169–, 1875.
- [Her89] M. Hebin. *L'image numérique en vraies couleurs lors du suivi de lésions macroscopiques en dermatologie : aspects méthodologiques et applications*. Thèse de doctorat, Université de Paris 7, novembre 1989.
- [HSD73] R. M. Haralick, K. Shanmugam, et I. Dinstein. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 3(6) :610–621, 1973.
- [Jud30] D. B. Judd. Reduction of data on mixture of color stimuli. *Bureau of Standards Journal Research*, 4(163) :515–548, 1930.
- [Jud35] D. B. Judd. A Maxwell triangle yielding uniform chromaticity scales. *Journal of the Optical Society of America*, 25 :24–35, 1935.
- [KDG97] R. K. Kouassi, J.-C. Devaux, P. Gouton, et M. Paindavoine. Application of the Karhunen-Loeve transform for natural colour images analysis. In *Irish Machine Vision and Image Processing Conference*, volume 1, pages 20–27, Londonderry, 1997.
- [Ken76] J. R. Kender. Saturation, hue, and normalized color : calculation, digitization effects, and use. Technical report, Department of Computer Science, Carnegie-Mellon University, Pittsburgh, 1976.
- [KGKH93] M. Kunt, G. Granlund, M. Kocher, et C. Horne. *Traitement numérique des images*, volume 2. Presses polytechniques et universitaires romandes, 1993.
- [KMW96] M. S. Kankanhalli, B. M. Mehre, et J. K. Wu. Cluster-based color matching for image retrieval. *Pattern Recognition*, 29(4) :701–707, 1996.
- [Kod91] Kodak. Kodak photo CD system - a planning guide for developers. Technical report, Eastman Kodak Company, part number DCI200R, 1991.
- [Kow90] P. Kowaliski. *Vision et mesure de la couleur*. Masson, seconde édition, 1990.
- [KSH98] T. Kim, S. Seo, et K.-S. Hong. Physics-based 3D position analysis of a soccer ball from monocular image sequences. In *IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 721–726, Bombay, 1998.

- [KYA94] T. Kawashima, K. Yoshino, et Y. Aoki. Qualitative image analysis of group behaviour. In *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 690–693, Seattle, 1994.
- [Las96] P. Lasserre. *Vision pour la robotique en environnement naturel*. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse, septembre 1996.
- [LC99] P. Lambert et T. Carron. Symbolic fusion of luminance-hue-chroma features for region segmentation. *Pattern Recognition*, 32(11) :1857–1872, 1999.
- [LCK94] J. H. Lee, B. H. Chang, et S. D. Kim. Comparison of colour transformations for image segmentation. *Electronics Letters*, 30(20) :1660–1661, 1994.
- [LCVB] É. Lefevre, O. Colot, P. Vannoore, berghe, et D. De Brucq. Contribution des mesures d'information à la modélisation crédibiliste de connaissances. *Traitement du Signal*. à paraître.
- [Leg87] A. Leger. *Introduction à la quantification vectorielle des images fixes*. Thèse de doctorat, Université de Rennes I, décembre 1987.
- [Lez00] O. Lezoray. *Segmentation d'images couleur par morphologie mathématique et classification de données par réseaux de neurones : application à la classification de cellules en cytologie des séreuses*. Thèse de doctorat, Université de Caen, janvier 2000.
- [Lia87] L. Liang. *Contribution à la segmentation chromatique des images. Application à l'identification d'objets colorés*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, juillet 1987.
- [Liu91] X. Liu. *Analyse d'images couleur en composantes indépendantes par réseau de neurones*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, décembre 1991.
- [LL90] Y. W. Lim et S. U. Lee. On the color image segmentation algorithm based on the thresholding and the fuzzy c-means techniques. *Pattern Recognition*, 23(9) :935–952, 1990.
- [LM00] P. Lambert et L. Macaire. Filtering and segmentation : the specificity of color images. In *International Conference on Color in Graphics and Image Processing*, volume 1, pages 57–71, Saint-Etienne, 2000.
- [Loz98] V. Lozano. *Contribution de l'analyse d'images couleur au traitement des images textile*. Thèse de doctorat, Université Jean Monnet de Saint-Etienne, janvier 1998.
- [LR97] E. Littmann et H. Ritter. Adaptive color segmentation. A comparison of neural and statistical methods. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 8(1) :175–185, 1997.
- [Lun85] I.-A. Ocadiz Luna. *Analyse en composantes principales d'une image couleur*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, octobre 1985.
- [Luo91] Q.-T. Luong. La couleur en vision par ordinateur : une revue. *Traitement du Signal*, 8(1) :3–34, 1991.
- [LY94] J. Liu et Y.-H. Yang. Multiresolution color image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(7) :689–700, 1994.
- [MA95] G. Marcu et S. Abe. Three-dimensional histogram visualization in different color spaces and applications. *Journal of Electronic Imaging*, 4(4) :232–243, 1995.
- [Mac37] D. L. MacAdam. Projective transformations of I.C.I. color specifications. *Journal of the Optical Society of America*, 27 :294–299, 1937.

- [Mac42a] D. L. MacAdam. Projective transformations of color-mixture diagram. *Journal of the Optical Society of America*, 32 :2–6, 1942.
- [Mac42b] D. L. MacAdam. Visual sensitivities to color differences in daylight. *Journal of the Optical Society of America*, 32 :247–274, 1942.
- [Mac43] D. L. MacAdam. Specification of small chromaticity differences. *Journal of the Optical Society of America*, 33 :18–26, 1943.
- [Mac85] D. L. MacAdam. *Color measurement, theme and variation*. Optical Sciences. Springer-Verlag, second revised edition, 1985.
- [Mac93] L. Macaire. *Inspection d'états de surfaces métalliques par vision linéaire. Application au contrôle qualité continu en sidérurgie*. Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, janvier 1993.
- [Mas92] M.-H. Masson. *Contribution à l'élaboration d'une méthode de décision avec rejet par réseaux de neurones. Application à la surveillance de systèmes*. Thèse de doctorat, Université de Technologies de Compiègne, décembre 1992.
- [Max60] J. C. Maxwell. On the theory of compound colours and the relations of the colours of the spectrum. *Proceedings of the Royal Society of London*, 10 :404–484, 1860.
- [MBBF91] A. G. Maristany, D. A. Butler, C. C. Brunner, et J. W. Funck. Exploiting local color information for defect detection on Douglas-fir veneer. In *4th International Conference on Scanning Technology in the Wood Industry*, pages 1–7, San Francisco, 1991.
- [MF95] N. M. Moroney et M. D. Fairchild. Color space selection for JPEG image compression. *Journal of Electronic Imaging*, 4(4) :373–381, 1995.
- [MIA⁺98] K. Matsui, M. Iwase, M. Agata, T. Tanaka, et N. Ohnishi. Soccer image sequence computed by a virtual camera. In *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 860–865, Santa Barbara, 1998.
- [MSC97] H. Maître, F. Schmitt, et J.-P. Crettez. High-quality imaging in museum : from theory to practice. In *Very High Resolution and Quality Imaging II*, volume 3025, pages 30–39, San Jose, 1997.
- [Nev77] R. Nevatia. A color edge detector and its use in scene segmentation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 7(11) :820–826, 1977.
- [Nys98] J.-F. Nys. Un enjeu économique. *Manière de voir*, (39) :27–30, 1998.
- [Ohl75] R. Ohlander. *Analysis of natural scenes*. Ph. D. thesis, Carnegie-Mellon University, 1975.
- [OKS80] Y. I. Ohta, T. Kanade, et T. Sakai. Color information for region segmentation. *Computer Graphics and Image Processing*, 13 :222–241, 1980.
- [OMS00] Y. Ohno, J. Miura, et Y. Shirai. Tracking players and estimation of the 3D position of a ball in soccer games. In *IAPR International Conference on Pattern Recognition*, volume 1, pages 145–148, Barcelona, 2000.
- [OPR78] R. Ohlander, K. Price, et D. R. Reddy. Picture segmentation using a recursive region splitting method. *Computer Graphics and Image Processing*, 8 :313–333, 1978.
- [Ort91] J.-J. Orteu. *Application de la vision par ordinateur à l'automatisation de l'abat-tage dans les mines*. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse, novembre 1991.

- [PA95] P. Pujas et M. J. Aldon. Robust color image segmentation. In *7th International Conference on Advanced Robotics*, pages 145–155, Sant Feliu de Guixols, Catalonia, Spain, 1995.
- [Poy93] C. A. Poynton. Gamma and its disguises : the nonlinear mappings of intensity in perception, CRTs, film and video. *SMPTE journal*, 102(12) :1099–1108, 1993.
- [Poy95] C. A. Poynton. A guided tour of color space. In *SMPTE Advanced Television and electronic imaging conference*, pages 167–180, San Fransisco, 1995.
- [Poy96] C. A. Poynton. *A technical introduction to digital video*. John Wiley and Sons, 1996.
- [Poy98] C. A. Poynton. The rehabilitation of gamma. In *Human Vision and Electronic Imaging III*, volume 3299, pages 232–249, Bellingham, 1998.
- [Pra91] W. K. Pratt. *Digital image processing*. John Wiley and Sons, New York, 1978, second edition 1991.
- [PT98] H.-P. Penel et P. Traversian. Le football assisté par ordinateur. *Science et Vie*, (969) :118–122, juin 1998.
- [Puj96] P. Pujas. *Analyse d'images couleur et fusion d'images 3D et couleur*. Thèse de doctorat, Université de Montpellier II Sciences et Techniques du Languedoc, février 1996.
- [Rab88] G. Rabatel. *Localisation de fruits en environnement naturel par segmentation d'images polychromes*. Thèse de doctorat, Université de Bordeaux, octobre 1988.
- [Raf99] G. Raffy. *Vision numérique couleur appliquée à l'évaluation de la qualité de carcasses de dindes*. Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal de Clermont-Ferrand, mars 1999.
- [Rak99] V. Rakotomalala. *Reconstruction bidimensionnelle de vaisseaux rétiniens par analyse d'images couleur de fond d'oeil*. Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, décembre 1999.
- [Ram98] I. Ramonet. Un fait social total. *Manière de voir*, (39) :6–7, 1998.
- [Res74] H. L. Resnikoff. Differential geometry and color perception. *Journal of Mathematical Biology*, 2 :97–131, 1974.
- [Rob77] G. S. Robinson. Color edge detection. *Optical Engineering*, 16(5) :479–484, 1977.
- [Rod85] V. Rodrigues. *L'analyse du mouvement dans les images couleurs*. Thèse de doctorat d'état, Université Paul Sabatier de Toulouse, novembre 1985.
- [Rog85] D. F. Roga. *Procedural elements for computer graphics*. Mc Graw Hill, 1985.
- [Rom73] J.-M. Romeder. *Méthodes et programmes d'analyse discriminante*. Dunod, 1973.
- [Rou98] G. Rougeron. *Problèmes liés à la couleur en synthèse d'images*. Thèse de doctorat, Université Jean Monnet de Saint-Etienne, janvier 1998.
- [SA81] A. Sarabi et J. K. Aggarwal. Segmentation of chromatic images. *Pattern Recognition*, 13(6) :417–427, 1981.
- [Sag89] D. Sage. *Poursuite a'objets par analyse d'une séquence d'images couleur*. Thèse de doctorat d'état, Institut National Polytechnique de Grenoble, avril 1989.
- [SB85] M. H. Savoji et R. E. Burge. Note on different methods based on the Karhunen-Loeve expansion and used in image analysis. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 29 :259–269, 1985.

- [SB91] M. J. Swain et D. H. Ballard. Color indexing. *International Journal of Computer Vision*, 7(1) :11–32, 1991.
- [SCB87] M. W. Schwartz, W. B. Cowan, et J. C. Beatty. An experimental comparison of RGB, YIQ, LAB, HSV, and opponent color models. *ACM Transactions on Graphics*, 6(2) :123–158, 1987
- [Sch93] R. Schettini. A segmentation algorithm for color images. *Pattern Recognition Letters*, 14(12) :499–506, 1993.
- [SCKH97] Y. Seo, S. Choi, H. Kim, et K.-S. Hong. Where are the ball and players ? : soccer game analysis with color-based tracking and image mosaick. In *IAPR International Conference on Image Analysis and Processing*, pages 196–203, Florence, 1997.
- [SD98] R. L. Swenson et K. R. Dimond. A universal colour transformation architecture. *Pattern Recognition Letters*, 19(9) :805–813, 1998.
- [Shi95] T.-Y. Shih. The reversibility of six geometric color spaces. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 61(10) :1223–1232, 1995.
- [SO99] S. Sudo et S. Ozawa. Scene analysis of soccer game. In *IAPR International Conference on Quality Control by Artificial Vision*, pages 119–123, Trois-Rivières, 1999.
- [STEK96] E. Saber, A. M. Tekalp, R. Eschbach, et K. Knox. Automatic image annotation using adaptative color classification. *Graphical Models and Image Processing*, 58(2) :115–126, 1996.
- [Sèv96] R. Sève. *Physique de la couleur. De l'apparence colorée à la technique colorimétrique*. Masson, 1996.
- [Tao95] K. Taouil. *Faisabilité en détection des mélanomes*. Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Rouen, décembre 1995.
- [TDDM88] R. Trassasone, M. Danzart, J.-J. Daudin, et J.-P. Masson. *Discrimination et classement*. Techniques stochastiques. Masson, 1988.
- [TRF96] T. Taki, I.-I. Hasegawa, et T. Fukumura. Development of motion analysis system for quantitative evaluation of teamwork in soccer games. In *IEEE International Conference on Image Processing*, volume 3, pages 815–818, Lausanne, 1996.
- [TKL96] A. Trémeau, H. Konik, et V. Lozano. Limits of using a digital color camera for color image processing. In *OSA Annual conference on Optics and Imaging in the Information Age*, pages 150–155, Rochester, 1996.
- [TL95] A. Trémeau et B. Laget. Quantification couleur et analyse d'image. *Traitement du Signal*, 12(1) :1–29, 1995.
- [TNA95] K. Takahashi, H. Nakatani, et K. Abe. Color image segmentation using ISODATA clustering method. In *Second Asian Conference on Computer Vision*, volume 1, pages 523–527, Singapore, 1995.
- [Tom86] S. Tominaga. Color image segmentation using three perceptual attributes. In *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 628–630, Miami, 1986.
- [Tom92] S. Tominaga. Color classification of natural color images. *Color Research and Application*, 17(4) :230–239, 1992.

- [Tré93] A. Trémeau. *Contribution des modèles de la perception visuelle à l'analyse d'image couleur*. Thèse de doctorat, Université Jean Monnet de Saint Etienne, octobre 1993.
- [Tré98] A. Trémeau. *Analyse d'images couleur : du pixel à la scène*. Habilitation à diriger des recherches, Université Jean Monnet de Saint Etienne, mai 1998.
- [Tro91] A. Trouvé. *La mesure de la couleur : principes, technique et produits du marché*. Afnor-Cetim, 1991.
- [UA94] T. Uchiyama et M. A. Arbib. Color image segmentation using competitive learning. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(12) :1197–1206, 1994.
- [UE89] M. Unser et M. Eden. Multiresolution feature extraction and selection for texture segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(7) :717–728, 1989.
- [Ult96] V. Ultré. *Contribution à la segmentation chromatique d'images de mosaïque en couleur*. Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, janvier 1996.
- [VCP95] C. Vieren, F. Cabestaing, et J.-G. Postaire. Catching moving objects with snakes for motion tracking. *Pattern Recognition Letters*, 16(7) :679–685, 1995.
- [VMB97] A. Verikas, K. Malmqvist, et L. Bergman. Colour image segmentation by spherical neural network. *Pattern Recognition Letters*, 18(2) :173–185, 1997.
- [VMP97] N. Vandebroucke, L. Macaire, et J.-G. Postaire. Soccer player recognition by pixels classification in an hybrid color space. In *Multispectral and Hyperspectral Imagery III*, volume 3071, pages 23–33, Orlando, 1997.
- [VMP98a] N. Vandebroucke, L. Macaire, et J.-G. Postaire. Color pixels classification in an hybrid color space. In *IEEE International Conference on Image Processing*, volume 1, pages 176–180, Chicago, 1998.
- [VMP98b] N. Vandebroucke, L. Macaire, et J.-G. Postaire. Un algorithme de classification couleur. Application à la reconnaissance de joueurs de football. In *Colloque International sur le Traitement d'Images et les Systèmes de Vision Artificielle*, volume 1, pages 121–133, Oujda, 1998.
- [VMP00a] N. Vandebroucke, L. Macaire, et J.-G. Postaire. Color image segmentation by supervised pixel classification in a color texture feature space. Application to soccer image segmentation. In *IAPR International Conference on Pattern Recognition*, volume 3, pages 625–628, Barcelona, 2000.
- [VMP00b] N. Vandebroucke, L. Macaire, et J.-G. Postaire. Color systems coding for color image processing. In *International Conference on Color in Graphics and Image Processing*, volume 1, pages 180–185, Saint-Etienne, 2000.
- [VMP00c] N. Vandebroucke, L. Macaire, et J.-G. Postaire. Unsupervised color texture features extraction and selection for soccer images segmentation. In *IEEE International Conference on Image Processing*, volume 2, pages 800–803, Vancouver, 2000.
- [VMV97] N. Vandebroucke, L. Macaire, et C. Vieren. Suivi automatique de personnes en mouvement par analyse d'images couleur successives. Application au suivi de joueurs de football. In *Seizième Colloque sur le Traitement du Signal et des Images*, volume 2, pages 917–920, Grenoble, 1997.

- [VMVP97] N. Vandenbroucke, L. Macaire, C. Vieren, et J.-G. Postaire. Contribution of a color classification to soccer players tracking with snakes. In *IEEE International Conference on System, Man, and Cybernetics*, volume 4, pages 3660–3665, Orlando, 1997.
- [WS82] G. Wyszecki et W. S. Stiles. *Color science : Concept and methods, quantitative data and formulaes*. John Wiley and Sons, New York, 1982.
- [WSLD99] G. Van de Wouwer, P. Scheunders, S. Livens, et D. Van Dyck. Wavelet correlation signatures for color texture characterization. *Pattern Recognition*, 32(3) :443–451, 1999.
- [Wys63] G. Wyszecki. Proposal for a new color-difference formula. *Journal of the Optical Society of America*, 53 :1318–1319, 1963.
- [You07] T. Young. *Lectures on natural philosophy*, volume II. Johnson, London, 1807.
- [YT96] C.-K. Yang et W.-H. Tsai. Reduction of color space dimensionality by moment-preserving thresholding and its application for color edge detection in color images. *Pattern Recognition Letters*, 17(5) :481–490, 1996.
- [YYYL95] D. Yow, B. L. Yeo, M. Yeung, et B. Liu. Analysis and presentation of soccer highlights from digital video. In *Second Asian Conference on Computer Vision*, pages 499–503, Singapore, 1995.

Index des auteurs

- Abe K., 101
Abe S., 60, 81
Abney W. W., 41
Adel M., 78, 104, 197
Agata M., 21
Aggarwal J. K., 70
Ahmad I. S., 77, 101
Aldon M. J., 81
Aoki Y., 21
Arbib M. A., 64
Association française de normalisation, 31, 44, 56
Auray J.-P., 135, 136, 142
- Baghdassarian C., 81
Ballard D. H., 66, 69, 77, 78
Beatty J. C., 60, 97
Bebie T., 21
Bedat L., 65, 70
Bergman L., 85
Berry D. T., 73, 74, 85, 97, 119, 198
Bieri H., 21
Borsotti M., 96
Boussarsar R., 196
Bowmaker J. A., 37
Brohm J.-M., 21
Brown C. M., 66, 69, 77, 78
Brugal G., 69, 74
Brun L., 70, 97, 196, 197
Brunner C. C., 81, 103, 104, 196, 197
Burge R. E., 83
Butler D. A., 81, 103, 104, 196, 197
- Cabestaing F., 23
Campadelli P., 96
Carison B., 21
Carron T., 61, 66, 69, 70, 73, 74, 76, 77, 82, 105, 119, 195–197
Celenk M., 73, 196
Celeux G., 83, 133, 135, 136, 141, 142
Chang B. H., 105
Chassery J. M., 69, 74
- Choi S., 21
Choquet C., 69, 74
Chuan C. H., 21
Claramont G., 66, 67, 76, 78, 196
Cocquerez J.-P., 131, 135, 136, 141, 148, 194
Colantoni P., 70, 90
Colot O., 160
Commission internationale de l'éclairage, 30, 31, 35, 36, 39, 43, 44, 52, 56, 62–64, 73, 87, 118
Connolly C., 64
Courtellemont P., 137
Coutance V., 61, 66, 70, 78, 196, 197
Cowan W. B., 60, 97
Crettez J.-P., 93
- Daily M. J., 100, 110
Danzart M., 133, 135, 137
Dartnall H. J. A., 37
Dash M., 132
Daudin J.-J., 133, 135, 137
De Backer S., 138, 141
De Brucq D., 160
Derrington A. M., 70
Devaux J.-C., 84
Diday E., 83, 131, 133–136, 141, 142
Dimond K. R., 73, 197
Dinstein I., 194
Duru G., 135, 136, 142
- Eastwood D., 62
Eden M., 131
Eschbach R., 71
- Fairchild M. D., 39, 96
Faugeras O. D., 68, 69
Feiner S. K., 60, 81, 197
Firmin C., 131, 135, 142
Fliess T., 64
Foley J. D., 60, 81, 197
Fukumura T., 21
Funk J. W., 81, 103, 104, 196, 197

- Galichet S., 60, 64–67, 76, 77, 81, 82, 84, 102, 196, 197
Garbay C., 69, 74, 77
Gauch J., 73, 100, 196, 197
Giralt A., 78, 196
Gong Y. H., 21
Gouton P., 84
Govaert G., 83, 133, 135, 136, 141, 142
Granlund G., 77, 196, 197
Grassman H., 41
Guzman de Leon A., 61, 81, 84, 85, 106, 196, 197

Hamad D., 131
Haralick R. M., 194
Hardeberg J. Y., 90
Hasegawa J.-I., 21
Helmholtz H., 37, 40
Herbin M., 67, 74, 77, 197
Hering E., 38
Hong K.-S., 21, 22
Horne C., 77, 196, 197
Hsia C. W., 73, 100, 196, 197
Husson R., 104

Iwase M., 21

Judd D. B., 55, 62

Kanade T., 61, 66, 70, 78, 83, 84, 99, 105, 119, 157
Kankanhalli M. S., 64
Kawashima T., 21
Kender J. R., 77, 110, 119, 197
Kim H., 21
Kim S. D., 105
Kim T., 21, 22
Knox K., 71
Kocher M., 77, 196, 197
Kodak, 68
Konik H., 99
Kouassi R. K., 84
Kowaliski P., 37, 39, 41, 48, 64
Krauskopf J., 70
Kunt M., 77, 196, 197

Laget B., 92, 188
Lambert P., 70, 156
Lasserre P., 78
Lechevallier Y., 83, 133, 135, 136, 141, 142
Lee J. H., 105
Lee S. U., 100, 157
Lefevre E., 160
Leger A., 188
Lemaire J., 83, 131, 133–135
Lennie P., 70
Lezoray O., 107, 131, 132, 137, 142
Liang L., 66, 67, 77, 78, 93, 196
Lim Y. W., 100, 157
Littmann E., 71, 101
Liu B., 21
Liu H., 132
Liu J., 105
Liu X., 78, 85, 196
Livens S., 99, 197
Lozano V., 51, 54, 57, 91, 93, 95, 99
Luong Q.-T., 77, 197

MacAdam D. L., 62, 64
Macaire L., 23, 110, 111, 125, 137, 142, 148, 153, 156, 160, 168, 174, 188, 191–194
Malmqvist K., 85
Marcu G., 60, 81
Maristany A. G., 81, 103, 104, 196, 197
Masson J.-P., 133, 135, 137
Masson M.-H., 131, 135
Matsui K., 21
Maxwell J. C., 41
Maître H., 93
Mehre B. M., 64
Miura J., 21
Mollon J. D., 37
Moroney N. M., 96

Nakatani H., 101
Naud A., 138, 141
Nevatia R., 70
Nys J.-F., 21

Ocadiz Luna I.-A., 77, 84
Ohlander R., 84, 102, 157, 160–162
Oinishi N., 21
Ohno Y., 21
Ohta Y. I., 61, 66, 70, 78, 83, 84, 99, 105, 119, 157
Orteu J.-J., 84, 103, 134
Ozawa S., 21

Paindavoine M., 84
Penel H.-P., 21

- .Philipp S., 131, 135, 136, 141, 148, 194
Postaire J.-G., 23, 110, 111, 125, 131, 137,
142, 148, 153, 168, 174, 188, 191–194
Pouget J., 83, 131, 133–135
Poynton C. A., 85, 95
Pratt W. K., 70, 73, 77, 78, 196, 197
Price K., 84, 102, 157, 160–162
Pujas P., 61, 66, 81, 82, 98, 110, 118, 119

Rabatel G., 196
Raffy G., 64, 91, 96, 196
Rakotomalala V., 107
Ralambondrainy H., 83, 133, 135, 136, 141,
142
Ramonet L., 21
Reddy D. R., 84, 102, 157, 160–162
Reid J. F., 77, 101
Resnikoff H. L., 64
Ritter H., 71, 101
Robinson G. S., 102, 196, 197
Rodrigues V., 70, 102, 196, 197
Rogers D. F., 54, 60, 81, 197
Romeder J.-M., 133, 135, 136
Rougeron G., 196

Saber E., 71
Sage D., 77, 196
Sakai T., 61, 66, 70, 78, 83, 84, 99, 105,
119, 157
Sakauchi M., 21
Sarabi A., 70
Savoji M. H., 83
Schettini R., 64, 73, 96, 157, 160
Scheunders P., 99, 138, 141, 197
Schmitt F., 93
Schwartz M. W., 60, 97
Seo S., 21, 22
Seo Y., 21
Shanmugam K., 194
Shih T.-Y., 76, 81, 82, 98, 110, 196
Shirai Y., 21
Sin L. T., 21
Smith S. H., 73
Stiles W. S., 31, 35, 44, 56
Sudo S., 21
Swain M. J., 69
Swenson R. L., 73, 197
Sève R., 31, 39, 45, 48, 56, 64

Takahashi K., 101
Taki T., 21
Tanaka T., 21
Taouil K., 74, 77, 106
Tekalp A. M., 71
Testu F., 83, 131, 133–135
Tomassone R., 133, 135, 137
Tominaga S., 48, 64, 83, 157, 161
Traversian P., 21
Trouvé A., 31, 44, 56, 64
Trémeau A., 54, 60, 92, 96, 99, 188, 194,
196
Tsai W.-H., 138, 141

Uchiyama T., 64
Ultré V., 66, 67, 78, 96, 196
Unser M., 131

Van Dam A., 60, 81, 197
Van de Wouwer G., 99, 197
Van Dyck D., 99, 197
Vandenbroucke N., 23, 110, 111, 125, 137,
142, 148, 153, 168, 174, 188, 191–194
Vanleuween D., 81, 103, 196, 197
Vannoorenberghe P., 160
Verikas A., 85
Vieren C., 23, 125, 137, 148, 168, 188, 191
Vogrig R., 104

Wolf D., 104
Wu J. K., 64
Wyszecki G., 31, 35, 44, 56, 62

Yang C.-K., 138, 141
Yang Y.-H., 105
Yeo B. L., 21
Yeung M., 21
Yoshino K., 21
Young T., 40
Yow D., 21

Zhang R. D., 131
Zhang H., 21
Zighed A., 135, 136, 142

Table des figures

1.1	Image issue d'une séquence d'un match de football d'après [KSH98].	22
1.2	Suivi des joueurs de football d'après [KSH98].	22
1.1	Perception humaine de la couleur.	28
1.2	Spectre électromagnétique.	29
1.3	Répartition spectrale relative d'énergie de quelques illuminants normalisés par la CIE.	31
1.4	Interaction lumière-matériau.	32
1.5	Facteur de luminance lumineuse $\beta(\lambda)$ d'une pastille de couleur de l'atlas de Munsell.	34
1.6	Coupe de l'oeil humain.	35
1.7	Fonction d'efficacité lumineuse relative spectrale de l'oeil.	36
1.8	Fonctions d'absorption relative des cônes et des bâtonnets.	37
1.9	Mesure de la couleur.	40
1.10	Expérience d'appariement.	42
1.11	Fonctions colorimétriques $R_C(\lambda)$, $G_C(\lambda)$ et $B_C(\lambda)$ de la CIE.	44
1.12	Exemple de mesure des composantes trichromatiques R_C , G_C et B_C d'un stimulus de couleur $C(\lambda)$	46
2.1	Cube des couleurs.	52
2.2	Diagramme de chromaticité (r_C, g_C) de la CIE.	54
2.3	Fonctions colorimétriques $X(\lambda)$, $Y(\lambda)$ et $Z(\lambda)$ de la CIE.	56
2.4	Diagramme de chromaticité (x, y)	57
2.5	Exemple de mesure des composantes trichromatiques X , Y et Z	58
2.6	Illuminants et couleurs dans le diagramme de chromaticité (x, y)	60
2.7	Système de coordonnées polaires.	72
2.8	Modèle triangulaire.	75
2.9	Formation de la pyramide hexagonale.	79
2.10	Modèle de cône hexagonal.	79
2.11	Modèle de cône hexagonal double.	82
2.12	Les familles de systèmes de représentation de la couleur.	86
3.1	Vision artificielle.	89
3.2	Correction gamma.	94
3.3	Codage des systèmes de représentation de la couleur.	109
3.4	Application des codages séparé et non séparé à une ellipse représentée dans le système (a^*, b^*)	113
4.1	Exemples d'images couleur extraites d'une séquence.	122
4.2	Exemple d'images d'apprentissage.	125
4.3	Exemples de fenêtres joueur.	126

4.4	Ensemble des fenêtres joueur sélectionnées pour notre exemple.	126
4.5	Échantillon d'apprentissage.	127
4.6	Fenêtres de voisinage F_P	128
4.7	Représentation dans l'espace (R, G, B) des composantes couleur.	129
4.8	Représentation dans l'espace (R, G, B) des moyennes des composantes couleur.	130
4.9	Procédure de sélection itérative.	132
4.10	Évolution de différents critères en fonction de la dimension de l'espace couleur hybride.	143
4.11	Représentation dans l'espace couleur hybride des moyennes des composantes.	144
4.12	Représentation dans l'espace (Y, Ch_1, Ch_2) de Carron des moyennes des composantes couleur.	146
4.13	Représentation dans l'espace (X, Y, Z) de la CIE des moyennes des composantes couleur.	147
4.14	Intervalle inter-quartile.	150
4.15	Les attributs colorimétriques.	151
5.1	Algorithme de segmentation utilisé pour le prétraitement.	158
5.2	Histogrammes monodimensionnels de l'image de la figure 5.2(a).	159
5.3	Histogrammes monodimensionnels lissés de la figure 5.2 avec une fenêtre de voisinage de taille $C_{liss} = 3$	160
5.4	Caractéristiques des modes détectés de l'histogramme de la figure 5.3(c).	161
5.5	Correspondance entre les modes principaux des histogrammes des composantes R, G et B	163
5.6	Résultat de la segmentation de l'image de la figure 5.2(a).	164
5.7	Histogrammes monodimensionnels lissés des composantes R, G et B de l'image de la figure 5.6(b) avec une fenêtre de voisinage de taille $C_{liss} = 3$	165
5.8	Superposition d'un masque sur une image binaire.	167
5.9	Différents cas de figure.	168
5.10	Résultat de la reconstruction de l'image 5.6(b) avec un masque de taille 9×17 , $S_0 = 50$ et $S_1 = 50$	168
5.11	Images du cas n° 1.	169
5.12	Résultat de l'extraction des pixels joueur du cas n° 1 avec : $C_{liss} = 3, l_M = 9, S_0 = 55$ et $S_1 = 45$	170
5.13	Images du cas n° 2.	171
5.14	Résultat de l'extraction des pixels joueur du cas n° 2 avec : $C_{liss} = 3, l_M = 9, S_0 = 55$ et $S_1 = 45$	171
5.15	Images du cas n° 3.	172
5.16	Résultat de l'extraction des pixels joueur du cas n° 3 avec : $C_{liss} = 9, l_M = 9, S_0 = 55$ et $S_1 = 45$	173
5.17	Fenêtre de voisinage centrée sur un pixel joueur P	174
5.18	Fenêtres joueur sélectionnées pour le cas n° 1 (voir figure 5.11).	176
5.19	Fenêtres joueur sélectionnées pour le cas n° 2 (voir figure 5.13).	176
5.20	Fenêtres joueur sélectionnées pour le cas n° 3 (voir figure 5.15).	176
5.21	Évolution du taux d'erreur de classification ϵ en fonction de la taille de la fenêtre de voisinage pour le cas n° 1.	177
5.22	Évolution du taux d'erreur de classification ϵ en fonction de la taille de la fenêtre de voisinage pour le cas n° 2.	178
5.23	Évolution du taux d'erreur de classification ϵ en fonction de la taille de la fenêtre de voisinage pour le cas n° 3.	178

5.24	Images utilisées pour la classification.	180
5.25	Images des pixels joueur extraits des images de la figure 5.24.	181
5.26	Vérité-terrain : images des pixels joueur des images de la figure 5.24 classés manuellement.	182
5.27	Images des pixels joueur classés dans l'espace d'attributs colorimétriques de dimension $D = 5$ sélectionné avec la critère J_5	187

Table des tableaux

2.1	Différentes notations de systèmes (R_*, G_*, B_*)	55
2.2	Coordonnées trichromatiques x, y et z de quelques primaires.	59
2.3	Coordonnées trichromatiques x, y et z de quelques illuminants.	59
3.1	Codage d'un système (T_1, T_2, T_3)	115
4.1	Espace couleur multidimensionnel Π	124
4.2	Corrélation entre composantes couleur.	140
4.3	Les dix premiers attributs colorimétriques sélectionnés avec le critère J_5 et avec $S_{cor} = 0,75$ et $N_O = 150$	152
5.1	Espaces couleur hybrides sélectionnés pour les trois cas étudiés.	177
5.2	Taux d'erreur moyen et minimum.	179
5.3	Taux d'erreur de classification moyen en fonction du critère utilisé avec $S_{cor} = 0,75$ et $D = 3$	183
5.4	Taux d'erreur de classification moyen avec $S_{cor} = 0,85$	183
5.5	Taux d'erreur de classification moyen avec $S_{cor} = 0,65$	184
5.6	Taux d'erreur de classification moyen avec les différents systèmes de représentation de la couleur.	184
5.7	Attributs colorimétriques sélectionnés avec les critères J_1 et J_5	185
5.8	Taux d'erreur de classification moyen obtenus dans les espaces d'attributs colorimétriques sélectionnés avec les critères J_1 et J_5	186
B.1	Codage du système (X, Y, Z) dans différentes configurations.	202
B.2	Codage du système (x, y, z) dans différentes configurations.	202
B.3	Codage du système (L^*, a^*, b^*) dans différentes configurations.	203
B.4	Codage du système (L^*, u^*, v^*) dans différentes configurations.	203
B.5	Codage de différents systèmes luminance-chrominance.	204
B.6	Codage des composantes de chroma évalué à partir des systèmes uniformes de la CIE pour différentes configurations.	204
B.7	Codage des composantes de chroma évalués à partir de systèmes luminance-chrominance.	205
B.8	Codage de la composante de saturation S_{uv}^* pour différentes configurations.	205
B.9	Codage du système d'Ohta.	205
B.10	Codage de la composante de chroma évalués à partir du système d'Ohta.	206
C.1	Influence du nombre d'observations prélevées sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_1	208
C.2	Influence du nombre d'observations prélevées sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_2	208

C.3	Influence du nombre d'observations prélevées sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_3	209
C.4	Influence du nombre d'observations prélevées sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_4	209
C.5	Influence du nombre d'observations prélevées sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_5	210
C.6	Influence du seuil de corrélation sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_1 avec $N_O = 150$	211
C.7	Influence du seuil de corrélation sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_2 avec $N_O = 150$	212
C.8	Influence du seuil de corrélation sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_3 avec $N_O = 150$	213
C.9	Influence du seuil de corrélation sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_4 avec $N_O = 150$	214
C.10	Influence du seuil de corrélation sur l'espace couleur hybride sélectionné avec le critère J_5 avec $N_O = 150$	215

RÉSUMÉ en français

Dans le cadre de l'analyse d'images de football, nous proposons une méthodologie originale de segmentation d'images couleur en régions qui exploite les propriétés colorimétriques des pixels pour extraire de l'image les joueurs à suivre. Les pixels de chaque image sont affectés à différentes classes selon qu'ils représentent le terrain, un joueur de l'une des deux équipes, un des deux gardiens de but ou un arbitre en utilisant des méthodes classiques de classification de données multidimensionnelles fondées sur un apprentissage supervisé.

La couleur de chaque pixel est usuellement représentée sur la base des trois composantes trichromatiques rouge, verte et bleue, mais peut être codée dans d'autres systèmes de représentation que nous avons regroupés par familles en fonction de leurs différentes propriétés. L'originalité de notre approche consiste à construire un espace couleur hybride en sélectionnant les composantes couleur les mieux adaptées aux classes de pixels à retrouver et pouvant être issues de différents systèmes. Pour cela, nous utilisons une méthode d'analyse discriminante associée à des critères informationnels de discrimination.

Cette approche est généralisée en considérant qu'un pixel est représenté par des attributs colorimétriques évalués à son voisinage. Il est ainsi possible de proposer une liste d'attributs calculés pour chacune des composantes couleur des systèmes de représentation. Le voisinage dans lequel sont calculés ces attributs colorimétriques permet de définir une texture couleur et de restituer ainsi les relations de connexité entre les pixels voisins. Les attributs colorimétriques les plus discriminants sont regroupés au sein d'un espace d'attributs colorimétriques adapté à la classification.

TITRE en anglais

Color image segmentation by pixel classification in adapted colorimetric attribute spaces. Application to soccer image analysis.

RÉSUMÉ en anglais

In the framework of soccer image analysis, we propose an original methodology of color image segmentation in regions which takes advantages of the colorimetric properties of pixels in order to extract from the image the players to track. The pixels of each image are assigned to different classes according to whether they represent the ground, a player of one of the two teams, one of the two goalkeepers or a referee by using classical methods of multidimensional data classification based on a supervised learning scheme.

The color of each pixel is usually represented on the basis of the three trichromatic components red, green and blue, but it can be coded in other representation systems that we group together thanks to their different properties. The originality of our approach consists to build a hybrid color space by selecting the color components which are the most adapted to the pixel classes, and which can belong to different systems. For that, we use a discriminante analysis method associated to discrimination information criteria.

This approach is generalized by considering that a pixel is represented by colorimetric attributes evaluated in its neighborhood. It is then possible to propose a list of attributes calculated for each of the color components of the representation system. The neighborhood in which these colorimetric attributes are calculated allows to define a color texture and to reconstitute the connectivity relations between the neighbor pixels. The most discriminating colorimetric attributes are grouped together in a colorimetric attribute space adapted to the classification.

DISCIPLINE

Automatique et Informatique Industrielle.

MOTS-CLÉS

image couleur, segmentation, classification, systèmes de représentation, espace couleur hybride, attributs colorimétriques, football.

Laboratoire d'Automatique I³D

Bâtiment P2 – Université des Sciences et Technologies de Lille – 59655 Villeneuve d'Ascq