



NNT : 2013 EMSE 0686

THÈSE

présentée par

Hélène GOUINAUD

pour obtenir le grade de

**DOCTEUR DE L'ÉCOLE NATIONALE SUPÉRIEURE DES MINES DE
SAINT-ÉTIENNE**

Spécialité : Image, Vision, Signal

TRAITEMENT LOGARITHMIQUE D'IMAGES COULEUR.

Soutenue à Saint-Étienne le 5 avril 2013 devant le jury suivant :

Président-Rapporteur :	Franck LUTHON	Professeur, LIUPPA, Univ. Pau Adour
Rapporteur :	Fabrice MERIAUDEAU	Professeur, Le2i, Univ. Bourgogne
Examinatrice :	Christine FERNANDEZ-MALOIGNE	Professeur, SIC, Univ. Poitiers
Directeur :	Jean-Charles PINOLI	Professeur, CIS, ENSM-SE
Co-encadrants :	Johan DEBAYLE	Docteur, HDR, CIS, ENSM-SE
	Yann GAVET	Docteur, CIS, ENSM-SE

Spécialités doctorales :
 SCIENCES ET GENIE DES MATERIAUX
 MECANIQUE ET INGENIERIE
 GENIE DES PROCEDES
 SCIENCES DE LA TERRE
 SCIENCES ET GENIE DE L'ENVIRONNEMENT
 MATHEMATIQUES APPLIQUEES
 INFORMATIQUE
 IMAGE, VISION, SIGNAL
 GENIE INDUSTRIEL
 MICROELECTRONIQUE

Responsables :
 K. Wolski Directeur de recherche
 S. Druhier, professeur
 F. Gruy, Maître de recherche
 B. Guy, Directeur de recherche
 D. Graillot, Directeur de recherche
 O. Roustant, Maître-assistant
 O. Boissier, Professeur
 J.C. Pinoli, Professeur
 A. Dolgui, Professeur

EMSE : Enseignants-chercheurs et chercheurs autorisés à diriger des thèses de doctorat (titulaires d'un doctorat d'État ou d'une HDR)				
AVRIL	Stéphane	PR2	Mécanique et ingénierie	CIS
BATTON-HUBERT	Mireille	PR2	Sciences et génie de l'environnement	FAYOL
BENABEN	Patrick	PR1	Sciences et génie des matériaux	CMP
BERNACHE-ASSOLLANT	Didier	PR0	Génie des Procédés	CIS
BIGOT	Jean Pierre	MR(DR2)	Génie des Procédés	SPIN
BILAL	Essaid	DR	Sciences de la Terre	SPIN
BOISSIER	Olivier	PR1	Informatique	FAYOL
BORBELY	Andras	MR(DR2)		SMS
BOUCHER	Xavier	PR2	Génie Industriel	FAYOL
BRODHAG	Christian	DR	Sciences et génie de l'environnement	FAYOL
BURLAT	Patrick	PR2	Génie Industriel	FAYOL
COLLOT	Philippe	PR0	Microélectronique	CMP
COURNIL	Michel	PR0	Génie des Procédés	DIR
DARRIEULAT	Michel	IGM	Sciences et génie des matériaux	SMS
DAUZERE-PERES	Stéphane	PR1	Génie Industriel	CMP
DEBAYLE	Johan	CR	Image Vision Signal	CIS
DELAFOSSE	David	PR1	Sciences et génie des matériaux	SMS
DESRAYAUD	Christophe	PR2	Mécanique et ingénierie	SMS
DOLGUI	Alexandre	PR0	Génie Industriel	FAYOL
DRAPIER	Sylvain	PR1	Mécanique et ingénierie	SMS
FEILLET	Dominique	PR2	Génie Industriel	CMP
FOREST	Bernard	PR1	Sciences et génie des matériaux	CIS
FORMISYN	Pascal	PR0	Sciences et génie de l'environnement	DIR
FRACZKIEWICZ	Anna	DR	Sciences et génie des matériaux	SMS
GARCIA	Daniel	MR(DR2)	Génie des Procédés	SPIN
GIRARDOT	Jean-jacques	MR(DR2)	Informatique	FAYOL
GOEURIOT	Dominique	DR	Sciences et génie des matériaux	SMS
GRAILLOT	Didier	DR	Sciences et génie de l'environnement	SPIN
GROSSEAU	Philippe	DR	Génie des Procédés	SPIN
GRUY	Frédéric	PR1	Génie des Procédés	SPIN
GUY	Bernard	DR	Sciences de la Terre	SPIN
GUYONNET	René	DR	Génie des Procédés	SPIN
HAN	Woo-Suck	CR		SMS
HERRI	Jean Michel	PR1	Génie des Procédés	SPIN
INAL	Karim	PR2	Microélectronique	CMP
KLOCKER	Helmut	DR	Sciences et génie des matériaux	SMS
LAFOREST	Valérie	MR(DR2)	Sciences et génie de l'environnement	FAYOL
LERICHE	Rodolphe	CR	Mécanique et ingénierie	FAYOL
LI	Jean Michel		Microélectronique	CMP
MALLIARAS	Georges	PR1	Microélectronique	CMP
MOLIMARD	Jérôme	PR2	Mécanique et ingénierie	CIS
MONTHEILLET	Franck	DR	Sciences et génie des matériaux	SMS
PERIER-CAMBY	Laurent	PR2	Génie des Procédés	DFG
PIJOLAT	Christophe	PR0	Génie des Procédés	SPIN
PIJOLAT	Michèle	PR1	Génie des Procédés	SPIN
PINOLI	Jean Charles	PR0	Image Vision Signal	CIS
ROUSTANT	Olivier	MA(MDC)		FAYOL
STOLARZ	Jacques	CR	Sciences et génie des matériaux	SMS
SZAFNICKI	Konrad	MR(DR2)	Sciences et génie de l'environnement	CMP
TRIA	Assia		Microélectronique	CMP
VALDIVIESO	François	MA(MDC)	Sciences et génie des matériaux	SMS
VIRICELLE	Jean Paul	MR(DR2)	Génie des Procédés	SPIN
WOLSKI	Krzysztof	DR	Sciences et génie des matériaux	SMS
XIE	Xiaolan	PR1	Informatique	CIS
ENISE : Enseignants-chercheurs et chercheurs autorisés à diriger des thèses de doctorat (titulaires d'un doctorat d'État ou d'une HDR)				
FORTUNIER	Roland	PR	Sciences et Génie des matériaux	ENISE
BERGHEAU	Jean-Michel	PU	Mécanique et Ingénierie	ENISE
DUBUJET	Philippe	PU	Mécanique et Ingénierie	ENISE
LYONNET	Patrick	PU	Mécanique et Ingénierie	ENISE
SMUROV	Igor	PU	Mécanique et Ingénierie	ENISE
ZAHOUANI	Hassan	PU	Mécanique et Ingénierie	ENISE
BERTRAND	Philippe	MCF	Génie des procédés	ENISE
HAMDI	Hédi	MCF	Mécanique et Ingénierie	ENISE
KERMOUCHE	Guillaume	MCF	Mécanique et Ingénierie	ENISE
RECH	Joël	MCF	Mécanique et Ingénierie	ENISE
TOSCANO	Rosario	MCF	Mécanique et Ingénierie	ENISE
GUSSAROV	Andrey	Enseignant contractuel	Génie des procédés	ENISE

PR 0	Professeur classe exceptionnelle	Ing.	Ingénieur
PR 1	Professeur 1 ^{ère} classe	MCF	Maître de conférences
PR 2	Professeur 2 ^{ème} classe	MR (DR2)	Maître de recherche
PU	Professeur des Universités	CR	Chargé de recherche
MA (MDC)	Maître assistant	EC	Enseignant-chercheur
DR	Directeur de recherche	IGM	Ingénieur général des mines

SMS	Sciences des Matériaux et des Structures
SPIN	Sciences des Processus Industriels et Naturels
FAYOL	Institut Henri Fayol
CMP	Centre de Microélectronique de Provence
CIS	Centre Ingénierie et Santé

*C'est le tango des bouchers de la Villette
C'est le tango des tueurs des abattoirs
Venez cueillir la fraise et l'amourette
Et boire du sang avant qu'il soit tout noir*

*Faut qu' ça saigne
Faut qu' les gens aient à bouffer
Faut qu' les gros puissent se goinfrer
Faut qu' les petits puissent engraisser
Faut qu' ça saigne
Faut qu' les mandataires aux Halles
Puissent s'en fourrer plein la dalle
Du filet à huit cent balles
Faut qu' ça saigne
Faut qu' les peaux se fassent tanner
Faut qu' les pieds se fassent paner
Que les têtes aillent mariner
Faut qu' ça saigne
Faut avaler d' la barbaque
Pour êt'e bien gras quand on claque
Et nourrir des vers comaques
Faut qu' ça saigne
Bien fort*

*C'est le tango des joyeux militaires
Des gais vainqueurs de partout et d'ailleurs
C'est le tango des fameux va-t'en guerre
C'est le tango de tous les fossoyeurs*

*Faut qu' ça saigne
Appuie sur la baïonnette
Faut qu' ça rentre ou bien qu' ça pète
Sinon t'auras une grosse tête
Faut qu' ça saigne
Démolis-en quelques-uns
Tant pis si c'est des cousins
Fais-leur sortir le raisin
Faut qu' ça saigne
Si c'est pas toi qui les crèves
Les copains prendront la r'lève
Et tu joueras la Vie brève
Faut qu' ça saigne
Demain ça sera ton tour
Demain ça sera ton jour
Pus d' bonhomme et pus d'amour
Tiens ! Voilà du boudin ! Voilà du boudin !
Voilà du boudin !*

Boris Vian, 1954

Remerciements

Cette thèse a été l'occasion pour moi de découvrir le côté obscur de la recherche, ses intrigues, ses mensonges et ses bassesses. « Tu n'as juste pas eu de chance », m'ont expliqué de nombreuses personnes qui ont été là pour me soutenir et m'aider durant ces années difficiles. Je tiens aujourd'hui à les en remercier.

J'adresse de sincères remerciements à M. Stéphane Avril sans qui cette thèse ne se serait jamais terminée. Il a été là pour me rassurer, me guider, me conseiller et m'appuyer sur le plan administratif, tout en étant capable d'avoir un regard critique sur mon travail.

Merci à Laurent Navarro de m'avoir supportée pendant ces trois ans difficiles, de m'avoir réconfortée, rassurée, poussée et aidée pour terminer ce document. Je le remercie également pour le travail qu'il a réalisé sur cette thèse. Il s'est constamment tenu à jour de mon travail, pour pouvoir m'épauler et me guider, et est pour moitié à l'origine des résultats de cette thèse. Je pense que l'on peut considérer que c'est lui qui a encadré ma thèse d'un point de vue scientifique.

Je remercie chaleureusement Françoise Bresson, Amélie Chatagnon et Andrée-Aimée Toucas pour leurs conseils, leur disponibilité, leurs encouragements et leur sollicitude dans les moments très difficiles de cette thèse.

Je remercie également M. Franck Luthon, rapporteur de ma thèse et président du jury, d'avoir relu avec un maximum d'attention mon manuscrit de thèse.

Merci à Eric Touboul de m'avoir fait confiance pour les TP/TD de méthodes numériques, qui m'ont permis de prendre conscience que mon avenir était dans l'enseignement.

Je remercie aussi toutes les personnes du « Café du J2 » pour leur bonne humeur, les concours de blagues nulles, et les concours de paniers.

Mes remerciements vont enfin à mes parents, ma sœur, mon frère, et mon oncle, qui m'ont apporté leur soutien et leurs conseils.

Table des matières

INTRODUCTION	1
La couleur	1
Modèle LIP et traitement d'image non linéaire	2
Présentation du manuscrit	3
I LA COULEUR	5
1 La perception des couleurs	7
1.1 Physique de la couleur	8
1.1.1 La source de lumière	8
1.1.2 Interaction de la lumière et de la matière	10
1.2 Physiologie de la couleur	11
1.2.1 Le système récepteur : l'œil	11
1.2.2 Le système d'interprétation	16
1.3 Psychophysique de la couleur	17
1.3.1 Terminologie de la perception	17
1.3.2 Phénomènes d'apparence couleur	18
1.3.3 L'adaptation chromatique	20
1.4 Les différentes théories pour la représentation de la couleur	20
1.4.1 La théorie trichromatique	21
1.4.2 La théorie des couleurs opposées	21
1.4.3 La théorie des zones	22
2 La science des couleurs	23
2.1 Colorimétrie	23
2.1.1 Synthèse additive et soustractive	23
2.1.2 Lois de Grassman	24
2.1.3 Expérience d'appariement	25
2.1.4 Système colorimétrique standard de la CIE	26
2.1.5 Limites du standard de 1931	31
2.2 Espaces perceptuellement uniformes	31
2.2.1 Les ellipses de MacAdam	31

2.2.2	Les espaces perceptuellement uniformes	32
2.3	Évolution des standards colorimétriques de la CIE	35
2.3.1	Espace de réponse des cônes	35
2.3.2	Les modèles d'adaptation chromatique	36
2.3.3	Les modèles d'apparence couleur	39
2.4	Conclusion	44
II	TRAITEMENT D'IMAGE NON LINEAIRE	47
3	Le Modèle LIP	49
3.1	Le modèle LIP à tons de gris	49
3.1.1	Description du modèle	49
3.1.2	Justifications physiques du modèle LIP	52
3.1.3	Connexions du modèle avec la perception visuelle humaine	52
3.2	Applications du modèle LIP au traitement d'image à niveaux de gris	54
3.2.1	Rehaussement d'image	55
3.2.2	Détection de contours	56
3.2.3	Autres applications	56
4	Les autres modèles pour le traitement d'image non linéaire	57
4.1	Présentation des différents modèles	58
4.2	Comparaison et applications des différents modèles non linéaires	59
4.2.1	Comparaison des modèles	60
4.2.2	Applications	61
5	Traitement d'image couleur non linéaire	63
5.1	Applications couleur des modèles non linéaires	63
5.1.1	Applications du modèle LIP	63
5.1.2	Applications des autres modèles non linéaires	64
5.2	Les modèles couleur non linéaires	64
5.2.1	Le modèle de Faugeras	64
5.2.2	Le modèle LUX	65
5.2.3	Le modèle LIPC	67
5.3	Conclusion	69
III	LE MODELE COLIP	71
6	Structure et représentation du modèle CoLIP	73
6.1	Idée initiale	73
6.2	Espace vectoriel couleur basé sur le trichromatisme	74
6.2.1	Tons chromatiques	74
6.2.2	Addition	75

6.2.3	Multiplication par un scalaire	76
6.2.4	Opposé	76
6.2.5	Soustraction	77
6.2.6	La structure vectorielle	77
6.2.7	L'isomorphisme du modèle LIP	77
6.3	Espace vectoriel couleur basé sur le codage antagoniste	78
6.3.1	Matrice de passage antagoniste	78
6.3.2	Représentation des tons logarithmiques antagonistes	79
6.3.3	Vecteur de tons antagonistes	81
6.3.4	Combinaison et amplification d'images couleur dans la base antagoniste	83
6.3.5	Représentation des tons antagonistes	85
6.4	Représentation bornée du modèle CoLIP	87
6.5	Représentation du modèle	91
6.5.1	Valeurs numériques des paramètres	92
6.5.2	Triangle de Maxwell et diagramme de chromaticité	94
6.5.3	Représentation des ellipses de MacAdam dans le diagramme de chromaticité	94
6.6	Interprétations et justifications du modèle	98
6.6.1	Au niveau mathématique et informatique	98
6.6.2	Au niveau physique	99
6.6.3	Au niveau physiologique, psychophysique	100
6.7	Conclusion	103
7	Le modèle CoLIP comme modèle d'apparence couleur	105
7.1	Adaptation chromatique	106
7.2	Compression lumineuse	106
7.3	Les canaux antagonistes	107
7.4	Les attributs de perception	108
7.4.1	Teinte	108
7.4.2	Coloration et chroma	111
7.4.3	Luminosité et clarté	113
7.4.4	Saturation et pureté	115
7.5	Conclusion	117
IV	APPLICATIONS DU MODELE COLIP	119
8	Applications au traitement logarithmique d'images couleur	121
8.1	Opérations de base	121
8.1.1	Addition	121
8.1.2	Amplification	123
8.1.3	Soustraction, couleur complémentaire	125
8.2	Fondu enchaîné couleur	127
8.3	Détection de contours	128

8.4	Rehaussement d'image	132
8.4.1	Correction de couleur	132
8.4.2	Rehaussement de contraste	133
8.4.3	Balance des blancs	135
8.5	Contraste	138
8.6	Conclusion	139
9	Applications du modèle d'apparence couleur	141
9.1	Modification des attributs de perception	141
9.1.1	Modification de la teinte	141
9.1.2	Modification de la luminosité	144
9.1.3	Modification de la saturation	145
9.2	Détection d'objet	145
9.3	Conclusion	147
10	Segmentation couleur d'images microscopiques cytologiques par multi-seuillage dans des espaces antagonistes non linéaires	149
10.1	Introduction	149
10.2	Matériel et méthodes	151
10.2.1	Modèle in vitro	151
10.2.2	Espaces de couleurs opposées : intérêt et comparaison	151
10.3	Algorithme de segmentation	154
10.3.1	Conversion de l'image de l'espace RGB vers les espaces de couleurs opposées	154
10.3.2	Multi-seuillage	154
10.3.3	Filtrage morphologique et étiquetage	155
10.4	Résultats et conclusion	155
10.5	Conclusion	156
V	CONCLUSION ET PERSPECTIVES	159
11	Conclusion	161
12	Perspectives	163
13	Publications	165
	LISTES ET NOMENCLATURE DES SYMBOLES	167
	BIBLIOGRAPHIE	171

Table des figures

1	Niveaux de gris et couleurs	1
1.1	Les étapes de la perception des couleurs.	7
1.2	Répartition spectrale relative d'énergie des illuminants standards A, D_{65} , D_{50} , et E.	9
1.3	Coupe de l'œil humain (source : wikipedia commons).	12
1.4	Les différentes couches de cellules dans la rétine (source : http://www.dino-optic.fr).	13
1.5	Répartition des cônes et des bâtonnets dans la rétine (source : wikipedia commons).	14
1.6	Réponse spectrale des trois types de cônes estimée par Stockman et Sharpe [112].	15
1.7	Champ récepteur	16
1.8	Codage antagoniste des couleurs.	17
1.9	Contraste simultané	19
1.10	Contrôle de gain indépendant sur les trois types de cônes. En traits pleins les réponses des cônes, en pointillés les réponses adaptées.	21
2.1	Expérience d'appariement	25
2.2	Fonctions colorimétriques de la CIE (1931) \bar{r} , \bar{g} , et \bar{b} [3].	27
2.3	Diagramme de chromaticité (r, g) lié au système RGB de la CIE (source des données http://www.cvrl.org/).	28
2.4	Fonctions colorimétriques $\bar{x}(\lambda)$, $\bar{y}(\lambda)$, et $\bar{z}(\lambda)$ de la CIE (1931) [3].	29
2.5	Diagramme de chromaticité (x, y) lié au système XYZ de la CIE (source des données http://www.cvrl.org/).	31
2.6	Les ellipses de MacAdam (source : toolbox colorlab).	32
2.7	Les quatre éléments du champ de visualisation (viewing field).	40
2.8	Croissance exponentielle du degré d'adaptation du modèle CIECAM02 en fonction de la luminance (en échelle logarithmique).	42
2.9	Réponse après la compression lumineuse (en échelle logarithmique) en fonction de la réponse post-adaptation (en échelle logarithmique).	43
3.1	Stabilisation de la dynamique avec $\alpha_s = 11.0174$	56
4.1	Isomorphismes des modèles CLIP, MHIP (mis à l'échelle), LRIP, LIP, HLIP et PsLIP.	59
5.1	Décomposition d'une image dans l'espace (L, U, X)	67
5.2	Addition LIPC de deux images.	69

6.1	Sensibilités spectrales des cônes (L , M et S) et sensibilités spectrales des tons logarithmiques achromatique et chromatiques antagonistes (\tilde{a} , $\tilde{r}g$, $\tilde{y}b$) en fonction de la longueur d'onde.	80
6.2	Décomposition d'une image dans l'espace (\tilde{a} , $\tilde{r}g$, $\tilde{y}b$).	81
6.3	Addition LIPC et CoLIP de deux images.	84
6.4	Amplification CoLIP et combinaison linéaire CoLIP d'une image.	85
6.5	Sensibilités spectrales des cônes (L , M et S) et sensibilités spectrales des tons antagonistes (a , rg , yb) en fonction de la longueur d'onde.	86
6.6	Isomorphisme inverse du modèle.	87
6.7	Sensibilités spectrales des cônes (L , M et S) et sensibilités spectrales du module des tons antagonistes ($ a _{\Delta}$, $ rg _{\Delta}$, $ yb _{\Delta}$) en fonction de la longueur d'onde.	88
6.8	Sensibilités spectrales des cônes (L , M et S) et sensibilités spectrales des tons achromatique et chromatiques opposés (\hat{a} , $\hat{r}g$, $\hat{y}b$) en fonction de la longueur d'onde.	89
6.9	Décomposition d'une image en cinq canaux.	90
6.10	Multiplication scalaire CoLIP non bornée et bornée. En trait plein le ton f et en pointillés le ton f multiplié par 2 par l'opération CoLIP (a), et l'opération CoLIP bornée (b).	91
6.11	Visualisation du diagramme de chromaticité (croix) et du triangle de Maxwell (points) dans les plans (x, y) (a) et $(\hat{r}g, \hat{y}b)$ (b).	94
6.12	Les ellipses de MacAdam	97
6.13	Shéma de l'incrément visuel en fonction de l'intensité pour les bâtonnets, données de Aguilar et Stiles [1], source http://webvision.med.utah.edu	101
7.1	Images test pour les attributs de perception.	107
7.2	Teinte en fonction de la longueur d'onde pour les modèles CIELAB, CoLIP et CIECAM02. Les valeurs de teintes non atteintes entre 300° et 360° correspondent à la droite des pourpres.	108
7.3	Cercle des couleurs	109
7.4	Images de teinte des images test pour les modèles CIELAB, CIECAM02, et CoLIP.	110
7.5	Images de chroma des images test dans le modèles CIELAB, et de coloration dans les modèles CIECAM02 et CoLIP.	112
7.6	Images de clarté des images test dans le modèle CIELAB et de la luminosité dans les modèles CIECAM02 et CoLIP.	114
7.7	Images de saturation des images test pour les modèles CIECAM02 et CoLIP.	115
7.8	Images de la pureté des images test dans le modèle CoLIP.	116
8.1	Addition HLIP, PsLIP et CoLIP.	122
8.2	Multiplication par le scalaire 2 au moyen des opérations HLIP, PsLIP, et CoLIP.	124
8.3	Images complémentaires de l'image test Lena, pour les modèles classique, CIELAB, LUX et CoLIP.	125
8.4	Interpolation CoLIP en 5 étapes entre deux images.	126

8.5	Détection de contours à l'aide d'un gradient classique sur l'espace de réponse des cônes (L, M, S) , sur l'espace LUX, et sur l'espace CIELAB.	129
8.6	Détection de contours à l'aide d'un gradient HLIP sur RGB, et d'un gradient PsLIP sur RGB.	130
8.7	Détection de contours à l'aide d'un gradient classique sur l'espace $(\tilde{l}, \tilde{m}, \tilde{s})$, et sur l'espace $(\tilde{a}, \tilde{r}g, \tilde{y}b)$	131
8.8	Rehaussement d'image CoLIP.	133
8.9	Égalisation d'histogramme dans les espaces RGB, CIELAB, LUX, HLIP, PsLIP, $(\tilde{l}, \tilde{m}, \tilde{s})$, et $(\tilde{a}, \tilde{r}g, \tilde{y}b)$	134
8.10	Balance des blancs dans les modèles LUX et CoLIP.	135
8.11	Balance des blancs dans les modèles HLIP (b) et CoLIP (c)	137
8.12	Images du contraste de l'image test bureau dans les modèles classique, HLIP, PsLIP et CoLIP.	139
9.1	Rotation de la teinte sur l'image test babouin.	142
9.2	Amplification CoLIP de la luminosité sur l'image test babouin.	143
9.3	Amplification de la saturation CoLIP sur l'image test babouin.	144
9.4	Image test pour la détection d'objet. Les points noirs désignent les points de départ des zones à détecter.	145
9.5	Résultats de la détection d'objets avec différentes marges sur les modèles CIELAB et CoLIP.	146
10.1	Lame de macrophages obtenus par cyto centrifugation et coloration MGG, observée au microscope optique.	150
10.2	Nuage de points correspondant à l'image 10.1 projeté dans les plans chromatiques des espaces RGB (a), CIELAB (b), LUX (c) et CoLIP (d).	152
10.3	Décomposition de l'image des cellules dans les différents modèles.	153
10.4	Résultats du multi-seuillage sur les différents canaux CoLIP de l'image 10.1.	155
10.5	Résultat final de la segmentation couleur avec le modèle CoLIP sur l'image 10.1. Les noyaux des cellules vivantes sont en rouge, et les cellules mortes en vert.	156

Liste des tableaux

2.1	Modèle CIECAM02, paramétrage des conditions de vue	41
2.2	Les teintes uniques, leurs valeurs en degrés et leurs excentricités pour le modèle CIECAM02	43
4.1	Structures, isomorphismes, et opérations des modèles CLIP, MHIP, LRIP, LIP, HLIP, PSLIP.	62
6.1	Aires des ellipses de MacAdam exprimées dans les espaces CIE xyY, CoLIP, CIELAB, CIELUV, et CIECAM02.	95
6.2	Excentricités des ellipses de MacAdam exprimées dans les espaces CIE xyY, CoLIP, CIELAB, CIELUV, et CIECAM02.	96
7.1	Valeurs particulières des quatre teintes principales dans le modèle CoLIP	111
8.1	Pourcentage de pixels de contours sur les images modifiées.	132
8.2	Distance CIELAB Δ_{ab} entre le blanc D_{65} et les trois points supposés blancs des images originales et des images résultant de la correction couleur CoLIP puis LUX.	137
10.1	Pourcentage d'erreur moyen sur la quantification des cellules vivantes et des cellules mortes pour les modèles CIELAB, LUX et CoLIP.	156

INTRODUCTION

La couleur

La couleur est une sensation résultant de l'interaction des neurones dans le cerveau humain qui est projetée sur le monde extérieur, permettant ainsi d'améliorer la perception et le traitement de l'information visuelle (voir figure 1, la couleur permet de mieux comprendre et interpréter la scène). Elle est indissociable de celui qui la regarde.



FIGURE 1 – Niveaux de gris et couleurs

La perception des couleurs par l'homme est un processus très complexe déclenché par des phénomènes physiques, réalisé par des mécanismes physiologiques, et interprété par des processus psychologiques. Elle a fait l'objet de nombreuses études depuis le 17^e siècle. Newton en 1666 démontra que la lumière blanche est un mélange de composantes spectrales qui peuvent être séparées et recomposées à l'aide de prismes. Au début du 19^e siècle, Young, puis Helmholtz [117] tentent d'expliquer le phénomène de perception des couleurs et, partant du principe que le système visuel humain ne peut pas avoir autant de récepteurs qu'il y a de couleurs, formulent une théorie selon laquelle l'œil humain possède trois types de photorécepteurs, sensibles à trois couleurs différentes, le rouge, le vert, et le bleu. Le système visuel compare ensuite les réponses de ces trois photorécepteurs, les différentes combinaisons permettant de reproduire toutes les couleurs. À la fin du 19^e siècle, Hering [39] formule une théorie différente selon laquelle le système visuel humain interprète l'information de couleur d'une manière antagoniste. Les réponses des photorécepteurs arrivent au cerveau sous forme de couleurs opposées : rouge-vert, jaune-bleu et noir-blanc. Ces deux théories sont à la base de tous les modèles qui permettent d'expliquer la vision en couleur, et il est main-

tenant reconnu qu'elles sont toutes deux valides, et qu'elles se produisent en fait à des niveaux différents du système visuel.

Modèle LIP et traitement d'image non linéaire

Le traitement d'images est une discipline mathématique et informatique qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information. Dans le contexte de la vision artificielle, le traitement d'image se situe après l'acquisition et la numérisation de l'image, et permet d'aller vers une interprétation de l'image. Les opérateurs (par exemple les filtres) sont les objets mathématiques qui permettent de réaliser le traitement souhaité. Ceux-ci peuvent prendre en compte l'image dans son ensemble, une région de l'image, ou un pixel unique de l'image. Initialement, le traitement d'image se faisait sur des images à niveaux de gris, à l'aide d'opérateurs construits sur les opérations usuelles $(+, \cdot, -)$.

Le modèle LIP (pour Logarithmic Image Processing en anglais) est un cadre mathématique original introduit au milieu des années 1980 par Pinoli et Jourlin [45] dans le but d'ajouter directement les intensités d'images obtenues en lumière transmise, dans un intervalle borné. Par la suite un cadre mathématique complet regroupant un ensemble d'opérations algébriques et fonctionnelles a été développé. Le modèle LIP est non seulement rigoureusement établi mathématiquement, mais il est aussi compatible avec les lois physiques de formation d'image, et mieux adapté que l'approche classique pour modéliser la perception visuelle humaine de l'intensité de la lumière. Ses avantages théoriques ont été confirmés par de nombreuses applications dans différents domaines du traitement d'image [47].

Le développement du traitement d'image couleur s'est fait en même temps que l'amélioration de la technologie et des capteurs. Initialement, le traitement à niveau de gris s'applique directement à la couleur, sur un canal de luminosité calculé à partir des trois composantes couleur. Puis les algorithmes ont commencé à prendre en compte les trois composantes couleur dans leur chaîne de traitement. Mais le traitement d'image couleur est beaucoup plus difficile à mettre en place que le traitement d'image à niveaux de gris. La première difficulté est de déterminer la façon de décrire une couleur, c'est-à-dire le choix d'un système de représentation en fonction de l'information que portent ses composantes. Un être humain va définir une couleur à l'aide d'attributs perceptuels, c'est-à-dire en terme de teinte, luminosité, saturation. Un écran affiche une couleur en utilisant les quantités d'émission de photons rouge vert et bleu pour égaliser une couleur. Une imprimante produit une couleur en terme d'absorbance et de réflectance des encres, cyan, magenta et jaune, sur le papier. Il existe un très grand nombre de systèmes de représentation de la couleur, développés la plupart du temps pour des applications spécifiques, chacun ayant des avantages et des inconvénients. Dans cette thèse, le but est de créer un espace couleur basé sur la perception humaine des couleurs intégrant le cadre mathématique du modèle LIP pour le traitement d'image couleur.

Présentation du manuscrit

Le but de cette thèse est de développer le modèle CoLIP (Color Logarithmic Image Processing), extension aux couleurs du modèle LIP à niveaux de gris. Ce modèle devra modéliser les mécanismes de la vision humaine de la couleur, et intégrer le cadre mathématique du modèle LIP très bien adapté au traitement d'image.

Dans un premier temps, une étude théorique de tous les aspects de la couleur a été nécessaire. La couleur est en effet une notion très complexe résultant de multiples phénomènes physiques, physiologiques et psychologiques. L'étude de la mesure et de la représentation de cette sensation est une science, appelée colorimétrie. Dans la première partie de ce manuscrit, se trouve donc une étude des mécanismes de la perception humaine des couleurs, suivie d'une description chronologique des lois et des systèmes de représentation de la colorimétrie normalisés par la commission internationale de l'éclairage (CIE). Dans la deuxième partie, se trouve une présentation synthétique du modèle LIP, puis une comparaison de ce modèle aux autres modèles non linéaires pour le traitement logarithmique d'images à niveaux de gris. Une description des applications de ces modèles à la couleur, ainsi que des modèles non linéaires couleur issus de ces modèles est également proposée. Enfin, dans la troisième partie de ce manuscrit, la construction du modèle CoLIP est complètement décrite. Elle se fait en deux étapes. D'abord la construction du modèle avec une structure d'espace vectoriel adaptée au traitement d'image, en suivant les étapes de la perception humaine des couleurs. Puis la construction des attributs perceptuels de la vision humaine, dans le cadre de ce modèle. Dans la quatrième partie, plusieurs applications au traitement d'image sont proposées pour illustrer l'utilisation des opérateurs de ce modèle.

Première partie

LA COULEUR

CHAPITRE 1

La perception des couleurs

La couleur est une notion très complexe prenant en compte de multiples facteurs physiques, physiologiques et psychologiques. En effet la couleur d'un objet dépend de l'objet lui-même, et du système visuel humain, mais aussi de l'environnement visuel et de l'interprétation du cerveau de l'être humain qui regarde, qui peut elle-même dépendre de son expérience *a priori*. Pour modéliser la couleur et sa perception, il est donc nécessaire dans un premier temps de bien comprendre les mécanismes physiques de formation de la couleur mais aussi les mécanismes physiologiques et psychologiques de la vision humaine de la couleur.

La vision d'un objet coloré est un processus qui peut se découper en plusieurs étapes majeures. Tout d'abord, il n'y a pas de couleur sans lumière : la cause première de la sensation de couleur est la lumière produite par la source qui éclaire la matière. Lorsque la lumière arrive sur la matière, selon ses propriétés physiques, celle-ci va réfléchir et/ou transmettre une partie des rayons lumineux provenant de la source, qui sont alors captés par l'œil. C'est un *stimulus de couleur*. Ce stimulus capté par l'œil est ensuite transformé en un signal électrique de couleur transmis au cerveau par l'intermédiaire du nerf optique. Enfin, le cerveau interprète le signal et identifie l'objet coloré. Les grandes étapes de la vision humaine sont récapitulées figure 1.1.

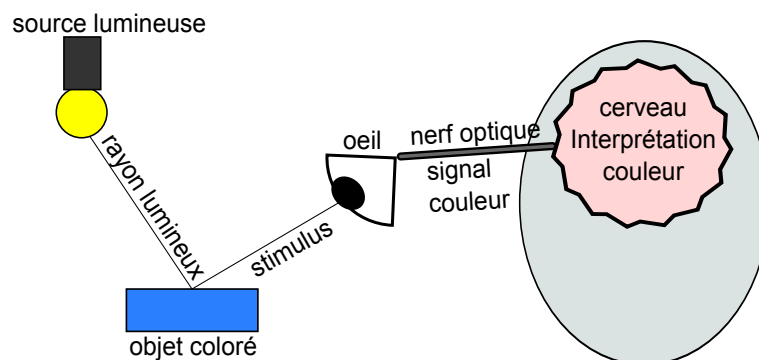


FIGURE 1.1 – Les étapes de la perception des couleurs.

Ainsi, la perception humaine de la couleur est la réponse du cerveau à un stimulus couleur produit par l'environnement et analysé par l'œil et le cerveau. Les paramètres à prendre en compte pour modéliser la sensation de couleur sont donc :

- la source de lumière
- les propriétés physiques de la matière
- le système récepteur : l'œil
- la transmission du signal couleur au cerveau
- l'interprétation des informations par le cerveau

Dans ce chapitre chacun de ces paramètres nécessaires à la compréhension de la perception de la couleur sera détaillé afin de bien comprendre comment elle peut être modélisée.

1.1 Physique de la couleur

1.1.1 La source de lumière

La lumière est le premier élément indispensable à la perception de la couleur. En effet, il est difficile de déterminer la couleur d'un objet dans le noir. Il faut qu'une source de lumière l'éclaire et que les rayons transmis ou réfléchis arrivent à l'œil. La lumière est un rayonnement électromagnétique caractérisé par sa longueur d'onde. Ce que nous appelons *lumière visible* est la partie du rayonnement électromagnétique émis par le soleil et visible par un œil humain, c'est-à-dire les ondes électromagnétiques dont les longueurs d'onde sont comprises entre 380 et 780 nanomètres (domaine du visible). Au 17^e siècle Isaac Newton décompose la lumière du soleil en un spectre de rayons lumineux monochromatiques avec un prisme de verre, c'est le spectre du visible. Cette expérience démontre que la lumière blanche (lumière produite par le soleil) résulte de l'ensemble des radiations monochromatiques du domaine du visible.

La lumière du soleil n'est pas la seule source lumineuse existante. Tout ce qui produit de la lumière peut être qualifié de source lumineuse : une flamme, une lampe (à incandescence ou halogène), un tube fluorescent. Une source lumineuse se caractérise par sa *répartition spectrale d'énergie*, notée $E(\lambda)$ soit la quantité d'énergie émise en fonction de la longueur d'onde. Il existe différents types de répartition spectrale d'énergie :

- Spectre continu : l'énergie de la lumière est émise de manière continue dans le domaine des longueurs d'onde considéré : sources thermiques (soleil, lampes à incandescence, flammes).
- Spectre discontinu : pour certaines longueurs d'onde, aucune énergie lumineuse n'est émise.
- Spectre mixte : c'est la combinaison d'un spectre continu et d'un spectre discontinu. Ce type de spectre est émis par des sources comme les tubes fluorescents.
- Spectre de raies : de l'énergie lumineuse n'est émise que pour quelques longueurs d'onde particulières (lasers, diodes laser).

Une autre caractéristique 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. Elle est exprimée en Kelvin (K). Certaines sources ont

été normalisées par la CIE (Commission Internationale de l'Éclairage), sous le nom d'*illuminant standard*, parce qu'elles correspondent à des conditions d'illumination courantes ou intéressantes [3]. Il faut faire attention à la distinction entre illuminant et source. En effet la notion de source fait référence à un objet physique qui émet de la lumière (une lampe ou le soleil), alors que le terme illuminant fait référence à une répartition spectrale d'énergie particulière, non nécessairement obtenue par une source. Un illuminant normalisé se caractérise par sa *répartition spectrale relative d'énergie*, notée $S(\lambda)$. Il s'agit d'une normalisation à 100 de la répartition spectrale d'énergie pour une longueur d'onde particulière, en général 560 nm pour la plupart des illuminants (voir figure 1.2). Les principaux illuminants normalisés de la CIE sont référencés ci-dessous, voir figure 1.2 pour la répartition spectrale d'énergie de certains d'entre eux :

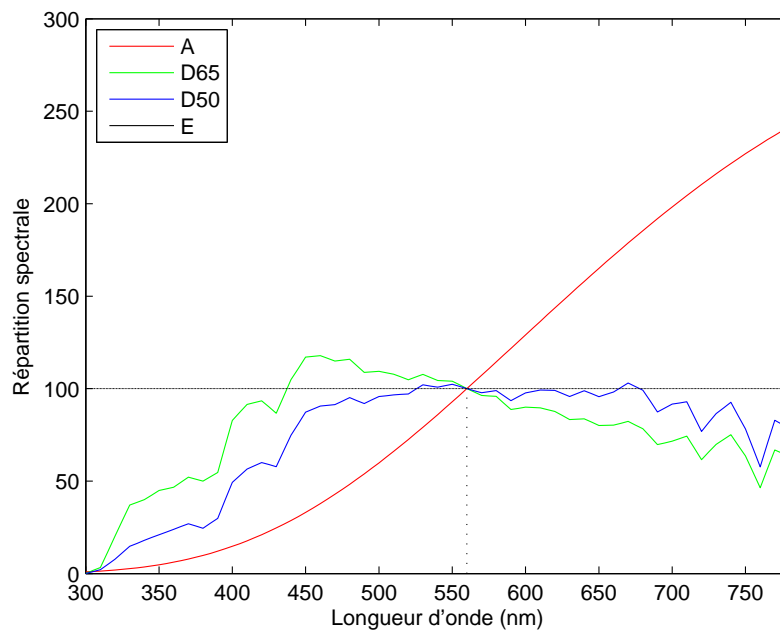


FIGURE 1.2 – Répartition spectrale relative d'énergie des illuminants standards A, D_{65} , D_{50} , et E.

- Illuminant A : lumière émise par un corps noir porté à la température de 2856K. Il est destiné à représenter une source lumineuse produite par une lampe à filament de tungstène.
- Illuminants B, C et D : ils simulent la lumière du jour. L'illuminant B représente la lumière du soleil à midi avec une température de couleur de 4874K. Il n'est plus en usage actuellement. L'illuminant C représente la lumière moyenne du jour avec une température de couleur de 6774K. L'illuminant D représente différentes lumières naturelles du jour : l'indice associé à l'illuminant est sa température de couleur et représente un moment de la journée particulier. L'illuminant D_{65} (6500K) est le plus fréquemment utilisé car il correspond à une lumière naturelle en plein jour en zone tempérée. C'est un réglage standard dans l'industrie du cinéma et la production audiovisuelle. Les illuminants D_{50} , D_{55} , D_{75} sont aussi très utilisés. Même si ces illuminants sont facilement caractérisables mathématiquement, leur inconvénient majeur reste qu'ils sont difficiles à reproduire par une source artificielle.

- Illuminant E : illuminant équi-énergétique (lumière d'énergie constante). Il ne correspond à aucune source réelle et ne présente qu'un intérêt théorique.
- Illuminants F : la série d'illuminants F (notés de F1 à F12) correspond à la lumière émise par différentes lampes fluorescentes. Les plus utilisés sont les illuminants F2 (lampe fluorescente standard), F7 (lampe fluorescente à bandes larges) et F11 (lampe fluorescente à trois bandes étroites).

1.1.2 Interaction de la lumière et de la matière

Les objets colorés ne génèrent pas de lumière. Si nous voyons leur couleur, c'est que les rayons lumineux entrent en contact avec la matière composant l'objet, et que celle-ci en absorbe une partie, puis réfléchit et/ou transmet l'autre partie. Ce sont les rayons lumineux réfléchis que nous percevons. Ainsi un objet blanc réfléchit et transmet dans toutes les directions toutes les radiations de la lumière, alors qu'un objet noir absorbe toutes les radiations de la lumière. Les objets peuvent être classés en deux catégories, selon qu'ils réfléchissent ou qu'ils transmettent de la lumière, ils sont respectivement pigmentés ou filtrants.

Réflexion

Par opposition à la transmission et à l'absorption, la réflexion est l'ensemble des rayons lumineux qui émergent de l'objet dans la zone où ils sont entrés en contact avec lui. La réflexion peut être spéculaire ou diffuse selon la nature de l'objet. Sur une surface irrégulière, la réflexion se fait dans plusieurs directions, elle est alors dite *diffuse*. Sur une surface plane, un rayon incident ne produit qu'un unique rayon réfléchi, la réflexion est ainsi dite *spéculaire*. La plupart des objets ne réfléchissent qu'une partie du rayon incident car une partie pénètre dans le matériau. Si la lumière est réfléchie totalement, le matériau est dit *opaque*, si elle traverse totalement, le matériau est dit *transparent*, et si une partie est réfléchie tandis qu'une autre traverse, le matériau est dit *translucide*. Après la pénétration, la lumière peut être ensuite absorbée ou transmise par le matériau.

Absorption et transmission

Lorsqu'elle pénètre dans le matériau, la lumière change de milieu de propagation, elle est déviée, c'est le phénomène de *réfraction*. Dans le matériau, la lumière rencontre des pigments, particules qui vont lui donner sa couleur en absorbant une partie des radiations du rayon et en diffusant et transmettant le reste. Ainsi la couleur d'un objet est donnée par l'ensemble des radiations qui n'ont pas été absorbées par cet objet.

Réflectance et transmittance

Un matériau réfléchissant de la lumière est caractérisé par sa *réflectance spectrale*, c'est-à-dire le rapport entre l'intensité de la lumière incidente et celle de la lumière réfléchie en fonction de la

longueur d'onde :

$$R(\lambda) = \frac{I_{\text{réfléchi}}(\lambda)}{I_{\text{incidente}}(\lambda)} \quad (1.1)$$

Les pigments colorés sont un exemple de matériau réfléchissant. Utilisés en peinture, leur mélange permet de générer de nouvelles couleurs.

De la même façon un matériau transmettant de la lumière est caractérisé par sa *transmittance spectrale*, c'est-à-dire le rapport entre l'intensité de la lumière incidente et celle de la lumière transmise en fonction de la longueur d'onde :

$$T(\lambda) = \frac{I_{\text{transmise}}(\lambda)}{I_{\text{incidente}}(\lambda)} \quad (1.2)$$

Les filtres, par exemple, sont des objets transparents permettant de ne transmettre qu'une partie du spectre de la lumière incidente par absorption sélective.

1.2 Physiologie de la couleur

1.2.1 Le système récepteur : l'œil

La fonction de l'œil est de recevoir et de transformer les radiations électromagnétiques de la lumière en signal nerveux transmis au cerveau par l'intermédiaire des fibres du nerf optique. La première étape de ce processus est la focalisation du stimulus couleur sur sa partie photosensible, la rétine, située au fond de l'œil. Le rayon lumineux traverse donc les différentes couches de cellules de l'œil avant d'atteindre la rétine (voir figure 1.3).

- La cornée est une membrane transparente et résistante située sur la face avant de l'œil. Elle protège l'avant du globe oculaire, et réfracte les rayons lumineux sur le cristallin.
- L'iris est une membrane colorée qui fonctionne comme un diaphragme en contrôlant la quantité de lumière qui pénètre dans l'œil. Son ouverture centrale, la pupille, est ainsi plus ou moins importante pour laisser passer plus ou moins de lumière.
- Le cristallin est une lentille adaptative qui permet de focaliser le stimulus grâce à sa capacité à modifier sa courbure. Il 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'œil.

La rétine

La rétine est une mince membrane de 0.5mm d'épaisseur qui couvre 75% de la face interne du globe oculaire. Elle est le lieu de traduction du message lumineux venant de l'extérieur en un signal nerveux envoyé au cerveau via le nerf optique. Les images de l'objet que nous observons viennent s'y projeter. La rétine est constituée d'un empilement de couches de cellules (voir figure 1.4) :

- La couche des cellules ganglionnaires

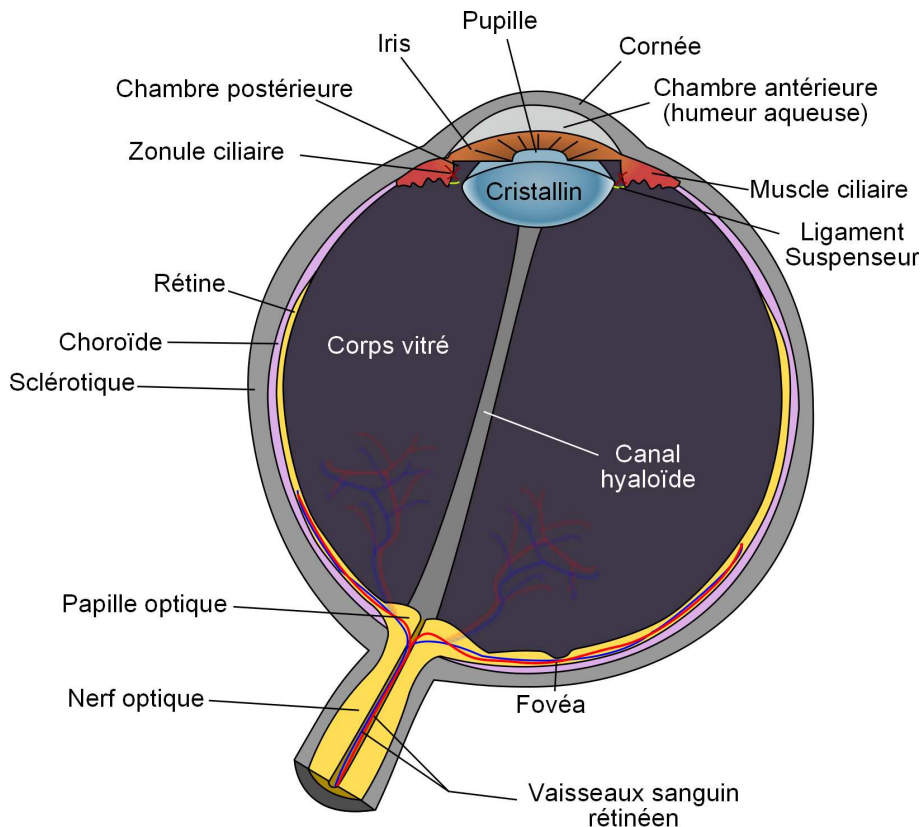


FIGURE 1.3 – Coupe de l'œil humain (source : wikipedia commons).

- La couche plexiforme interne (cellules amacrines)
- La couche nucléaire externe (cellules bipolaires)
- La couche plexiforme externe (cellules horizontales)
- La couche des cellules photoréceptrices

Les photons de la lumière traversent toutes les couches de la rétine sur laquelle ils sont projetés et arrivent sur la zone des photorécepteurs qui vont entamer le processus de transmission du signal couleur.

La photoréception et la transduction

La couche des photorécepteurs contient environ 130 millions de cellules de deux types : les *cônes* et les *bâtonnets*, qui n'ont pas la même sensibilité spectrale. Les bâtonnets, qui constituent environ 95% de ces cellules, sont responsables de la vision nocturne, dite *scotopique*, et ne sont sensibles qu'à l'intensité de la lumière. Par contre, ils ont une plus grande sensibilité, et sont adaptés à de faibles quantités de lumière. Les cônes composent les 5% restants des photorécepteurs. Ils sont responsables de la vision diurne, dite *photopique*, et donc de la vision en couleur. Les cônes sont concentrés dans la rétine centrale ou Fovea, qui correspond à la zone d'acuité maximale de l'œil, tandis que les bâtonnets sont concentrés dans la rétine périphérique (voir figures 1.3 et 1.5). Ces

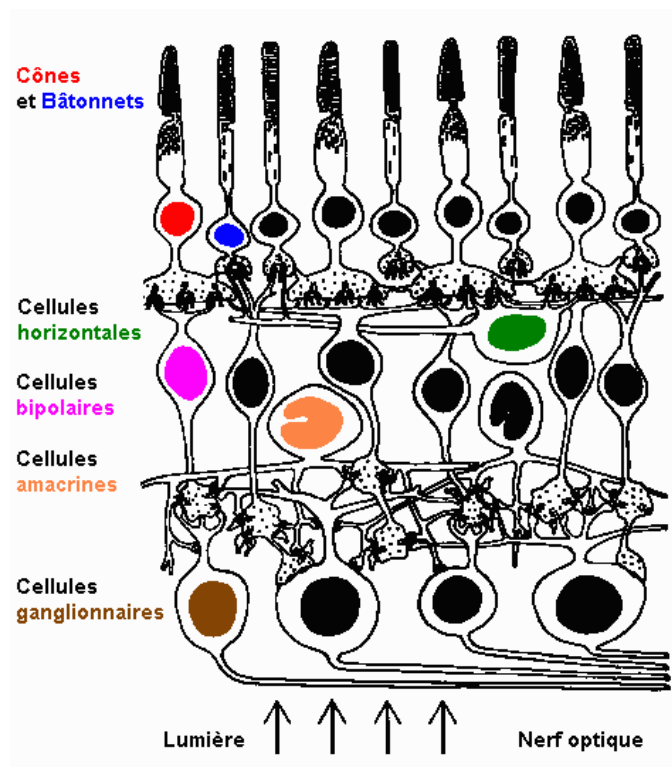


FIGURE 1.4 – Les différentes couches de cellules dans la rétine (source : <http://www.dino-optic.fr>).

cellules photoréceptrices sont chargées de capter les signaux lumineux (photons) et de produire des signaux électrochimiques. Au repos, les photorécepteurs apparaissent spontanément dépolarisés. Lorsque la rétine s'illumine, les photons sont capturés par les molécules interagissant avec la lumière. Il s'ensuit une cascade de réactions chimiques qui provoque une hyperpolarisation des photorécepteurs (décroissance de l'activité électrique) qui se propage dans les couches supérieures de la rétine. Il n'y a pas de « transformation » de l'énergie lumineuse en signal nerveux : le photon joue en fait le rôle de déclencheur de l'activité électrique du photorécepteur.

Les cônes sont de trois types selon le pigment qu'ils sécrètent et qui détermine leur *sensibilité spectrale* ou quantité d'énergie absorbée par longueur d'onde. Les cônes de type L (Long) sensibles aux grandes longueurs d'ondes (rouge), les cônes de type M (Medium) sensibles aux longueurs d'ondes moyennes (vert) et les cônes de type S (Short) sensibles aux faibles longueurs d'ondes (bleu) (voir figure 1.6 pour la réponse spectrale des trois types de cônes selon la longueur d'onde). Les trois types de cônes ne se trouvent pas en proportions égales sur la rétine : les cônes S sont moins nombreux que les cônes M et L. Il est également important de noter que la réponse des cônes n'est pas linéaire (proportionnelle à l'intensité du stimulus de couleur reçu par l'oeil). Lorsqu'ils ne sont pas saturés, la réponse des cônes, c'est-à-dire le signal électrique envoyé au cerveau après l'absorption de la lumière, suit une loi de Weber [107, 109, 126] (voir la description au paragraphe

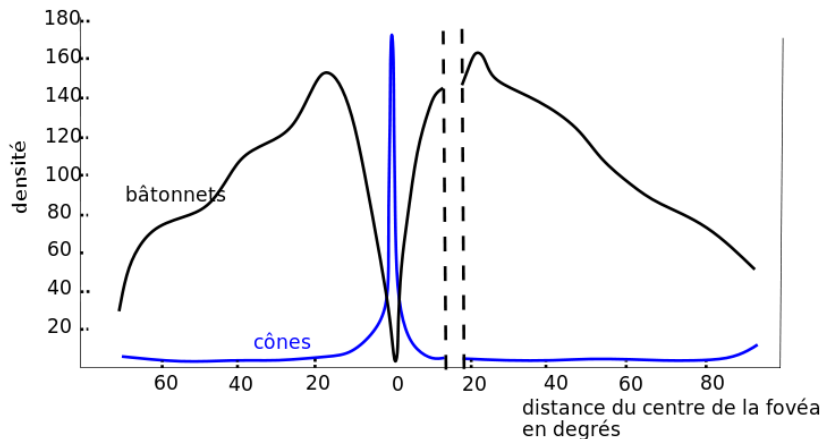


FIGURE 1.5 – Répartition des cônes et des bâtonnets dans la rétine (source : wikipedia commons).

6.6.3, et la figure 6.13).

Les couches bipolaire et ganglionnaire

Les cellules bipolaires reçoivent l'information nerveuse électrique des cônes et la transmettent en créant à leur tour une polarisation. Il existe deux types de cellules bipolaires qui réagissent de façon opposée au signal électrique : les cellules ON et OFF, qui transmettent respectivement une dépolarisation ou une hyperpolarisation.

Les cellules ganglionnaires sont également de deux types : ON et OFF, et sont connectées aux cellules bipolaires de même type. Elles convertissent le signal en message nerveux, c'est-à-dire en répétitions espacées de potentiels d'action.

Cellules horizontales, amacrines, et champs récepteurs

La rétine présente une organisation double : radiaire (cellules photoréceptrices, bipolaires et ganglionnaires) et tangentielle (cellules horizontales et amacrines). Au contact des bipolaires, se trouvent les cellules horizontales et au contact des ganglionnaires se trouvent les cellules amacrines (voir figures 1.4 et 1.7). Les transitions entre ces différentes cellules nerveuses sont établies par les synapses.

Alors que les cellules bipolaires et ganglionnaires mesurent des différences d'intensité et ont donc un rôle dérivateur, les cellules horizontales et amacrines ont un rôle intégrateur. Pour une seule cellule ganglionnaire, ces cellules tangentielles permettent de collecter des signaux échantillonnés par un grand nombre de cônes, distribués sur des surfaces plus ou moins étendues de la mosaïque rétinienne. Ces surfaces, ou zones de collecte, s'appellent des *champs récepteurs* (voir figure 1.7). La population de cônes en contact synaptique direct avec les cellules bipolaires se trouve au centre du champ récepteur. La population de cônes connectée aux cellules bipolaires via les cellules horizontales se trouve à la périphérie. Ces dernières inversent les signaux émis par les photorécepteurs

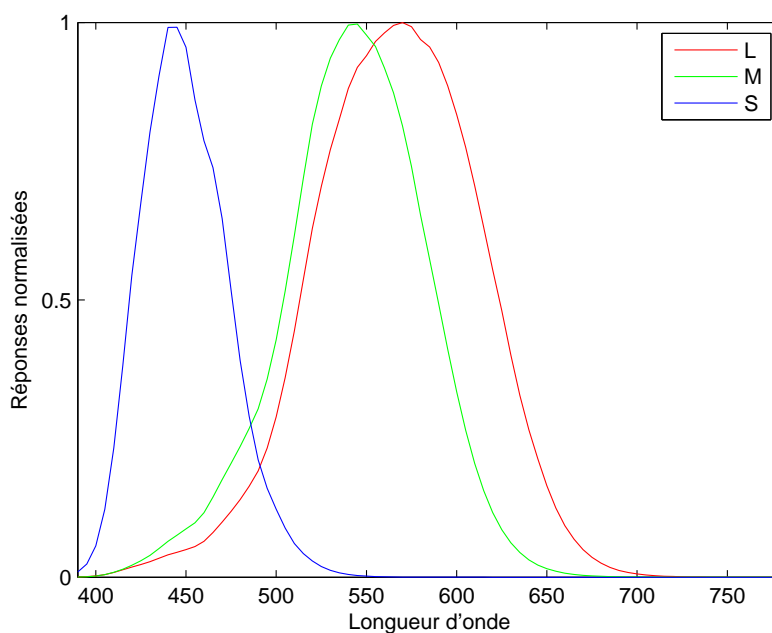


FIGURE 1.6 – Réponse spectrale des trois types de cônes estimée par Stockman et Sharpe [112].

de la périphérie. Ainsi, soumis aux mêmes conditions d'éclairage, les cônes des deux zones (centre et pourtour) exercent des influences antagonistes sur les cellules bipolaires, et sollicitent donc des cellules bipolaires de types différents (voir figure 1.7). Selon le type d'éclairage il y a donc des centres ON à périphérie OFF et des centres OFF à périphérie ON.

Finalement, ce qui est transmis au cerveau par le nerf optique est en fait le contraste de lumière entre le centre et le pourtour d'un champ récepteur. Ces cellules tangentielles servent à moduler latéralement la transmission d'information, et permettent au système rétinien de tenir compte des événements issus du voisinage, pour mieux s'adapter, par exemple, aux contrastes ou aux bords des objets, et aux mélanges de couleurs. Le contraste mesuré pourra porter sur des comparaisons chromatiques entre des populations distinctes de cônes. Selon le type d'articulation, assuré par les cellules horizontales entre ces cônes, trois sortes d'oppositions existent (voir figure 1.8) :

- les signaux des cônes M s'opposent à ceux des cônes L ce qui crée une *opposition vert-rouge*,
- les signaux des cônes S s'opposent à la somme des signaux issus des cônes M et L ce qui crée une *opposition jaune-bleu*,
- les cellules horizontales mélangent les signaux des différentes catégories de cônes, et créent une *opposition blanc-noir* qui correspond à la luminosité.

Le nerf optique

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

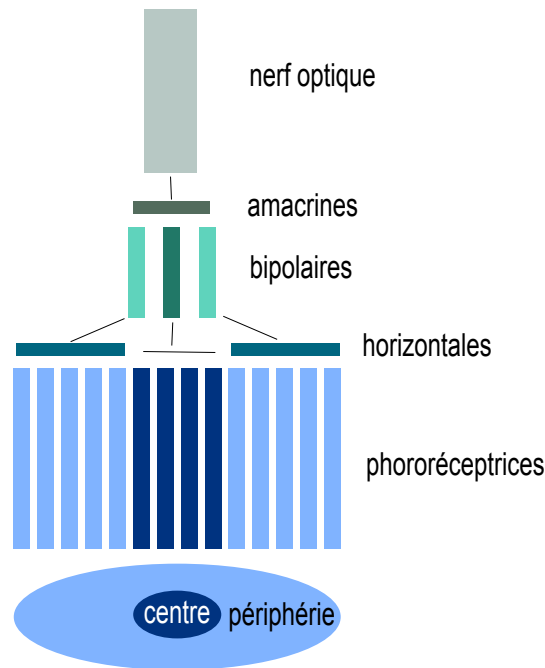


FIGURE 1.7 – Champ récepteur

Perception anormale des couleurs

Chaque œil est différent, ce qui engendre des différences de perception de la couleur entre individus. Ce dernier peut également présenter des anomalies qui affectent la vision des couleurs :

- défauts de réfraction (myopie, hypermétropie, astigmatisme),
- dyschromatopsie (trouble de la vision des couleurs) lorsque le codage antagoniste produit par les champs récepteurs est anormal. Ces anomalies sont généralement héréditaires : trichromatimse, déficience de certaines couleurs, ou dichromatisme (daltonisme), incapacité à distinguer certaines couleurs.

1.2.2 Le système d'interprétation

Le LGN (Corps Géniculé Latéral) reçoit les informations directement des cellules ganglionnaires rétiniennes via le nerf optique. Les signaux y sont codés de manière antagoniste, c'est-à-dire sous forme d'un signal achromatique noir et blanc, et de deux signaux chromatiques d'opposition rouge-vert et jaune-bleu. Les cellules du LGN vont ensuite rejoindre leur cible principale : le cortex visuel où s'effectue l'interprétation de la couleur.

Le cortex visuel est divisé en deux zones : le cortex visuel primaire qui est une projection directe de la rétine et effectue un traitement de bas niveau sur les données visuelles (identification des lignes, des couleurs, des sens de déplacements) et un cortex visuel secondaire qui rassemble ces éléments pour obtenir des objets ayant une forme, une couleur et un mouvement précis.

Le cerveau est le système d'interprétation de l'homme. La perception de la couleur pour chaque être humain dépend du signal couleur parvenant à son cortex cérébral (aspects physiques et physiologiques) et d'autre part d'aspects psychologiques, c'est-à-dire la connaissance a priori de son

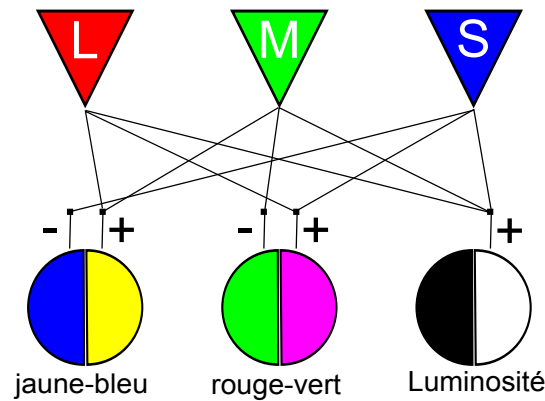


FIGURE 1.8 – Codage antagoniste des couleurs.

environnement. Les mécanismes neurophysiologiques liés à cette interprétation sont relativement complexes et encore assez mal connus.

1.3 Psychophysique de la couleur

La psychophysique est l'étude des relations entre les stimuli mesurés physiquement et la perception de la couleur déclenchée par ces stimuli (en terme de sensation). En allumant une bougie dans le noir, une grande différence d'intensité est perçue, mais si la même bougie est allumée en plein jour, aucune différence d'intensité n'est perçue. Pourtant la même quantité de lumière a été ajoutée. La relation entre le stimulus physique et la sensation n'est pas linéaire. De plus la perception des couleurs par le système visuel humain dépend aussi d'aspects psychologiques propres à chaque être humain (connaissance de l'environnement, expérience des couleurs). Un certain nombre d'attributs de perception sont destinés à qualifier et à quantifier la sensation de couleur, ils sont définis dans les paragraphes suivants.

1.3.1 Terminologie de la perception

La perception de la couleur est une notion subjective, et il est donc nécessaire de mettre en place un certain vocabulaire pour caractériser la sensation des couleurs [101].

Teinte

La *teinte* (*hue* en anglais) ou tonalité chromatique correspond au degré de corrélation d'une couleur avec l'une des quatre teintes principales : rouge, vert, bleu, jaune, ou d'une combinaison de deux de ces teintes. Elle correspond physiquement à la longueur d'onde dominante d'un stimulus de couleur. La teinte peut être caractérisée par cette longueur d'onde ou par un angle appelé angle de teinte lorsque celle-ci est visualisée sur le pourtour d'un cercle chromatique. Les couleurs qui n'ont pas de teinte (noir, blanc et niveaux de gris) sont dites *achromatiques*. Les couleurs qui ont une teinte sont dites *chromatiques*.

Luminosité et clarté

La *luminosité* (*brightness* en anglais) et la *clarté* (*lightness* en anglais) sont souvent confondues, bien que leurs définitions soient différentes. La luminosité est le degré selon lequel une surface paraît émettre plus ou moins de lumière. Les adjectifs qui traduisent cette sensation sont : clair, foncé, lumineux, sombre. C'est une intensité perçue. Les termes intensité, éclairement, luminance, correspondent eux à l'intensité lumineuse réelle de la source. La clarté est le rapport de la luminosité d'une zone sur la luminosité d'une zone blanche (dite de référence) éclairée de la même façon. C'est une luminosité relative.

$$\text{Clarté} = \frac{\text{Luminosité}}{\text{Luminosité}(\text{blanc})} \quad (1.3)$$

Si l'illumination d'un objet est modifiée alors sa luminosité change mais pas sa clarté.

Niveau de coloration et chroma

Tout comme la luminosité et la clarté, le *niveau de coloration* (*colorfulness* en anglais) est une grandeur absolue tandis que le *chroma* (*chroma* également en anglais) est une grandeur relative. Le niveau de coloration est le degré avec lequel une couleur perçue apparaît être plus ou moins chromatique. Le chroma est le rapport du niveau de coloration d'une zone sur la luminosité d'une zone blanche (dite de référence) éclairée de la même façon.

$$\text{Chroma} = \frac{\text{Niveau de coloration}}{\text{Luminosité}(\text{blanc})} \quad (1.4)$$

Le niveau de coloration décrit l'intensité d'une teinte du stimulus couleur : un stimulus avec un niveau de coloration très élevé est vif et intense alors qu'un stimulus avec un niveau de coloration moins élevé paraît plus terne, plus près des tons de gris. Par exemple, la même scène d'extérieur mais sous un beau soleil ou lors d'un jour de pluie.

Saturation

La *saturation* (*saturation* également en anglais) ou la *pureté* (*purity* en anglais) est le niveau de coloration d'un objet par rapport à sa propre luminosité.

$$\text{Saturation} = \frac{\text{Niveau de coloration}}{\text{Luminosité}} = \frac{\text{Chroma}}{\text{Clarté}} \quad (1.5)$$

1.3.2 Phénomènes d'apparence couleur

Ce sont les cas où le stimulus ne suit pas les prédictions de la colorimétrie. Il y a beaucoup d'exemples où des couleurs ressemblantes ne correspondent plus si les conditions de vue changent : le niveau d'illumination, la couleur d'illumination, l'arrière-plan ou le mode de vue.

Le contraste simultané

Le *contraste simultané* est le phénomène d'apparence couleur qui correspond au changement de couleur d'un stimulus lorsque la couleur ou la structure spatiale de l'arrière-plan change. La couleur du stimulus tend à suivre la théorie des couleurs opposées : un arrière-plan rouge induit

un changement dans le vert, un arrière-plan vert induit un changement dans le rouge, et de même pour le jaune et le bleu. La figure 1.9 montre un exemple de contraste simultané : les petits carreaux centraux de couleur magenta sont tous identiques, et pourtant ils semblent être de couleurs légèrement différentes.

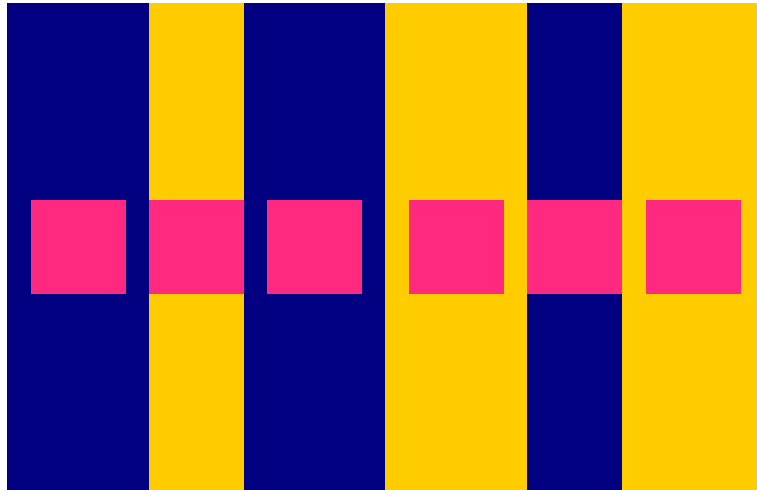


FIGURE 1.9 – Contraste simultané

Phénomènes de luminance et de teinte

Bien d'autres effets peuvent modifier la perception d'un stimulus couleur. Lorsque l'intensité de l'environnement change, la perception de l'objet est modifiée. Par exemple les objets apparaissent beaucoup plus vifs et intenses par un beau soleil qu'un jour de pluie. Ce sont les effets de luminance : effet de Hunt, de Stevens, de Helmholtz-Kohlrausch, de Bezold-Brücke, de Bartleson-Breneman [23].

Lorsque la teinte de l'environnement change, la perception de l'objet est également modifiée. Ce sont les effets de teinte : effet d'Abney, de Helson-Judd [23]. Ces phénomènes sont moins courants et moins bien détectés que les phénomènes de luminance.

La constance de la couleur

La description des différents phénomènes d'apparence couleur montre combien le changement des conditions de vue peut modifier l'apparence des couleurs. Cependant la plupart du temps, la différence de couleur ne se remarque jamais lorsque les conditions de vue changent. C'est le phénomène de *constance chromatique*, c'est-à-dire la faculté de l'être humain à reconnaître la couleur d'un objet comme étant la même sous des conditions d'illumination totalement différentes. Le terme *adaptation chromatique* est utilisé pour décrire la réaction du système visuel humain qui permet d'expliquer ce phénomène.

1.3.3 L'adaptation chromatique

Le système visuel humain est capable d'assurer une perception stable de notre environnement, même lorsqu'il subit de grands changements au niveau des conditions de vue. C'est un phénomène appelé *adaptation*. Il y a trois adaptations importantes dans la modélisation de la vision humaine. L'adaptation à la lumière et l'adaptation à l'obscurité décrivent les facultés du système visuel à s'adapter à des changements de luminance [23]. L'adaptation chromatique décrit la faculté du système visuel à s'adapter à des changements de couleur d'illumination [23].

Adaptation à la lumière et à l'obscurité

L'*adaptation à la lumière* est la décroissance de la sensibilité du système visuel lorsque l'illumination globale augmente. L'*adaptation à l'obscurité* au contraire est la croissance de la sensibilité visuelle lorsque le niveau d'illumination global diminue. C'est ainsi que nous sommes éblouis par le soleil en sortant d'une pièce sombre, ou qu'au contraire il nous faut du temps pour nous adapter à l'obscurité en entrant dans une pièce sombre. Bien que similaires, ces deux phénomènes ne se font pas à la même vitesse, l'adaptation à l'obscurité se fait en quelques minutes alors que l'adaptation à la lumière se fait en quelques secondes. L'un des mécanismes responsables de ce phénomène est l'ouverture de la pupille (voir figure 1.3). Ce mécanisme est reproduit dans les systèmes photographiques, et permet de régler l'ouverture du diaphragme pour optimiser la luminosité de l'image. Le deuxième mécanisme responsable de ce phénomène est situé dans la rétine, c'est le passage de l'utilisation des bâtonnets à l'utilisation des cônes. Les bâtonnets sont sensibles à l'intensité de la lumière et donc utilisés pour la vision de nuit tandis que les cônes sont sensibles à la couleur et donc utilisés pour la vision de jour, voir paragraphe 1.2. Ces derniers répondent beaucoup plus rapidement, ce qui explique pourquoi l'adaptation à la lumière se fait plus rapidement que l'adaptation à l'obscurité.

Adaptation chromatique

L'adaptation chromatique est le phénomène qui permet de réajuster la couleur de l'illumination globale, afin de garantir la constance des couleurs (voir paragraphe 1.3.2). L'adaptation chromatique est considérée comme un contrôle de gain indépendant des trois types de cônes (voir figure 1.10). Cette théorie, mise en place par Von Kries au début du 20^e siècle, et traduite un peu plus tard par MacAdam [64], est certainement valide mais il n'y a aucune preuve que le contrôle de gain ne se produise pas à d'autres niveaux du système visuel.

1.4 Les différentes théories pour la représentation de la couleur

Deux théories majeures ont expliqué et guidé les recherches sur la vision des couleurs depuis le 19^e siècle : la *théorie trichromatique*, aussi connue sous le nom de théorie de Young-Helmholtz, et la *théorie des couleurs opposées* ou théorie de Hering. Ces deux théories sont complémentaires et expliquent en fait toutes les deux le processus de la vision des couleurs, mais à des niveaux différents du système visuel. Elles ont été unifiées sous le nom *théorie des zones* [49].

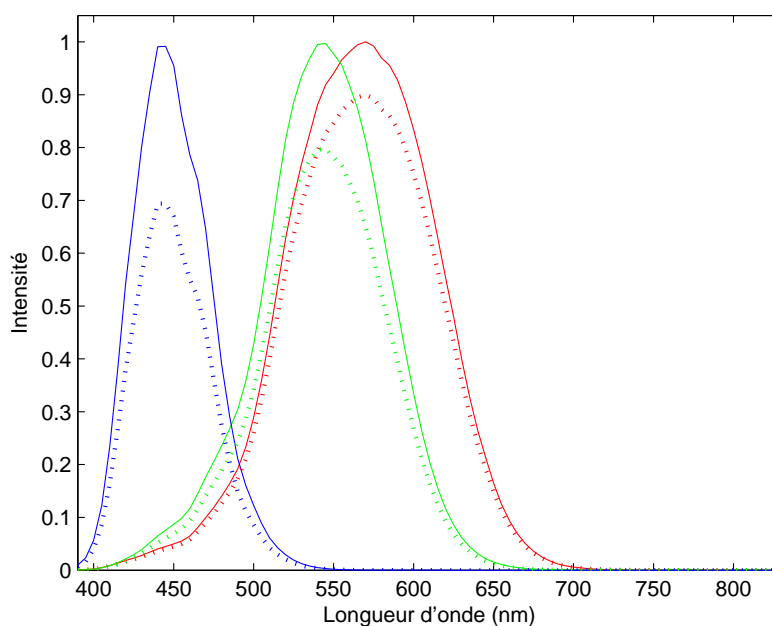


FIGURE 1.10 – Contrôle de gain indépendant sur les trois types de cônes. En traits pleins les réponses des cônes, en pointillés les réponses adaptées.

1.4.1 La théorie trichromatique

Cette théorie a été brièvement établie en 1802 par Thomas Young puis correctement élaborée par Hermann Von Helmholtz près de 50 ans plus tard [117]. Elle considère l'existence de trois mécanismes de réponse de l'œil, sensibles respectivement aux longueurs d'ondes longues (rouge), moyennes (vert) et courtes (bleu). L'existence de telles cellules sensibles à des longueurs d'ondes différentes fut démontrée en 1956 par Gunnar Svaetichin [114]. Par une combinaison linéaire des réponses de ces trois types de cellules, donc des trois primaires, le cerveau pourrait reconstituer n'importe quelle couleur (par exemple, le jaune est un mélange de rouge et de vert). Cette théorie est à l'origine de la colorimétrie et de la représentation de la couleur sous forme de système de primaires (voir section 2.1). Cependant, nombre de phénomènes d'apparence couleur ne peuvent être expliqués par cette théorie, comme les phénomènes d'opposition de couleur (phénomènes après-image : fixer longtemps une image verte, puis regarder une zone blanche, celle-ci apparaîtra rougeâtre). Certaines anomalies des couleurs ne s'expliquent pas bien non plus, comme le fait que les dichromates peuvent percevoir le blanc et le jaune.

1.4.2 La théorie des couleurs opposées

Le premier à proposer une théorie selon laquelle le codage des couleurs se ferait de façon opposée dans le cerveau est Edwald Hering en 1878 [39], en observant que certaines combinaisons de couleurs ne peuvent pas être vues, comme un vert rougeâtre, ou un jaune bleuâtre. Sa théorie est basée sur l'analyse de la sensation des couleurs plutôt que du stimulus qui la provoque. Elle considère qu'il y a 6 couleurs indépendantes (blanc, noir, jaune, bleu, rouge et vert) qui ne

peuvent être obtenues les unes à partir des autres. La lumière est absorbée par les pigments des photorécepteurs, ce qui provoque une activité électrique dans le reste du système visuel, et cette activité est responsable des couleurs que nous voyons. Cette activité se divise en trois paires de processus opposés : blanc-noir, rouge-vert, et jaune-bleu. Cette théorie fut validée par Hurvich et Jameson en 1957 [41] avec une méthode d'annulation de teinte, qui consiste à déterminer la quantité de couleur complémentaire à ajouter pour annuler une couleur (par exemple ajout de bleu pour annuler du jaune). Cette théorie explique beaucoup mieux les phénomènes visuels tels que les phénomènes de contraste simultané ou l'influence de l'environnement sur la couleur perçue, ainsi que les anomalies visuelles, mais elle échoue à expliquer certaines anomalies de la vision des couleurs (comme le daltonisme).

1.4.3 La théorie des zones

Ces deux théories ont longtemps été considérées comme incompatibles. Au milieu du 20^e siècle, une théorie hybride voit le jour : la théorie des zones. Développée d'abord par Müller [69] puis par Judd [51], elle valide les deux précédentes théories (trichromatique et couleurs opposées), qui ont en fait lieu à différents niveaux du système visuel : le premier niveau est celui des photorécepteurs (cônes rouge, vert et bleu) et correspond à la théorie trichromatique. Le second niveau est post-réceptoral et correspond au codage antagoniste des couleurs dans le cerveau qui se fait selon la théorie des couleurs opposées. Enfin le troisième niveau est situé dans le cerveau et correspond à une interprétation des signaux. C'est sur cette théorie que se basent les derniers espaces de couleur, les *modèles d'apparence couleur* ou CAMs (*Color Appearance Models*) (voir section 2.3.3 qui tentent de décrire les attributs de perception définis dans la section 1.3.1 (teinte, chroma, saturation, niveau de coloration, etc) en suivant pas à pas les étapes de la vision humaine des couleurs.

CHAPITRE 2

La science des couleurs

Il a été vu au chapitre précédent que la couleur est une notion totalement subjective qui peut varier d'un individu à l'autre, et dépend des conditions de vue et du contexte. Cependant, de nombreuses applications nécessitent de mesurer objectivement la couleur afin de l'enregistrer et de la reproduire. C'est le but de la *colorimétrie*, la science de la mesure des couleurs. Les lois de la colorimétrie, définies par la CIE (commission internationale de l'éclairage) sont décrites dans la suite de ce chapitre.

2.1 Colorimétrie

À la suite des travaux de Young et de Helmholtz au 19^e siècle [117], il est considéré que toute couleur peut être reproduite par le mélange de trois primaires (qui correspondent à la stimulation maximale des trois types de photorécepteurs de la rétine) : le rouge, le bleu et le vert. Ce principe de trivariance visuelle est à la base de la colorimétrie et est connu sous les noms de théorie de Young-Helmholtz, théorie trichromatique, théorie trichrome, trichromie ou bien synthèse de la couleur (voir paragraphe 1.4.1).

2.1.1 Synthèse additive et soustractive

Il existe deux types de synthèses différentes pour composer les couleurs, selon que la lumière est émise ou absorbée.

La *synthèse additive* est basée sur les propriétés des sources lumineuses émettrices de lumière. C'est l'opération consistant à superposer trois lumières colorées émises par trois sources, qui correspondent aux trois primaires de la théorie trichromatique (rouge, vert et bleu) afin d'obtenir une nouvelle couleur. La superposition de ces trois primaires en quantités égales donne du blanc, l'absence de couleur donne du noir. La superposition deux à deux de ces couleurs primaires permet d'obtenir les couleurs secondaires : jaune, magenta et cyan. C'est la synthèse additive qui est utilisée pour constituer l'image d'un écran couleur ou bien celle acquise par des appareils photographiques numériques.

La *synthèse soustractive* est basée sur les propriétés réflexives et d'absorption de la matière. C'est l'opération consistant à combiner l'absorption de plusieurs couleurs afin d'en obtenir une nouvelle.

Le terme soustractif vient du fait que la matière absorbe une partie de la lumière, avant de réfléchir et/ou transmettre le reste. Ainsi la couleur de l'objet est en fait la partie non absorbée de la lumière incidente. Les couleurs primaires de la synthèse soustractive sont le jaune, le magenta et le cyan. La superposition de ces trois couleurs donne du noir (toute la lumière incidente a été absorbée), l'absence de couleur donne du blanc, et la superposition deux à deux de ces couleurs donne les couleurs secondaires, le rouge, le vert et le bleu. La synthèse soustractive est utilisée en imprimerie et en peinture.

Les couleurs primaires des deux types de synthèse sont dites complémentaires deux à deux. La synthèse additive de deux couleurs complémentaires donne le blanc. Ainsi le complémentaire du bleu est le jaune (puisque le jaune est obtenu par synthèse additive du rouge et du vert), le complémentaire du rouge est le cyan, et le complémentaire du vert est le magenta.

2.1.2 Lois de Grassman

En se basant sur la théorie trichromatique de Young, Grassman propose en 1853 des lois concernant les propriétés fondamentales des mélanges de couleurs [75].

La première loi stipule que toute couleur s'obtient par combinaison linéaire de trois lumières colorées, nommées primaires et qui peuvent être choisies arbitrairement, du moment que l'une de ces couleurs ne peut s'obtenir à partir des deux autres. Si les primaires sont notées R , G , et B (pour Red, Green et Blue), n'importe quel stimulus de couleur C peut alors s'écrire sous la forme suivante :

$$C = \alpha.R + \beta.G + \gamma.B \quad (2.1)$$

où α , β et γ représentent respectivement la puissance des trois éclairages (c'est-à-dire l'intensité lumineuse) et sont appelées *composantes trichromatiques* ou *tristimulus*. Ces coefficients peuvent être négatifs. En effet $C = -0.3R + 0.4G + 0.5B$ se lit en fait comme ceci : $C + 0.3R = 0.4G + 0.5B$ et est vérifiable expérimentalement en prenant quatre lampes de couleurs C , R , G , B , respectivement de coefficients 1, 0.3, 0.4, 0.5.

La deuxième loi stipule que le mélange C de deux couleurs C_1 et C_2 , peut être obtenu en additionnant les coefficients de ces deux couleurs primaire à primaire.

$$\begin{aligned} C_1 &= \alpha_1.R + \beta_1.G + \gamma_1.B \\ C_2 &= \alpha_2.R + \beta_2.G + \gamma_2.B \end{aligned}$$

$$C = C_1 + C_2 = (\alpha_1 + \alpha_2).R + (\beta_1 + \beta_2).G + (\gamma_1 + \gamma_2).B \quad (2.2)$$

La troisième loi stipule que si une couleur baisse ou augmente en intensité, les composantes trichromatiques sont alors modifiées dans les mêmes proportions.

Ces lois qui assimilent les égalités colorimétriques aux égalités algébriques sont les bases mathématiques de la colorimétrie. Maxwell fut le premier à réaliser des mesures visuelles [67] et à déterminer les premières fonctions de mélanges, ou *fonctions colorimétriques* (en anglais *color matching function* ou CMF).

2.1.3 Expérience d'appariement

Cette expérience s'appuie sur la synthèse additive et fut mise en place afin de calculer les fonctions colorimétriques à partir de primaires notées R_p , G_p , B_p . Lors de cette expérience, l'observateur doit égaliser visuellement un stimulus de couleur projeté sur une moitié d'un écran blanc avec un mélange de trois primaires superposées sur la seconde moitié de l'écran, voir figure 2.1. La quantité de lumière nécessaire à chacune des primaires pour égaliser le stimulus de couleur correspond à ses composantes trichromatiques. Certaines couleurs sont très saturées et ne peuvent

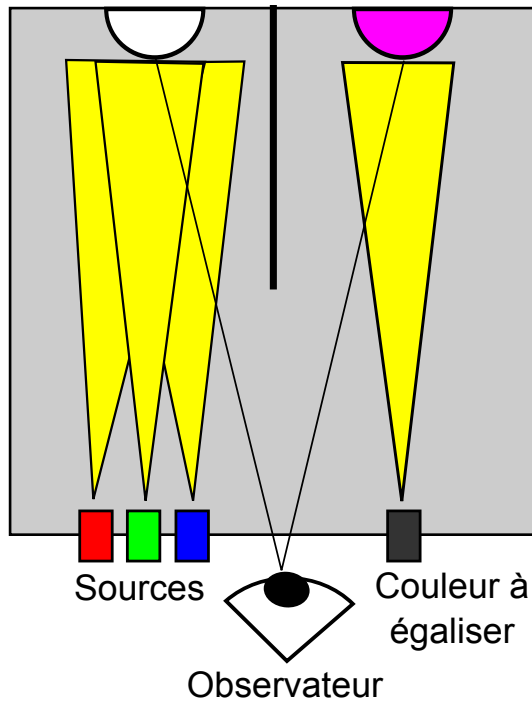


FIGURE 2.1 – Expérience d'appariement

pas être égalisées par synthèse additive. Il faut alors superposer une faible quantité de primaire complémentaire à la couleur à égaliser afin de la désaturer. C'est ainsi que les composantes trichromatiques peuvent avoir des valeurs négatives. Il est possible qu'un observateur perçoive de façon identique deux stimuli alors que le mélange des trois primaires n'est pas le même. Ces stimuli sont physiquement différents mais la couleur perçue est la même, ce sont des stimuli *métamères*. Il est possible de voir la différence entre deux couleurs métamères en changeant l'éclairage. Les fonctions colorimétriques sont obtenues en égalisant tous les stimuli monochromatiques du spectre visible à partir des trois primaires. Elles correspondent aux valeurs des composantes chromatiques normalisées en fonction de la longueur d'onde.

A partir des travaux de Maxwell, ces expériences furent entreprises par beaucoup de chercheurs pour obtenir les fonctions colorimétriques : König, puis Abney en 1900, Troland en 1920 et finalement Wright et Guild autour de 1930 [36, 124]. Les résultats des expériences de ces derniers devinrent les bases du système colorimétrique de la CIE et définirent le standard de 1931.

2.1.4 Système colorimétrique standard de la CIE

L'observateur standard

Les valeurs du tristimulus dépendent du champ de vue de l'observateur, à cause de la distribution des photorécepteurs dans l'œil. Pour ne plus avoir à prendre en compte ce paramètre, la CIE définit un *observateur standard*, qui est la réponse chromatique d'un humain moyen dont le champ visuel présente une étendue angulaire de 2° . L'observateur standard de la CIE est aussi connu sous le nom d'observateur standard à 2° de 1931. Un observateur standard dont le champ visuel a une étendue angulaire de 10° a aussi été défini en 1964, mais est moins utilisé. Ainsi, lors de l'expérience d'appariement, menée sur plusieurs observateurs différents, le champ visuel présente une étendue angulaire de 2° .

L'espace RGB

En 1931, en se basant sur les travaux de Wright et Guild [36, 124], la CIE définit les primaires notées ici R_p , G_p et B_p , correspondant aux stimuli rouge, vert, et bleu et de longueur d'onde respective 700.0nm, 546.1nm, et 435.8nm [75]. Ces primaires sont considérées comme des stimuli de référence dont le mélange unitaire doit reproduire l'impression visuelle du spectre équi-énergétique (illuminant E). Les valeurs unitaires associées à chaque primaire sont alors ajustées pour que les composantes trichromatiques des primaires, associées au spectre équi-énergétique, soient toutes égales : les ratios sont 1.0000 : 4.5907 : 0.0601, pour $R : G : B$.

Les trois fonctions colorimétriques (ou CMFs) associées à ces primaires : $\bar{r}(\lambda)$, $\bar{g}(\lambda)$ et $\bar{b}(\lambda)$, sont les descriptions numériques normalisées de la réponse chromatique de l'observateur, lors de l'expérience d'appariement. Ces courbes sont représentées figure 2.2. Elles sont normalisées avec les mêmes ratios que les primaires : 1 : 4.5907 : 0.0601 pour $\bar{r} : \bar{g} : \bar{b}$ [3].

Les composantes chromatiques d'un stimulus de couleur C avec une distribution $C(\lambda)$ se calculent à l'aide des fonctions colorimétriques :

$$\begin{cases} R = \int_{380}^{780} C(\lambda) \bar{r}(\lambda) d\lambda \\ G = \int_{380}^{780} C(\lambda) \bar{g}(\lambda) d\lambda \\ B = \int_{380}^{780} C(\lambda) \bar{b}(\lambda) d\lambda \end{cases} \quad (2.3)$$

Dans la pratique, les fonctions colorimétriques relèvent de résultats expérimentaux et les données sont disponibles sous forme discrète et non continue, avec un pas constant de longueur d'onde, et le calcul des composantes trichromatiques se fait en remplaçant l'intégrale de l'équation 2.3 par une somme.

Les composantes trichromatiques sont liées à la luminance du stimulus. Deux stimuli de couleur peuvent ainsi posséder le même caractère chromatique ou *chrominance*, mais avoir des composantes trichromatiques différentes car leur luminance est différente. Pour caractériser la chrominance, il faut utiliser les *coordonnées chromatiques* représentant les composantes chromatiques normalisées

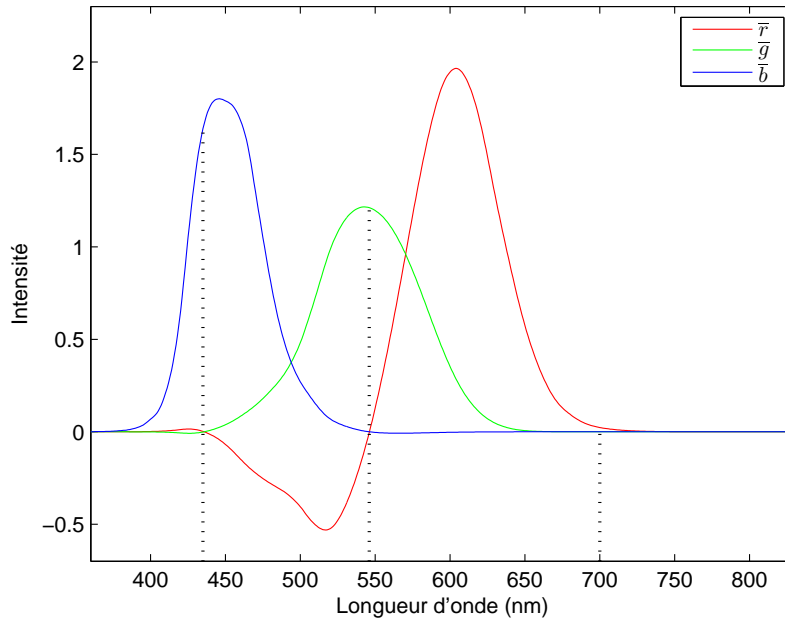


FIGURE 2.2 – Fonctions colorimétriques de la CIE (1931) \bar{r} , \bar{g} , et \bar{b} [3].

par leur luminance :

$$\begin{cases} r = \frac{R}{R+G+B} \\ g = \frac{G}{R+G+B} \\ b = \frac{B}{R+G+B} \end{cases} \quad (2.4)$$

L'espace obtenu avec ces coordonnées chromatiques est l'espace $(r(\lambda), g(\lambda), b(\lambda))$ ou l'espace (R, G, B) normalisé. $r(\lambda)$, $g(\lambda)$ et $b(\lambda)$ sont les *composantes trichromatiques spectrales*.

$$\begin{cases} r(\lambda) = \frac{\bar{r}(\lambda)}{\bar{r}(\lambda)+\bar{g}(\lambda)+\bar{b}(\lambda)} \\ g(\lambda) = \frac{\bar{g}(\lambda)}{\bar{r}(\lambda)+\bar{g}(\lambda)+\bar{b}(\lambda)} \\ b(\lambda) = \frac{\bar{b}(\lambda)}{\bar{r}(\lambda)+\bar{g}(\lambda)+\bar{b}(\lambda)} \end{cases} \quad (2.5)$$

La transformation définie par l'équation 2.4 correspond à la projection de la couleur sur le plan normal à l'axe achromatique d'équation : $r + g + b = 1$, où la luminosité est constante. Les couleurs ayant des composantes positives dans ce plan forment un triangle équilatéral dont les sommets sont les trois primaires, appelé *triangle de Maxwell*. Tenant compte du fait que $r + g + b = 1$, et que donc deux coordonnées suffisent pour caractériser une couleur, Wright et Guild ont proposé une représentation dans le plan (r, g) appelé *diagramme de chromaticité* (b peut être déduit avec $b = 1 - r - g$) [36, 124]. La courbe formée par les coordonnées trichromatiques spectrales dans ce diagramme est appelée *spectrum locus*. Toutes les couleurs du spectre sont contenues dans la région fermée délimitée par le spectrum locus et la ligne qui joint ses deux extrêmes ou *droite des pourpres*. Celui-ci, ainsi que la projection du triangle de Maxwell dans ce plan sont représentés figure 2.3. Il faut remarquer que le triangle de Maxwell ne permet pas de représenter toutes les couleurs du spectre, car beaucoup de couleurs ont des coordonnées négatives.

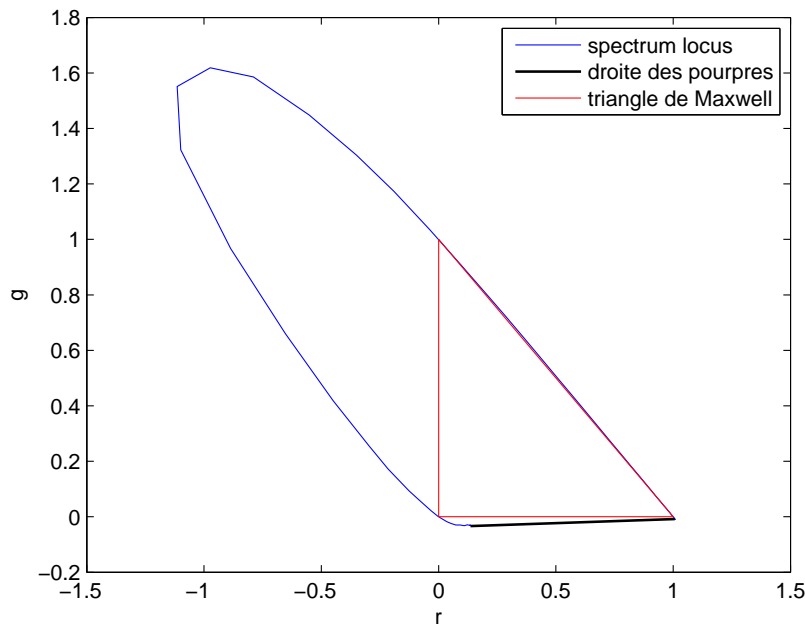


FIGURE 2.3 – Diagramme de chromaticité (r, g) lié au système RGB de la CIE (source des données <http://www.cvrl.org/>).

Le choix des primaires R_p, G_p et B_p n'est pas unique. Les différentes expériences d'appariement n'ont pas été réalisées avec le même système de primaires. Il est possible de réaliser un changement de primaires par des relations simples. Grâce aux lois de Grassmann, en exprimant les trois nouvelles primaires R'_p, G'_p , et B'_p à l'aide des primaires R_p, G_p, B_p , le changement de primaire correspond à une transformation matricielle :

$$\begin{cases} R'_p = q_{11}R_p + q_{12}G_p + q_{13}B_p \\ G'_p = q_{21}R_p + q_{22}G_p + q_{23}B_p \\ B'_p = q_{31}R_p + q_{32}G_p + q_{33}B_p \end{cases} \quad (2.6)$$

Le système RGB basé sur les fonctions colorimétriques $\bar{r}(\lambda), \bar{g}(\lambda)$, et $\bar{b}(\lambda)$ permet donc de quantifier la couleur mais reste désavantageux. En effet, le système est dépendant du choix des primaires, il existe donc une multitude de systèmes RGB. D'autre part, les composantes du système peuvent prendre des valeurs négatives, et la luminance n'est pas une composante elle-même mais une combinaison linéaire des trois composantes. La CIE a donc développé un système de référence qui pourrait être mis en relation avec n'importe quel système RGB, et palliant les désavantages des systèmes RGB, le système XYZ.

L'espace XYZ

En 1931, en se basant sur les travaux de Judd [50], la CIE établit le *système de référence colorimétrique XYZ* dont les primaires dites *primaires de référence* sont imaginaires et permettent de pallier les inconvénients du système RGB. Les trois CMFs $\bar{x}(\lambda), \bar{y}(\lambda)$, et $\bar{z}(\lambda)$ ont été calculées

afin d'être toujours positives, et afin que la composante $\bar{y}(\lambda)$ porte l'information de luminance [3]. Elles sont calculées à partir des fonctions colorimétriques de la CIE $\bar{r}(\lambda)$, $\bar{g}(\lambda)$, et $\bar{b}(\lambda)$ avec le système d'équations suivant :

$$\begin{cases} \bar{x}(\lambda) = 2.7690\bar{r}(\lambda) + 1.7518\bar{g}(\lambda) + 1.13\bar{b}(\lambda) \\ \bar{y}(\lambda) = \bar{r}(\lambda) + 4.5907\bar{g}(\lambda) + 0.0601\bar{b}(\lambda) \\ \bar{z}(\lambda) = 0\bar{r}(\lambda) + 0.0565\bar{g}(\lambda) + 5.5943\bar{b}(\lambda) \end{cases} \quad (2.7)$$

ou $\bar{r}(\lambda)$, $\bar{g}(\lambda)$ et $\bar{b}(\lambda)$ sont les CMFs représentées figure 2.2. Les fonctions colorimétriques $\bar{x}(\lambda)$, $\bar{y}(\lambda)$

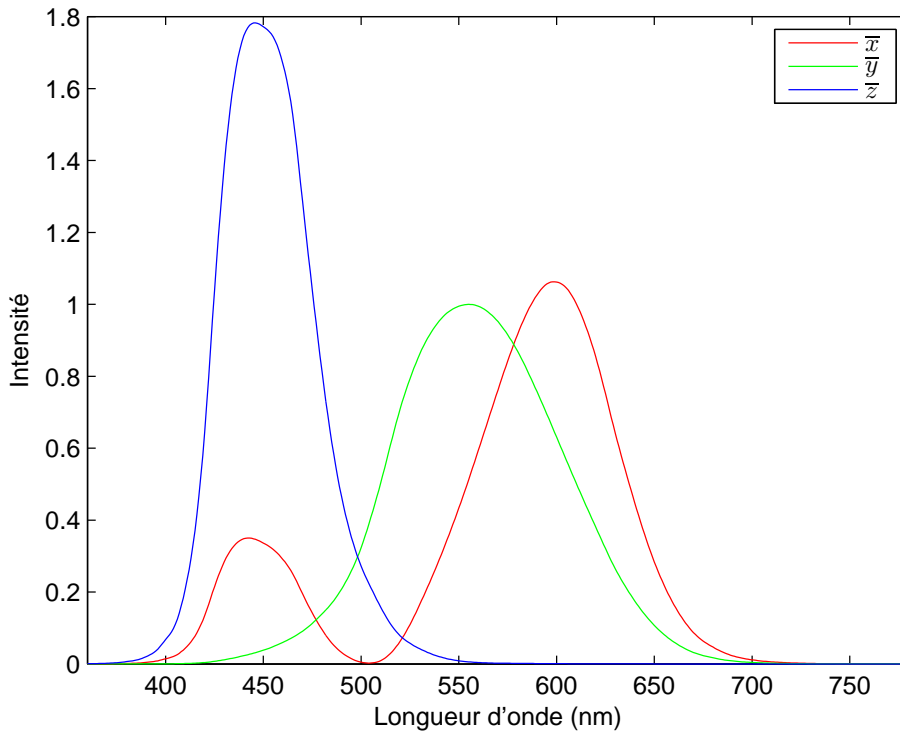


FIGURE 2.4 – Fonctions colorimétriques $\bar{x}(\lambda)$, $\bar{y}(\lambda)$, et $\bar{z}(\lambda)$ de la CIE (1931) [3].

et $\bar{z}(\lambda)$, représentées sur la figure 2.4, donnent la quantité de chaque primaire imaginaire (X, Y, Z) nécessaire à l'égalisation d'un stimulus monochromatique de longueur d'onde λ sous l'illuminant E équi-énergétique (voir figure 1.2). Les composantes trichromatiques (X, Y, Z) d'un stimulus de couleur C avec une distribution $C(\lambda)$ se calculent donc ainsi :

$$\begin{cases} X = \int_{380}^{780} C(\lambda)\bar{x}(\lambda) d\lambda \\ Y = \int_{380}^{780} C(\lambda)\bar{y}(\lambda) d\lambda \\ Z = \int_{380}^{780} C(\lambda)\bar{z}(\lambda) d\lambda \end{cases} \quad (2.8)$$

La CIE définit les coordonnées trichromatiques x , y , et z qui se calculent à partir des composantes trichromatiques (X, Y, Z) et forment un système normalisé (x, y, z) :

$$\begin{cases} x = \frac{X}{X+Y+Z} \\ y = \frac{Y}{X+Y+Z} \\ z = \frac{Z}{X+Y+Z} \end{cases} \quad (2.9)$$

Les coordonnées trichromatiques spectrales sont :

$$\begin{cases} x(\lambda) = \frac{\bar{x}(\lambda)}{\bar{x}(\lambda)+\bar{y}(\lambda)+\bar{z}(\lambda)} \\ y(\lambda) = \frac{\bar{y}(\lambda)}{\bar{x}(\lambda)+\bar{y}(\lambda)+\bar{z}(\lambda)} \\ z(\lambda) = \frac{\bar{z}(\lambda)}{\bar{x}(\lambda)+\bar{y}(\lambda)+\bar{z}(\lambda)} \end{cases} \quad (2.10)$$

Comme pour le système RGB, en projetant les valeurs des tristimuli sur le plan $x + y + z = 1$, la couleur peut être exprimée en deux dimensions. La couleur est spécifiée dans le diagramme de chromaticité (x, y) (z peut être déduit avec $z = 1 - x - y$). Les couleurs physiquement réalisables par synthèse additive des trois primaires du système XYZ 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, en pointillés bleus sur la figure 2.5, englobe toutes les couleurs du visible (contenues dans le spectrum locus), mais aussi d'autres couleurs qui n'ont pas de réalité physique. Le triangle de Maxwell du système RGB est tracé en rouge. Ce graphique permet de constater les limites du système RGB, puisque les coordonnées positives de ce dernier n'englobent pas toutes les couleurs visibles. Il est possible de représenter un stimulus de couleur par sa chrominance et par sa luminance en utilisant les composantes (x, y) pour caractériser la chrominance et Y pour caractériser la luminance, ce qui forme le système xyY .

Contrairement à l'espace RGB les composantes chromatiques du système XYZ ne dépendent pas du système d'acquisition utilisé : si les conditions d'observation et d'éclairage sont les mêmes, un stimulus aura les mêmes composantes chromatiques, quel que soit le matériel utilisé (le système est dit *device independant* en anglais).

Passage de RGB à XYZ

Le système XYZ correspond à un changement de primaires et s'obtient à l'aide d'une simple transformation matricielle à partir du système RGB de la CIE.

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \frac{1}{0.17697} \begin{pmatrix} 0.49 & 0.31 & 0.20 \\ 0.17697 & 0.81240 & 0.01063 \\ 0.00 & 0.01 & 0.99 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (2.11)$$

Pour calculer les composantes d'un système RGB liées à d'autres primaires, il faut d'abord revenir au système XYZ de la CIE par l'équation 2.6, avant d'appliquer l'équation ci-dessus, avec la matrice correspondant au nouveau système de primaire. Une liste très complète des différentes matrices de passage entre les espaces peut être trouvée sur le site de Bruce Lindbloom <http://www.brucelindbloom.com/>.

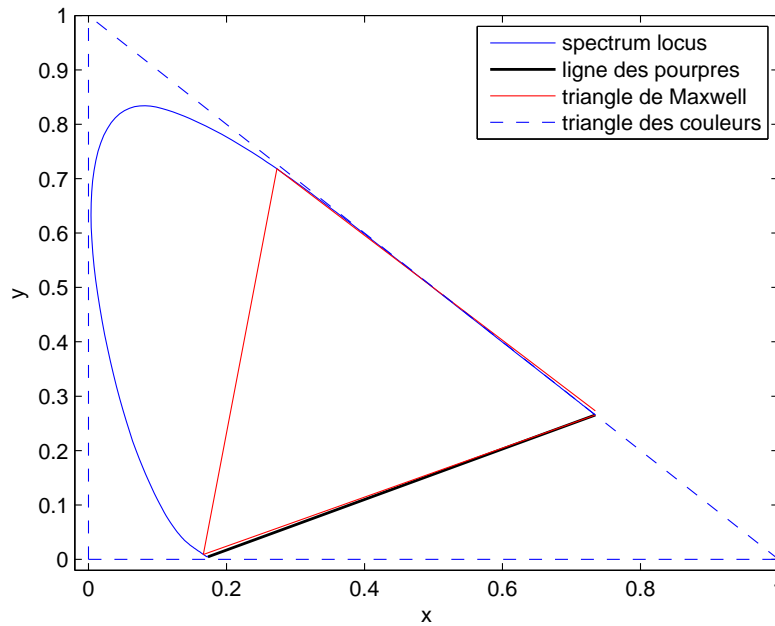


FIGURE 2.5 – Diagramme de chromaticité (x, y) lié au système XYZ de la CIE (source des données <http://www.cvrl.org/>).

2.1.5 Limites du standard de 1931

La colorimétrie a été développée dans le but de prédire la correspondance de deux stimuli, pour un observateur moyen, sous des conditions d'illumination constantes. La CIE a donc recommandé en 1931 le système colorimétrique défini au paragraphe précédent, ainsi que les illuminants standards, et le diagramme de chromaticité. En 1964 un second observateur standard, à 10° , a été défini pour les situations avec un plus grand champ visuel. Cependant, ces systèmes restent incomplets. Les variations d'illumination ne sont pas prises en compte alors qu'elles peuvent provoquer une perception différente de couleurs considérées comme métamères, et ces systèmes ne sont pas uniformes.

2.2 Espaces perceptuellement uniformes

Les chercheurs (Wright, 1941) remarquent que les différences de couleur représentées par des distances égales sur le diagramme de chromaticité (x, y) , ne sont pas perçues comme égales selon la zone du diagramme. Le diagramme de chromaticité n'est pas uniforme. L'expérience qui le démontre est menée par MacAdam en 1942 [65] et permet de mesurer les différences de couleur perçues selon les zones du diagramme.

2.2.1 Les ellipses de MacAdam

Pour répondre à la question *comment quantifier la différence des couleurs*, MacAdam fit une expérience dans laquelle un observateur devait ajuster une couleur à une autre couleur, le niveau de luminance étant fixé (48 cd/m^2). Une *couleur test* était fixée et l'autre ajustable par l'observateur

qui devait faire correspondre les deux couleurs. Cette correspondance n'était bien évidemment pas parfaite puisque l'œil humain a une acuité limitée. Cependant MacAdam put remarquer qu'une fois affichées dans le diagramme de chromaticité (x, y) , toutes les correspondances faites par l'observateur se trouvaient dans des zones de forme elliptique dont la taille et l'orientation varient selon la zone du diagramme (voir figure 2.6) [65]. Ce sont les *ellipses de MacAdam*, les régions

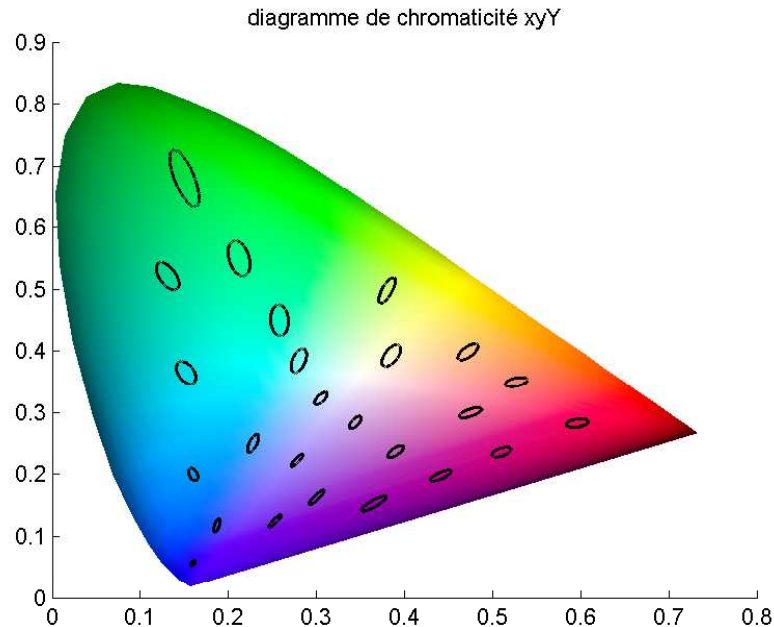


FIGURE 2.6 – Les ellipses de MacAdam (source : toolbox colorlab).

du diagramme de chromaticité qui contiennent des couleurs non différentiables de la couleur au centre de l'ellipse (aires de confusion des couleurs), pour l'œil humain moyen. L'aire de ces ellipses représente la *différence juste perceptible* de chromaticité ou JND pour *Just Noticeable Difference* en anglais.

2.2.2 Les espaces perceptuellement uniformes

Construction

Ainsi qu'il est expliqué dans le paragraphe précédent (2.2.1), l'espace XYZ n'est pas perceptuellement uniforme puisque des différences perceptuelles égales de couleur ne correspondent pas à des distances égales de tristimuli. Cependant, l'uniformité perceptuelle est une caractéristique indispensable pour définir des tolérances dans les systèmes de reproduction de la couleur, et beaucoup de recherches ont été consacrées au développement d'*espaces perceptuellement uniformes*. En 1976, à la suite des travaux de MacAdam et de Wyszecki [3, 75], la CIE propose deux espaces, CIELUV et CIELAB, dont les propriétés sont d'être perceptuellement uniformes : la distance euclidienne entre deux couleurs est corrélée à la vision humaine, et les ellipses doivent devenir circulaires dans ces espaces.

Le modèle CIELUV est dérivé des systèmes CIE $U^*V^*W^*$ et CIE UVW développés à la suite des

travaux de MacAdam et de Wyszecki, et le modèle CIELAB correspond à une version corrigée du modèle Hunter Lab créé en 1948, et fut développé pour la spécification des différences de couleur. Ils sont tous les deux composés d'une composante achromatique L^* , caractérisant la luminance, et correspondant à la notion de clarté, et de deux composantes chromatiques caractérisant la chrominance, u^*, v^* pour le modèle CIELUV, et a^*, b^* pour CIELAB, correspondant à des oppositions de couleurs (vert-rouge et jaune-bleu).

Les transformations incluent une normalisation à l'aide du tristimulus du blanc, en guise d'adaptation chromatique. Le blanc de référence utilisé est caractérisé par ses composantes trichromatiques dans le système XYZ qui sont notées X_W, Y_W et Z_W , respectivement, pour les primaires X, Y , et Z .

La clarté se calcule grâce à la relation suivante :

$$L^* = 116f\left(\frac{Y}{Y_W}\right) - 16 \quad (2.12)$$

f étant la relation non linéaire qui caractérise la réponse logarithmique de l'œil :

$$f(x) = \begin{cases} \sqrt[3]{x} & \text{si } x > 0.008856 \\ 7.787x + \frac{16}{116} & \text{si } x \leq 0.008856 \end{cases} \quad (2.13)$$

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

$$\begin{aligned} u^* &= 13L^*(u' - u'_W) \\ v^* &= 13L^*(v' - v'_W) \end{aligned} \quad (2.14)$$

avec :

$$\begin{aligned} u' &= \frac{4X}{X + 15Y + 3Z} \\ v' &= \frac{9Y}{X + 15Y + 3Z} \end{aligned} \quad (2.15)$$

Les composantes (a^*, b^*) pour le système $(L^*a^*b^*)$ sont définies de façon non linéaire comme ceci :

$$\begin{aligned} a^* &= 500 \left(f\left(\frac{X}{X_W}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_W}\right) \right) \\ b^* &= 200 \left(f\left(\frac{Y}{Y_W}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_W}\right) \right) \end{aligned} \quad (2.16)$$

Pour le modèle CIELAB, ces équations correspondent à une balance des blancs suivie d'une relation non linéaire f qui caractérise la réponse logarithmique de l'œil (équation 2.13) avant la séparation des informations de luminance et de chrominance (équations 2.12 et 2.16). Pour le modèle CIELUV, la définition de la clarté est la même (équation 2.12) mais les composantes chromatiques diffèrent puisqu'elles correspondent à une balance des blancs définie par une soustraction, suivie d'une combinaison linéaire des canaux X, Y et Z (équation 2.14). Les composantes de ces systèmes sont contruites pour être échelonnées de 0 (noir) à 100 (blanc) pour la clarté et de manière à prendre des valeurs positives et négatives pour les composantes chromatiques. Celles-ci sont nulles lorsque le stimulus est achromatique, et leurs valeurs maximum sont limitées par les propriétés physiques des matériaux plutôt que par les équations elles-mêmes.

Distance de couleur

Les différences colorimétriques (qui mesurent les distances entre les couleurs), notées respectivement ΔE_{uv}^* pour $(L^*u^*v^*)$, et ΔE_{ab}^* pour $(L^*a^*b^*)$, sont calculées à l'aide de la distance euclidienne :

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

$$\Delta E_{ab}^* = \sqrt{\Delta L^{*2} + \Delta a^{*2} + \Delta b^{*2}} \quad (2.18)$$

Les distances euclidiennes dans ces espaces permettent d'évaluer les différences de couleur de manière beaucoup plus juste que dans le diagramme de chromaticité.

Attributs de perception

Ces systèmes proposent également la définition de certains attributs de perception (voir paragraphe 1.3.1) : la clarté, le chroma, la teinte, et la saturation pour le modèle CIELUV.

La clarté correspond à la composante L^* .

Le chroma est défini de cette façon :

$$C_{uv}^* = \sqrt{(u^*)^2 + (v^*)^2} \quad (2.19)$$

$$C_{ab}^* = \sqrt{(a^*)^2 + (b^*)^2} \quad (2.20)$$

La teinte est définie ainsi :

$$h_{uv} = \tan^{-1} \left(\frac{v^*}{u^*} \right) \quad (2.21)$$

$$h_{ab} = \tan^{-1} \left(\frac{b^*}{a^*} \right) \quad (2.22)$$

En fait, le chroma et la teinte correspondent aux coordonnées polaires de la couleur dans les plans chromatiques (u^*, v^*) et (a^*, b^*) . Le chroma et la teinte correspondent alors au rayon et à l'angle de la couleur, respectivement.

La saturation, est définie ainsi dans le modèle CIELUV :

$$S_{uv} = \frac{C_{uv}^*}{L^*} \quad (2.23)$$

et il n'y a pas d'équivalent dans le modèle CIELAB.

Limites des modèles perceptuellement uniformes

Représentées dans ces espaces, les ellipses deviennent plus circulaires, et l'uniformité perceptuelle du diagramme permet la définition d'une distance euclidienne pour caractériser les différences de couleur. Ces systèmes sont donc très utilisés en colorimétrie. L'espace CIELUV est meilleur en terme d'uniformité (circularité des ellipses de MacAdam, voir comparaison des ellipses dans les diagrammes chromatiques à la section 6.5.1 sur la figure 6.12 [75]), mais en terme de prédiction des différences de couleur, c'est le modèle CIELAB qui est le meilleur [23, 75]. Les premières définitions des différences de couleur dans ces deux espaces normalisées en 1976 par la CIE, ΔE_{uv}^*

et ΔE_{ab}^* , sont données paragraphe 2.2.2. Ces définitions ont été améliorées par la CIE depuis, pour les applications industrielles, et les dernières définitions (CIE 2001) sont toutes basées sur le modèle CIELAB [23]. Cependant la distance ΔE_{ab}^* est toujours la plus connue et la plus utilisée à l'heure actuelle.

Les espaces CIELAB et CIELUV peuvent également être considérés comme les premiers modèles d'apparence couleur (voir paragraphe 2.3.3), puisqu'ils permettent de définir certains attributs de perception. Dans ce cadre, ils ont montré leurs limites. L'adaptation chromatique (ou balance des blancs) du modèle CIELAB est basée sur les coordonnées X , Y et Z et non sur les réponses des cônes, ce qui a été qualifié de fausse adaptation de Von Kries (voir paragraphe 2.3.2), ce qui induit des erreurs dans la caractérisation des couleurs, en particulier dans les bleus [23]. Dans le modèle CIELUV, la balance des blancs est non seulement définie sur les coordonnées X , Y et Z mais aussi par une soustraction (voir équation equation 2.14) au lieu d'une normalisation, ce qui éloigne encore plus ce modèle de la réalité physique et qui suffit à l'écarter de la catégorie des modèles d'apparence couleur viables [23]. D'autre part, le modèle CIELAB ne permet pas de décrire certains phénomènes visuels, notamment ceux liés au niveau de luminance (voir description des effets visuels paragraphe 1.3.2) [23]. Enfin, ces modèles ne fournissent pas de définition des attributs de perception absolus : coloration et luminosité (voir paragraphe 1.3.1). C'est pourquoi, à la suite de ces deux modèles, la CIE a défini d'autres modèles dits *modèles d'apparence couleur*, plus précis, et dont le dernier, le modèle CIECAM02, est décrit dans la dernière section (section 2.3.3) de ce chapitre.

2.3 Évolution des standards colorimétriques de la CIE

Les modèles uniformes de la CIE ont également des limites dans la description des phénomènes visuels décrits section 1.3.2. En outre, au fil du temps les connaissances sur le système visuel humain se sont complétées jusqu'à devenir telles que décrites dans la section 1.2, et les chercheurs ont essayé de modéliser étape par étape la vision humaine, en suivant le chemin visuel. Il a donc fallu dans un premier temps trouver un système de primaires dérivé du système XYZ qui corresponde parfaitement aux réponses des photorécepteurs de la rétine, sur lequel l'adaptation chromatique donnerait de meilleurs résultats. Ensuite, différents modèles d'adaptation chromatique de plus en plus perfectionnés ont commencé à voir le jour. Enfin, la CIE a développé des modèles d'apparence couleur, qui permettent en suivant scrupuleusement les résultats physiologiques de la vision en couleur humaine, de qualifier totalement un stimulus couleur, physiquement, et perceptuellement.

2.3.1 Espace de réponse des cônes

L'espace de réponse des cônes est l'espace LMS qui représente la sensibilité selon la longueur d'onde des trois types de photorécepteurs : ceux sensibles aux longueurs d'onde courtes (S pour *Short*), aux longueurs d'onde moyennes (M pour *Medium*), et aux grandes longueurs d'onde (L pour *Long*). Cet espace est utilisé pour modéliser la photoréception qui se fait dans la rétine et est la première étape de la vision en couleur. Des fonctions colorimétriques $l(\lambda)$, $m(\lambda)$ et $s(\lambda)$

sont définies comme les fonctions colorimétriques de la CIE et appelées *fondamentales des cônes* (traduction de *cone fundamentals* en anglais). Ces courbes ont été étudiées par de nombreux chercheurs avec de nombreuses méthodes. Les dernières mesures des réponses spectrales des cônes acceptées comme standard par la CIE ont été réalisées par Stockman et Sharpe [112, 113] et ont été dérivées à partir des CMFs à 10° de Stiles et Burch [108]. Elles sont représentées figure 1.6 au chapitre 1.

Comme pour les autres systèmes de primaires, les composantes trichromatiques (L, M, S) d'un stimulus de couleur C avec une distribution $C(\lambda)$ se calculent ainsi :

$$\begin{aligned} L &= \int_{380}^{780} C(\lambda)l(\lambda) d\lambda \\ M &= \int_{380}^{780} C(\lambda)m(\lambda) d\lambda \\ S &= \int_{380}^{780} C(\lambda)s(\lambda) d\lambda \end{aligned} \tag{2.24}$$

Il est courant de chercher à définir les composantes trichromatiques (L, M, S) par une transformation linéaire depuis les fonctions colorimétriques de la CIE. De nombreuses matrices de passage du système de primaire XYZ à LMS ont été définies dans la littérature. La matrice normalisée par la CIE et la plus usitée est la matrice de passage de Hunt-Pointer-Estevéz (HPE), définie ainsi pour l'illuminant E [23, 40] :

$$M_{HPE} = \begin{pmatrix} 0.38971 & 0.68898 & -0.07868 \\ -0.22981 & 1.18340 & 0.04641 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{2.25}$$

Normalisée à l'illuminant D_{65} , cette matrice devient :

$$M_{HPE} = \begin{pmatrix} 0.4002 & 0.7076 & -0.0808 \\ -0.2263 & 1.1653 & 0.0457 \\ 0 & 0 & 0.9182 \end{pmatrix} \tag{2.26}$$

2.3.2 Les modèles d'adaptation chromatique

L'*adaptation chromatique* (en anglais *Color Adaptation Transform* ou CAT) est le phénomène qui permet de réajuster la couleur de l'illumination globale, afin de garantir la constance des couleurs (voir paragraphe 1.3.3). L'adaptation chromatique est modélisée par un contrôle de gain, et est classée comme mécanisme *sensoriel* c'est-à-dire qu'il répond automatiquement au stimulus. C'est ce principe qui est utilisé dans les appareils photographiques numériques : la sensibilité des détecteurs est ajustée pour que l'objet le plus lumineux de la scène apparaisse blanc. En réalité l'adaptation chromatique est une combinaison de mécanismes sensoriels et *cognitifs*. Un mécanisme cognitif répond au stimulus en se basant sur les connaissances *a priori* de l'observateur (mémoire de la couleur). Il y a un grand nombre de modèles d'adaptation chromatique dans la littérature, la plupart basés sur le modèle de von Kries [23].

La transformation de Von Kries

Von Kries lui-même ne formula pas les équations pour l'adaptation chromatique, cependant elles sont basées sur son hypothèse selon laquelle les cônes s'adaptent indépendamment les uns des autres. Pour discriminer l'illuminant, les trois composantes chromatiques (X, Y, Z) sont transformées par une matrice 3×3 notée M_{CAT} , afin de les exprimer dans l'espace de réponse des cônes (L, M, S) . Ensuite les valeurs (L, M, S) sont échelonnées indépendamment les unes des autres pour obtenir les composantes chromatiques corrigées, (L_c, M_c, S_c) [101].

$$\begin{aligned} L_c &= \alpha_L L \\ M_c &= \alpha_M M \\ S_c &= \alpha_S S \end{aligned} \quad (2.27)$$

Les coefficients de contrôle de gain $\alpha_L, \alpha_M, \alpha_S$ permettent de discriminer l'illuminant. La façon dont ces coefficients sont calculés est l'enjeu principal des différentes adaptations chromatiques. Dans le modèle de Von Kries, ces coefficients représentent l'inverse des composantes chromatiques du blanc sous illuminant de la scène $(L_{blanc}, M_{blanc}, S_{blanc})$:

$$\begin{aligned} \alpha_L &= \frac{1}{L_{blanc}} \\ \alpha_M &= \frac{1}{M_{blanc}} \\ \alpha_S &= \frac{1}{S_{blanc}} \end{aligned} \quad (2.28)$$

Ainsi une adaptation de Von Kries est aussi appelée une normalisation au point blanc. Finalement, en appliquant la matrice M_{CAT}^{-1} on obtient les composantes chromatiques corrigées (X_c, Y_c, Z_c) . Avec ce modèle pour changer d'illuminant, il suffit d'échelonner à nouveau (L_c, M_c, S_c) , mais cette fois en ajoutant le nouvel illuminant. Les coefficients sont les composantes chromatiques du blanc sous illuminant souhaité. La transformation de Von Kries s'exprime ainsi :

$$\begin{pmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{pmatrix} = M_{CAT}^{-1} \begin{pmatrix} L_{blanc2} & 0 & 0 \\ 0 & M_{blanc2} & 0 \\ 0 & 0 & S_{blanc2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{L_{blanc1}} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{M_{blanc1}} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{S_{blanc1}} \end{pmatrix} M_{CAT} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} \quad (2.29)$$

L'adaptation utilisée dans le modèle CIELAB est une adaptation de Von Kries mais utilisée dans le système XYZ. Ce type d'adaptation, utilisé dans les systèmes de primaires RGB ou XYZ, a été qualifié depuis de fausse adaptation de Von Kries [23].

Le modèle de Nayatani

Le modèle introduit par Nayatani et al. est une amélioration du modèle Von Kries qui permet d'inclure un terme non linéaire en plus du contrôle de gain linéaire [73, 74]. Ce modèle non linéaire est une extension d'un modèle proposé par MacAdam [66]. Il est suivi, après l'ajustement du gain, d'une fonction puissance à exposant variable basé sur le niveau de luminance. Dans ce modèle, sont également pris en compte un terme dû au bruit et un coefficient qui permet de forcer une constance des couleurs complète lorsque la luminance est la même que celle de la scène. La fonction

puissance permet de prévoir des phénomènes d'apparence couleur comme les effets de Hunt et de Stevens (voir section 1.3.2) :

$$\begin{aligned}
 L_c &= \alpha_L \left(\frac{L + L_n}{L_{blanc} + L_n} \right)^{\beta_L} \\
 M_c &= \alpha_M \left(\frac{M + M_n}{M_{blanc} + M_n} \right)^{\beta_M} \\
 S_c &= \alpha_S \left(\frac{S + S_n}{S_{blanc} + S_n} \right)^{\beta_S}
 \end{aligned} \tag{2.30}$$

où $\alpha_L, \alpha_M, \alpha_S$ sont des coefficients déterminés pour qu'il y ait la constance des couleurs pour un stimulus gris, L_n, M_n, S_n sont les termes additifs dus au bruit, et $\beta_L, \beta_M, \beta_S$ les exposants basés sur le niveau de luminance.

Le modèle de Nayatani prédit une adaptation complète, alors que ce n'est pas toujours le cas. Des expériences pour mesurer le degré d'adaptation ont permis de définir un modèle linéaire d'adaptation chromatique qui tient compte des effets de luminance, en éliminant l'illuminant et l'adaptation incomplète [22]. La forme générale du modèle est similaire à celle du modèle de Von Kries en redéfinissant les coefficients de contrôle de gain.

Le modèle de Bradford

Dernièrement les recherches sur l'adaptation chromatique se sont focalisées sur les courbes de réponses des cônes affûtées spectralement (*spectrally sharpened cone fundamentals*) [28]. Le premier modèle d'adaptation à utiliser les courbes de réponses des cônes affûtées spectralement est la transformation de Bradford [56],

$$M_{BFD} = \begin{pmatrix} 0.8951 & 0.2664 & -0.16614 \\ -0.7502 & 1.7135 & 0.0367 \\ 0.0389 & -0.0685 & 1.0296 \end{pmatrix} \tag{2.31}$$

qui est aussi une version modifiée de la transformation à contrôle de gain de Von Kries, avec un terme non linéaire comme le modèle de Nayatani sur le cône représentant les longueurs d'ondes courtes, et en plus une normalisation des composantes chromatiques par la luminance.

$$\begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} = M_{BFD} \begin{pmatrix} X \setminus Y \\ 1 \\ Z \setminus Y \end{pmatrix} \tag{2.32}$$

$$\begin{aligned}
 R' &= R_{blanc2} (R \setminus R_{blanc1}) \\
 G' &= G_{blanc2} (G \setminus G_{blanc1}) \\
 B' &= B_{blanc2} (B \setminus B_{blanc1})^p \text{ avec } p = (B_{blanc1} \setminus B_{blanc2})^{0.0834}
 \end{aligned} \tag{2.33}$$

Ces réponses ne modélisent plus les réponses physiologiques des cônes, ce sont des courbes de réponses affûtées spectralement. Ces réponses affûtées tendent à préserver la saturation et la constance des couleurs.

Adaptation chromatique du modèle CIECAM02

Cette adaptation, ainsi que la matrice de passage utilisée, sont décrites au paragraphe 2.3.3, équations 2.34, 2.35, et 2.36.

Limites de l'adaptation chromatique

Des comparaisons entre les différentes méthodes d'adaptation chromatique peuvent être trouvées dans ces articles [28, 29, 106]. L'adaptation chromatique permet d'améliorer les fonctions de la colorimétrie basique, en expliquant pourquoi, sous des illuminants différents, deux couleurs métamères ne correspondent pas. Mais l'adaptation chromatique est également limitée puisqu'elle n'explique pas non plus les différents phénomènes d'apparence couleur décrits dans la section 1.3.2.

2.3.3 Les modèles d'apparence couleur

Description générale

La définition exacte d'un modèle d'apparence couleur ou CAM (*color appearance model* en anglais) par la CIE est la suivante : *un modèle d'apparence couleur est un modèle qui inclut au moins la quantification des attributs relatifs d'apparence couleur : clarté, chroma et teinte*. En fait, un modèle d'apparence couleur modélise la façon dont le système visuel humain perçoit la couleur d'un objet en tenant compte de l'éclairage et de l'environnement. Quantifier la couleur d'un objet amène à définir les attributs de perception relatifs (chroma, clarté) et absolus (teinte, coloration, luminosité, saturation, voir paragraphe 1.3.1 pour les définitions). De nombreux modèles d'apparence couleur ont été définis. Les modèles perceptuels (HSL, HSV) peuvent être considérés comme les premières tentatives de quantifier la perception des couleurs. Mais ces modèles sont basés sur le système de primaires RGB qui n'est pas perceptuellement uniforme. Plus tard, les modèles CIELAB et CIELUV normalisés par la CIE, proposent la définition de certains attributs de couleur sur un espace perceptuellement uniforme respectant les lois de la vision humaine : les modèles d'apparence couleur sont nés. A la suite de CIELAB et CIELUV, beaucoup de modèles d'apparence couleur ont été définis. Les plus connus sont ceux de Hunt, Nayatani, le RLAB, le CIECAM97s et le CIECAM02. Ils sont tous référencés et décrits dans le livre de Mark D. Fairchild *color appearance models* [23]. Les modèles CIECAM97s et CIECAM02, les derniers en date, ont été normalisés par la CIE.

Les CAMs permettent d'étendre la colorimétrie traditionnelle à la prédiction de l'apparence d'un stimulus couleur quelles que soient les conditions d'observation. Ils permettent également de stocker des images de manière optimale puisque leur couleur pourra être quantifiée indépendamment des conditions d'observation et du matériel utilisé. Ces modèles prennent en compte les conditions de vue en utilisant quatre champs d'adaptation : le *champ central* (*stimulus* en anglais) qui doit être uniforme et vu sous un angle visuel de 2°, le *champ proche* (*proximal field* en anglais) qui correspond à un angle visuel de 2° autour de l'élément coloré considéré, l'*arrière-plan* (*background* en anglais) qui correspond à un angle visuel de 10° autour du champ proche, et la *périphérie* (*surround* en anglais) qui représente le reste de la scène, voir figure 2.7. Ces modèles prennent également en compte l'environnement (*viewing condition* en anglais) défini comme *average, dark*

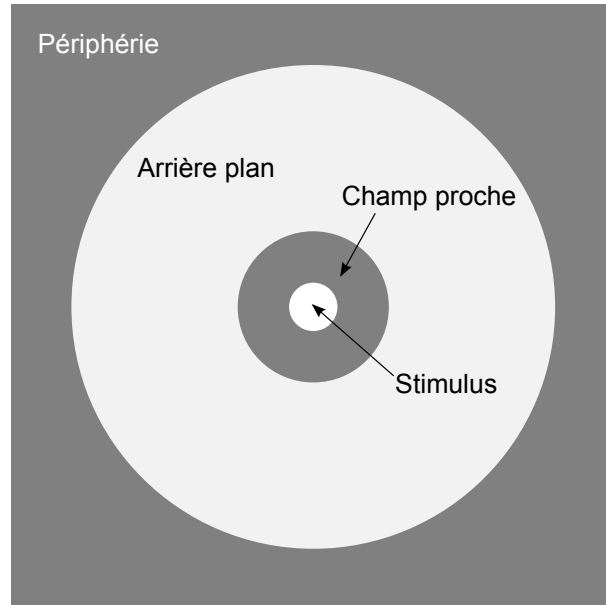


FIGURE 2.7 – Les quatre éléments du champ de visualisation (viewing field).

ou *dim* (voir table 2.1), ce qui correspond respectivement à la vision de jour (photopique), de nuit (scotopique) et intermédiaire (mésopique).

Ces modèles fonctionnent tous de la même façon, en suivant les étapes de la perception humaine des couleurs. La première étape est une adaptation chromatique, qui peut être linéaire ou non linéaire (voir section 2.3.2), afin de modéliser le phénomène de constance des couleurs. La deuxième étape modélise la photoréception : le stimulus de couleur est exprimé dans l'espace de réponse des cônes et une fonction non linéaire modélisant la compression post-réceptoriale lui est appliquée. La troisième étape modélise les étapes des couches supérieures de la rétine où les trois types de signaux fournis par les cônes subissent une transformation linéaire afin d'obtenir un signal achromatique, formant une opposition blanc-noir et deux signaux chromatiques formant des oppositions de couleur rouge-vert et jaune-bleu. Finalement, à partir de ces trois signaux antagonistes, chaque attribut de perception peut être défini afin de caractériser la couleur. Ci-dessous, une description complète du dernier CAM, le modèle CIECAM02.

Description du modèle CIECAM02 :

Les données d'entrée du modèle sont les suivantes :

- La définition des conditions de vue de la périphérie (*surround*) : *average*, *dark* ou *dim*. (voir table 2.1).
- La luminance du champ de visualisation (*viewing field*), L_A en cd/m^2 (en général 20% de la luminance du blanc dans le champ d'adaptation).
- Les composantes trichromatiques X , Y et Z du stimulus couleur.
- Les composantes trichromatiques X_w , Y_w et Z_w du point blanc de référence utilisé.

- La luminance relative de l'arrière-plan (*background*) Y_b .

Une fois que les conditions de vues sont définies, les paramètres liés à l'environnement (c pour l'impact de l'environnement, N_c le facteur d'induction chromatique, et F le degré maximal d'adaptation) sont donnés par la table suivante :

Environnement	F	c	N_c	utilisation
Average	1.0	0.69	1.0	photopique (observation de la couleur d'une surface)
Dim	0.9	0.55	0.95	mésopique (télévision)
Dark	0.8	0.525	0.8	scotopique (projecteur dans une pièce sombre)

TABLE 2.1 – Modèle CIECAM02, paramétrage des conditions de vue

La première étape du modèle est l'adaptation chromatique (ou CAT). La matrice de passage utilisée pour cette adaptation est la matrice M_{CAT02} :

$$M_{CAT02} = \begin{pmatrix} 0.7328 & 0.4296 & -0.1624 \\ -0.7036 & 1.6975 & 0.0061 \\ 0.0030 & 0.0136 & 0.9834 \end{pmatrix} \quad (2.34)$$

L'adaptation chromatique CIECAT02 du modèle CIECAM02 est ensuite définie ainsi :

$$\begin{pmatrix} X' \\ Y' \\ Z' \end{pmatrix} = M_{CAT02}^{-1} * \begin{pmatrix} CAT(R) & 0 & 0 \\ 0 & CAT(G) & 0 \\ 0 & 0 & CAT(B) \end{pmatrix} * M_{CAT02} * \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} \quad (2.35)$$

où CAT est la fonction d'adaptation chromatique définie par :

$$CAT(x) = \left[\left(\frac{Y_w D}{x_w} \right) + (1 - D) \right] x \quad (2.36)$$

et $x \in \{R, G, B\}$.

D correspond au degré d'adaptation :

$$D = F \left[1 - \left(\frac{1}{3.6} \right) e^{-\frac{L_A - 42}{92}} \right] \quad (2.37)$$

Cette adaptation est exponentielle et croît avec l'augmentation de la luminance, voir figure 2.8. Le degré d'adaptation est compris entre 0.65 et 1. Une adaptation complète correspond à $D = 1$.

La deuxième étape du modèle est la représentation uniforme. La matrice de passage dans l'espace de réponse des cônes est M_{HPE} (pour la définition voir au paragraphe 2.3.1 l'équation 2.25) :

$$\begin{pmatrix} L \\ M \\ S \end{pmatrix} = M_{HPE} * \begin{pmatrix} X' \\ Y' \\ Z' \end{pmatrix} \quad (2.38)$$

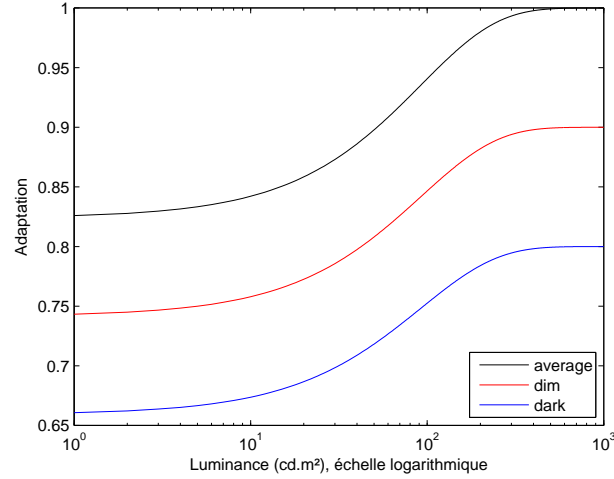


FIGURE 2.8 – Croissance exponentielle du degré d'adaptation du modèle CIECAM02 en fonction de la luminance (en échelle logarithmique).

Ensuite, vient la compression non linéaire post-adaptation :

$$\begin{pmatrix} L' \\ M' \\ S' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} CL(L) & 0 & 0 \\ 0 & CL(M) & 0 \\ 0 & 0 & CL(S) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L \\ M \\ S \end{pmatrix} \quad (2.39)$$

où CL est la fonction de compression lumineuse de Michaelis-Menten [23] (voir représentation figure 2.9). F_L est le facteur d'adaptation de la luminance :

$$k = \frac{1}{5L_A + 1} \quad (2.40)$$

$$F_L = 0.2k^4 5L_A + 0.1(1 - k^4)2(5L_A)^{1/3} \quad (2.41)$$

Puis CL se calcule ainsi :

$$CL(x) = \frac{400(F_L x / 100)^{0.42}}{27.13 + (F_L x / 100)^{0.42}} + 0.1 \quad (2.42)$$

et $x \in \{L, M, S\}$.

Finalement, la définition des canaux chromatiques correspondant aux oppositions de couleurs peut être obtenue. Le canal d'opposition rouge-vert est :

$$a = \frac{1}{11} (11L' - 12M' + S') \quad (2.43)$$

Le canal d'opposition jaune-bleu est :

$$b = \frac{1}{9} (L' - M' - 2S') \quad (2.44)$$

La dernière étape du modèle consiste à définir les attributs de perception de la couleur. L'angle de teinte h formé par les coordonnées (a, b) est défini de cette façon :

$$h = \tan^{-1} \left(\frac{b}{a} \right) \quad (2.45)$$

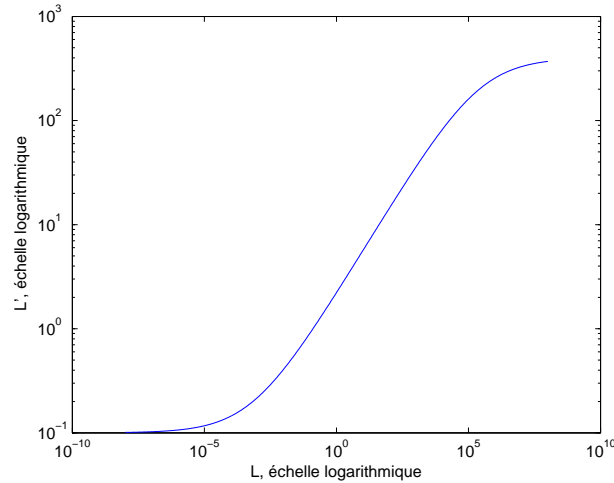


FIGURE 2.9 – Réponse après la compression lumineuse (en échelle logarithmique) en fonction de la réponse post-adaptation (en échelle logarithmique).

Ici la teinte est exprimée en radians, elle doit être transformée en degrés échelonnés entre 0° et 360° . Ensuite un facteur d'excentricité e est défini :

$$e = \frac{1}{4} \left[\cos \left(h \frac{\pi}{180} + 2 \right) + 0.38 \right] \quad (2.46)$$

L'excentricité et la teinte permettent de calculer les teintes uniques définies par une interpolation linéaire des données de la table 2.2 par l'équation suivante :

$$H = H_i + \frac{100(h - h_i)/e_i}{(h - h_i)/e_i + (h_{i+1} - h)/e_{i+1}} \quad (2.47)$$

Les teintes uniques, leurs valeurs en degré et leurs excentricités sont données dans la table 2.2.

La réponse achromatique est :

	rouge	jaune	vert	bleu
i	1	2	3	4
h_i	20.14	90	164.25	237.53
e_i	0.8	0.7	1.0	1.2
H_i	0 ou 400	100	200	300

TABLE 2.2 – Les teintes uniques, leurs valeurs en degrés et leurs excentricités pour le modèle CIECAM02

$$A = \frac{1}{N_{bb}} \left(2L' + M' - \frac{1}{20}S' - 0.305 \right) \quad (2.48)$$

où les paramètres n et N_{bb} sont :

$$n = \frac{Y_b}{Y_w} \quad (2.49)$$

$$N_{bb} = N_{cb} = 0.725n^{-0.2} \quad (2.50)$$

La définition de la clarté est :

$$J = 100 \left(\frac{A}{A_w} \right)^{cz} \quad (2.51)$$

où z est l'impact de l'environnement :

$$z = 1.48 + \sqrt{n} \quad (2.52)$$

La définition de la luminosité est :

$$Q = \frac{4}{c} \sqrt{\frac{J}{100}} (A_w + 4) F_L^{0.25} \quad (2.53)$$

Le chroma est une fonction de la clarté J et de la magnitude temporaire t définie par :

$$t = \frac{\frac{5000}{13} N_c N_{cb} e \sqrt{a^2 + b^2}}{L'_a + M'_a + \left(\frac{21}{20}\right) S'_a} \quad (2.54)$$

$$C = t^{0.9} \sqrt{\frac{J}{100}} (1.64 - 0.29^n)^{0.73} \quad (2.55)$$

La définition du niveau de coloration est :

$$M = C \cdot F_L^{0.25} \quad (2.56)$$

La définition de la saturation est :

$$s = 10 \sqrt{\frac{M}{Q}} \quad (2.57)$$

Ces modèles restent très compliqués à mettre en place et sont très peu utilisés pour l'instant.

2.4 Conclusion

La colorimétrie est une science qui a avancé parallèlement aux connaissances sur le système visuel et à l'amélioration des méthodes de mesures. La CIE a tout d'abord proposé une représentation trichromatique basée sur des systèmes de primaires qui se sont avérés non perceptuellement uniformes, et donc non performants dans le domaine de la mesure des différences de couleur et de la prédiction couleur (changement d'illumination). Ensuite des modèles non linéaires perceptuellement uniformes ont été proposés, qui permettaient de gérer les changements d'illumination en intégrant une adaptation chromatique, et permettaient de définir les distances entre les couleurs. Dernièrement, la CIE a mis en place la définition d'un système de primaires directement lié à la photoréception, et développé des techniques d'adaptation chromatique plus poussées, puis des modèles hybrides dits d'apparence couleur qui suivent scrupuleusement toutes les étapes de la vision humaine.

L'intérêt de cette étude était de bien comprendre tout les éléments contribuant à la perception humaine des couleurs, ainsi que les différents espaces permettant sa représentation. Il est clair que le modèle CoLIP devra suivre les étapes de la vision humaine : photoréception, adaptation chromatique, compression non linéaire, et codage antagoniste, afin de proposer un modèle perceptuellement uniforme qui permette de définir les attributs de la perception des couleurs (teinte, coloration, luminosité, etc). Les modèles retenus pour être comparés au modèle CoLIP sont les modèles CIELAB et CIECAM02 car ils sont respectivement le modèle le plus utilisé et le modèle le plus récent.

Dans la partie suivante, une étude complète des modèles non linéaires pour le traitement d'image à niveau de gris, en particulier le modèle LIP, ainsi que leurs applications à la couleur, est réalisée. Cette étude permettra de bien comprendre le cadre mathématique relatif à ces modèles non linéaires pour le traitement d'image, avant de développer le modèle CoLIP.

Deuxième partie

**TRAITEMENT D'IMAGE NON
LINEAIRE**

CHAPITRE 3

Le Modèle LIP

Les images obtenues par lumière transmise sont de nature physique non linéaire. En effet, l'intensité de l'image résultant de la superposition de deux images obtenues en lumière transmise n'est pas égale à la somme des intensités respectives. Le LIP, pour *Logarithmic Image Processing*, est un cadre mathématique original introduit au milieu des années 1980 par Jourlin et Pinoli [45, 94] permettant de manipuler directement les intensités d'images obtenues en lumière transmise. Un ensemble complet d'opérations algébriques et fonctionnelles a été proposé, pour le traitement d'image et de signaux non linéaires de type logarithmique, à valeurs dans un intervalle d'intensités borné. Le modèle LIP est non seulement rigoureusement établi mathématiquement, mais il est aussi compatible avec les lois physiques de formation d'image [95, 68, 96, 47], et Pinoli a montré qu'il est mieux adapté que l'approche classique pour modéliser la perception visuelle humaine de l'intensité de la lumière [95, 96, 97]. Enfin, ses avantages théoriques ont été confirmés par de nombreuses applications dans différents domaines du traitement d'image. Ce chapitre est consacré à la description complète du modèle, section 3.1, et de ses applications dans le cadre du traitement d'image à niveaux de gris, section 3.2.

3.1 Le modèle LIP à tons de gris

3.1.1 Description du modèle

L'idée initiale lors du développement du modèle LIP, était de redéfinir l'addition des intensités de deux images, que ce soit en lumière transmise ou dans le cadre de la perception visuelle humaine. En effet, l'opération usuelle n'est satisfaisante ni d'un point de vue mathématique (la somme de deux intensités peut être en dehors de l'intervalle borné dans lequel elle devrait se situer), ni d'un point de vue physique (non compatible avec la nature non linéaire de ces images). L'objectif initial du modèle LIP était donc de définir une opération additive, close dans l'intervalle réel borné $(0, M_0)$ (où M_0 représente le maximum d'intensité), rigoureuse d'un point de vue mathématique et compatible avec les lois de formation des images d'un point de vue physique.

Fonction en tons de gris

Dans le modèle LIP, l'intensité d'une image est représentée par sa *fonction en tons de gris* associée. Cette fonction est définie sur un domaine spatial D , appelé le *support spatial*, et prend ses valeurs dans un intervalle borné $[0, M_0[$ où M_0 est un facteur d'échelle arbitraire (dans le cas digital M_0 est égal à 256 pour une image codée sur 8 bits). L'intensité d'une image est notée $F(x, y)$ et sa fonction en tons de gris associée $f(x, y)$. La valeur de la fonction en tons de gris en un point (x, y) est un *ton de gris* et l'intervalle $[0, M_0[$ est l'intervalle des tons de gris. Dans le cadre de l'imagerie à lumière transmise, une fonction en tons de gris est considérée comme un filtre de l'intensité lumineuse, et est définie par la relation suivante :

$$f(x, y) = M_0 \left(1 - \frac{F(x, y)}{F_i(x, y)} \right) \quad (3.1)$$

où $F_i(x, y)$ et $F(x, y)$ désignent l'intensité incidente et l'intensité transmise au point (x, y) . Le rapport $\frac{F(x, y)}{F_i(x, y)}$ est la transmittance du milieu donc d'après l'équation 3.1, la fonction en tons de gris représente l'opacité du milieu absorbant. Les bornes de l'intervalle en tons de gris ont la signification suivante : la valeur 0 correspond à un point totalement transparent et la valeur M_0 à un point totalement opaque [68].

Dans le cadre de la vision humaine, une fonction en tons de gris est définie par la relation suivante :

$$f(x, y) = M_0 \left(1 - \frac{F(x, y)}{F_{max}(x, y)} \right) \quad (3.2)$$

où F est à valeur dans $(0, F_{max}]$ et F_{max} correspond au niveau de saturation de l'œil. Le ton de gris dans le cadre de l'imagerie à lumière réfléchie n'est rien d'autre qu'une fonction d'intensité normalisée dans une échelle inversée [97]. Cette inversion d'échelle entre l'intensité et le ton a été justifiée par Pinoli dans le cadre de la vision humaine (voir section 3.1.3). Dans le cadre de l'imagerie à lumière réfléchie, la valeur 0 représente un point au maximum de luminosité (saturation de la vision) et la valeur M_0 correspond à un point au minimum de luminosité (noir absolu), qui ne peut pas être atteint.

La structure vectorielle

L'ensemble des fonctions en tons de gris définies sur le support D et à valeurs dans $[0, M_0[$ est noté I^+ .

L'addition de deux fonctions en tons de gris f et g est notée $f \triangle g$, et est définie par :

$$f \triangle g = f + g - \frac{fg}{M_0} \quad (3.3)$$

La valeur 0 correspond à une réflectance ou transmittance totale et est l'élément neutre pour l'addition.

La multiplication scalaire d'une fonction en ton de gris f par un nombre réel positif μ est notée $\mu \triangle f$.

$$\mu \triangle f = M_0 - M_0 \left(1 - \frac{f}{M_0} \right)^\mu \quad (3.4)$$

L'ensemble I^+ est un cône positif pour les opérations \triangleleft et \triangle [45, 47, 94]. Pour étendre le cône positif à un espace vectoriel réel, il est nécessaire d'étendre l'espace de définition des fonctions en tons de gris, afin de prendre en compte les valeurs négatives, et de pouvoir définir un ton opposé. Mais la structure non symétrique de l'isomorphisme du modèle LIP (voir la figure 6.6 au chapitre 6) ne permet pas de borner le modèle dans les négatifs. L'intervalle est donc étendu à $(-\infty, M_0)$, et la multiplication par un scalaire est étendue à tout nombre réel. En utilisant la définition de l'addition équation 3.3, l'expression de la fonction en ton de gris opposé, notée $\triangleleft f$, est facilement déduite :

$$\triangleleft f = \frac{-M_0 f}{M_0 - f} \quad (3.5)$$

La soustraction de deux fonctions en tons de gris, $f \triangle g$, est définie par :

$$f \triangle g = M_0 \frac{f - g}{M_0 - g} \quad (3.6)$$

Le problème d'asymétrie du modèle LIP a été étudié par Navarro [72], et réglé en proposant un nouvel isomorphisme, calqué sur l'isomorphisme du modèle LIP, parfaitement symétrique. Cette problématique est également abordée dans la construction du modèle CoLIP (dans le chapitre 6 au paragraphe 6.4) qui nécessite de travailler sur des tons chromatiques qui peuvent avoir des valeurs négatives.

L'ensemble des fonctions en tons de gris définies sur D et à valeurs dans l'intervalle réel $]-\infty, M_0[$, noté I , est un espace vectoriel réel ordonné pour les opérations algébriques \triangleleft et \triangle et pour la relation d'ordre usuelle notée \geq [47, 45, 94].

Module

Le module LIP d'un ton de gris est défini de la façon suivante [47, 95, 97] :

$$|f|_{\Delta} = \begin{cases} f & \text{si } f \geq 0 \\ \triangleleft f & \text{si } f < 0 \end{cases} \quad (3.7)$$

Le module est une notion importante puisque le module de n'importe quel ton de gris f est positif. Cette notion sera de grande importance dans le développement du modèle CoLIP. Les propriétés du module classique sont conservées [47, 95, 97] :

$$|f \triangle g|_{\Delta} \leq |f|_{\Delta} \triangle |g|_{\Delta} \quad (3.8)$$

$$|\mu \triangle f|_{\Delta} = |\mu| |f|_{\Delta} \quad (3.9)$$

L'isomorphisme fondamental

L'espace vectoriel des fonctions en tons de gris est isomorphe à l'espace vectoriel classique des fonctions définies sur D et à valeurs dans \mathbf{R} par la relation notée φ et définie par :

$$\tilde{f} = \varphi(f) = -M_0 \ln\left(1 - \frac{f}{M_0}\right) = M_0 \ln\left(\frac{F_{max}}{F}\right) \quad (3.10)$$

φ est appelé *isomorphisme fondamental* et la transformation d'un ton de gris par φ est notée $\tilde{f} = \varphi(f)$. Grâce à l'isomorphisme φ , n'importe quelle opération LIP \triangle peut être exprimée à l'aide de l'opération usuelle \star associée :

$$\varphi(f \triangle g) = \varphi(f) \star \varphi(g) \quad (3.11)$$

La transformation isomorphique inverse est :

$$\varphi^{-1}(f) = M_0(1 - e^{-\frac{f}{M_0}}) \quad (3.12)$$

En utilisant l'isomorphisme fondamental, d'autres notions sur les fonctions en tons de gris ont été définies : dérivation, intégration [20, 47, 97] ou encore convolution, transformation de Fourier et en ondelettes [9, 81, 95].

3.1.2 Justifications physiques du modèle LIP

Compatibilité du modèle avec les lois d'absorption de type exponentiel

L'atténuation d'une onde monochromatique à travers un milieu absorbant suit une loi exponentielle, qui exprime également l'atténuation de l'intensité d'une onde monochromatique lumineuse transmise à travers un milieu absorbant solide, liquide ou gazeux, appelée loi de Beer-Lambert. Le modèle LIP permet de manipuler directement les fonctions représentant une absorption de type exponentiel. En effet, les fonctions réelles représentant une absorption de type exponentiel et vérifiant l'opération addition du modèle LIP \triangle (voir equation 3.3) vérifient également la loi de Beer-Lambert [47, 68].

Interprétation physique des opérations de base

Il a été prouvé [47, 68] que l'addition LIP \triangle de deux fonctions en tons de gris associées à deux milieux absorbants correspond à la superposition de ces deux milieux, la soustraction LIP \triangle de deux fonctions en tons de gris associées à deux milieux absorbants correspond à la dissociation de ces deux milieux, et la multiplication par un scalaire LIP \triangle d'une fonction en tons de gris associée à un milieu absorbant par un nombre réel strictement positif μ revient à considérer ce même milieu avec une épaisseur multipliée par μ .

3.1.3 Connexions du modèle avec la perception visuelle humaine

Dans les années 90, Pinoli a montré que le modèle LIP est également cohérent avec plusieurs propriétés du système visuel humain [47, 48, 97] : il est en accord avec la caractéristique de saturation des cônes, les lois de Weber et Fechner, et la notion psychophysique de contraste.

L'inversion d'échelle

Une fonction en tons de gris est liée à l'intensité lumineuse par la relation 3.1, qui correspond à une fonction intensité normalisée dans une échelle inversée. Contrairement aux conventions classiques, le ton de gris est à valeurs dans $[0, M_0)$ où 0 représente la plus haute intensité lumineuse (blancheur

totale, niveau de saturation de l'œil), et M_0 le noir absolu. Cette inversion d'échelle est cohérente dans le cadre de la perception visuelle, puisque la perception de la lumière correspond à une hyperpolarisation du photorécepteur, et donc une décroissance de son intensité électrique (voir paragraphe 1.2.1).

La saturation

Les opérations LIP sont bornées dans l'intervalle des tons de gris $[0, M_0)$ (voir paragraphe 3.1.1) qui correspond à l'intervalle d'intensité $[0, F_{max})$. Cette propriété est cohérente avec la caractéristique de saturation du système visuel humain [1] : au delà d'une certaine limite, le système visuel humain ne peut plus détecter une augmentation de l'intensité lumineuse.

La loi de Weber

Depuis le milieu du 19^e siècle et la loi de Weber [119, 118], il est établi que la réponse du système visuel humain est non linéaire : la détection visuelle dépend du ratio entre l'intensité de la lumière F et $F + \Delta F$ ou ΔF est la *différence juste perceptible* (en anglais *just noticeable difference* ou JND), c'est-à-dire la quantité de lumière qu'il faut ajouter à l'intensité test F pour que la nouvelle intensité soit perçue comme différente de F . La loi de Weber s'exprime ainsi :

$$\frac{\Delta F}{F} = W \quad (3.13)$$

où W est une constante appelée constante de Weber. La soustraction LIP est cohérente avec la loi de Weber [97]. En effet soit deux intensités différentes F et G et leurs tons de gris correspondants f et g , en utilisant l'équation 3.6 la loi de Weber s'écrit également :

$$g \triangle f = M_0 \frac{g - f}{M_0 - f} = M_0 \frac{F - G}{F} \quad (3.14)$$

Si leur différence est juste perceptible alors $G = F + \Delta F$ et leur différence en ton de gris Δf est :

$$\Delta f = g \triangle f = -M_0 \frac{\Delta F}{F} = -M_0 W \quad (3.15)$$

Ainsi, la constance est établie. Le signe moins vient de l'inversion d'échelle entre les tons de gris et les niveaux de gris. Le modèle est également consistant avec une loi visuelle plus générale que celle de Weber : la loi de Fechner.

La loi de Fechner

Quelques années après Weber, Fechner expliqua la non-linéarité du système visuel humain ainsi [26, 27] : pour produire un incrément de sensation, l'intensité de la lumière croît de façon géométrique. Il propose la relation suivante entre l'intensité lumineuse F (le stimulus) et la luminosité perçue B (sensation) :

$$\Delta B = k \frac{\Delta F}{F} \quad (3.16)$$

où ΔF est l'incrément de lumière qui produit l'incrément de sensation ΔB et k une constante. La loi de Fechner s'exprime ainsi de façon discrète :

$$B = k' \ln \left(\frac{F}{F_{min}} \right) \quad (3.17)$$

où F_{min} est le seuil absolu de l'œil humain, qui est très près du noir absolu [55, 97], et k' une constante. Cette loi peut aussi s'exprimer de façon continue :

$$B = k' \ln \left(\frac{F}{F_{max}} \right) + \ln \left(\frac{F_{max}}{F_{min}} \right) \quad (3.18)$$

La soustraction LIP est cohérente avec la définition discrète de la loi de Fechner de la même façon que pour la loi de Weber [97], et ceci se démontre en utilisant les équations 3.15 et 3.16. Le modèle LIP est également cohérent avec l'expression continue de la loi de Fechner. En effet, en utilisant l'isomorphisme fondamental du modèle, l'expression de la loi devient :

$$B = -\frac{k'}{M_0} \varphi(f) + k' \ln \left(\frac{F_{max}}{F_{min}} \right) \quad (3.19)$$

Le modèle LIP définit des opérations spécifiques qui permettent de travailler directement sur l'intensité de la lumière, par l'intermédiaire des tons de gris, tout en tenant compte de la non-linéarité de la réponse du système visuel humain.

Le contraste psychophysique

En utilisant les opérations LIP et la notion de module du modèle LIP, Jourlin et al. [48] ont proposé une définition du contraste entre les tons de gris de deux points voisins dans le cas discret :

$$C_{(f,g)}^\Delta = \max(f, g) \Delta \min(f, g) \quad (3.20)$$

Une autre définition est donnée par :

$$C_{(f,g)}^\Delta = |f \Delta g|_\Delta \quad (3.21)$$

où $|\cdot|_\Delta$ est le module défini dans le paragraphe 3.1.1. Ces définitions sont consistantes avec les lois de Weber et de Fechner :

$$C_{(f,g)}^\Delta = M_0 \left| \frac{\Delta F}{F} \right| = M_0 W \quad (3.22)$$

Par conséquent les notions de soustraction et de module LIP sont très proches de la définition psychophysique du contraste qui exprime la différence (géométrique et non arithmétique) d'intensité entre deux points pour un observateur humain.

3.2 Applications du modèle LIP au traitement d'image à niveaux de gris

De nombreux outils ont été développés dans le cadre du modèle LIP pour le traitement d'images à niveaux de gris. Dans la pratique, les images considérées sont issues d'un système d'acquisition linéaire (caméra CCD). Une fonction en tons de gris (continus) $f(x, y)$ est alors simplement liée à la fonction en niveaux de gris (continus) classique correspondante $F(x, y)$ par la relation suivante :

$$f(x, y) = M_0 - F(x, y) \quad (3.23)$$

Dans le cas discret, les images considérées seront digitalisées sur 256 niveaux de gris. La relation entre une fonction en tons de gris (discrets) $f(x, y)$ et sa fonction en niveaux de gris (discrets) $f_c(x, y)$ est :

$$f(x, y) = M_0 - F(x, y) - 1 \quad (3.24)$$

En raison de l'inversion de l'échelle des tons de gris (opacité) par rapport à celle des niveaux de gris et de la discrétisation par partie entière de l'intervalle $[0, M_0)$, le nombre entier -1 apparaît dans la formule 3.24 pour que f , comme F , soit à valeurs dans l'intervalle de nombres entiers $[0, 256)$ [68].

3.2.1 Rehaussement d'image

Les applications les plus efficaces du modèle LIP sont dans le domaine du rehaussement d'image. Un très grand nombre de méthodes a été défini, à l'aide des opérations du modèle LIP, pour étendre la dynamique de l'image, ou rehausser le contraste.

Stabilisation de dynamique

Lorsqu'une image est trop lumineuse ou trop sombre, on dit que sa dynamique est insuffisante. Le modèle LIP permet de définir une transformation maximisant la dynamique d'une image tout en conservant un sens physique [46]. La dynamique d d'une image est définie par :

$$d = f_{max} - f_{min} \quad (3.25)$$

f_{max} et f_{min} désignent les valeurs maximales et minimales de la fonction en tons de gris correspondante. Dans le cas où tous les tons de gris d'une image sont strictement positifs et ne sont pas tous égaux, c'est-à-dire :

$$0 < f_{min} < f_{max} < M_0 \quad (3.26)$$

le modèle LIP permet de calculer le coefficient α_s par lequel il faut multiplier la fonction en tons de gris afin d'obtenir une image homothétique, dont la fonction en tons de gris est $\alpha_s \triangleq f$, qui présente une dynamique maximale [46]. Ce coefficient α_s , appelé *coefficient de stabilisation de dynamique*, est un nombre réel strictement positif défini par la formule suivante :

$$\alpha_s = \frac{\ln\left(\frac{\ln\left(\frac{M_0 - f_{min}}{M_0}\right)}{\ln\left(\frac{M_0 - f_{max}}{M_0}\right)}\right)}{\ln\left(\frac{M_0 - f_{max}}{M_0 - f_{min}}\right)} \quad (3.27)$$

Dans le cadre de l'imagerie à lumière transmise, calculer le coefficient de stabilisation de dynamique au sens du modèle LIP revient à calculer l'épaisseur optimale du milieu absorbant pour laquelle l'observation a la meilleure dynamique [68]. Cette méthode a été employée avec succès pour la stabilisation de dynamique d'images obtenues par microscopie et par radiographie [35, 46], ainsi que pour des images infrarouges [46].

(a) Image surexposée $\in (200, 250)$ (b) Image rehaussée $\in (17, 201)$ **FIGURE 3.1** – Stabilisation de la dynamique avec $\alpha_s = 11.0174$.

Rehaussement de contraste

De nombreux algorithmes de rehaussement de contraste ont été mis en place, notamment par Deng qui a beaucoup travaillé sur cette notion : rehaussement multi-échelle LIP [18], modification de l’algorithme de Lee au sens LIP [19], définition de l’entropie LIP [12]. L’équipe de Panetta et al. a également étendu l’égalisation d’histogramme au modèle PLIP [122, 120, 121] (voir chapitre suivant pour la définition du modèle PLIP).

3.2.2 Détection de contours

Des algorithmes de détection de contours ont été mis en place, tout d’abord à l’aide de la notion de contraste [97, 48] voir paragraphe 3.1.3, puis avec la redéfinition des opérateurs usuels au sens LIP : LIP-Sobel [20], Laplacien de gaussienne LIP basé sur la notion de convolution [81], LIP-Canny [80]. L’équipe de Panetta et al. a également étendu la détection de contours LIP au modèle PLIP [123] (voir chapitre suivant pour la définition du modèle PLIP). Navarro et Courbebaisse ont proposé une méthode de détection de contours à l’aide d’un Laplacien [72], en utilisant le modèle SLIP (voir chapitre suivant pour la définition du modèle SLIP) qui règle les problèmes d’asymétrie du modèle LIP.

3.2.3 Autres applications

De nombreuses autres applications ont été mises en place depuis les années 90 : correction des dérives d’éclairage [68], suppression de fond [68], contrôle de dynamique [68], interpolation d’image [35, 34], reconstruction 3D [35, 34], estimation de contraste [7, 5, 6, 48, 97], restauration d’image [5, 6], décomposition d’image multi-échelle [14, 16] compression [15, 17].

CHAPITRE 4

Les autres modèles pour le traitement d'image non linéaire

Les modèles non linéaires pour le traitement d'image sont nés du besoin de maîtriser les problèmes liés au traitement d'image classique (CLIP traitement d'image basé sur les opérations usuelles : +, -, ·) dû à la non-linéarité du système visuel humain, tel que le dépassement des bornes de l'intervalle d'intensité lors de l'utilisation des opérations usuelles.

Ces modèles fonctionnent tous de la même façon et consistent à appliquer les opérations usuelles à la suite d'une transformation non linéaire sur des niveaux de gris modélisée par un isomorphisme φ , qui modélise la non-linéarité du système visuel humain, puis à revenir dans le domaine d'intensité de départ à l'aide de la transformation inverse φ^{-1} (voir le diagramme ci-dessous). Les opérations du modèle (une opération quelconque usuelle est notée \star) peuvent alors être exprimées de façon directe sur les intensités en calculant la composée de fonctions $\langle \star \rangle = \varphi^{-1} \circ \star \circ \varphi$. Le diagramme récapitulatif ci-dessous schématise ce fonctionnement avec les notations générales indiquées pour les isomorphismes et les tons de gris :

$$f \xrightarrow{\varphi} \tilde{f} \xrightarrow{CLIP} \tilde{g} \xrightarrow{\varphi^{-1}} g$$

Le premier de ces modèles, le modèle MHIP (Multiplicative Homomorphic Image Processing), proposé par Oppenheim et Stockham au milieu du siècle dernier [78, 96], consiste simplement à utiliser les fonctions logarithme népérien et exponentielle comme isomorphismes, transformant ainsi les sommes en produit. Le MHIP permet de modéliser la non-linéarité du système visuel humain, mais ne résout pas les problèmes de dépassement des bornes qu'il est nécessaire de gérer pour traitement d'image informatique. Un deuxième modèle fut proposé par Shyaster et Peleg à la suite du MHIP, qui permet de résoudre ce problème de dépassement des bornes en proposant un isomorphisme symétrique borné, le modèle LRIP (Log Ratio Image processing) [96, 103, 104]. Mais la construction de ce modèle est purement mathématique et ne propose aucune justification physique ou visuelle. Le modèle LIP (Logarithmic Image Processing), construit par Jourlin et Pinoli à la fin du siècle dernier, est le premier modèle à gérer le dépassement des bornes tout en se situant dans un cadre totalement justifié physiquement et visuellement [47, 96, 97]. Panetta et Wharton ont développé le modèle PLIP (Parameterized LIP) basé sur le cadre algébrique du modèle LIP

[82]. Debayle et Pinoli ont également adapté la théorie du GANIP (Generalized Adaptive Neighborhood Image Processing) [11] au modèle LIP pour former le LANIP (Logarithmic Adaptive Neighborhood Image Processing) [98]. Navarro et Courbebaisse ont développé le modèle SLIP [72] qui permet de régler les problèmes d'asymétrie du modèle LIP. À la suite du modèle LIP, d'autres modèles logarithmiques et pseudo logarithmiques sont nés : le modèle HLIP (Homomorphic LIP) développé depuis les années 2000 par Patrascu et al. [83, 87], et le modèle PsLIP (Pseudo LIP) développé à la fin des années 2000 par Vertran et al. [116].

Dans ce chapitre, tous les modèles non linéaires pour le traitement d'image, MHIP, LRIP, LIP, HLIP, PsLIP sont présentés succinctement dans la première section, puis comparés d'un point de vue mathématique, physique et applicatif dans la deuxième section. Les modèles adaptés du modèle LIP (PLIP, LANIP, et SLIP) ne sont pas décrits dans cette thèse.

4.1 Présentation des différents modèles

Ces cinq modèles non linéaires, MHIP, LRIP, LIP, HLIP, et PSLIP n'ont pas été développés dans le même but, et c'est ce qui explique les différences dans leurs structures (voir table 4.1).

- Le modèle MHIP a été développé pour coller à la non-linéarité (logarithmique) du système visuel humain. Son isomorphisme est donc simplement la fonction logarithme népérien appliquée directement sur les intensités non bornées. Les sommes sont transformées en produits.
- Le modèle LRIP a été défini pour résoudre les problèmes de dépassement des bornes, et être symétrique par rapport à la moitié de l'intervalle des valeurs d'intensité. Son isomorphisme est construit comme un logarithme hyperbolique.
- Le modèle LIP a été construit en redéfinissant l'addition des images à lumière transmise de telle manière qu'elle soit bornée, en suivant les lois physiques de formation des images. Une fonction en tons de gris est donc nécessaire pour passer de l'intervalle d'intensité à un filtre de l'intensité lumineuse, et l'isomorphisme est une fonction de type logarithme bornée.
- Le modèle HLIP a été défini de telle manière que l'ensemble de ses opérations sur un intervalle symétrique autour de zéro soit un espace vectoriel. Il correspond en fait à une extension du modèle LRIP aux valeurs négatives. Une fonction en tons de gris est donc nécessaire pour passer de l'intervalle d'intensité aux tons de gris, et son isomorphisme est construit comme un logarithme hyperbolique.
- Le modèle PsLIP a été défini de manière à résoudre les problèmes de dépassement des bornes sans utiliser de fonction logarithmique. Son isomorphisme est de type hyperbolique et est défini directement sur les intensités.

Les intervalles de valeurs, isomorphismes, et opérations du modèle classique CLIP et des cinq principaux modèles non linéaires MHIP, LRIP, LIP, HLIP, PsLIP, sont résumés dans la table 4.1.

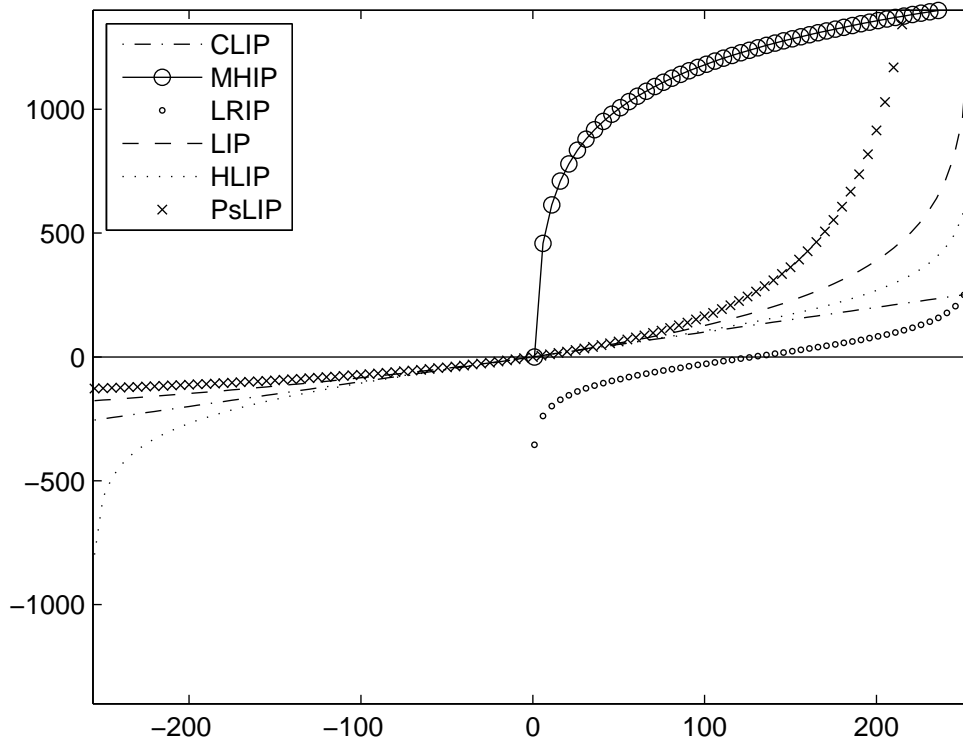


FIGURE 4.1 – Isomorphismes des modèles CLIP, MHIP (mis à l'échelle), LRIP, LIP, HLIP et PsLIP.

Une comparaison des différents isomorphismes est faite figure 4.1. Pour cette comparaison le maximum d'intensité est $M_0 = 256$, l'isomorphisme du modèle MHIP a été multiplié par M_0 , c'est-à-dire $\varphi(f) = M_0 \ln(f)$, afin de pouvoir le visualiser sur la même échelle. L'isomorphisme du modèle MHIP correspond à une fonction logarithme, et n'est donc pas borné. L'isomorphisme du modèle LRIP est borné et symétrique par rapport à $M_0/2$. L'isomorphisme du modèle LIP est borné en M_0 , l'isomorphisme du modèle HLIP est du même type que celui du modèle LRIP mais symétrique par rapport à zéro, et l'isomorphisme du modèle PsLIP est borné en M_0 mais tend dès $M_0/2$ vers $+\infty$.

4.2 Comparaison et applications des différents modèles non linéaires

Une comparaison d'un point de vue physique, mathématique, informatique et applicatif pour les modèles MHIP, LRIP et LIP a déjà été faite par Pinoli [96]. Ici, cette étude est reprise, et les modèles HLIP et PsLIP sont ajoutés à la comparaison.

4.2.1 Comparaison des modèles

Point de vue physique

Le modèle MHIP possède plusieurs connexions physiques. Stockham et al. ont étudié ses relations avec le modèle multiplicatif de formation d'image par transmittance et réflectance, ainsi qu'avec le système visuel humain (l'isomorphisme logarithme exprime physiquement la densité optique et est physiologiquement apparenté à la loi de Fechner voir paragraphe 3.1.3). Comme l'approche MHIP, l'approche LIP est connectée avec le modèle multiplicatif de formation d'image par transmittance et réflectance, ainsi qu'avec la perception visuelle humaine. Cependant, les connexions du modèle LIP sont plus profondes, puisqu'il permet d'exprimer les lois de superposition et d'amplification de l'imagerie à lumière transmise, et qu'il permet de prendre en compte les contraintes sur l'intervalle d'intensité du système visuel humain, les effets de saturation ainsi que la notion de contraste psychophysique. Des précisions sur les connexions physiques du modèle LIP peuvent être trouvées dans les sections 3.1.2, et 3.1.3. Les modèles LRIP, HLIP et PsLIP n'ont pas de justification physique. De plus, l'élément neutre de l'addition LRIP ($M_0/2$) n'a pas non plus de signification physique. Ce sont des modèles développés d'un point de vue mathématique et calculatoire dans le but de maîtriser les problèmes de dépassement d'intervalle.

Point de vue calculatoire

Le modèle MHIP n'est pas satisfaisant du point de vue du problème de dépassement des bornes, en effet l'intervalle d'intensité n'est pas borné, et doit être tronqué ou redimensionné, ce qui a pour conséquence la perte ou la distorsion d'information. Le modèle LIP fournit des opérations qui permettent de maîtriser ce problème dans la partie positive de l'intervalle, et qui nécessitent de faire intervenir la notion de module dans la partie négative de l'intervalle qui n'a aucune signification physique. Les modèles LRIP et HLIP maîtrisent complètement le problème de dépassement, ce qui n'est pas surprenant puisqu'ils ont été construits dans ce but. Enfin, le modèle PsLIP n'est pas très satisfaisant non plus. Même si l'intervalle est borné, et si le modèle a été construit pour gérer ces problèmes de dépassement, l'isomorphisme tend vers $+\infty$ de façon hyperbolique et non logarithmique (voir figure 4.1). Ainsi, les opérations PsLIP effectuées sur des valeurs comprises dans l'intervalle $[\frac{M_0}{2}, M_0)$ passent par des valeurs très grandes ce qui a pour conséquence de distordre les informations.

Point de vue mathématique

L'approche MHIP est une approche vectorielle homomorphique. Les opérations du modèle sont définies en passant par les fonctions logarithme et exponentielle. Et, bien que les applications au modèle soient en majorité dans le domaine du traitement du signal, la notion de fréquence n'est pas explicitée. L'approche LRIP est une approche proposant un espace vectoriel homéomorphique topologique construit sur une fonction antisymétrique centrée au milieu de l'intervalle. Les opérations sont définies en passant par les fonctions log-ratio directe et inverse qui ont des propriétés vectorielles et topologiques (bijection, continuité, monotonie). Les notions de relation d'ordre et de transformées de Fourier n'ont pas été développées. Le modèle LIP est un cadre mathématique

complet, qui propose un ensemble d'opérations algébriques et fonctionnelles qui définissent un espace vectoriel muni d'une relation d'ordre. Dans cette structure, des notions aussi bien théoriques que pratiques ont été définies, telles que la norme, le produit scalaire, le module, la dérivation, l'intégration, la convolution, la transformée de Fourier, etc (voir section 3.2). L'approche HLIP est un cadre mathématique proposant des structures algébriques, topologiques et fonctionnelles. Les notions de norme, produit scalaire, moyenne, variance, covariance, érosion, dilatation, ouverture, fermeture, ont été introduites. La notion de relation d'ordre n'a pas été abordée, la transformée de Fourier non plus. À la différence des autres modèles, le HLIP définit l'intervalle des intensités comme ayant une partie positive et une partie négative, ce qui n'a aucune signification physique mais qui permet de définir un espace vectoriel sans avoir à étendre l'intervalle. L'approche PsLIP a été développée pour permettre d'effectuer les opérations sans avoir à tronquer les résultats. Seules les opérations de base ont été développées. Aucun concept algébrique ou topologique n'a été abordé. Le modèle PsLIP rencontre quelques problèmes mathématiques car l'isomorphisme n'est pas logarithmique mais hyperbolique (voir figure 4.1). Ainsi, lorsque l'intensité de l'image se rapproche de M_0 , la fonction tend très vite vers l'infini, ce que peut poser des problèmes de distorsion d'information lors des traitements d'image.

4.2.2 Applications

De nombreuses applications ont été mises en place avec le modèle MHIP, en particulier dans le domaine du traitement du signal (signaux vocaux et sismiques) [54, 53, 76, 77, 110, 111]. Le modèle LIP est connu pour donner d'excellents résultats dans le domaine du rehaussement de contraste. Toutes les applications du modèle LIP et la bibliographie associée sont listées dans la section 3.2. De façon générale, les techniques de traitement d'image mises en place avec les modèles MHIP et LIP, qui ont des constructions liées à la physique et au système visuel humain, fonctionnent mieux ou au moins aussi bien que celles mises en place avec le modèle classique. Le modèle LRIP a été très appliqué au domaine de la restauration d'image [37, 103, 104], avec des techniques qui fonctionnent mieux que le modèle classique sans connaissance a priori du bruit. Le modèle HLIP a des applications dans les domaines du rehaussement d'image [86, 87, 93, 127] (transformation affine, égalisation d'histogramme) qui fonctionnent mieux que le modèle classique mais sont compliquées à mettre en place et nécessitent un grand temps de calcul (calculs de moyenne, variance et covariance, utilisation de la logique floue, relations de récurrence pour trouver des solutions). Le modèle PsLIP a des applications dans le domaine de la détection de contours [116, 31] qui fonctionnent mieux que les techniques classiques.

De manière générale ces modèles non linéaires, que leur raison d'être soit physique ou mathématique, qu'ils résolvent partiellement ou complètement les problèmes de dépassement des bornes de l'intervalle d'intensité, et que leur mise en place soit simple ou coûteuse en terme de temps de calcul, surpassent les techniques de traitement d'image classique dans de nombreuses applications réelles et présentent des avantages significatifs.

CLIP	MHIP	LRIP	LIP	HLIP	PsLIP
Fonction en ton de gris					
$f = F$	$f = F$	$f = F$	$f = M_0 - F$	$f = 2F - M_0$	$f = F$
Intervalle d'intensité, niveau de gris ou ton de gris initial					
$(0, +\infty)$	$(0, +\infty)$	$(0, M_0)$	$[0, M_0)$	$(-M_0, M_0)$	$[0, M_0)$
Intervalle d'intensité, niveau de gris ou ton de gris étendu (pour définir l'espace vectoriel)					
\mathbb{R}	$(0, +\infty)$	$(0, M_0)$	$(-\infty, M_0)$	$(-M_0, M_0)$	Undef
Isomorphisme					
$f \mapsto f$	$f \mapsto \ln(f)$	$f \mapsto \frac{M_0}{4} \ln\left(\frac{f}{M_0-f}\right)$	$f \mapsto -M_0 \ln\left(1 - \frac{f}{M_0}\right)$	$f \mapsto \frac{M_0}{2} \ln\left(\frac{M_0+f}{M_0-f}\right)$	$f \mapsto M_0 \frac{f}{M_0-f}$
Addition $f \langle + \rangle g$					
$f + g$	fg	$\frac{M_0}{\left(\frac{M_0-f}{f}\right)\left(\frac{M_0-g}{g}\right)+1}$	$f + g - \frac{fg}{M_0}$	$M_0^2 \frac{f+g}{M_0^2+fg}$	$\frac{f+g-2\frac{fg}{M_0}}{1-\frac{fg}{M_0^2}}$
Multiplication par un scalaire $\mu \langle \times \rangle f$					
$\mu \times f$	f^μ	$\frac{M_0}{\left(\frac{M_0-f}{f}\right)^\mu+1}$	$M_0 - M_0 \left(1 - \frac{f}{M_0}\right)^\mu$	$M_0 \frac{(M_0+f)^\mu - (M_0-f)^\mu}{(M_0+f)^\mu + (M_0-f)^\mu}$	$M_0 \frac{\mu f}{M_0 + (\mu-1)f}$
Opposé $\langle - \rangle f$					
$-f$	$\frac{1}{f}$	$M_0 - f$	$\frac{-M_0 f}{M_0 - f}$	$-f$	$\frac{-M_0 f}{1-2f}$
Soustraction $f \langle - \rangle g$					
$f - g$	$\frac{f}{g}$	$\frac{M_0}{\left(\frac{M_0-f}{f}\right)\left(\frac{M_0-g}{g}\right)+1}$	$M_0 \frac{f-g}{M_0-g}$	$M_0^2 \frac{f-g}{M_0^2-fg}$	$\frac{f-g}{1+\frac{fg}{M_0^2}-2\frac{g}{M_0}}$
Zéro de l'addition $0 \langle + \rangle$					
0	1	$\frac{M_0}{2}$	0	0	0

TABLE 4.1 – Structures, isomorphismes, et opérations des modèles CLIP, MHIP, LRIP, LIP, HLIP, PSLIP.

CHAPITRE 5

Traitement d'image couleur non linéaire

Pour bon nombre d'applications, le traitement d'image sur une image couleur se fait sur un canal de luminosité calculé à partir des trois canaux de couleur. Ce type de procédé est simple à mettre en place mais engendre la perte d'une bonne partie des informations couleur (par exemple, deux couleurs de teinte très différentes peuvent avoir une luminosité proche, ce qui peut induire des erreurs de traitement). Afin de prendre en compte toutes les informations couleur, il est nécessaire d'étendre les opérateurs pour les niveaux de gris à la couleur. Mais ce procédé n'est pas simple. En effet, appliquer directement l'opérateur sur les niveaux de gris sur chaque canal couleur, traitement appelé *marginal*, peut faire apparaître des couleurs qui n'existent pas sur l'image de départ (par exemple avec un filtre moyennneur) que l'on appelle *fausses couleurs*. Une autre possibilité consiste à redéfinir l'opérateur pour les niveaux de gris de manière vectorielle sur l'image couleur. C'est-à-dire que l'image est considérée comme un ensemble de pixels à trois dimensions, une pour chaque couleur. Ce type de traitement est appelé *vectoriel* et ne génère pas de fausses couleurs mais est plus difficile à mettre en place, et plus coûteux en terme de temps de calcul (par exemple le filtre médian vectoriel couleur). Il est également possible de basculer dans un système de couleur différent de type luminance-chrominance où les canaux de couleur sont moins corrélés puisqu'ils ne portent plus l'information de luminosité.

Dans ce chapitre, le but est de faire l'étude des applications couleur marginales et vectorielles des modèles non linéaires pour le traitement d'image à niveaux de gris présentés dans les deux chapitres précédents, et de faire l'inventaire des principaux systèmes non linéaires pour le traitement d'image couleur qui existent, en particulier ceux inspirés du modèle LIP, ainsi que de leurs applications.

5.1 Applications couleur des modèles non linéaires

5.1.1 Applications du modèle LIP

Des algorithmes de rehaussement d'image couleur dérivés du modèle LIP ont été développés par Florea, Albu et Vertran pour rehausser des images surexposées [2, 30]. Ce sont des méthodes qui consistent à amplifier l'image de façon globale puis adaptative, soit par des fenêtres adaptatives, soit par récurrence à l'aide de la multiplication par un scalaire LIP, \triangle . Pour passer des niveaux de

gris à la couleur, le traitement utilisé est marginal, c'est-à-dire que l'algorithme de rehaussement basé sur les opérations du modèle LIP est appliqué sur chacun des trois canaux rouge, vert, et bleu de l'image, séparément.

Un algorithme de rehaussement du contraste et des détails d'images couleur dérivé du modèle LIP a été développé par Deng [13] appliqué sur un canal de luminosité lui-même calculé à partir des trois canaux rouge, vert et bleu. Ce dernier a également développé un algorithme pour détecter et supprimer le brouillard dans une image couleur [13], cette fois à l'aide des opérations LIP appliquées sur les trois canaux séparément.

Jingxiu et al. ont également développé un algorithme de détection de contour à l'aide d'un calcul de gradient marginal [43].

5.1.2 Applications des autres modèles non linéaires

Le modèle LRIP n'a pas été utilisé sur des images couleur. Le modèle MHIP a été étendu à la couleur par Faugeras [24, 25]. Ce modèle ainsi que ses applications sont décrits à la section suivante. Les applications du modèle LIP à la couleur sont détaillées au paragraphe précédent (paragraphe 5.1.1). Les modèles couleur dérivés du LIP, le modèle LUX et le modèle LIP couleur, sont présentés à la section suivante. Beaucoup de méthodes différentes de rehaussement d'image et de correction de couleur basées sur le modèle HLIP ont été mises en place par Patrascu et al. durant les dix dernières années : du rehaussement affine [84, 91, 92], du rehaussement affine avec fenêtre adaptative [88, 89, 85], du rehaussement de dynamique [90]. Toutes ces méthodes sont marginales, elles consistent à appliquer le même algorithme sur chacun des canaux de couleur rouge, vert, bleu séparément. Le modèle PsLIP n'a pas donné lieu à des applications couleur.

5.2 Les modèles couleur non linéaires

De nombreux modèles non linéaires pour le traitement d'image couleur ont été développés. Les plus connus sont les modèles normalisés de la CIE, les modèles CIELAB et CIELUV, puis les modèles CIECAMs à leur suite. Ces modèles sont décrits aux paragraphes 2.2.2 et 2.3.3. Dans cette section, les modèles de Faugeras, LUX (Logarithmic hUe eXtension) et LIPC (LIP couleur) seront plus précisément présentés. Le modèle de Faugeras, parce qu'il correspond à l'extension du modèle MHIP, et les modèles LUX et LIPC parce qu'ils sont inspirés du modèle LIP.

5.2.1 Le modèle de Faugeras

Faugeras met en place un espace de couleur antagoniste en 1976 [24, 25]. En s'appuyant sur des études montrant que la réponse des cônes n'est pas linéaire, il propose de modéliser leur réponse de façon logarithmique, puis de passer ensuite dans un espace antagoniste en se basant sur la théorie des couleurs opposées de Hering (voir paragraphe 1.4.2). Le modèle Faugeras correspond

en fait a une extension à la couleur du modèle MHIP [24, 25]. Il définit le système suivant :

$$\begin{cases} A = a(\alpha \log(L) + \beta \log(M) + \gamma \log(S)) \\ C_1 = u_1(\log(L) - \log(M)) \\ C_2 = u_2(\log(L) - \log(S)) \end{cases} \quad (5.1)$$

Les paramètres a , α , β , γ , u_1 et u_2 permettent de calibrer le modèle en fonction de la sensibilité spectrale relative de l'œil et en fonction de sa discrimination des couleurs (pour en faire un espace perceptuellement uniforme). Faugeras fournit : $a = 22.6$, $\alpha = 0.612$, $\beta = 0.369$, $\gamma = 0.019$, $u_1 = 64$ et $u_2 = 10$. Il propose également une matrice de passage pour passer du système de primaire (R, G, B) à l'espace de réponse des cônes (L, M, S) :

$$M_{Faugeras} = \begin{pmatrix} 0.3634 & 0.6102 & 0.0264 \\ 0.1246 & 0.8138 & 0.0616 \\ 0.009 & 0.602 & 0.9389 \end{pmatrix} \quad (5.2)$$

Ce modèle est justifié physiquement et psychophysiquement mais présente les mêmes limites que le modèle MHIP, l'intervalle d'intensité n'est pas borné ce qui pose problème d'un point de vue applicatif. Ce modèle n'intègre pas de balance des blancs.

5.2.2 Le modèle LUX

Dans le cadre de la détection de visages, Liévin et Luthon ont développé un modèle non linéaire couleur efficace pour la segmentation de teinte dérivée du modèle LIP [60, 58]. C'est le modèle LUX (pour Logarithmic hUe eXtension). La photoréception est modélisée par le système de primaires RGB. La compression non linéaire du signal lumineux par les cônes est modélisée par l'isomorphisme du modèle LIP, et la distribution des cônes dans la rétine ainsi que la différenciation des cellules bipolaires dans la rétine sont modélisées par une transformation matricielle P_{LUX} , la matrice de passage dans l'espace luminance-chrominance de télévision (Y, C_r, C_b) .

Le modèle LIP est défini par deux fonctions pour des images à niveaux de gris : une transformation de l'espace des intensités, notées F , dans l'espace des tons de gris, notés f , et une transformation de l'espace des tons de gris dans un espace logarithmique, l'isomorphisme fondamental du modèle φ (voir paragraphe 3.1.1) :

$$f = M_0 \left(1 - \frac{F}{F_0}\right) \quad (5.3)$$

$$\varphi : f \rightarrow \bar{f} = \varphi(f) = -M_0 \ln \left(1 - \frac{f}{M_0}\right) \quad (5.4)$$

où $F \in]0, F_0]$ est le niveau de gris, F_0 la lumière transmise maximum, $f \in]-\infty, M_0]$ le ton de gris, M_0 le maximum des tons de gris ($M_0 = 256$ pour les images 8 bits). Dans le modèle LUX (Logarithmic hUe eXtension), c'est la fonction Φ composée des deux précédentes qui est utilisée pour passer directement dans l'espace logarithmique :

$$\Phi : F \rightarrow \bar{f} = \Phi(F) = M_0 \ln \frac{F_0}{F} \quad (5.5)$$

$$\Phi^{-1} : \bar{f} \rightarrow F = \Phi^{-1}(\bar{f}) = F_0 e^{\frac{\bar{f}}{M_0}} \quad (5.6)$$

La première étape du modèle LUX est une étape de normalisation. Comme $(R, G, B) \in [0, M_0]^3$, dans le cas discret sont définis $r = R + 1$, $g = G + 1$, $b = B + 1$ (voir le cas digital au paragraphe 3.2), pour rester dans $]0, M_0]^3$ et pour pouvoir appliquer Φ .

La deuxième étape consiste à appliquer la fonction Φ , qui modélise la non-linéarité du système visuel humain. La troisième étape consiste à appliquer la matrice antagoniste P_{LUX} à chacune des composantes résultantes, puis à appliquer l'isomorphisme inverse Φ^{-1} pour revenir dans l'espace des intensités. La matrice P_{LUX} est la matrice de passage dans l'espace luminance-chrominance de télévision (Y, C_r, C_b) :

$$P_{LUX} = \begin{pmatrix} 0.3 & 0.6 & 0.1 \\ 0.5 & -0.4 & -0.1 \\ -0.2 & -0.3 & 0.5 \end{pmatrix} \quad (5.7)$$

Les composantes résultant des deuxième et troisième étapes sont les canaux (l, u, x) . La fonction Ψ qui est la composée $\Phi^{-1} \circ P_{LUX} \circ \Phi$ permet de passer directement des composantes (R, G, B) aux composantes (l, u, x) , ce qui donne :

$$\begin{cases} l = (R + 1)^{0.3}(G + 1)^{0.6}(B + 1)^{0.1} \\ u = M_0 \frac{R + 1}{l} \\ x = M_0 \frac{B + 1}{l} \end{cases} \quad (5.8)$$

Pour prendre en compte les valeurs négatives que peuvent prendre les canaux chromatiques, le modèle est étendu de cette manière :

$$\begin{aligned} u_- &= M_0 - M_0 \frac{l}{R+1} \\ x_- &= M_0 - M_0 \frac{l}{B+1} \end{aligned} \quad (5.9)$$

Et finalement, après l'étape de dénormalisation, le modèle LUX complet s'exprime ainsi :

$$\begin{cases} L = (R + 1)^{0.3}(G + 1)^{0.6}(B + 1)^{0.1} - 1 \\ U = \begin{cases} \frac{M_0}{2} \left(\frac{R + 1}{L + 1} \right) & \text{si } R < L \\ M_0 - \frac{M_0}{2} \left(\frac{L + 1}{R + 1} \right) & \text{sinon} \end{cases} \\ X = \begin{cases} \frac{M_0}{2} \left(\frac{B + 1}{L + 1} \right) & \text{si } B < L \\ M_0 - \frac{M_0}{2} \left(\frac{L + 1}{B + 1} \right) & \text{sinon} \end{cases} \end{cases} \quad (5.10)$$

La décomposition (L, U, X) d'une image de la charte de Macbeth est donnée figure 5.1.

Le modèle LUX a été appliqué avec succès à la détection de visage et à la segmentation de lèvres dans des vidéos [59, 60]. Il a également été utilisé pour faire du rendu mosaïque [63] et de la compression JPEG [61, 62].

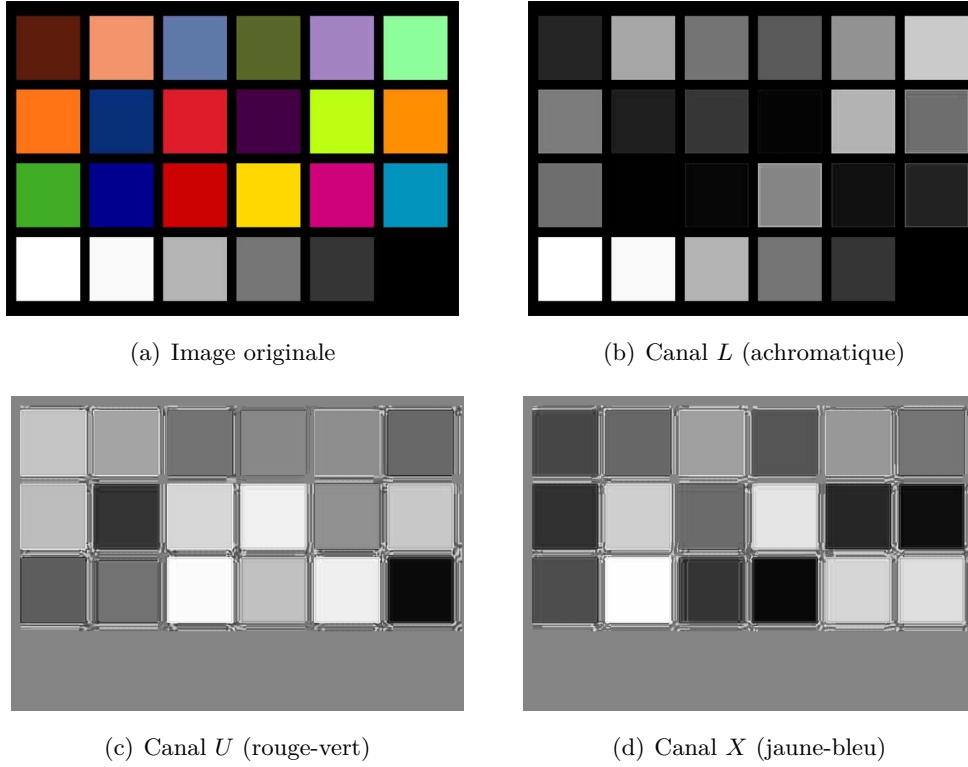


FIGURE 5.1 – Décomposition d'une image dans l'espace (L, U, X)

Ce modèle est inspiré de résultats biologiques et du modèle LIP, mais comporte quelques inconvénients majeurs. Tout d'abord les canaux sur lesquels la compression lumineuse est appliquée sont les canaux (R, G, B) et non les canaux correspondant à la réponse des cônes (L, M, S) . Ensuite, ce modèle ne propose pas d'adaptation chromatique. D'autre part, la matrice P_{LUX} est la matrice du standard de télévision YC_rC_b , qui correspond à un espace créé pour faciliter la transmission des informations, et qui modélise le codage antagoniste uniforme des couleurs, mais n'est pas basé sur des résultats physiologiques. Enfin, alors que ce modèle est inspiré du modèle LIP, Lievin et al. ne proposent pas d'opération pour manipuler les canaux de couleur.

5.2.3 Le modèle LIPC

Une extension du modèle LIP à la couleur, notée LIPC a récemment été proposée par Jourlin et al. [8, 44]. Dans le modèle LIPC, une image est représentée par un vecteur F ayant 3 composantes, F_R , F_G et F_B , pour chaque canal R , G , et B .

Le vecteur de perception du capteur d'une image quelconque F est donné par la formule suivante :

$$P = \overset{\prime}{K} F \quad (5.11)$$

où la matrice $\overset{\prime}{K}$ modélise la sensibilité de l'œil, et est calculée à partir des spectres de la source de lumière (D_{65}), et de la sensibilité de l'œil (CMFs).

Le vecteur de transmittance d'une image quelconque F est donné par la formule suivante :

$$T = \overset{\prime}{U} \overset{\prime}{K} F \quad (5.12)$$

et il y a la relation suivante entre les vecteurs de perception et de transmittance :

$$T = \overset{\prime}{U} P \quad (5.13)$$

où la matrice $\overset{\prime}{U}$ modélise la sensibilité de l'œil, et est calculée à partir des spectres de la source de lumière (D_{65}), et de la sensibilité de l'œil (CMFs).

Les valeurs numériques des matrices $\overset{\prime}{U}$ et $\overset{\prime}{K}$ sont données :

$$\overset{\prime}{U} = \begin{pmatrix} 25.0439 & 17.1275 & 212.8284 \\ 21.3002 & 132.6055 & 101.0942 \\ 229.2473 & 19.9321 & 5.8205 \end{pmatrix} \quad (5.14)$$

et

$$\overset{\prime}{K} = \begin{pmatrix} 0.6991 & 0.2109 & 0.0899 \\ 0.1947 & 0.8002 & 0.0049 \\ 0.0681 & 0.0002 & 0.9315 \end{pmatrix} \quad (5.15)$$

Ensuite, les opérations d'addition Δ_c , de multiplication par un scalaire Δ_c , et de soustraction Δ_c , sur les vecteurs de transmittance sont déduites de celles du modèle LIP et sont définies par les équations ci-dessous où $*$ représente la multiplication terme à terme :

$$\begin{aligned} T_{F \Delta_c G} &= T_F * T_G \\ \iff F \Delta_c G &= \overset{\prime}{K}^{-1} \overset{\prime}{U} \left(\overset{\prime}{U}^{-1} \overset{\prime}{K} F * \overset{\prime}{U}^{-1} \overset{\prime}{K} G \right) \end{aligned} \quad (5.16)$$

$$\mu \Delta_c F = \overset{\prime}{K}^{-1} \overset{\prime}{U} \left(\overset{\prime}{U}^{-1} \overset{\prime}{K} F \right)^\mu, \mu \in \mathbb{R}^+ \quad (5.17)$$

$$F \Delta_c G = \overset{\prime}{K}^{-1} \overset{\prime}{U} \left(\frac{\overset{\prime}{U}^{-1} \overset{\prime}{K} F}{\overset{\prime}{U}^{-1} \overset{\prime}{K} G} \right), F \geq G \quad (5.18)$$

La figure 5.2 montre un exemple de deux images additionnées à l'aide de Δ_c . Cette image est très ressemblante à celle obtenue par l'addition CoLIP, définie un peu plus loin dans ce manuscrit (voir à la section 6.2, et au paragraphe 6.3.4, figure 6.3). En fait, le modèle LIPC est très proche d'une utilisation marginale des opérations LIP sur trois canaux représentant la perception des couleurs. Le modèle CoLIP défini dans la partie suivante, propose à la fois une approche marginale proche du modèle LIPC, et une autre approche antagoniste. Dans ce manuscrit, les applications seront donc testées à la fois sur le modèle CoLIP marginal et antagoniste, et elles ne seront pas testées sur le modèle LIPC, considéré comme très proche du modèle CoLIP marginal.

Le modèle LIPC définit un cadre mathématique inspiré du modèle LIP et des opérations vectorielles pour le traitement d'image couleur, et est justifié physiquement du point de vue de la formation des images cependant il ne suit pas toutes les étapes de la vision humaine, notamment le codage antagoniste des couleurs, et ne propose pas de définition des attributs de perception, indispensables à la caractérisation de la couleur. Ce modèle a été appliqué dans différents domaines du traitement d'image : rehaussement d'image, interpolation, mesure de différence couleur, contraste et prédiction couleur [8, 44].

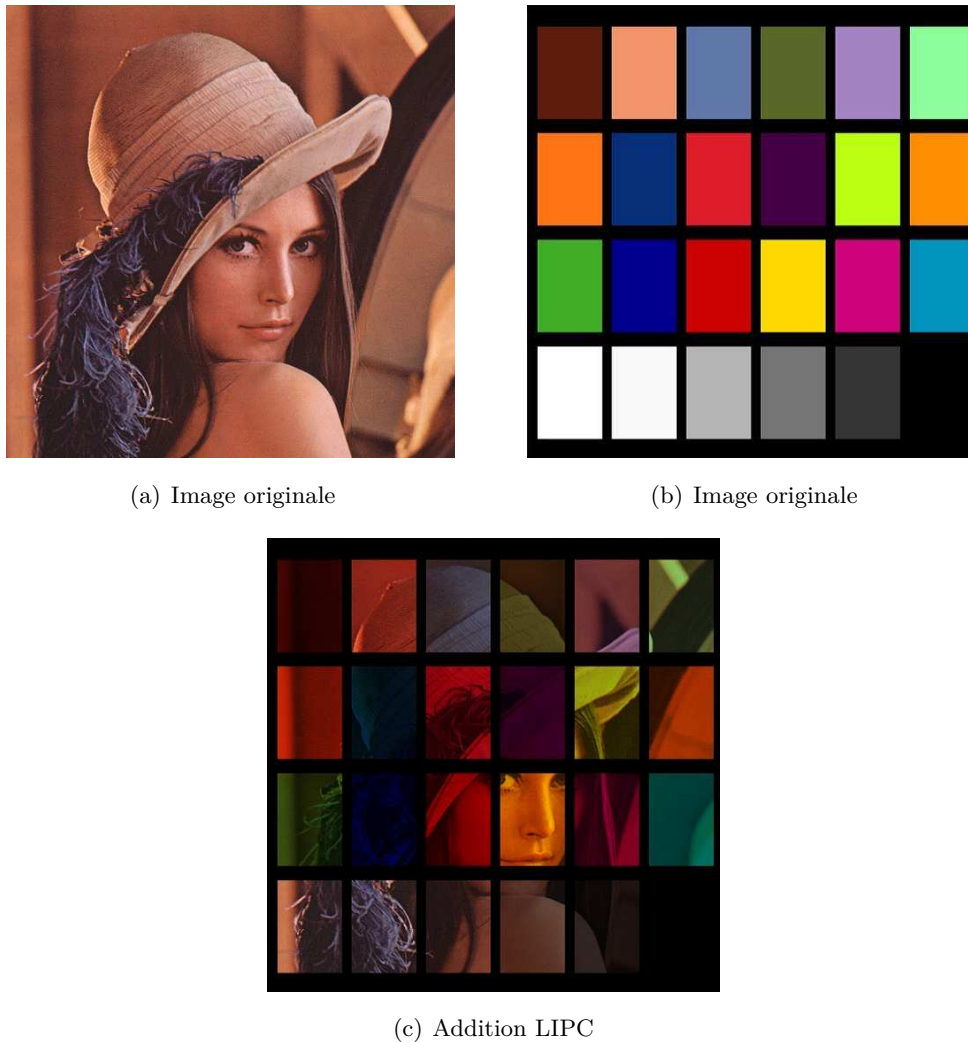


FIGURE 5.2 – Addition LIPC de deux images.

5.3 Conclusion

Dans cette partie ont été proposées d'abord une étude complète du modèle LIP et de ses applications, puis une étude comparative de tous les modèles non linéaires pour le traitement d'image à niveaux de gris, et enfin une étude des applications de ces modèles non linéaires à la couleur. La majorité des applications couleur des modèles non linéaires correspondent à un traitement marginal. Deux modèles seulement ont réellement inspiré un modèle spécifique à la couleur : le modèle MHIP qui a donné le modèle de Faugeras et le modèle LIP, qui a inspiré le LUX, le LIPC et dans cette thèse le CoLIP. Le modèle de Faugeras, comme le modèle MHIP, est bien justifié physiquement et psychophysiquement mais ne résout pas le problème de dépassement des bornes. Le modèle LUX prend en compte toutes les étapes de la perception humaine des couleurs mais ne suit pas les dernières évolutions des standards colorimétriques, et ne définit pas d'opération pour manipuler les canaux de couleur. Le modèle LIPC propose un traitement vectoriel intéressant d'un point de vue physique et mathématique, mais ne suit pas les étapes de la vision humaine (notamment la séparation luminance-chrominance uniforme).

Le but du modèle CoLIP, développé dans la partie suivante, est de pallier les inconvénients de chacun de ces modèles, et de proposer un espace couleur construit sur toutes les étapes de la perception humaine des couleurs, muni d'un cadre mathématique qui, comme le modèle LIP, propose des opérations bornées dans un intervalle d'intensité facilitant le traitement des données couleur (chapitre 6). Ce modèle permet également de définir les attributs de perception de la vision en couleur (chapitre 7).

Troisième partie

LE MODELE COLIP

CHAPITRE 6

Structure et représentation du modèle CoLIP

6.1 Idée initiale

Le but de cette thèse est d'étendre le modèle LIP construit pour les images à niveaux de gris aux images en couleur. L'objectif est donc de définir un cadre mathématique qui traite les images couleur comme des vecteurs à l'aide des opérations LIP, tout en étant justifié d'un point de vue physique et du point de vue de la vision humaine, c'est-à-dire en respectant les lois de formation des images couleur et les lois de la perception humaine des couleurs.

Dans un premier temps, les étapes successives de la perception des couleurs ont été étudiées (voir la première partie de ce manuscrit). Lorsqu'un rayon lumineux pénètre dans l'œil, et jusqu'à l'interprétation du signal de couleur par le cerveau, le chemin visuel se divise en trois grandes étapes qui constitueront la base de la construction du modèle CoLIP : la photoréception par les trois types de cônes, la compression logarithmique du signal lumineux en un signal électrique, et le codage antagoniste du signal neurologique par les cellules des couches supérieures de la rétine et le LGN (voir section 1.2).

Le modèle LIP, décrit dans le chapitre 3.1, est un cadre mathématique complet [96], développé au milieu des années 80 par Pinoli et Jourlin pour le traitement logarithmique des images à niveaux de gris. Sa particularité est de redéfinir toutes les opérations sur les pixels de l'image, de manière logarithmique et de façon à ce qu'elles soient bornées. Ci-dessous un diagramme récapitulatif qui retrace les grandes étapes du modèle (voir section 3.1.1 pour plus de précision).

$$\begin{array}{ccc} F & \longrightarrow & f & \xrightarrow{\varphi} & \tilde{f} \\ & & \downarrow \triangle, \triangle, \triangle & & \downarrow +, -, . \\ & & f' & \xleftarrow{\varphi^{-1}} & \tilde{f}' \\ & & \text{LIP} & & \text{CLIP} \end{array}$$

Le modèle CoLIP est construit comme une extension du modèle LIP aux images couleur, en suivant les étapes de la perception des couleurs. La deuxième section définit un espace vectoriel couleur, à l'aide des opérations du modèle LIP, permettant de combiner et d'amplifier des images couleur, basé sur le trichromatisme et la compression du signal lumineux c'est-à-dire les deux premières étapes de la vision humaine. La troisième section intègre le codage antagoniste, la troisième étape

de la vision humaine, comme un changement de base dans le même espace vectoriel. Les lois de combinaison et d'amplification sont alors appliquées sur un canal achromatique représentant la luminosité et deux canaux chromatiques représentant des oppositions de couleur, rouge-vert et jaune-bleu. Dans la quatrième section, un modèle CoLIP borné est proposé pour pallier la distorsion des informations qui peut se produire lors de l'utilisation des opérations dans les parties négatives du modèle usuel. Enfin, dans les cinquième et sixième sections sont proposées une visualisation du triangle de Maxwell et des ellipses de MacAdam dans le plan chromatique, et les interprétations et justifications du modèle au niveau mathématique et informatique, physique, et enfin psychophysique.

6.2 Espace vectoriel couleur basé sur le trichromatisme

Le trichromatisme modélise l'absorption de la lumière par l'œil au niveau de la rétine (voir paragraphe 1.4.1). Un vecteur couleur est donc modélisé par un *vecteur d'intensités* $\vec{F} = (L, M, S)$, composé de trois coordonnées représentant les intensités des cônes, L pour *long wavelength* (grandes longueurs d'ondes), M pour *medium wavelength* (longueurs d'ondes moyennes) et S pour *short wavelength* (petites longueurs d'ondes).

6.2.1 Tons chromatiques

Dans le modèle CoLIP, de la même manière que pour la représentation LIP, une image couleur est modélisée par une *fonction vectorielle de tons chromatiques* définie sur le domaine spatial \mathbf{D} de \mathbb{R}^2 et notée $\vec{f}(x, y) = (l(x, y), m(x, y), s(x, y))$, composée de trois *fonctions de tons chromatiques* définis sur \mathbf{D} : $l(x, y)$, $m(x, y)$ et $s(x, y)$. La couleur de l'image en un point est donc considérée comme un *vecteur de tons chromatiques* composé de trois *tons chromatiques* $\vec{f} = (l, m, s)$.

Dans le cadre de l'imagerie à lumière transmise (microscopie, diapositives), un vecteur de tons est relié à un vecteur d'intensités de la façon suivante :

$$\vec{f} = \begin{pmatrix} l \\ m \\ s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} M_l \left(1 - \frac{L}{L_i}\right) \\ M_m \left(1 - \frac{M}{M_i}\right) \\ M_s \left(1 - \frac{S}{S_i}\right) \end{pmatrix} \quad (6.1)$$

où $\vec{F}_i = (L_i, M_i, S_i)$ désigne le vecteur d'intensités incidentes, et $\vec{F} = (L, M, S)$ désigne le vecteur d'intensités transmises.

Dans le cadre de l'imagerie à lumière réfléchie (traitement d'image sur des photographies par exemple), le vecteur de tons est relié au vecteur d'intensités de la façon suivante :

$$\vec{f} = \begin{pmatrix} l \\ m \\ s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} M_l \left(1 - \frac{L}{L_{max}}\right) \\ M_m \left(1 - \frac{M}{M_{max}}\right) \\ M_s \left(1 - \frac{S}{S_{max}}\right) \end{pmatrix} \quad (6.2)$$

où L est à valeur dans $(0, L_{max}]$, M est à valeur dans $(0, M_{max}]$, S est à valeur dans $(0, S_{max}]$, et $L_{max}, M_{max}, S_{max}$ correspondent aux niveaux de saturation des cônes. Le vecteur ton chromatique dans le cadre de l'imagerie à lumière réfléchie n'est rien d'autre qu'une fonction d'intensité normalisée dans une échelle inversée. Cette inversion d'échelle entre le vecteur d'intensités et le vecteur de tons a été justifiée dans le cadre de la vision humaine [97] : elle représente l'hyperpolarisation de cellules de la rétine consécutive à la capture d'un rayon lumineux, c'est-à-dire une baisse de potentiel, d'où l'inversion d'échelle (voir section 1.2). Dans les deux cas, M_l, M_m, M_s sont des facteurs d'échelle dépendant du contexte. Dans le cadre de l'imagerie à lumière transmise, le vecteur $\vec{0} = (0, 0, 0)$ représente un point totalement transparent et le vecteur (M_l, M_m, M_s) correspond à un point totalement opaque. Dans le cadre de l'imagerie à lumière réfléchie, le vecteur $\vec{0} = (0, 0, 0)$ représente un point au maximum de luminosité (saturation des cônes) et le vecteur (M_l, M_m, M_s) correspond à un point au minimum de luminosité (noir absolu), qui ne peut pas être atteint. Les tons chromatiques (l, m, s) prennent leur valeur dans $[0, M_l) \times [0, M_m) \times [0, M_s)$. Pour simplifier le modèle et définir une structure d'espace vectoriel sur l'ensemble des fonctions de tons chromatiques, M_l, M_m , et M_s sont choisis égaux : $M_l = M_m = M_s = M_0$, dans le cas digital et pour des images 8 bits $M_l = M_m = M_s = 256$. Afin de construire une structure d'espace vectoriel, les lois d'addition (opération \triangle), de multiplication par un scalaire (opération \triangle), puis les notions d'opposé et de soustraction (opération \triangle) sont définies dans les paragraphes suivants.

6.2.2 Addition

L'addition CoLIP de deux vecteurs de ton chromatiques \vec{f} et \vec{g} , notée $\vec{f} \triangle \vec{g}$, est définie à partir de l'addition du modèle LIP \triangle de cette manière :

$$\vec{f} \triangle \vec{g} = \begin{pmatrix} l_f \triangle l_g \\ m_f \triangle m_g \\ s_f \triangle s_g \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} l_f + l_g - \frac{l_f l_g}{M_0} \\ m_f + m_g - \frac{m_f m_g}{M_0} \\ s_f + s_g - \frac{s_f s_g}{M_0} \end{pmatrix} \quad (6.3)$$

Il est intéressant de considérer l'expression de l'addition *sous forme invariante*, en lien avec la formation multiplicative des images [96, 47] :

$$\begin{pmatrix} \frac{M_0 - l_f \triangle l_g}{M_0} \\ \frac{M_0 - m_f \triangle m_g}{M_0} \\ \frac{M_0 - s_f \triangle s_g}{M_0} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{M_0 - l_f}{M_0} \frac{M_0 - l_g}{M_0} \\ \frac{M_0 - m_f}{M_0} \frac{M_0 - m_g}{M_0} \\ \frac{M_0 - s_f}{M_0} \frac{M_0 - s_g}{M_0} \end{pmatrix} \quad (6.4)$$

Le neutre pour l'addition est le vecteur $\vec{0} = (0, 0, 0)$.

6.2.3 Multiplication par un scalaire

La multiplication CoLIP d'un vecteur ton de couleur \vec{f} par un réel positif μ , notée $\mu \triangle \vec{f}$, est définie à partir de celle du modèle LIP \triangle de cette manière :

$$\mu \triangle \vec{f} = \begin{pmatrix} \mu \triangle l_f \\ \mu \triangle m_f \\ \mu \triangle s_f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} M_0 - M_0 \left(\frac{M_0 - l_f}{M_0} \right)^\mu \\ M_0 - M_0 \left(\frac{M_0 - m_f}{M_0} \right)^\mu \\ M_0 - M_0 \left(\frac{M_0 - s_f}{M_0} \right)^\mu \end{pmatrix} \quad (6.5)$$

La multiplication par un scalaire s'écrit sous forme invariante :

$$\begin{pmatrix} \frac{M_0 - \mu \triangle l_f}{M_0} \\ \frac{M_0 - \mu \triangle m_f}{M_0} \\ \frac{M_0 - \mu \triangle s_f}{M_0} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \left(\frac{M_0 - l_f}{M_0} \right)^\mu \\ \left(\frac{M_0 - m_f}{M_0} \right)^\mu \\ \left(\frac{M_0 - s_f}{M_0} \right)^\mu \end{pmatrix} \quad (6.6)$$

6.2.4 Opposé

Pour définir le vecteur de tons chromatiques opposé, puis définir un espace vectoriel, il est nécessaire d'étendre les intervalles de vecteurs de tons chromatiques $\vec{f} = (l, m, s)$ à $(-\infty, M_0)^3$. L'opposé CoLIP d'un vecteur ton de couleur \vec{f} , noté $\triangle \vec{f}$, est défini à l'aide de l'opposé du modèle LIP \triangle de cette manière :

$$\triangle \vec{f} = \begin{pmatrix} \triangle l_f \\ \triangle m_f \\ \triangle s_f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -M_0 \frac{l_f}{M_0 - l_f} \\ -M_0 \frac{m_f}{M_0 - m_f} \\ -M_0 \frac{s_f}{M_0 - s_f} \end{pmatrix} \quad (6.7)$$

L'opposé s'écrit sous forme invariante :

$$\begin{pmatrix} \frac{M_0 - \triangle l_f}{M_0} \\ \frac{M_0 - \triangle m_f}{M_0} \\ \frac{M_0 - \triangle s_f}{M_0} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{M_0}{M_0 - l_f} \\ \frac{M_0}{M_0 - m_f} \\ \frac{M_0}{M_0 - s_f} \end{pmatrix} \quad (6.8)$$

Attention, il faut bien noter que l'opposé mathématique ne correspond pas à la couleur opposée qui est définie à la section 6.6.

6.2.5 Soustraction

La définition de la soustraction de deux vecteurs de tons chromatiques \vec{f} et \vec{g} , notée $\vec{f} \triangle \vec{g}$, découle comme pour le modèle LIP de la définition de l'opposé défini au paragraphe précédent :

$$\vec{f} \triangle \vec{g} = \begin{pmatrix} l_f \triangle l_g \\ m_f \triangle m_g \\ s_f \triangle s_g \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} M_0 \frac{l_f - l_g}{M_0 - l_g} \\ M_0 \frac{m_f - m_g}{M_0 - m_g} \\ M_0 \frac{s_f - s_g}{M_0 - s_g} \end{pmatrix} \quad (6.9)$$

La soustraction peut également s'écrire sous forme invariante :

$$\begin{pmatrix} \frac{M_0 - l_f \triangle l_g}{M_0} \\ \frac{M_0 - m_f \triangle m_g}{M_0} \\ \frac{M_0 - s_f \triangle s_g}{M_0} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{M_0 - l_f}{M_0} \frac{M_0}{M_0 - l_g} \\ \frac{M_0 - m_f}{M_0} \frac{M_0}{M_0 - m_g} \\ \frac{M_0 - s_f}{M_0} \frac{M_0}{M_0 - s_g} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{M_0 - l_f}{M_0 - l_g} \\ \frac{M_0 - m_f}{M_0 - m_g} \\ \frac{M_0 - s_f}{M_0 - s_g} \end{pmatrix} \quad (6.10)$$

6.2.6 La structure vectorielle

L'ensemble des fonctions vectorielles de tons chromatiques $\vec{f}(x, y) = (l(x, y), m(x, y), s(x, y))$ définies sur le support \mathbf{D} de \mathbb{R}^2 à valeurs dans l'intervalle réel $(0, M_0)^3$, noté $I^+(\mathbf{D}, M_0)$, est un cône positif réel pour les opérations algébriques spécifiques \triangle et \triangle . Si l'intervalle de définition des fonctions vectorielles de tons chromatiques $\vec{f}(x, y)$ est étendu à $(-\infty, M_0)^3$, cela permet de définir un vecteur de tons chromatiques opposé, puis la soustraction de deux vecteurs de tons chromatiques avec l'opération \triangle , et d'étendre la multiplication par un scalaire \triangle à tout scalaire réel. Alors, l'ensemble des fonctions vectorielles de tons chromatiques $\vec{f}(x, y) = (l(x, y), m(x, y), s(x, y))$ définis sur le support \mathbf{D} de \mathbb{R}^2 à valeurs dans l'intervalle réel $(-\infty, M_0)^3$, noté $I(\mathbf{D}, M_0)$, est un espace vectoriel réel pour les opérations algébriques spécifiques \triangle et \triangle .

6.2.7 L'isomorphisme du modèle LIP

Comme pour le modèle LIP, l'espace vectoriel des vecteurs de tons chromatiques à valeurs dans $(-\infty, M_0)^3$ muni des lois CoLIP, noté $(I, \triangle, \triangle)$, est isomorphe à l'espace vectoriel classique à valeurs sur \mathbb{R} muni des lois usuelles $(E, +, \times)$ par l'isomorphisme appelé φ , défini par :

$$\vec{f} = \varphi(\vec{f}) = -M_0 \ln \left(\frac{M_0 - \vec{f}}{M_0} \right) \quad (6.11)$$

Par abus de notation, l'isomorphisme φ est assimilé à la fonction vectorielle $\vec{\varphi} = (\varphi, \varphi, \varphi)$ dont les coordonnées sont trois isomorphismes φ qui s'appliquent sur les trois composantes d'un vecteur de tons chromatiques. Donc, dans la suite de ce manuscrit φ est, comme ici, appliqué directement sur le vecteur de tons. φ est bien défini car $l < M_0$, $m < M_0$, et $s < M_0$.

Cet isomorphisme est le même que celui du modèle LUX (les équations 6.2 et 6.11 du modèle

CoLIP sont comparables aux équations 5.3 et 5.4 du modèle LUX). La différence est ici qu'il est appliqué sur les intensités modélisant des réponses des cônes plutôt que sur les intensités R, G, B . φ est bien une application linéaire bijective de (I, Δ, Δ) vers $(E, +, \times)$, en effet :

$$\varphi(\vec{0}) = \vec{0} \quad (6.12)$$

$$\varphi(\vec{f} \Delta \vec{g}) = \varphi(\vec{f}) + \varphi(\vec{g}) \quad (6.13)$$

$$\varphi(\mu \Delta \vec{f}) = \mu \varphi(\vec{f}) \quad (6.14)$$

L'isomorphisme φ du modèle permet de modéliser la non-linéarité de la réponse des photorécepteurs (elle est logarithmique, voir paragraphe 1.4.1) et correspond aux lois de la vision humaine (notamment Weber et Fechner). Ceci a déjà été montré dans le cadre de la vision humaine [97] (voir section 3.1.3), et est redémontré dans le cadre de la perception des couleurs à la section 6.6 de ce chapitre. Ici l'isomorphisme est appliqué au vecteur de tons chromatiques $\vec{f} = (l, m, s)$ et le vecteur résultant $\vec{\tilde{f}} = (\tilde{l}, \tilde{m}, \tilde{s})$ est appelé *vecteur de tons chromatiques logarithmiques*.

Cette représentation n'est pas satisfaisante car elle ne prend pas en compte toutes les étapes de la vision humaine notamment le codage antagoniste des couleurs qui se fait dans les couches supérieures de la rétine et le LGN (voir section sur le chemin visuel 1.2). Cette étape est ajoutée au modèle dans la section suivante.

6.3 Espace vectoriel couleur basé sur le codage antagoniste

La dernière étape de la vision humaine consiste à modéliser la séparation des informations chromatiques et achromatiques qui est faite dans les couches supérieures de la rétine (voir section 1.2), après la compression du signal lumineux en signal électrique. Cette représentation des couleurs en trois processus antagonistes, un canal de luminosité (antagonisme blanc-noir) et deux canaux d'opposition de couleur (vert-rouge et jaune-bleu) a été présentée par Hering [39] et validée par Hurvich et Jameson [41] (voir paragraphe 1.4.2). Elle a été utilisée pour construire de nombreux systèmes de représentation de la couleur basés sur la vision humaine (voir paragraphe 5.2) : les systèmes antagonistes, les systèmes perceptuellement uniformes, et les modèles d'apparence couleur. Pour chacun de ces systèmes, le passage aux canaux antagonistes se fait par une combinaison linéaire des canaux chromatiques.

6.3.1 Matrice de passage antagoniste

Dans le modèle CoLIP, le codage antagoniste est modélisé en faisant subir au vecteur de tons chromatiques logarithmiques une transformation linéaire représentée par une multiplication matricielle, à l'aide de la matrice de passage P_{CoLIP} :

$$P_{CoLIP} = \begin{pmatrix} \alpha & \beta & \gamma \\ \alpha' & \beta' & \gamma' \\ \alpha'' & \beta'' & \gamma'' \end{pmatrix} \quad (6.15)$$

Cela correspond à un changement de base dans l'espace vectoriel $(E, +, \times)$. Le *vecteur de tons logarithmiques antagonistes* résultant $\vec{f} = (\tilde{a}, \tilde{r}g, \tilde{y}b)$ (rg pour rouge-vert et yb pour jaune-bleu) a pour coordonnées :

$$\begin{pmatrix} \tilde{a} \\ \tilde{r}g \\ \tilde{y}b \end{pmatrix} = P_{CoLIP} * \begin{pmatrix} \tilde{l} \\ \tilde{m} \\ \tilde{s} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha\tilde{l} + \beta\tilde{m} + \gamma\tilde{s} \\ \alpha'\tilde{l} + \beta'\tilde{m} + \gamma'\tilde{s} \\ \alpha''\tilde{l} + \beta''\tilde{m} + \gamma''\tilde{s} \end{pmatrix} \quad (6.16)$$

Le canal logarithmique achromatique \tilde{a} modélise la luminosité. Les paramètres α , β et γ doivent tenir compte de la répartition des différents types de cônes dans la rétine (voir paragraphe sur les photorécepteurs section 1.2) pour exprimer la luminosité en accord avec la vision humaine. Les canaux chromatiques logarithmiques opposés $\tilde{r}g$ et $\tilde{y}b$ modélisent une opposition de couleur (voir figure 6.1) : opposition rouge-vert pour le canal $\tilde{r}g$ et opposition jaune-bleu pour le canal $\tilde{y}b$. Ainsi, pour le canal rouge-vert, les paramètres sont tels que $\alpha' \geq 0$, $\beta' \leq 0$ et $\gamma' \geq 0$.

$$\begin{cases} \tilde{r}g > 0 \text{ si } \alpha'\tilde{l} + \gamma'\tilde{s} > -\beta'\tilde{m}, \text{ c'est la zone de couleur verte} \\ \tilde{r}g < 0 \text{ si } \alpha'\tilde{l} + \gamma'\tilde{s} < -\beta'\tilde{m}, \text{ c'est la zone de couleur rouge} \end{cases} \quad (6.17)$$

Pour le canal jaune-bleu, les paramètres sont tels que $\alpha'' \geq 0$, $\beta'' \geq 0$ et $\gamma'' \leq 0$.

$$\begin{cases} \tilde{y}b > 0 \text{ si } \alpha''\tilde{l} + \beta''\tilde{m} > -\gamma''\tilde{s}, \text{ c'est la zone de couleur bleue} \\ \tilde{y}b < 0 \text{ si } \alpha''\tilde{l} + \beta''\tilde{m} < -\gamma''\tilde{s}, \text{ c'est la zone de couleur jaune} \end{cases} \quad (6.18)$$

Dans le cas d'une image à niveaux de gris où $L = M = S$, les tons chromatiques logarithmiques sont égaux : $\tilde{l} = \tilde{m} = \tilde{s}$. Puisque l'image est achromatique, les canaux chromatiques logarithmiques opposés sont nuls, et le canal achromatique logarithmique est égal aux canaux chromatiques logarithmiques $\tilde{a} = \tilde{l} = \tilde{m} = \tilde{s}$. D'après l'équation 6.16 certaines conditions sur les éléments de la matrice P peuvent alors être déduites :

$$\begin{cases} \alpha + \beta + \gamma = 1 \\ \alpha' + \beta' + \gamma' = 0 \\ \alpha'' + \beta'' + \gamma'' = 0 \end{cases} \quad (6.19)$$

6.3.2 Représentation des tons logarithmiques antagonistes

La Figure 6.1 montre ce que deviennent les sensibilités spectrales des cônes après le passage dans le système logarithmique antagoniste $(\tilde{a}, \tilde{r}g, \tilde{y}b)$. Les sensibilités spectrales des cônes ou *cone fundamentals* sont celles de Stockman et Sharpe [112, 113] (données sur <http://www.cvrl.org/>). Les valeurs numériques des différents paramètres de la matrice P_{CoLIP} sont données au paragraphe 6.5.1. Sur le canal achromatique logarithmique l'échelle est bien inversée par rapport à la représentation usuelle (voir paragraphes 6.2.1 et 6.6) puisque le canal \tilde{a} est au maximum pour les longueurs d'onde les plus sombres (bleu et rouge) tandis qu'il est au minimum pour les longueurs d'onde les plus lumineuses (vert et jaune). Au niveau des canaux de couleurs, l'antagonisme se met bien en place : les deux canaux se séparent de part et d'autre du zéro pour former les oppositions des couleurs rouge-vert et jaune-bleu. Le canal rouge-vert est séparé en trois parties dont deux parties rouges (sensibilité négative) : le magenta $\lambda \in [390, 440]$ et le rouge $\lambda \in [570, 800]$, et une

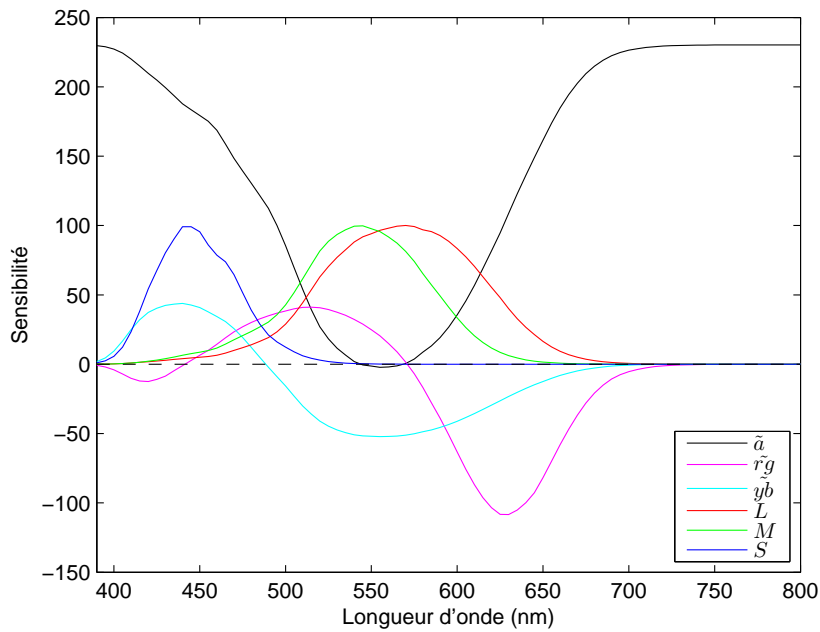


FIGURE 6.1 – Sensibilités spectrales des cônes (L , M et S) et sensibilités spectrales des tons logarithmiques achromatique et chromatiques antagonistes (\tilde{a} , $\tilde{r}g$, $\tilde{y}b$) en fonction de la longueur d'onde.

partie verte (sensibilité positive) : $\lambda \in [440, 570]$. Le canal jaune-bleu est séparé en deux parties, une partie bleue (sensibilité positive) : $\lambda \in [390, 490]$, et une partie jaune (sensibilité négative) $\lambda \in [490, 800]$.

La figure 6.2 montre la séparation des informations en trois canaux antagonistes (\tilde{a} , $\tilde{r}g$, $\tilde{y}b$) sur une image représentant la charte de Macbeth. Les valeurs numériques des différents paramètres sont données paragraphe 6.5.1. Sur le canal de luminosité, comme il est expliqué dans les paragraphes 6.2.1 et 6.6, l'échelle est inversée par rapport à la représentation usuelle : les zones les plus sombres sont représentées en blanc (proche du maximum), et les zones les plus lumineuses sont en noir (proche du zéro). Les canaux couleurs sont des canaux antagonistes représentant une opposition de couleur avec des valeurs positives et négatives. Pour le canal rouge-vert, c'est le rouge qui est négatif (les couleurs qui contiennent du rouge sont très sombres), et c'est le vert qui est positif (les couleurs qui contiennent du vert sont très lumineuses), tandis que les couleurs qui ne contiennent ni rouge ni vert sont neutres (en gris). Pour le canal jaune-bleu, c'est le jaune qui est négatif (les couleurs qui contiennent du jaune sont très sombres), et c'est le bleu qui est positif (les couleurs qui contiennent du bleu sont très lumineuses), tandis que les couleurs qui ne contiennent ni jaune ni bleu sont neutres (en gris).

À ce niveau du modèle CoLIP, toutes les étapes de la perception des couleurs ont été prises en compte : le trichromatisme, la compression lumineuse, et le codage antagoniste. Cependant, les canaux logarithmiques antagonistes s'expriment dans l'espace $(E, +, \times)$, c'est-à-dire l'espace des vecteurs logarithmiques muni des opérations usuelles qui ne sont pas bornées. Il est donc intéressant de repasser dans l'espace $(I, \triangleleft, \triangleright)$ qui est muni d'opérations bornées, en conservant

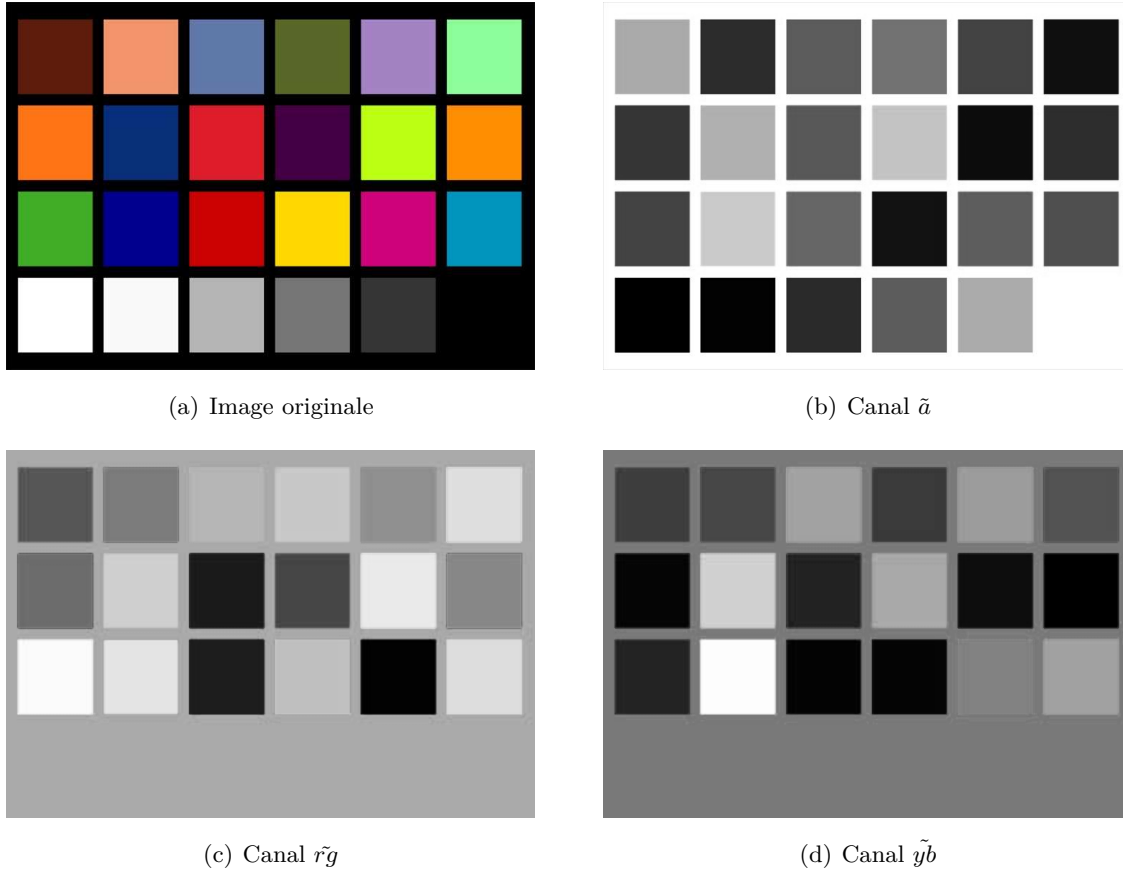


FIGURE 6.2 – Décomposition d'une image dans l'espace $(\tilde{a}, \tilde{r}g, \tilde{y}b)$.

l'antagonisme, afin d'exploiter pleinement les avantages du LIP, tout en restant dans le cadre de la perception humaine des couleurs.

6.3.3 Vecteur de tons antagonistes

L'objectif est donc d'exprimer une couleur sous forme d'un vecteur de tons antagonistes dans l'espace $(I, \triangle, \triangle)$ où les opérations CoLIP sont bornées.

Il a été établi au paragraphe 6.2.7 que l'espace vectoriel des fonctions vectorielles de tons chromatiques à valeurs sur $(-\infty, M_0)$, noté $(I, \triangle, \triangle)$, est isomorphiquement relié à l'espace vectoriel classique de dimension trois à valeurs sur \mathbb{R} , noté $(E, +, \times)$, par l'isomorphisme appelé φ défini par l'équation 6.11. A l'inverse, $(E, +, \times)$ est isomorphiquement relié à $(I, \triangle, \triangle)$ par l'isomorphisme inverse appelé φ^{-1} et défini par :

$$\vec{f} = \varphi^{-1}(\vec{\tilde{f}}) = M_0 - M_0 e^{-\frac{\vec{\tilde{f}}}{M_0}} \quad (6.20)$$

Il est alors possible de définir un *vecteur de tons antagonistes* $\vec{f} = (a, rg, yb)$ composé d'un *ton achromatique* et de deux *tons chromatiques opposés* résultant de la composée $\varphi^{-1} \circ P_{CoLIP} \circ \varphi$. φ et φ^{-1} sont des morphismes bijectifs, donc le *vecteur de tons antagonistes* $\vec{f} = (a, rg, yb)$ résulte de la multiplication matricielle CoLIP du vecteur de tons chromatiques $\vec{f} = (l, m, s)$ par la matrice

P_{CoLIP} , comme le montre le diagramme ci-dessous.

$$\begin{array}{ccc} (\vec{l}, \vec{m}, \vec{s}) & \xrightarrow[\text{Id}]{\varphi} & (\vec{l}, \vec{m}, \vec{s}) \\ \downarrow \triangle P_{CoLIP} & & \downarrow P_{CoLIP} \\ (\vec{a}, \vec{rg}, \vec{yb}) & \xleftarrow[\text{Id}]{\varphi^{-1}} & (\vec{a}, \vec{rg}, \vec{yb}) \end{array}$$

La composée de fonction $\varphi^{-1} \circ P_{CoLIP} \circ \varphi$ du modèle CoLIP peut là encore être comparée à celle du modèle LUX, définie paragraphe 5.2.2 par $\Phi^{-1} \circ P_{LUX} \circ \Phi$. Φ et Φ^{-1} sont données dans l'équation 5.5. Les canaux antagonistes du modèle CoLIP, (a, rg, yb) , et du modèle LUX, (l, u, x) (voir équation 5.8), diffèrent donc par leurs composantes trichromatiques et leur matrice de passage antagoniste.

Le vecteur de tons antagonistes du modèle CoLIP s'exprime ensuite :

$$\begin{pmatrix} a \\ rg \\ yb \end{pmatrix} = P_{CoLIP} \triangle \begin{pmatrix} l \\ m \\ s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (\alpha \triangle l) \triangle (\beta \triangle m) \triangle (\gamma \triangle s) \\ (\alpha' \triangle l) \triangle (\beta' \triangle m) \triangle (\gamma' \triangle s) \\ (\alpha'' \triangle l) \triangle (\beta'' \triangle m) \triangle (\gamma'' \triangle s) \end{pmatrix} \quad (6.21)$$

La même notation \triangle est utilisée pour noter la multiplication du vecteur de tons par la matrice de scalaires P_{CoLIP} que la multiplication par un scalaire CoLIP. La multiplication matricielle CoLIP se fait par combinaison linéaire, comme la multiplication matricielle usuelle, en remplaçant les opérations usuelles par des opérations CoLIP.

D'après les définitions sous forme invariante des opérations \triangle et \triangle données par les équations 6.4 et 6.6, l'équation 6.21 s'écrit aussi :

$$\begin{pmatrix} \frac{M_0 - a}{M_0} \\ \frac{M_0 - rg}{M_0} \\ \frac{M_0 - yb}{M_0} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \left(\frac{M_0 - l}{M_0}\right)^\alpha \left(\frac{M_0 - m}{M_0}\right)^\beta \left(\frac{M_0 - s}{M_0}\right)^\gamma \\ \left(\frac{M_0 - l}{M_0}\right)^{\alpha'} \left(\frac{M_0 - m}{M_0}\right)^{\beta'} \left(\frac{M_0 - s}{M_0}\right)^{\gamma'} \\ \left(\frac{M_0 - l}{M_0}\right)^{\alpha''} \left(\frac{M_0 - m}{M_0}\right)^{\beta''} \left(\frac{M_0 - s}{M_0}\right)^{\gamma''} \end{pmatrix} \quad (6.22)$$

Ci-dessous, la démonstration pour le canal achromatique a :

$$\begin{aligned} \frac{M_0 - a}{M_0} &= \frac{M_0 - (\alpha \triangle l) \triangle (\beta \triangle m) \triangle (\gamma \triangle s)}{M_0} \\ &= \frac{M_0 - \alpha \triangle l}{M_0} \frac{M_0 - \beta \triangle m}{M_0} \frac{M_0 - \gamma \triangle s}{M_0} \\ &= \left(\frac{M_0 - l}{M_0}\right)^\alpha \left(\frac{M_0 - m}{M_0}\right)^\beta \left(\frac{M_0 - s}{M_0}\right)^\gamma \end{aligned}$$

Puis, en tenant compte des conditions sur les paramètres de la matrice P_{CoLIP} spécifiés par l'équation 6.19 :

$$\begin{cases} M_0^\alpha M_0^\beta M_0^\gamma = M_0^{(\alpha+\beta+\gamma)} = M_0^1 = M_0 \\ M_0^{\alpha'} M_0^{\beta'} M_0^{\gamma'} = M_0^{(\alpha'+\beta'+\gamma')} = M_0^0 = 1 \\ M_0^{\alpha''} M_0^{\beta''} M_0^{\gamma''} = M_0^{(\alpha''+\beta''+\gamma'')} = M_0^0 = 1 \end{cases} \quad (6.23)$$

les coordonnées du vecteur de tons antagonistes deviennent :

$$\begin{pmatrix} a \\ rg \\ yb \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} M_0 - (M_0 - l)^\alpha (M_0 - m)^\beta (M_0 - s)^\gamma \\ M_0 \left(1 - (M_0 - l)^{\alpha'} (M_0 - m)^{\beta'} (M_0 - s)^{\gamma'}\right) \\ M_0 \left(1 - (M_0 - l)^{\alpha''} (M_0 - m)^{\beta''} (M_0 - s)^{\gamma''}\right) \end{pmatrix} \quad (6.24)$$

a est appelé *ton achromatique* et rg, yb sont les *tons chromatiques opposés*. Grâce à cette équation, les tons achromatiques et chromatiques opposés (a, rg, yb) de l'espace CoLIP peuvent être définis directement à partir des tons chromatiques (l, m, s) . Ils sont à valeurs dans $(-\infty, M_0)^3$. Là encore, il faut constater la ressemblance entre cette équation et l'équation 5.8 donnant les canaux antagonistes du modèle LUX, avant le traitement des valeurs négatives et l'étape de dénormalisation.

6.3.4 Combinaison et amplification d'images couleur dans la base antagoniste

Addition

Il n'y a qu'une combinaison linéaire CoLIP dans l'espace vectoriel $(I, \triangle, \triangle)$ entre la représentation trichromatique et antagoniste, via la matrice de passage P_{CoLIP} . $(a_f \triangle a_g, rg_f \triangle rg_g, yb_f \triangle yb_g)$ correspond donc à $(l_f \triangle l_g, m_f \triangle m_g, s_f \triangle s_g)$, et l'addition CoLIP sur les canaux (a, rg, yb) revient au même que l'addition sur les canaux (l, m, s) :

$$\vec{f} \triangle \vec{g} = \begin{pmatrix} a_f \triangle a_g \\ rg_f \triangle rg_g \\ yb_f \triangle yb_g \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (\alpha \triangle (l_f \triangle l_g)) \triangle (\beta \triangle (m_f \triangle m_g)) \triangle (\gamma \triangle (s_f \triangle s_g)) \\ (\alpha' \triangle (l_f \triangle l_g)) \triangle (\beta' \triangle (m_f \triangle m_g)) \triangle (\gamma' \triangle (s_f \triangle s_g)) \\ (\alpha'' \triangle (l_f \triangle l_g)) \triangle (\beta'' \triangle (m_f \triangle m_g)) \triangle (\gamma'' \triangle (s_f \triangle s_g)) \end{pmatrix} \quad (6.25)$$

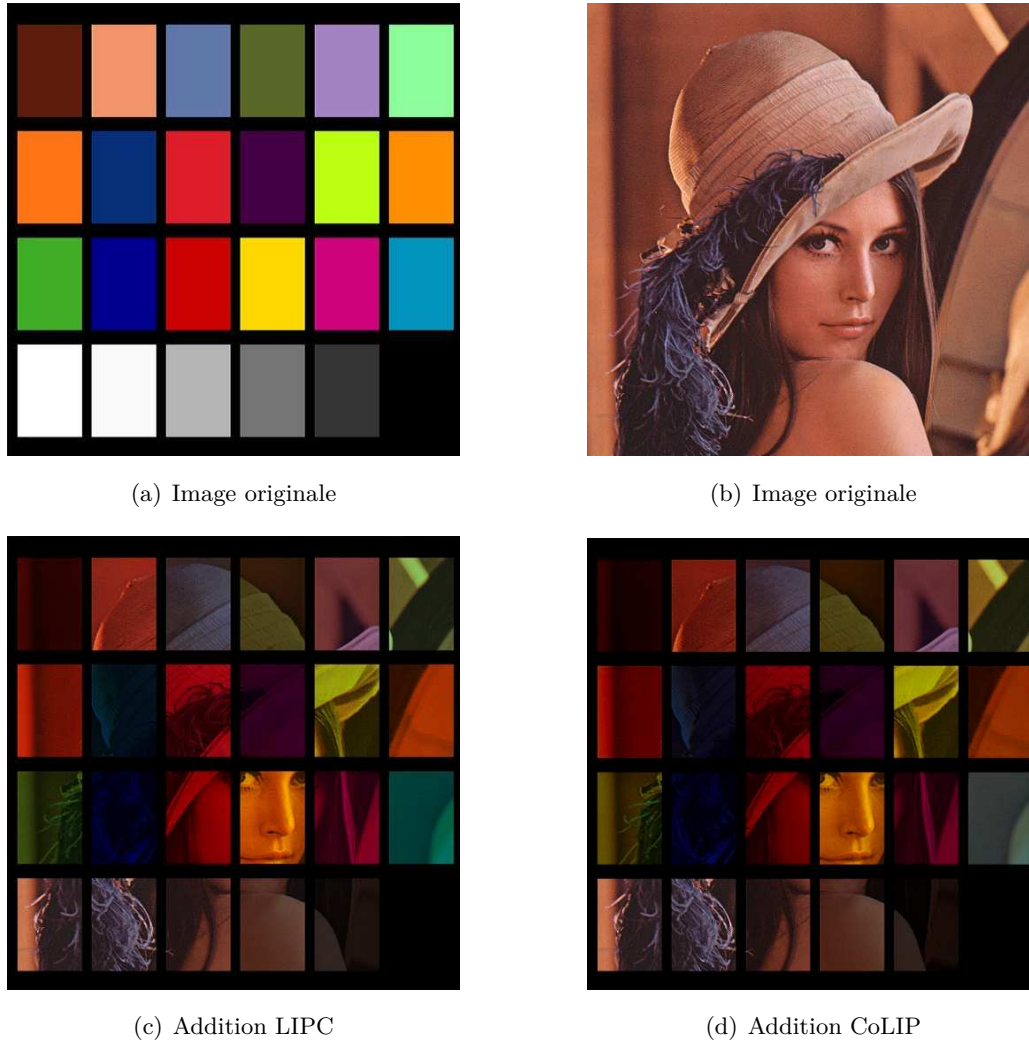
La figure 6.3 montre un exemple de deux images additionnées à l'aide de \triangle au sens CoLIP, ainsi que l'addition de ces deux images à l'aide de \triangle_c (voir figure 5.2) au sens LIPC. Les résultats sont très proches visuellement, puisque dans les deux modèles la définition de l'addition est basée sur le produit terme à terme des transmittances (voir équation 5.16 et 6.4), mais différent du fait que les matrices de passage pour définir les vecteurs de perception et de transmittance pour le modèle LIPC et pour passer dans l'espace de réponse des cônes pour le modèle CoLIP, sont différentes.

Multiplication par un scalaire

De la même façon que pour l'addition, la multiplication par un scalaire sur les canaux (a, rg, yb) , $(\mu \triangle a_f, \mu \triangle rg_f, \mu \triangle yb_f)$, correspond à la multiplication par un scalaire sur les canaux (l, m, s) , $(\mu \triangle l_f, \mu \triangle m_f, \mu \triangle s_f)$:

$$\mu \triangle \vec{f} = \begin{pmatrix} \mu \triangle a_f \\ \mu \triangle rg_f \\ \mu \triangle yb_f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (\alpha \triangle (\mu \triangle l_f)) \triangle (\beta \triangle (\mu \triangle m_f)) \triangle (\gamma \triangle (\mu \triangle s_f)) \\ (\alpha' \triangle (\mu \triangle l_f)) \triangle (\beta' \triangle (\mu \triangle m_f)) \triangle (\gamma' \triangle (\mu \triangle s_f)) \\ (\alpha'' \triangle (\mu \triangle l_f)) \triangle (\beta'' \triangle (\mu \triangle m_f)) \triangle (\gamma'' \triangle (\mu \triangle s_f)) \end{pmatrix} \quad (6.26)$$

L'amplification des couleurs est uniforme, la direction reste la même dans l'espace (au niveau vectoriel cela correspond à une homothétie), voir figure 6.4.


FIGURE 6.3 – Addition LIPC et CoLIP de deux images.

Combinaison linéaire

Dans le cas d'une combinaison linéaire des vecteurs de la base antagoniste par une famille de scalaires (μ_1, μ_2, μ_3) , les coordonnées résultantes sont :

$$\begin{pmatrix} \mu_1 \triangle a_f \\ \mu_2 \triangle rg_f \\ \mu_3 \triangle yb_f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (\alpha \triangle (\mu_1 \triangle l_f)) \triangle (\beta \triangle (\mu_1 \triangle m_f)) \triangle (\gamma \triangle (\mu_1 \triangle s_f)) \\ (\alpha' \triangle (\mu_2 \triangle l_f)) \triangle (\beta' \triangle (\mu_2 \triangle m_f)) \triangle (\gamma' \triangle (\mu_2 \triangle s_f)) \\ (\alpha'' \triangle (\mu_3 \triangle l_f)) \triangle (\beta'' \triangle (\mu_3 \triangle m_f)) \triangle (\gamma'' \triangle (\mu_3 \triangle s_f)) \end{pmatrix} \quad (6.27)$$

Ici, pour exprimer la combinaison scalaire sur le vecteur de tons chromatiques, il suffit de déterminer :

$$\begin{pmatrix} l' \\ m' \\ s' \end{pmatrix} = P_{CoLIP}^{-1} \triangle \begin{pmatrix} \mu_1 & 0 & 0 \\ 0 & \mu_2 & 0 \\ 0 & 0 & \mu_3 \end{pmatrix} \triangle P_{CoLIP} \triangle \begin{pmatrix} l \\ m \\ s \end{pmatrix} \quad (6.28)$$

Au niveau des couleurs, après une combinaison linéaire, la direction du vecteur couleur n'est plus la même, les couleurs sont déformées uniformément sur l'image (voir figure 6.4, une image amplifiée



(a) Image originale

(b) Amplification par $\mu = 1.5$ (c) Combinaison linéaire par $(1, 0.5, 1.5)$ **FIGURE 6.4** – Amplification CoLIP et combinaison linéaire CoLIP d’une image.

à l’aide de Δ avec $\mu = 1.5$, puis la même image après une combinaison linéaire par la famille de scalaires $(1, 0.5, 1.5)$. Dans le cas de la multiplication par un scalaire, la balance des couleurs est conservée puisque les trois canaux sont amplifiés uniformément, alors que dans le cas de la combinaison linéaire, la balance des couleurs est modifiée. Ici, le canal achromatique (luminosité) reste le même ($\mu_1 = 1$) tandis que le canal rouge-vert est réduit ($0 \leq \mu_2 \leq 1$) et le canal jaune bleu amplifié ($\mu_3 \geq 1$) sur l’ensemble de l’image.

6.3.5 Représentation des tons antagonistes

La Figure 6.5 montre ce que deviennent les sensibilités spectrales des cônes après le passage dans le système antagoniste (a, rg, yb) . Les sensibilités spectrales des cônes ou *cone fundamentals* sont celles de Stockman et Sharpe [112, 113] (données sur <http://www.cvrl.org/>). Les valeurs numériques des différents paramètres de la matrice de passage P_{CoLIP} sont données au paragraphe 6.5.1. Les trois canaux sont du même type qu’au paragraphe 6.3.2 : un canal achromatique avec une échelle inversée, et deux canaux chromatiques opposés qui représentent l’opposition des couleurs

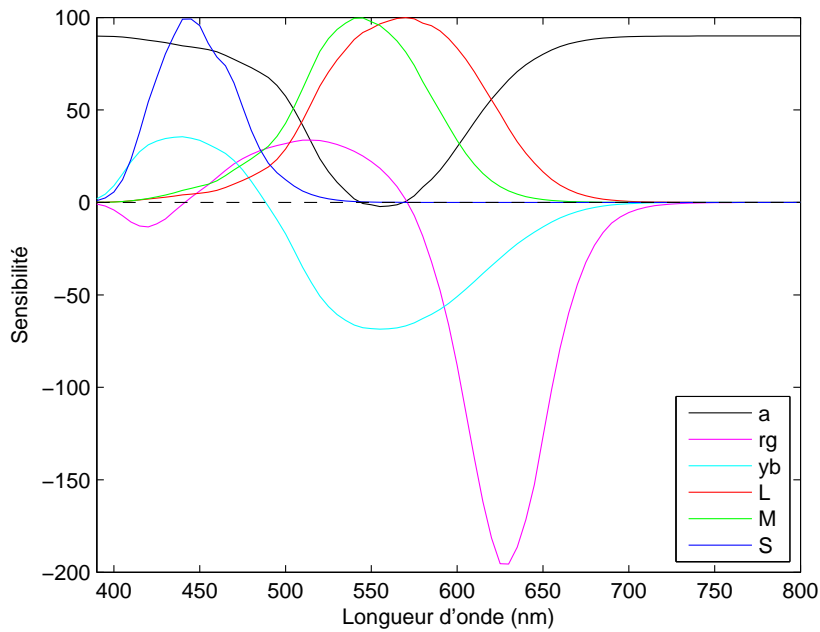


FIGURE 6.5 – Sensibilités spectrales des cônes (L , M et S) et sensibilités spectrales des tons antagonistes (a , rg , yb) en fonction de la longueur d'onde.

vert-rouge et jaune-bleu. Les intervalles de longueur d'onde représentant les couleurs sont bien exactement les mêmes. Le canal rouge-vert est séparé en trois parties dont deux parties rouges (sensibilité négative) : le magenta $\lambda \in [390, 440]$ et le rouge $\lambda \in [570, 800]$, et une partie verte (sensibilité positive) : $\lambda \in [440, 570]$. Le canal jaune-bleu est séparé en deux parties, une partie bleue (sensibilité positive) : $\lambda \in [390, 490]$, et une partie jaune (sensibilité négative) $\lambda \in [490, 800]$. L'intérêt de définir l'antagonisme dans l'espace $(I, \triangleleft, \triangleright)$ était de se trouver dans un espace antagoniste où les tons (a, rg, yb) et où les opérations CoLIP sont bornées dans $(-\infty, M_0)$. Pour rappel, l'intervalle des tons a été étendu de $[0, M_0]$ à $(-\infty, M_0)$ pour pouvoir définir un espace vectoriel. Dans l'espace des tons chromatiques (l, m, s) , cette extension est purement mathématique, puisque dans la pratique (le traitement d'image) ces valeurs restent positives. Cependant, dans l'espace antagoniste (a, rg, yb) , les valeurs négatives des tons représentent des couleurs du spectre visible (le rouge pour le canal rouge-vert, et le jaune pour le canal jaune-bleu). Ainsi figure 6.5, le canal achromatique a et les parties positives des canaux rg et yb restent bornés dans $[0, M_0)$, tandis que les parties négatives des canaux rg et yb sont à valeurs dans $(-\infty, 0]$ et peuvent tendre vers l'infini lors de l'utilisation des opérations CoLIP. Ceci s'explique facilement en regardant le diagramme donné au paragraphe 6.3.3, ainsi que la forme de l'isomorphisme inverse (figure 6.6). Le passage au codage antagoniste, qui signifie la transformation de canaux avec des valeurs physiques positives $(\tilde{l}, \tilde{m}, \tilde{s})$ en canaux avec des valeurs physiques positives et négatives $(\tilde{a}, \tilde{r}\tilde{g}, \tilde{y}\tilde{b})$ se fait avant le retour par l'isomorphisme inverse φ^{-1} . Il est donc facile de comprendre le phénomène en regardant la courbe de φ^{-1} figure 6.6 : les valeurs partent vers l'infini dans les négatifs alors qu'elles sont bornées dans les positifs. Ainsi, pour les canaux chromatiques opposés, avec des valeurs de part et d'autre du zéro, les valeurs positives résultantes seront bornées, mais pas les valeurs négatives

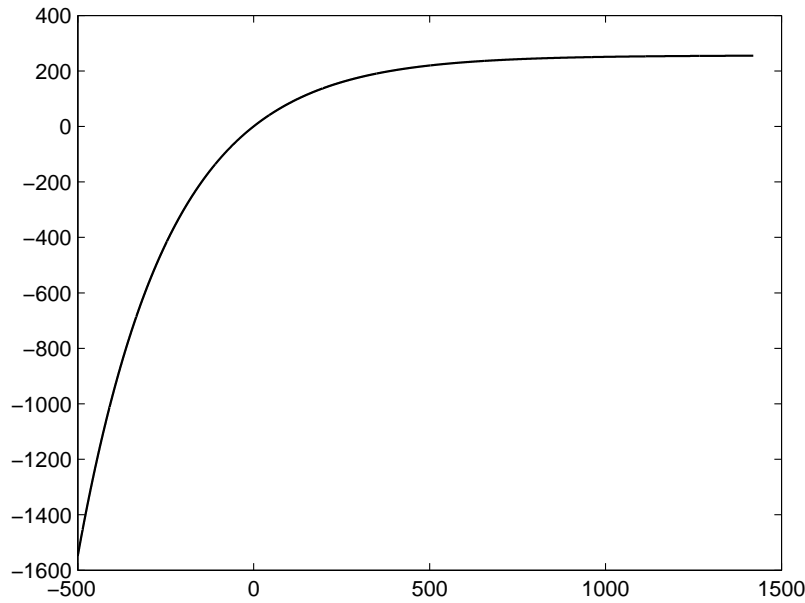


FIGURE 6.6 – Isomorphisme inverse du modèle.

qui peuvent tendre vers l'infini. De même lorsque les opérations CoLIP définies section 6.2 sont appliquées (voir figure 6.10, image de gauche pour la multiplication). Donc cette structure est tout à fait valable mathématiquement, mais peut impliquer la distorsion des informations entre partie positive et négative des canaux lors des traitements. Si des traitements sont effectués dans l'espace (a, rg, yb) mais qu'il y a un retour dans l'espace de départ de l'image, comme dans le cas d'un rehaussement d'image par exemple, alors le fait que le modèle n'est pas borné dans les négatifs n'a aucune incidence sur l'image résultante (voir les exemples d'addition, de multiplication par un scalaire et de combinaison linéaire au paragraphe 6.3.4). Cependant, si le traitement consiste en la détection d'informations dans l'espace (a, rg, yb) (par exemple une détection de contours, ou un seuillage), alors le fait que les parties négatives ne sont pas bornées peut impliquer de la distorsion d'information. C'est pourquoi dans la section suivante, il est nécessaire d'affiner le modèle CoLIP pour revenir à une représentation bornée des canaux chromatiques opposés afin qu'ils soient à valeurs dans $(-M_0, M_0)$. C'est également ce qui est fait sur les canaux antagonistes dans le modèle LUX, équation 5.9.

6.4 Représentation bornée du modèle CoLIP

Un espace vectoriel de vecteurs de tons (a, rg, yb) représentant une image a été défini et muni d'opérations qui sont bornées dans $(-\infty, M_0)$. Mais il a été vu au paragraphe précédent que pour certains traitements, ainsi que pour la représentation du modèle, il est nécessaire de transformer cet espace afin que les canaux rg et yb qui représentent une opposition de couleur et ont des valeurs positives et négatives soient bornés dans $(-M_0, M_0)$.

Une première solution pour borner l'espace consiste à se servir de la définition du module d'un

vecteur de tons $|f|_\Delta$ défini pour le modèle LIP [47, 95, 97] (voir paragraphe 3.1.1) et qui est facilement étendu au modèle CoLIP de cette façon :

$$\vec{|f|}_\Delta = \begin{pmatrix} |a|_\Delta \\ |rg|_\Delta \\ |yb|_\Delta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a \\ \begin{cases} rg & \text{si } rg \geq 0 \\ \Delta rg & \text{si } rg < 0 \end{cases} \\ \begin{cases} yb & \text{si } yb \geq 0 \\ \Delta yb & \text{si } yb < 0 \end{cases} \end{pmatrix} \quad (6.29)$$

Cette définition permet de borner tous les canaux dans $[0, M_0)$ mais elle a pour inconvénient de perdre les informations d'opposition de couleur, puisque tous les canaux deviennent positifs (voir figure 6.7, où le module CoLIP $|\cdot|_\Delta$ a été appliqué sur les sensibilités des canaux (a, rg, yb) de la figure 6.5).

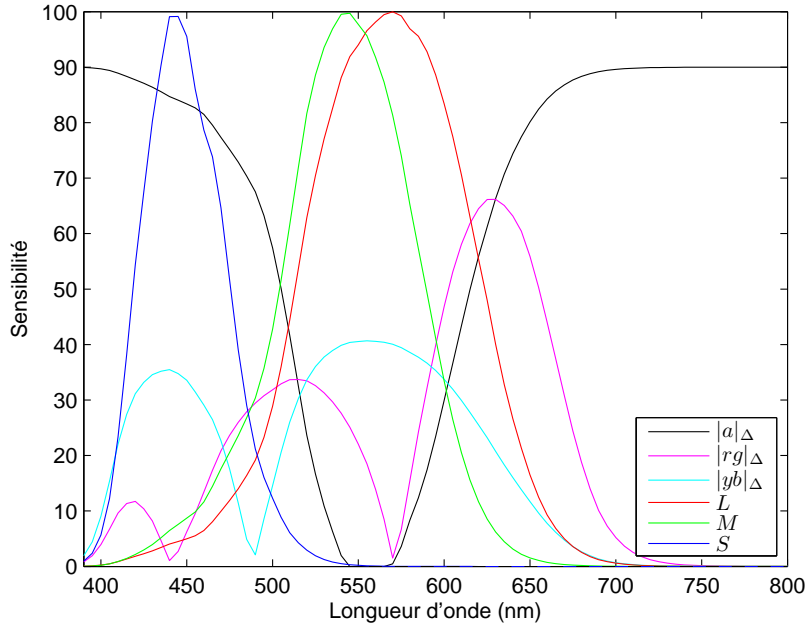


FIGURE 6.7 – Sensibilités spectrales des cônes (L , M et S) et sensibilités spectrales du module des tons antagonistes ($|a|_\Delta$, $|rg|_\Delta$, $|yb|_\Delta$) en fonction de la longueur d'onde.

Afin de garder toute l'information des oppositions de couleur, il suffit de laisser dans les négatifs les parties qui étaient négatives, en les bornant à l'aide du module. Le vecteur de tons antagonistes f devient alors un vecteur de tons antagonistes bornés $\vec{\hat{f}}$ à valeurs dans $(-M_0, M_0)^3$:

$$\vec{\hat{f}} = \begin{pmatrix} \hat{a} \\ \hat{r}g \\ \hat{y}b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a \\ \begin{cases} rg & \text{si } rg \geq 0 \\ -\Delta rg & \text{si } rg < 0 \end{cases} \\ \begin{cases} yb & \text{si } yb \geq 0 \\ -\Delta yb & \text{si } yb < 0 \end{cases} \end{pmatrix} \quad (6.30)$$

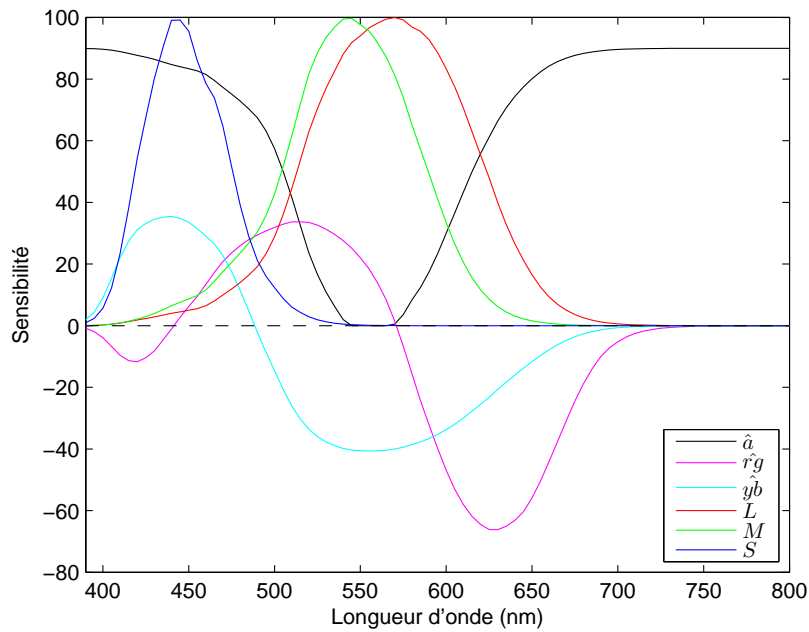


FIGURE 6.8 – Sensibilités spectrales des cônes (L , M et S) et sensibilités spectrales des tons achromatique et chromatiques opposés (\hat{a} , $\hat{r}g$, $\hat{y}b$) en fonction de la longueur d'onde.

La Figure 6.8 montre ce que deviennent les sensibilités spectrales des cônes après le passage dans ce système. Les sensibilités spectrales des cônes ou *cone fundamentals* sont celles de Stockman et Sharpe [112, 113] (données sur <http://www.cvrl.org/>). Les valeurs numériques des différents paramètres de la matrice de passage P_{CoLIP} sont données au paragraphe 6.5.1. Les trois canaux sont les mêmes que sur la figure 6.5 mais les canaux chromatiques opposés $\hat{r}g$ et $\hat{y}b$ sont maintenant bornés dans $(-M_0, M_0)$. L'opération qui consiste à borner les canaux chromatiques du modèle LUX n'est pas tout à fait réalisée de la même façon, puisqu'ils sont redéfinis pour rester positifs, de part et d'autre de la valeur de $M_0/2$, voire équation 5.9. Mais le principe est le même puisque les valeurs des canaux sont inversées et qu'une soustraction au sens CoLIP (ou LIP) correspond à une division des transmittances.

Cette expression du modèle est très utile pour la représentation du modèle CoLIP car l'espace $(\hat{a}, \hat{r}g, \hat{y}b)$ est symétrique contrairement à l'espace (a, rg, yb) . Elle est également utile pour séparer les informations des quatre couleurs principales : rouge, vert, jaune, bleu, qui sont maintenant bornées. Enfin, cet espace permet de faire de la détection d'information, par exemple de la détection de contours, de couleur, du seuillage (voir les applications au chapitre 8) : dans cette représentation bornée, il n'y a pas de distorsion des informations. Cependant, si une image est modifiée dans l'espace (a, rg, yb) avant de revenir dans l'espace de départ, le résultat est exactement le même que si elle est modifiée dans $(\hat{a}, \hat{r}g, \hat{y}b)$ avant de revenir.

Représentation en cinq canaux

La figure 6.9 est une image représentant la planche de Macbeth, et les trois canaux $(\hat{a}, \hat{r}g, \hat{y}b)$ séparés en cinq canaux \hat{a} , $\hat{r}g \geq 0$, $\hat{r}g \leq 0$, $\hat{y}b \geq 0$, et $\hat{y}b \leq 0$ de façon à séparer le canal achromatique

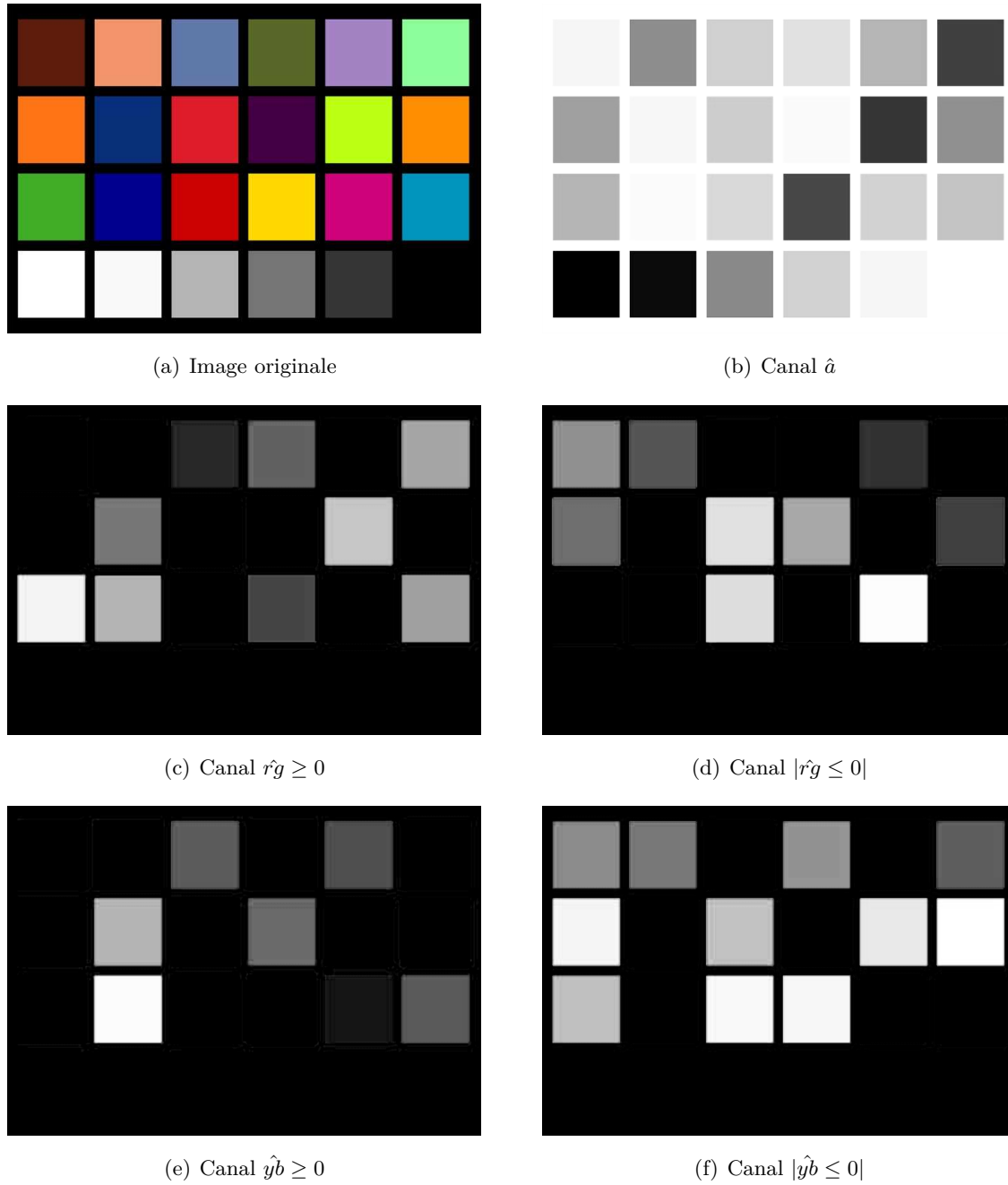


FIGURE 6.9 – Décomposition d’une image en cinq canaux.

et les quatre couleurs principales : rouge, vert, jaune et bleu. Pour cela les valeurs positives et négatives des canaux chromatiques opposés bornés $\hat{r}g$ et $\hat{y}b$ ont été séparées en quatre images distinctes, et passées en valeur absolue classique. Sur ces images, les zones où les couleurs sont les plus vives dans les quatre teintes principales sont les plus lumineuses, tandis que les zones qui ne contiennent pas la couleur correspondante sont sombres. Attention la luminosité est toujours inversée par rapport à la représentation usuelle pour le canal achromatique : les zones les plus sombres sont en blanc, et les zones les plus lumineuses sont en noir.

Redéfinition des opérations

Pour appliquer les opérations CoLIP dans l'espace $(\hat{a}, \hat{r}g, \hat{y}b)$, il est nécessaire de les redéfinir en distinguant deux cas à l'aide de l'équation 6.30. Voici par exemple la définition de l'addition bornée $\hat{\Delta}$ de deux vecteurs de tons chromatiques antagonistes bornés $\vec{\hat{f}}$ et $\vec{\hat{g}}$ notée $\vec{\hat{f}} \hat{\Delta} \vec{\hat{g}}$:

$$\vec{\hat{f}} \hat{\Delta} \vec{\hat{g}} = \begin{pmatrix} \hat{a}_f \hat{\Delta} \hat{a}_g \\ r\hat{g}_f \hat{\Delta} r\hat{g}_g \\ y\hat{b}_f \hat{\Delta} y\hat{b}_g \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_f \hat{\Delta} a_g \\ \begin{cases} rg_f \hat{\Delta} rg_g \text{ si } rg_f \hat{\Delta} rg_g \geq 0 \\ -\Delta(rg_f \hat{\Delta} rg_g) \text{ si } rg_f \hat{\Delta} rg_g \leq 0 \end{cases} \\ \begin{cases} yb_f \hat{\Delta} yb_g \text{ si } yb_f \hat{\Delta} yb_g \geq 0 \\ -\Delta(yb_f \hat{\Delta} yb_g) \text{ si } yb_f \hat{\Delta} yb_g \leq 0 \end{cases} \end{pmatrix} \quad (6.31)$$

Pour la multiplication par un scalaire et la soustraction c'est exactement la même chose.

Ci-dessous, sur la figure 6.10, est illustré l'exemple de la multiplication par 2 : $g = 2 \hat{\Delta} f$ dans l'espace (a, rg, yb) et $\hat{g} = 2 \hat{\Delta} \hat{f}$ dans l'espace $(\hat{a}, \hat{r}g, \hat{y}b)$. Dans le cas de l'espace (a, rg, yb) la multiplication dans les positifs augmente les valeurs de manière logarithmique alors que dans les négatifs, c'est augmenté de manière exponentielle. Dans l'espace $(\hat{a}, \hat{r}g, \hat{y}b)$ c'est symétriquement augmenté de manière logarithmique.

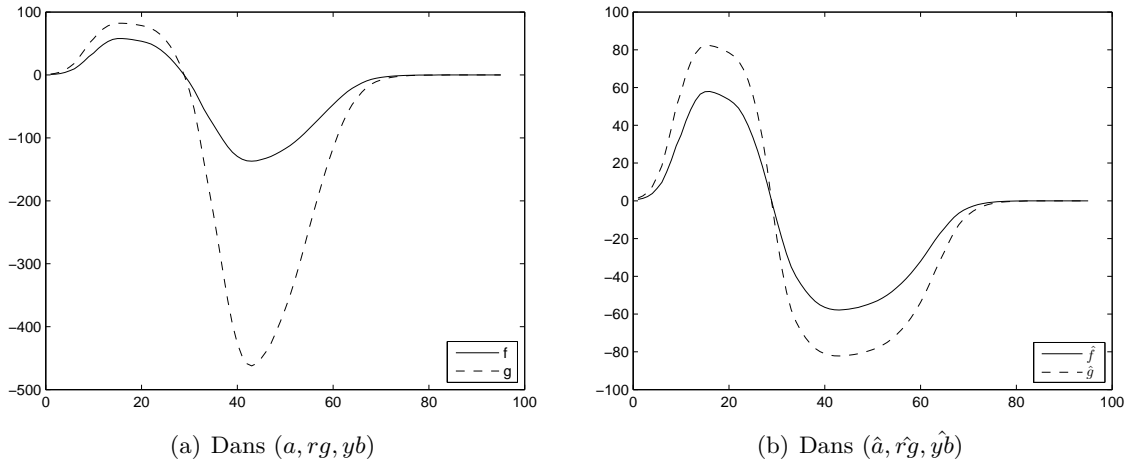


FIGURE 6.10 – Multiplication scalaire CoLIP non bornée et bornée. En trait plein le ton f et en pointillés le ton f multiplié par 2 par l'opération CoLIP (a), et l'opération CoLIP bornée (b).

6.5 Représentation du modèle

Ci dessous, un diagramme récapitulatif permet de retracer toutes les étapes importantes de la construction du modèle CoLIP depuis l'espace de représentation de l'image (RGB ou XYZ) jusqu'à l'espace antagoniste borné $(\hat{a}, \hat{r}g, \hat{y}b)$.

$$\begin{array}{ccccc}
 (L, M, S) & \longrightarrow & (l, m, s) & \xrightarrow{\varphi} & (\tilde{l}, \tilde{m}, \tilde{s}) \\
 \uparrow & & \downarrow \triangle P & & \downarrow P \\
 (X, Y, Z) & & (a, rg, yb) & \xleftarrow{\varphi^{-1}} & (\tilde{a}, \tilde{rg}, \tilde{yb}) \\
 \uparrow & & \downarrow & & \downarrow \\
 (R, G, B) & & (\hat{a}, \hat{rg}, \hat{yb}) & & \\
 & & \text{CoLIP} & & \text{CLIP} \\
 & & \triangle, \triangle, \triangle, & & +, -, \times \\
 & & \hat{\triangle}, \hat{\triangle}, \hat{\triangle} & &
 \end{array}$$

Dans la suite de cette section, dans le but d'avoir une vision plus claire des avantages du modèle CoLIP, les valeurs des paramètres seront données, puis une représentation du triangle de Maxwell, du diagramme de chromaticité, et des ellipses de MacAdam dans le plan chromatique. Les interprétations et justifications mathématiques et informatiques, physiques, et psychophysiques du modèle seront également données.

6.5.1 Valeurs numériques des paramètres

Espace de représentation des images

Au départ, les images sont représentées dans l'espace XYZ avec l'illuminant E. Pour une image exprimée dans l'espace RGB, il faut donc d'abord passer de l'espace RGB à XYZ à l'aide d'une matrice de passage (ces matrices sont répertoriées sur le site de Bruce Lindbloom <http://bruce-lindbloom.com/>). Dans l'espace XYZ la valeur maximum est $M_0 = 100$.

Matrice de passage dans l'espace des cônes

La matrice de passage de XYZ à l'espace d'intensité des cônes LMS choisie est la matrice M_{HPE} définie par l'équation 2.25 dans la section 2.3.1. Pour rappel :

$$M_{HPE} = \begin{pmatrix} 0.38971 & 0.68898 & -0.07868 \\ -0.22981 & 1.18340 & 0.04641 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (6.32)$$

Passage des intensités aux tons

Dans le cas continu, la relation entre l'intensité C avec $C \in \{L, M, S\}$ et le ton chromatique c avec $c \in \{l, m, s\}$ est :

$$c = M_0 - C \quad (6.33)$$

Dans le cas digital, les images considérées seront étalées sur 256 ou 100 niveaux d'intensité pour chaque couleur (selon l'espace de départ, RGB ou XYZ), la relation entre l'intensité C avec $C \in \{L, M, S\}$ et le ton chromatique c avec $c \in \{l, m, s\}$ est donc :

$$c = M_0 - C - 1 \quad (6.34)$$

et correspond à une discrétisation de la fonction ton [68].

Matrice de passage dans l'espace antagoniste

De nombreuses matrices de passage ont été définies. Ci-dessous une liste non-exhaustive de ces matrices.

- Matrice de Faugeras [24, 25] :

$$P_{FAU} = \begin{pmatrix} 0.612 & 0.369 & 0.019 \\ 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} \quad (6.35)$$

- Matrice de l'espace CIECAM02 [23, 70] :

$$P_{CIECAM02} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & \frac{1}{20} \\ 1 & \frac{-12}{11} & \frac{1}{11} \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{-2}{9} \end{pmatrix} \quad (6.36)$$

Pour les applications, nous choisissons d'utiliser la matrice de passage définie comme ceci [52] :

$$P_{CoLIP} = \begin{pmatrix} \frac{40}{61} & \frac{20}{61} & \frac{1}{61} \\ 1 & \frac{-12}{11} & \frac{1}{11} \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{-2}{9} \end{pmatrix} \quad (6.37)$$

P_{CoLIP} est telle que le canal achromatique soit une moyenne de la contribution de chaque cône, estimée à 40 : 20 : 1 pour $L : M : S$ [42], et les canaux opposés sont les mêmes que pour la matrice de l'espace CIECAM02 $P_{CIECAM02}$ [52]. À noter : $P_{CoLIP}^T \neq P_{CoLIP}^{-1}$ (où P_{CoLIP}^T représente la transposée de P_{CoLIP}) donc la base antagoniste n'est pas orthogonale.

De la représentation antagoniste à la représentation trichromatique

A l'aide de $Q_{CoLIP} = P_{CoLIP}^{-1}$, il est facile de définir l'équation retour :

$$\begin{pmatrix} l \\ m \\ s \end{pmatrix} = Q_{CoLIP} \Delta \begin{pmatrix} a \\ rg \\ yb \end{pmatrix} \quad (6.38)$$

en tenant compte des définitions des opérations sous forme invariante (équations 6.4), comme au paragraphe 6.3.3, les tons chromatiques s'expriment alors en fonction des tons antagonistes :

$$\begin{pmatrix} \frac{M_0 - l}{M_0} \\ \frac{M_0 - m}{M_0} \\ \frac{M_0 - s}{M_0} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \left(\frac{M_0 - a}{M_0}\right)^{Q_{1,1}} \left(\frac{M_0 - rg}{M_0}\right)^{Q_{1,2}} \left(\frac{M_0 - yb}{M_0}\right)^{Q_{1,3}} \\ \left(\frac{M_0 - a}{M_0}\right)^{Q_{2,1}} \left(\frac{M_0 - rg}{M_0}\right)^{Q_{2,2}} \left(\frac{M_0 - yb}{M_0}\right)^{Q_{2,3}} \\ \left(\frac{M_0 - a}{M_0}\right)^{Q_{3,1}} \left(\frac{M_0 - rg}{M_0}\right)^{Q_{3,2}} \left(\frac{M_0 - yb}{M_0}\right)^{Q_{3,3}} \end{pmatrix} \quad (6.39)$$

Pour la valeur de la matrice P_{CoLIP} définie par l'équation 6.37, la valeur de Q_{CoLIP} est :

$$Q_{CoLIP} = \begin{pmatrix} 1 & 0.3215 & 0.2053 \\ 1 & -0.6351 & -0.1860 \\ 1 & -0.1568 & -4.4904 \end{pmatrix} \quad (6.40)$$

Une matrice retour similaire a été donnée pour inverser le modèle LUX [61].

6.5.2 Triangle de Maxwell et diagramme de chromaticité

Sur la figure 6.11 sont représentés le diagramme de chromaticité et le triangle de Maxwell dans le plan (x, y) et dans le plan $(\hat{r}g, \hat{y}b)$. Les données pour le diagramme de chromaticité ont été trouvées sur la toolbox colorlab (<http://www.uv.es/vista/vistavalencia/software/colorlab.html>), et le triangle de Maxwell correspond à toutes les couleurs de l'espace (R, G, B) avec $R \in [0, 255]$, $G \in [0, 255]$ et $B \in [0, 255]$ (voir section 2.1.4). L'algorithme a été implanté à l'aide du logiciel Matlab, les valeurs numériques des différents paramètres sont données au paragraphe 6.5.1.

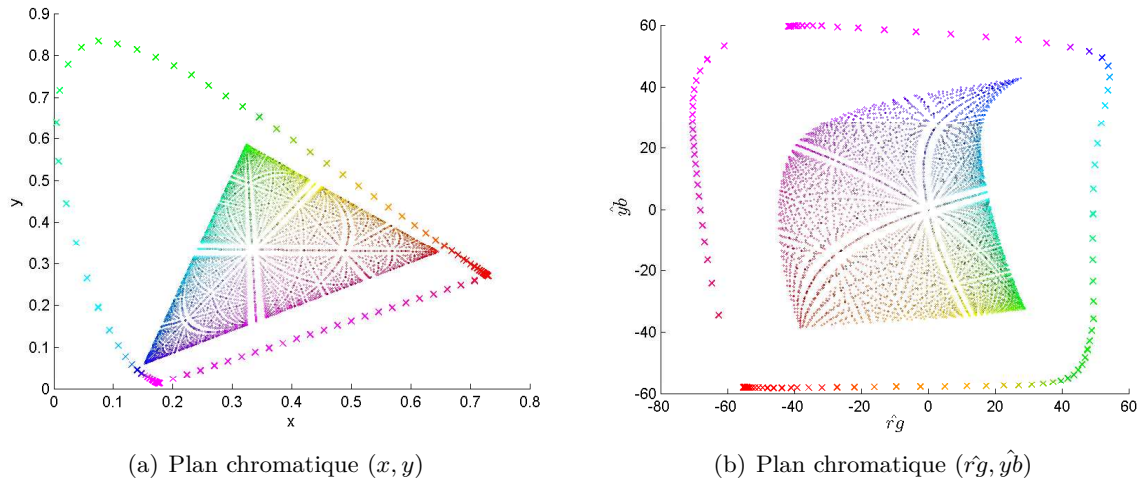


FIGURE 6.11 – Visualisation du diagramme de chromaticité (croix) et du triangle de Maxwell (points) dans les plans (x, y) (a) et $(\hat{r}g, \hat{y}b)$ (b).

6.5.3 Représentation des ellipses de MacAdam dans le diagramme de chromaticité

Le diagramme xyY , calculé à partir des composantes X , Y et Z , ne permet pas de quantifier de façon uniforme la perception des différences de couleur par la vision humaine. En effet, dans le plan chromatique (x, y) , les zones de confusion des couleurs pour l'œil humain sont des ellipses (et non des cercles) dont la taille varie selon la zone du diagramme. Ces ellipses ont été mesurées par MacAdam [65], voir paragraphe 2.2.1 figure 2.6. Les espaces de couleur dits *perceptuellement uniformes* ont été construits pour transformer les ellipses en cercles, afin d'uniformiser les couleurs et de pouvoir définir une distance euclidienne entre les couleurs qui ait un sens physique. Les plus célèbres sont les espaces CIELAB et CIELUV. Affichées dans les plans chromatiques (a^*, b^*) et (u^*, v^*) , les ellipses de MacAdam ont des aires plus proches et ressemblent plus à des cercles que dans le plan (x, y) . La figure 6.12 représente les ellipses de MacAdam et le diagramme de chromaticité dans les plans chromatiques (x, y) pour l'espace xyY , (a^*, b^*) pour l'espace CIELAB, (u^*, v^*) pour l'espace CIELUV, (a, b) pour l'espace CIECAM02, et $(\hat{r}g, \hat{y}b)$ pour l'espace CoLIP. Les algorithmes ont été implantés à l'aide du logiciel Matlab, les valeurs numériques des différents paramètres sont données au paragraphe 6.5.1. Les données pour les ellipses dans l'espace XYZ se trouvent également sur la toolbox colorlab. Pour chaque image, les mêmes échelles sont gardées sur les deux axes afin de ne pas distordre les informations et donner une fausse impression de

Aire					
	xyY	CoLIP	CIELAB	CIELUV	CIECAM02
N° de l'ellipse	(x, y)	(rg, yb)	(a^*, b^*)	(u^*, v^*)	(a, b)
1	1.0000	0.6926	0.6663	0.1760	0.6031
2	0.3639	0.4137	0.4778	0.3754	0.4618
3	0.4244	0.3651	0.4610	0.4165	0.4666
4	0.0506	1.0000	1.0000	0.3543	0.3320
5	0.0438	0.3318	0.5900	0.2638	0.1707
6	0.0560	0.6119	0.5391	0.3538	0.2544
7	0.0735	0.6102	0.4315	0.4162	0.2708
8	0.0787	0.3939	0.5570	0.4059	0.2586
9	0.0533	0.5035	0.2883	0.3407	0.2142
10	0.0241	0.5169	0.2511	0.1897	0.1821
11	0.0958	0.2871	0.3035	0.3003	0.2480
12	0.0768	0.3318	0.2656	0.3281	0.2117
13	0.0185	0.2450	0.1171	0.1664	0.1021
14	0.0626	0.7758	0.2910	0.3663	0.2657
15	0.0317	0.7484	0.2571	0.2758	0.2578
16	0.0535	0.6197	0.2324	0.3515	0.2550
17	0.0211	0.4719	0.2037	0.3739	0.2405
18	0.0611	0.4986	0.2656	0.5217	0.3699
19	0.1250	0.7082	0.3078	0.6400	0.4353
20	0.0524	0.3029	0.1485	0.2242	0.1488
21	0.1093	0.3855	0.2373	0.3862	0.2785
22	0.1818	0.4177	0.3260	0.5783	0.4497
23	0.0516	0.2060	0.1411	0.1980	0.1324
24	0.2752	0.3761	0.3589	0.4394	0.3982
25	0.7001	0.6539	0.7528	1.0000	1.0000
Ecart-type	0.2351	0.1932	0.2108	0.1752	0.1864

TABLE 6.1 – Aires des ellipses de MacAdam exprimées dans les espaces CIE xyY, CoLIP, CIELAB, CIELUV, et CIECAM02.

Excentricité					
	xyY	CoLIP	CIELAB	CIELUV	CIECAM02
N° de l'ellipse	(x, y)	(rg, yb)	(a^*, b^*)	(u^*, v^*)	(a, b)
1	0.9071	0.7191	0.9447	0.9341	0.8422
2	0.9732	0.2060	0.9848	0.9805	0.9207
3	0.9422	0.6631	0.9725	0.9715	0.9095
4	0.8985	0.9444	0.9125	0.9226	0.9395
5	0.8343	0.7688	0.8298	0.8312	0.7658
6	0.7720	0.8933	0.8302	0.8272	0.8582
7	0.7830	0.9054	0.8732	0.8518	0.8684
8	0.8530	0.6631	0.8557	0.8401	0.6882
9	0.3733	0.8881	0.8668	0.8553	0.8463
10	0.5250	0.9857	0.9657	0.8771	0.9696
11	0.9461	0.3735	0.9515	0.9286	0.7539
12	0.7859	0.7221	0.9286	0.9464	0.8685
13	0.8546	0.6964	0.7989	0.8163	0.7287
14	0.4797	0.8804	0.8813	0.7205	0.8443
15	0.8980	0.9204	0.9120	0.4457	0.8519
16	0.8779	0.7031	0.7622	0.5353	0.3308
17	0.9848	0.7486	0.7502	0.6732	0.3464
18	0.9865	0.2818	0.2010	0.5407	0.8224
19	0.9001	0.5631	0.5565	0.4078	0.6692
20	0.2283	0.7053	0.8572	0.8122	0.7308
21	0.6995	0.5285	0.7749	0.7017	0.3551
22	0.8394	0.4889	0.7060	0.6690	0.5514
23	0.7577	0.7358	0.9439	0.9537	0.8897
24	0.9114	0.8042	0.9639	0.9603	0.8990
25	0.5658	0.5613	0.8754	0.8720	0.5630
Moyenne	0.7831	0.6940	0.8360	0.7950	0.7525

TABLE 6.2 – Excentricités des ellipses de MacAdam exprimées dans les espaces CIE xyY, CoLIP, CIELAB, CIELUV, et CIECAM02.

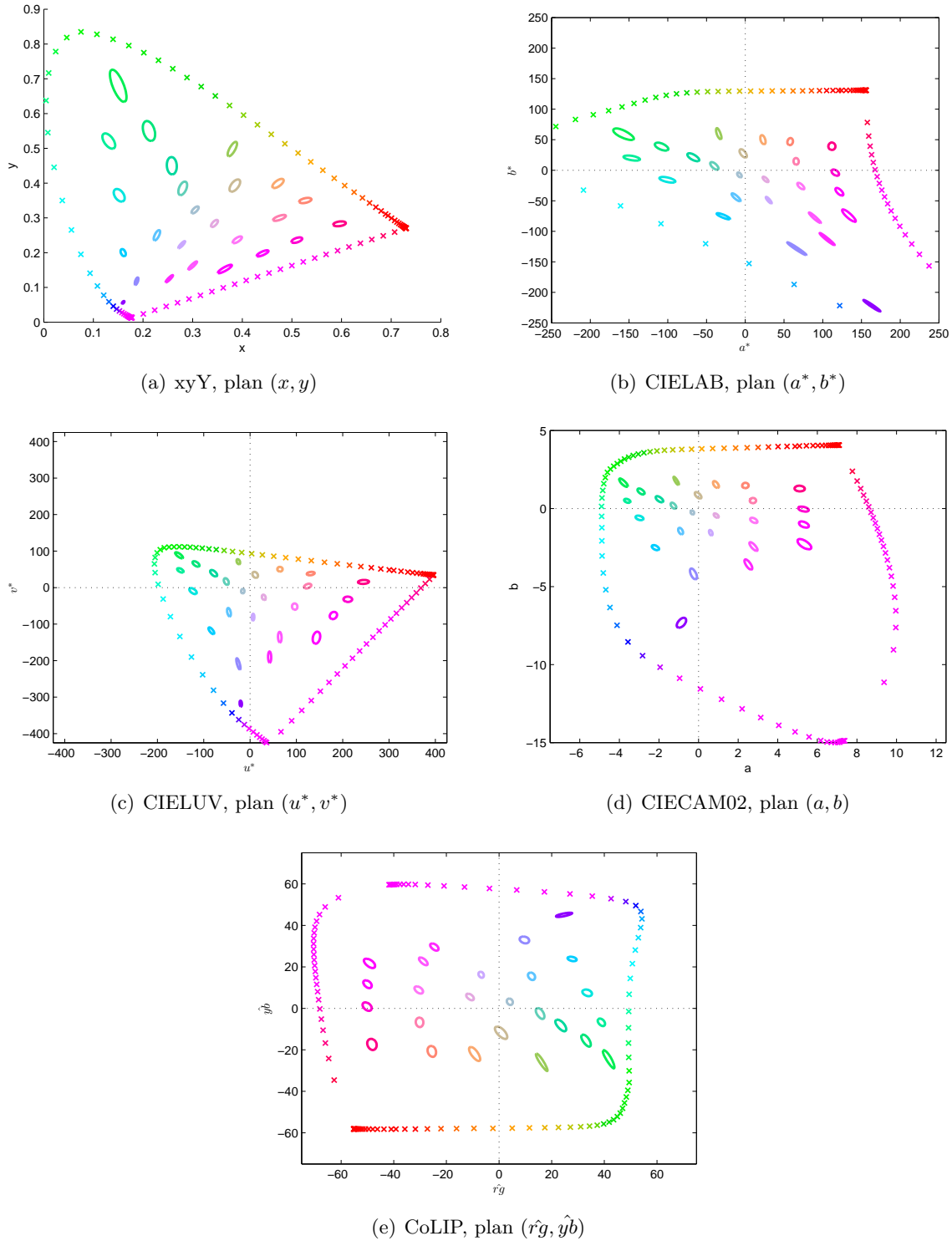


FIGURE 6.12 – Les ellipses de MacAdam

circularité. Les échelles dépendent des valeurs numériques propres à chaque modèle et sont très différentes. Visuellement, le modèle CoLIP semble donner de bons résultats, proches de ceux du CIECAM02 en terme de régularité d'aire et de circularité des ellipses. Le modèle CIELUV donne de meilleurs résultats que le modèle CIELAB, ce qui est logique étant donné que le modèle CIELUV a été construit directement sur les résultats de MacAdam et de Wyszecki dans le but d'améliorer la

circularité des ellipses, voir paragraphe 2.2.2. Afin de confirmer les résultats visuels, deux critères permettant de comparer les modèles ont été retenus. Le premier est l'excentricité e des ellipses qui va permettre de mesurer leur circularité : $e = 0$ pour un cercle, $0 < e < 1$ pour une ellipse, plus e se rapproche de 1 et plus l'ellipse est aplatie. Le deuxième critère est l'aire des ellipses A qui doit normalement être constante dans un espace uniforme. En calculant pour chaque ellipse le demi grand axe et le demi petit axe, ces deux critères peuvent être déduits. Les tables 6.1 et 6.2 rendent compte du calcul de ces deux critères, pour chaque ellipse, dans chacun des espaces xyY, CIELAB, CIELUV, CoLIP et CIECAM02. Pour les rendre plus lisibles, pour chaque modèle est calculée l'écart-type des aires table 6.1 et la moyenne des excentricités table 6.2. Ainsi, plus la variance des aires est petite pour un modèle donné, plus les aires sont proches les unes des autres, et plus le système est uniforme. De la même façon, plus la moyenne des excentricités est proche de zéro, plus les ellipses se rapprochent, en moyenne, de cercles et plus le modèle est uniforme. Les résultats des tables 6.1 et 6.2 confirment les résultats visuels. Le modèle CoLIP est le troisième meilleur modèle en terme d'uniformité des aires après CIECAM02, CIELUV, mais meilleur que CIELAB et xyY. En terme de circularité des ellipses, en moyenne, le meilleur modèle est le modèle CoLIP, suivi par le modèle CIECAM02, puis CIELUV, xyY, et CIELAB. La forte corrélation du modèle CoLIP avec les lois de Weber et Fechner et la vision humaine (voir paragraphe 6.6.3) explique ce résultat.

6.6 Interprétations et justifications du modèle

Le modèle LIP a été justifié par Pinoli et Jourlin mathématiquement, physiquement, mais aussi dans le cadre de la vision humaine [47, 68, 94, 95, 96, 97]. De la même façon, le modèle CoLIP a de nombreuses interprétations et justifications.

6.6.1 Au niveau mathématique et informatique

Dans la continuité du modèle LIP, le modèle CoLIP est structuré mathématiquement. Les couleurs de l'espace sont décrites par des vecteurs de tons à valeur dans $(-\infty, M_0)^3$ formant un espace vectoriel pour les lois CoLIP \triangleleft et \triangle . Une extension du modèle permet de *symétriser* l'espace pour que les vecteurs couleurs soient à valeur dans $(-M_0, M_0)^3$. Cette structure a permis de définir la notion de module, et permettra de définir des notions telles que le produit scalaire, l'intégration, la différentiation, la convolution, etc. L'équation 6.24 permet de passer simplement de la représentation trichromatique à la représentation antagoniste, puis les opérations CoLIP peuvent être appliquées directement sur les tons antagonistes pour le traitement d'image avant de revenir à la représentation trichromatique par l'équation 6.39. Ainsi, d'un point de vue informatique, l'utilisation du modèle CoLIP est simple et rapide. Enfin, du point de vue du traitement d'image, comme le modèle LIP, le modèle CoLIP présente de nombreux avantages qui seront mis en œuvre au chapitre 8. Toutes les opérations sont bornées sur $(-\infty, M_0)$, que ce soit sur les tons chromatiques (l, m, s) , ou les tons antagonistes (a, rg, yb) , et les opérations définies pour l'extension au modèle symétrique des tons antagonistes (l'addition est donnée à l'équation 6.31) sont bornées dans $(-M_0, M_0)$.

6.6.2 Au niveau physique

Lois de Grassman

Dans les bases $(\vec{l}, \vec{m}, \vec{s})$ et $(\vec{a}, \vec{r}g, \vec{y}b)$ toute sensation colorée peut être reproduite par un mélange additif de trois couleurs primaires convenablement choisies, voir les paragraphes 1.4.1 et 6.3.3 respectivement. Soit $C_1 = (R_1, G_1, B_1)$ et $C_2 = (R_2, G_2, B_2)$. Dans le modèle CoLIP ces couleurs s'expriment comme ceci : $C_1 = (a_1, rg_1, yb_1)$ et $C_2 = (a_2, rg_2, yb_2)$. Soit $C_3 = C_1 \triangle C_2$. Le canal achromatique a_3 de C_3 s'exprime ainsi (démonstration en section 6.3)

$$\begin{cases} a_3 = a_1 \triangle a_2 & = \alpha \triangle (l_1 \triangle l_2) \triangle \beta \triangle (m_1 \triangle m_2) \triangle \gamma \triangle (s_1 \triangle s_2) \\ rg_3 = rg_1 \triangle rg_2 & = \alpha' \triangle (l_1 \triangle l_2) \triangle \beta' \triangle (m_1 \triangle m_2) \triangle \gamma' \triangle (s_1 \triangle s_2) \\ yb_3 = yb_1 \triangle yb_2 & = \alpha'' \triangle (l_1 \triangle l_2) \triangle \beta'' \triangle (m_1 \triangle m_2) \triangle \gamma'' \triangle (s_1 \triangle s_2) \end{cases} \quad (6.41)$$

Soit $C_4 = \mu \triangle C_1$. C_4 s'exprime ainsi (démonstration en section 6.3)

$$\begin{cases} \mu \triangle a_4 = \alpha \mu \triangle l_1 \triangle \beta \mu \triangle m_1 \triangle \gamma \mu \triangle s_1 \\ \mu \triangle rg_4 = \alpha' \mu \triangle l_1 \triangle \beta' \mu \triangle m_1 \triangle \gamma' \mu \triangle s_1 \\ \mu \triangle yb_4 = \alpha'' \mu \triangle l_1 \triangle \beta'' \mu \triangle m_1 \triangle \gamma'' \mu \triangle s_1 \end{cases} \quad (6.42)$$

D'après les équations 6.25 et 6.26, les lois de Grassman (voir au paragraphe 2.1.2) sont respectées au sens CoLIP.

Image complémentaire

Soit une couleur $C = (R, G, B)$ s'exprimant dans la base antagoniste $C = (a, rg, yb)$ alors sa couleur complémentaire dans l'espace CoLIP, notée $\bar{C} = (\bar{a}, \bar{r}g, \bar{y}b)$, se définit de cette manière :

$$\bar{C} = \begin{cases} M_0 \triangle a \\ \triangle rg \\ \triangle yb \end{cases} \quad (6.43)$$

Ainsi, la somme CoLIP de ces couleurs est la couleur noire : $C \triangle \bar{C} = (M_0, 0, 0)$, en effet ses canaux de couleur sont nuls, et la valeur M_0 sur le canal achromatique correspond au minimum d'intensité : $L = M = S = 0$. Dans le chapitre 8, figure 8.3, sont comparées les images opposées de l'image Lena au sens CoLIP, et au sens classique défini par $\bar{C} = (M_0 - R, M_0 - G, M_0 - B)$. Il est intéressant de noter que lors du codage de l'algorithme, le canal achromatique de la couleur complémentaire est $M_0 - \epsilon - a$, avec ϵ une petite valeur positive et $\bar{a} \in [0, M_0 - \epsilon]$ (voir section 6.5.1), afin d'éviter les phénomènes de saturation locaux.

Lois d'absorption, interprétation des opérations CoLIP

Dans le cadre de l'imagerie à lumière transmise, la fonction en ton de gris est un filtre de l'intensité lumineuse (voir équation 3.1) :

$$f = M_0 \left(1 - \frac{F_t}{F_i} \right) \quad (6.44)$$

ou F_t est l'intensité transmise et F_i est l'intensité incidente. Le rapport $\frac{F_t}{F_i}$ représente la transmittance du milieu, tandis que le ton de gris f représente l'opacité du milieu. Compte tenu de ces définitions, il a été montré [95, 68, 96, 47] que l'addition \triangle du modèle LIP (chapitre 3.1 équation 3.3) permet d'exprimer les lois d'absorption de type exponentiel. Dans ce cadre, l'addition \triangle de deux tons de gris associés à deux milieux absorbants correspond à la superposition de ces deux milieux. De même, la soustraction LIP \triangle (chapitre 3.1 équation 3.4) correspond à la dissociation de deux milieux, et la multiplication par un scalaire LIP \triangle (chapitre 3.1 équation 3.5) correspond à une multiplication de l'épaisseur du milieu.

Dans le cadre de la couleur, la transmittance d'un milieu garde la même expression (le rapport de l'intensité transmise et de l'intensité incidente) mais l'intensité transmise et l'intensité incidente deviennent des fonctions de la longueur d'onde. Dans le modèle CoLIP, la transmittance est représentée sous forme vectorielle. Ses coordonnées correspondent aux valeurs de la transmittance sur les 3 parties du spectre correspondant à L , M et S (les trois types de cônes). Le vecteur ton de couleur est défini paragraphe 6.2.1, équation 6.1 :

$$\vec{f} = \begin{pmatrix} M_l \left(1 - \frac{L_t}{L_i}\right) \\ M_m \left(1 - \frac{M_t}{M_i}\right) \\ M_s \left(1 - \frac{S_t}{S_i}\right) \end{pmatrix} \quad (6.45)$$

où $\vec{F}_i = (L_i, M_i, S_i)$ désigne le vecteur d'intensités incidentes, et $\vec{F}_t = (L_t, M_t, S_t)$ désigne le vecteur d'intensités transmises. Finalement, de la même façon que pour le modèle LIP, dans le modèle CoLIP les rapports $\frac{L_t}{L_i}$, $\frac{M_t}{M_i}$ et $\frac{S_t}{S_i}$ représentent les coordonnées vectorielles de la transmittance du milieu, tandis que le vecteur de tons chromatique \vec{f} représente l'opacité du milieu. Ainsi, il suffit de redémontrer les mêmes lois que dans le modèle LIP pour chaque coordonnée, correspondant à chaque partie du spectre, pour montrer que le modèle CoLIP permet d'exprimer les lois d'absorption de type exponentiel, et que les opérations du modèle CoLIP \triangle , \triangle et \triangle correspondent également à une superposition, dissociation et multiplication d'épaisseur des milieux respectivement [68].

6.6.3 Au niveau physiologique, psychophysique

Le modèle CoLIP a de nombreuses justifications physiologiques et psychophysiques. Une partie de ces justifications a déjà été établie par Pinoli dans le cadre du modèle LIP [95, 97], et une autre partie provient de la construction du modèle CoLIP qui suit les étapes de la perception des couleurs.

Le vecteur de tons

L'inversion d'échelle du vecteur de tons par rapport à la représentation usuelle est totalement justifiée du point de vue de l'imagerie à lumière transmise, voir équation 6.1, puisque le vecteur de tons représente alors l'opacité du milieu. Dans le cadre de la vision humaine (voir équation 6.2), la justification est la même que pour le LIP (voir paragraphe 6.2.1) : l'échelle est inversée car elle représente l'hyperpolarisation de cellules de la rétine consécutive à la capture d'un rayon lumineux, c'est-à-dire une baisse de potentiel [68].

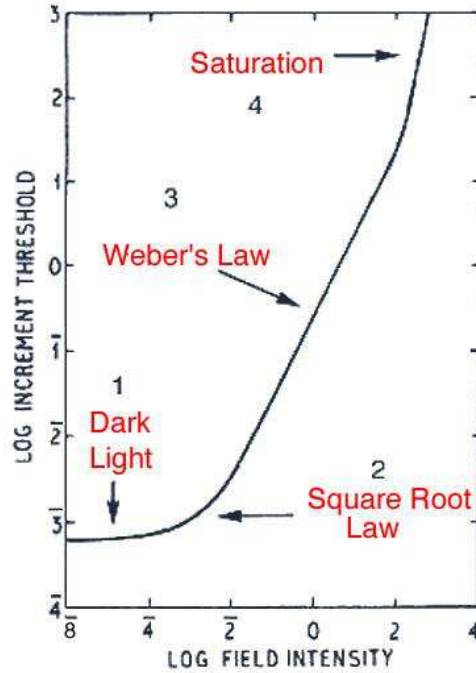


FIGURE 6.13 – Schéma de l'incrément visuel en fonction de l'intensité pour les bâtonnets, données de Aguilar et Stiles [1], source <http://webvision.med.utah.edu>.

Lois de Weber, Fechner, et saturation

Les lois de Weber et Fechner sont les lois qui décrivent la non-linéarité de la réponse du système visuel humain à l'intensité de la lumière. Elles sont énoncées au paragraphe 3.1.3 et rappelées ci-dessous. La loi de Weber indique que le ratio entre l'incrément de luminosité ΔF et la quantité de lumière de départ F est constant (équation 3.13) :

$$\frac{\Delta F}{F} = W \quad (6.46)$$

La loi de Fechner apparaît comme une généralisation de la loi de Weber et stipule que le stimulus physique B produit par la lumière incidente F suit la relation suivante (équation 3.16) :

$$\Delta B = k \frac{\Delta F}{F} \quad (6.47)$$

Pinoli a montré que le modèle LIP était compatible avec la loi de Weber et la loi de Fechner continue (voir au paragraphe 3.1.3).

Si ces lois sont valables pour les bâtonnets et l'intensité lumineuse, elles sont aussi valables pour les cônes et la vision en couleur. En effet, les bâtonnets et les trois types de photorécepteurs ont le même type de comportement lorsque l'incrément visuel est calculé en fonction de l'intensité (voir figure 6.13) [1, 102, 126]. Ce comportement peut être séparé en quatre sections. La partie de la courbe correspondant à de très faibles intensités de lumière (ou *dark light*), le système visuel ne détecte pas encore de stimulus et ΔF est constant. La deuxième partie de la courbe correspondant à de faibles intensités est appelée région de De Vries et Rose [99] et suit la loi du

même nom : ΔF est proportionnel à \sqrt{F} . La troisième partie de la courbe est linéaire et suit la loi de Weber-Fechner : ΔF est proportionnel à F [107, 108]. Enfin, aux fortes intensités lumineuses, les photorécepteurs sont saturés [4] et deviennent incapables de détecter le stimulus : la pente de la courbe est infinie et ΔF devient très grand.

Ainsi donc, les trois types de cônes suivent la loi de Weber-Fechner en vision photopique et les démonstrations sont exactement les mêmes pour chacun des cônes que pour l'intensité lumineuse (voir équations 3.13 et 6.47, cependant avec des constantes de Weber différentes pour chacun des cônes) [109] :

$$\begin{aligned}\frac{\Delta L}{L} &= W_L \\ \frac{\Delta M}{M} &= W_M \\ \frac{\Delta S}{S} &= W_S\end{aligned}\tag{6.48}$$

Ces lois et la non-linéarité du système visuel humain proviennent du fait que le milieu phototransducteur agit comme un milieu biologique translucide où la lumière incidente est filtrée. En effet il a été montré que les courbes de réponse des cônes L , M , et S ou sensibilité spectrale représentent en fait l'absorbance des pigments visuels des cônes [126] définie comme ceci :

$$A = \ln\left(\frac{F_i}{F_t}\right)\tag{6.49}$$

où F_i représente la lumière incidente qui atteint le pigment du photorécepteur, et F_t la lumière transmise à travers le pigment, $F \in \{L, M, S\}$. Cette expression peut être transformée pour faire apparaître la fonction de tons du modèle CoLIP (voir équation 6.1) :

$$A = \ln\left(\frac{F_i}{F_t}\right) = \ln\left(1 - \frac{f}{M_0}\right) = -\frac{1}{M_0}\varphi(f)\tag{6.50}$$

avec $f \in \{l, m, s\}$. Ainsi l'isomorphisme du modèle CoLIP est parfaitement adapté pour modéliser la compression du signal lumineux par les cônes, ce qui explique pourquoi les lois de Weber sont respectées pour les 3 types de cônes. Le fait que les opérations soient closes dans l'intervalle de tons $(-\infty, M_0)$ indique que le modèle est cohérent avec le phénomène de saturation des cônes.

Antagonisme et modèle d'apparence couleur

La dernière partie de la construction du modèle CoLIP (voir section 6.3) correspond au codage antagoniste des couleurs qui est fait par le cerveau. Les coordonnées du vecteur de tons antagonistes $\vec{f} = (a, rg, yb)$ représentent respectivement le canal de luminosité, l'opposition vert-rouge et l'opposition bleu-jaune. La définition des canaux antagonistes est la base des modèles d'apparence couleur (voir définition des modèles d'apparence couleur et la description du modèle CIECAM02 section 2.3.3). Ainsi, le modèle CoLIP permet de définir les notions de luminosité, teinte, coloration, saturation qui sont très utiles pour représenter la perception des couleurs. Le modèle d'apparence couleur CoLIP est présenté au chapitre suivant, le chapitre 7.

Une opération CoLIP sur le canal achromatique correspond à une opération du modèle LIP sur les tons de gris : une addition d'un ton achromatique positif ou une multiplication par un scalaire $\mu \geq 1$ assombrit le canal achromatique, tandis qu'une addition d'un ton achromatique négatif ou

une multiplication par un scalaire $0 \leq \mu \leq 1$ illumine le canal. Si une opération est effectuée sur le seul canal achromatique avant de revenir à une représentation couleur dans l'espace de départ, il y a une désaturation ou une saturation des couleurs consécutive au changement de luminosité (voir les exemples du chapitre 7).

Une addition CoLIP d'un ton positif Δf , agit comme une soustraction CoLIP du ton opposé $\Delta(\Delta f)$. Tels que sont définis les canaux d'opposition (équation 6.24 ou 6.30 dans le cas borné), cela veut dire qu'ajouter un ton rouge au canal rouge-vert revient à enlever le ton vert opposé, ou qu'ajouter un ton jaune au canal jaune-bleu revient à enlever le ton bleu opposé. Finalement l'addition et la soustraction CoLIP correspondent à un déplacement sur la ligne d'opposition des couleurs par rapport au zéro sur chaque canal. Une multiplication CoLIP par un scalaire μ sur les canaux antagonistes correspond à un étirement ou bien un resserrement des couleurs de part et d'autre du zéro, selon que $\mu \geq 1$ ou $0 \leq \mu \leq 1$, respectivement. Cela va correspondre à une saturation ou une désaturation des couleurs sur chaque canal. Si une opération CoLIP est effectuée sur les canaux antagonistes avant de retourner à la représentation des couleurs dans l'espace de départ, la balance des blancs de l'image est modifiée dans le cas d'une addition ou d'une soustraction CoLIP ou d'une multiplication CoLIP par des scalaires différents sur chaque canal (voir exemple figure 6.10 et application section 8.4 [32]). Si les scalaires de la multiplication CoLIP sont les mêmes sur les deux canaux antagonistes, il y a uniquement une saturation ou une désaturation des couleurs selon que $\mu \geq 1$ ou $0 \leq \mu \leq 1$ (voir exemple du chapitre 7).

6.7 Conclusion

Le modèle CoLIP combine de nombreux avantages physiques, psychophysiques, mathématiques et informatiques (voir section 6.6). Il a été construit en suivant pas à pas les étapes de la vision humaine, tout en gardant les avantages physiques et mathématiques du modèle LIP. Ainsi, le modèle CoLIP propose une représentation de la couleur sous forme de trois canaux représentant une opposition de couleur : un canal achromatique blanc-noir, et deux canaux antagonistes rouge-vert et jaune-bleu, construits en respectant les lois de formation des images et les lois psychovisuelles humaines. Le modèle CoLIP est aussi bien défini mathématiquement puisqu'il présente une structure d'espace vectoriel muni d'opérations qui sont bornées pour le traitement d'image. En perspective, se dessine la définition de tous les opérateurs mathématiques du modèle LIP : les opérateurs de morphologie mathématique (érosion, dilatation), multiplication de deux vecteurs, interpolation, transformée de Fourier, intégration, différentiation, etc.

Dans la suite le modèle CoLIP évolue vers un espace d'apparence couleur, et les définitions des attributs de la couleur (luminosité, teinte, coloration, saturation) seront données.

CHAPITRE 7

Le modèle CoLIP comme modèle d'apparence couleur

Un modèle d'apparence couleur exprime la façon dont le système visuel humain perçoit la couleur d'un objet en tenant compte de l'éclairage et de l'environnement. Quantifier la couleur d'un objet amène à définir les attributs de perception relatifs : chroma, clarté, et absolus : teinte, coloration, luminosité, saturation (voir paragraphe 2.3.3). Les modèles CIELAB et CIELUV, normalisés par la CIE, ont proposé les premiers la définition de certains attributs de couleur sur un espace perceptuellement uniforme respectant les lois de la vision humaine. A la suite de ces deux modèles, beaucoup de CAMs voient le jour (modèle de Nayatani, Hunt, RLAB, LLAB, puis les modèles CIECAM), dans le but de quantifier la couleur, chaque modèle améliorant le précédent en terme de prédiction d'apparence couleur, et de prise en compte de l'environnement. Le dernier CAM en date normalisé par la CIE est le modèle CIECAM02 dont la construction est décrite au paragraphe 2.3.3.

Tous les CAMs sont construits de la même façon (voir section 2.3.3), en respectant les étapes de la perception humaine des couleurs. D'abord une adaptation chromatique qui permet d'éliminer les effets de l'illumination comme le fait l'œil humain. Puis, un passage aux réponses des cônes pour modéliser le trichromatisme, suivi d'une compression logarithmique du signal qui se fait lors de la photoréception. Ensuite vient la séparation des informations chromatiques et achromatiques en un canal de luminosité et deux canaux de couleurs opposées, telle que l'information est codée en arrivant au cerveau. Enfin à partir des trois canaux antagonistes, peut se faire la définition des attributs de perception : teinte, clarté, luminosité, chroma, coloration, saturation.

Le modèle CoLIP est développé de la même façon que les premières étapes de ces modèles (voir chapitre 6) : il se construit en modélisant le trichromatisme, la compression lumineuse et puis le codage antagoniste. Ainsi, il est possible, comme pour les CAMs, de définir les attributs de perception de la couleur dans le cadre du modèle CoLIP. Il faut cependant ajouter une étape d'adaptation chromatique en premier lieu. Pour les derniers CAMs normalisés par la CIE, beaucoup de paramètres sont pris en compte en plus de l'illumination, afin de tenir compte de l'environnement et du contexte (fond de scène). Pour simplifier les équations, comme pour le modèle CIELAB, seul le blanc de référence (illumination), utilisé pour l'adaptation chromatique, est pris en compte dans le modèle CoLIP.

7.1 Adaptation chromatique

L'adaptation chromatique (voir paragraphe 1.3.3) est la capacité du système visuel à réajuster la couleur de l'illumination globale, afin de garantir la constance des couleurs (voir paragraphe 1.3.2). Ce phénomène est modélisé par un contrôle de gain indépendant sur les trois types de cônes, les différents modèles d'adaptation chromatique sont référencés section 2.3.2. Ici, c'est la transformation de Von Kries, modèle d'adaptation le plus connu, qui est utilisée. Pour les modèles CIECAM, la matrice de passage avant et après l'adaptation chromatique n'est pas la même, il faut donc passer dans un premier espace pour l'adaptation chromatique, puis un deuxième pour la suite du modèle. Or l'adaptation chromatique de Von Kries se fait dans le même espace de réponse des cônes que celui choisi dans le modèle CoLIP : l'espace (L, M, S) . Ainsi le passage aux intensités des cônes se fait une seule fois avant l'adaptation chromatique pour le modèle CoLIP.

$$\begin{pmatrix} L_c \\ M_c \\ S_c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{M_0}{L_w} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{M_0}{M_w} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{M_0}{S_w} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L \\ M \\ S \end{pmatrix} \quad (7.1)$$

où (L, M, S) sont les intensités du stimulus couleur et (L_w, M_w, S_w) les intensités du blanc, exprimées dans l'espace de réponse des cônes. Après l'adaptation chromatique, c'est sur les trois canaux corrigés, (L_c, M_c, S_c) , que seront définies les fonctions tons de couleur. Il est également possible d'intégrer à ce niveau une autre adaptation chromatique, comme la transformation de Bradford ou celle du modèle CIECAM02 (voir au paragraphe 2.3.2).

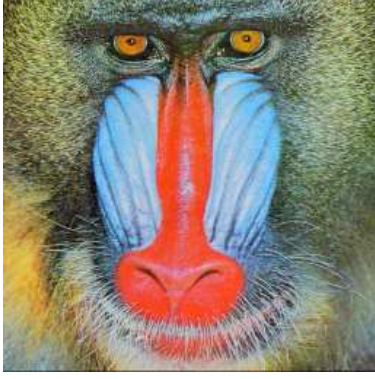
Un algorithme de balance des blancs, qui correspond à une adaptation chromatique, a été défini directement sur les canaux antagonistes (a, rg, yb) à l'aide de la soustraction CoLIP \triangle (voir paragraphe 8.4.3) [32].

7.2 Compression lumineuse

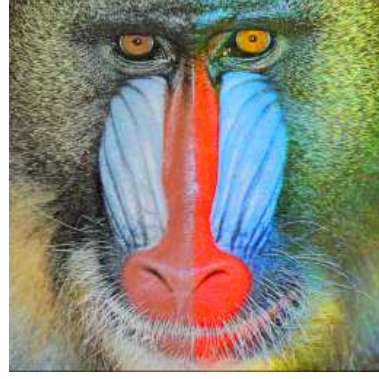
Dans le cadre du modèle CoLIP, les intensités (L_c, M_c, S_c) sont transformées en tons chromatiques (l_c, m_c, s_c) voir équation 6.2 :

$$\begin{cases} l_c = M_0 - L_c - 1 \\ m_c = M_0 - M_c - 1 \\ s_c = M_0 - S_c - 1 \end{cases} \quad (7.2)$$

La compression lumineuse sur les tons chromatiques (l_c, m_c, s_c) est modélisée par l'isomorphisme du modèle φ (voir équation 6.11). Les coordonnées résultantes sont les tons chromatiques logarithmiques $(\tilde{l}_c, \tilde{m}_c, \tilde{s}_c)$. Il a été montré au chapitre 6 qu'il revient au même de définir des opérations CoLIP \triangle et \triangle (définies à partir de l'isomorphisme, et donc tenant compte de la compression lumineuse) sur les tons chromatiques (l_c, m_c, s_c) que de garder les opérations usuelles $+$ et \times sur les tons chromatiques logarithmiques $(\tilde{l}_c, \tilde{m}_c, \tilde{s}_c)$ avant de revenir dans le domaine des intensités.



(a) Image originale



(b) Image saturée (à droite) et désaturée (à gauche)

FIGURE 7.1 – Images test pour les attributs de perception.

7.3 Les canaux antagonistes

Les coordonnées antagonistes logarithmiques $(\tilde{a}_c, \tilde{r}g_c, \tilde{y}b_c)$ sont définies à l'aide d'une combinaison linéaire des coordonnées chromatiques logarithmiques $(\tilde{l}_c, \tilde{m}_c, \tilde{s}_c)$, modélisée par une transformation matricielle P_{CoLIP} (voir équations 6.15 et 6.16). De la même façon qu'à la section précédente, il a été montré au chapitre 6 qu'il revient au même de définir des coordonnées antagonistes (a_c, rg_c, yb_c) à l'aide d'une combinaison linéaire CoLIP des coordonnées chromatiques (l_c, m_c, s_c) , qui se fait par une transformation matricielle CoLIP par la matrice P_{CoLIP} (voir équation 6.21). Alors, la définition des coordonnées antagonistes (a_c, rg_c, yb_c) se déduit en fonction des coordonnées chromatiques (l_c, m_c, s_c) d'après l'équation 6.24. Il a également été montré au chapitre 6 que les tons antagonistes ne sont pas bornés, mais qu'il est facile de définir des canaux bornés à partir de la notion de module (voir section 6.4). Ces canaux sont définis de la manière suivante (voir équation 6.30) :

$$\begin{pmatrix} \hat{a}_c \\ \hat{r}g_c \\ \hat{y}b_c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_c \\ \begin{cases} rg_c & \text{si } rg_c \geq 0 \\ -\Delta rg_c & \text{si } rg_c < 0 \end{cases} \\ \begin{cases} yb_c & \text{si } yb_c \geq 0 \\ -\Delta yb_c & \text{si } yb_c < 0 \end{cases} \end{pmatrix} \quad (7.3)$$

C'est à partir de ces canaux antagonistes bornés, qui tiennent compte de toutes les étapes de la perception des couleurs, que les différents attributs de perception seront définis. L'espace $(\hat{a}, \hat{r}g, \hat{y}b)$ est considéré comme uniforme et borné. Les opérations utilisées sur ces canaux sont les opérations CoLIP bornées $\hat{\Delta}$. Si elles sont appliquées sur des tons positifs, elles sont équivalentes aux opérations CoLIP de base Δ . Mais si les tons sont négatifs, alors ces opérations doivent être adaptées pour donner $\hat{\Delta}$ comme indiqué au paragraphe 6.4.

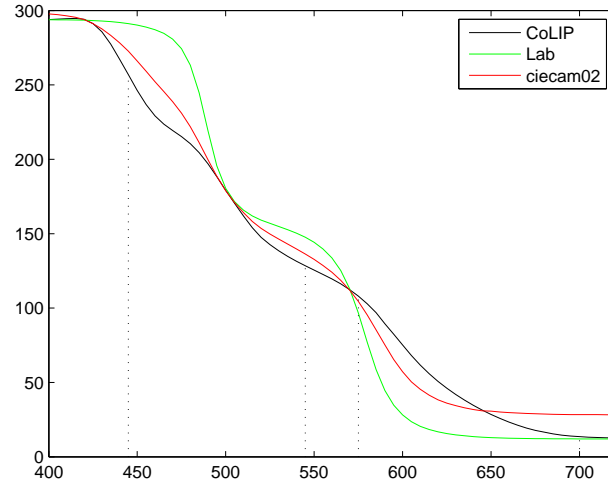


FIGURE 7.2 – Teinte en fonction de la longueur d'onde pour les modèles CIELAB, CoLIP et CIECAM02. Les valeurs de teintes non atteintes entre 300° et 360° correspondent à la droite des pourpres.

7.4 Les attributs de perception

Les images des attributs de perception seront calculées à l'aide du logiciel Matlab sur l'image test du babouin et l'image du babouin en partie saturée (partie droite de l'image) et désaturée (partie gauche de l'image) à l'aide du logiciel Gimp (voir figure 7.1). Modifier la saturation consiste à modifier la coloration (les couleurs deviennent plus ou moins vives) et/ou la luminosité. Ainsi les paramètres de luminosité, coloration, saturation doivent varier mais pas les paramètres de teinte, clarté, chroma.

7.4.1 Teinte

La *teinte* (*hue*) CoLIP notée H_Δ correspond à la longueur d'onde dominante d'un stimulus de couleur (voir paragraphe 1.3.1). Dans le modèle CoLIP la teinte est une mesure angulaire dans le diagramme de chromaticité. Elle est définie par l'équation suivante :

$$H_\Delta = \tan^{-1} \left(y\hat{b}_c \hat{\Delta} r\hat{g}_c \right) \quad (7.4)$$

où $\hat{\Delta}$ est la division CoLIP bornée. La division CoLIP $\hat{\Delta}$ de deux vecteurs de tons chromatiques f et g est définie de la façon suivante (voir paragraphe 3.1.1) :

$$f \hat{\Delta} g = \varphi^{-1} \left(\frac{\varphi(f)}{\varphi(g)} \right) \quad (7.5)$$

Pour les tons chromatiques à valeurs positives et négatives, cette équation se transforme afin qu'ils restent bornés. Par exemple sur le ton chromatique $r\hat{g}$ (voir paragraphe 6.4) :

$$r\hat{g}_f \hat{\Delta} r\hat{g}_g = \begin{cases} r g_f \hat{\Delta} r g_g & \text{si } (r g_f \hat{\Delta} r g_g) \geq 0 \\ -\hat{\Delta} (r g_f \hat{\Delta} r g_g) & \text{si } (r g_f \hat{\Delta} r g_g) < 0 \end{cases} \quad (7.6)$$

Comme précisé au paragraphe 1.3.1, les tons achromatiques ($r\hat{g}_c = 0$ et $y\hat{b}_c = 0$) n'ont pas de teinte. Cette définition est la même dans tous les modèles d'apparence couleur. Elle s'exprime ici

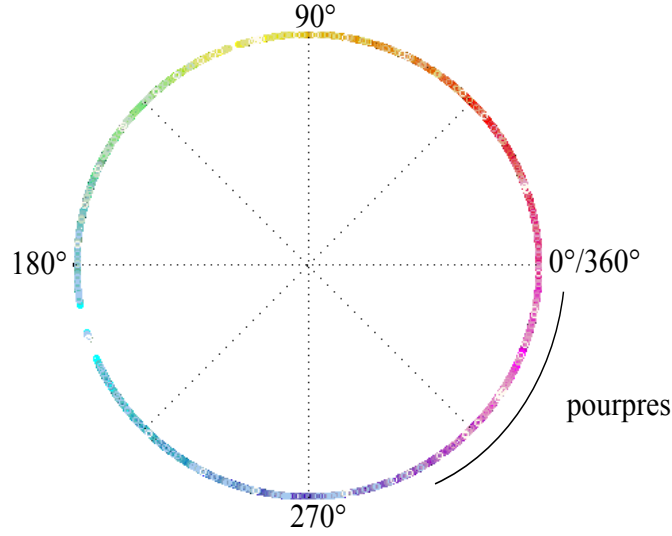


FIGURE 7.3 – Cercle des couleurs

en radians. L'étape suivante consiste à associer un angle en degrés D_Δ à chaque valeur de la teinte de façon à répartir les couleurs sur le cercle (voir figure 7.3) et que les degrés de teinte soient décroissants du bleu (360°) vers le rouge (0°) :

- rouge→jaune : $(y\hat{b}_c \leq 0, r\hat{g}_c \geq 0)$: $D_\Delta = 180 + \frac{180}{\pi} H_\Delta$
- jaune→vert : $(y\hat{b}_c \leq 0, r\hat{g}_c \leq 0)$: $D_\Delta = \frac{180}{\pi} H_\Delta$
- vert→bleu : $(y\hat{b}_c \geq 0, r\hat{g}_c \geq 0)$: $D_\Delta = 180 + \frac{180}{\pi} H_\Delta$
- bleu→rouge : $(y\hat{b}_c \geq 0, r\hat{g}_c \leq 0)$: $D_\Delta = 360 + \frac{180}{\pi} H_\Delta$

Les lignes 1 et 3 des valeurs de D_Δ en fonction de H_Δ sont les mêmes car dans un cas H_Δ est négatif (ligne 1) et D_Δ va donc prendre ses valeurs dans $[90, 180]$, et dans l'autre cas H_Δ est positif (ligne 2) et D_Δ va donc prendre ses valeurs dans $[180, 270]$.

Sur la figure 7.2 sont représentées les courbes de teinte des modèles CoLIP, CIELAB et CIECAM02, calculées à partir des fonctions colorimétriques \bar{x} , \bar{y} et \bar{z} , après passage dans les différents modèles à l'aide des différentes équations de teinte. Les équations de passage dans les différents modèles se trouvent chapitre 6 pour le modèle CoLIP et sections 2.2.2 et 2.3.3 pour les autres modèles. Pour le modèle CIELAB il faut inverser les signes des canaux de couleur pour pouvoir appliquer la même transformation de radians à degrés, car ils sont inversés par rapport à ceux du modèle CoLIP. Pour le modèle CIECAM02, le passage des radians aux degrés est défini, voir section 2.3.3.

En attribuant des coordonnées polaires $\cos(H_\Delta)$ et $\sin(H_\Delta)$ à chaque teinte en radians du cube des couleurs, il est possible de visualiser le cercle de couleur du modèle CoLIP et de voir dans quelles proportions les couleurs sont représentées en terme de teinte (voir figure 7.3).

Sur le graphique représentant la teinte en degrés figure 7.2, la teinte maximum se situe vers 300° . Les couleurs dont la teinte est entre 300° et 360° correspondent en fait à la droite des pourpres

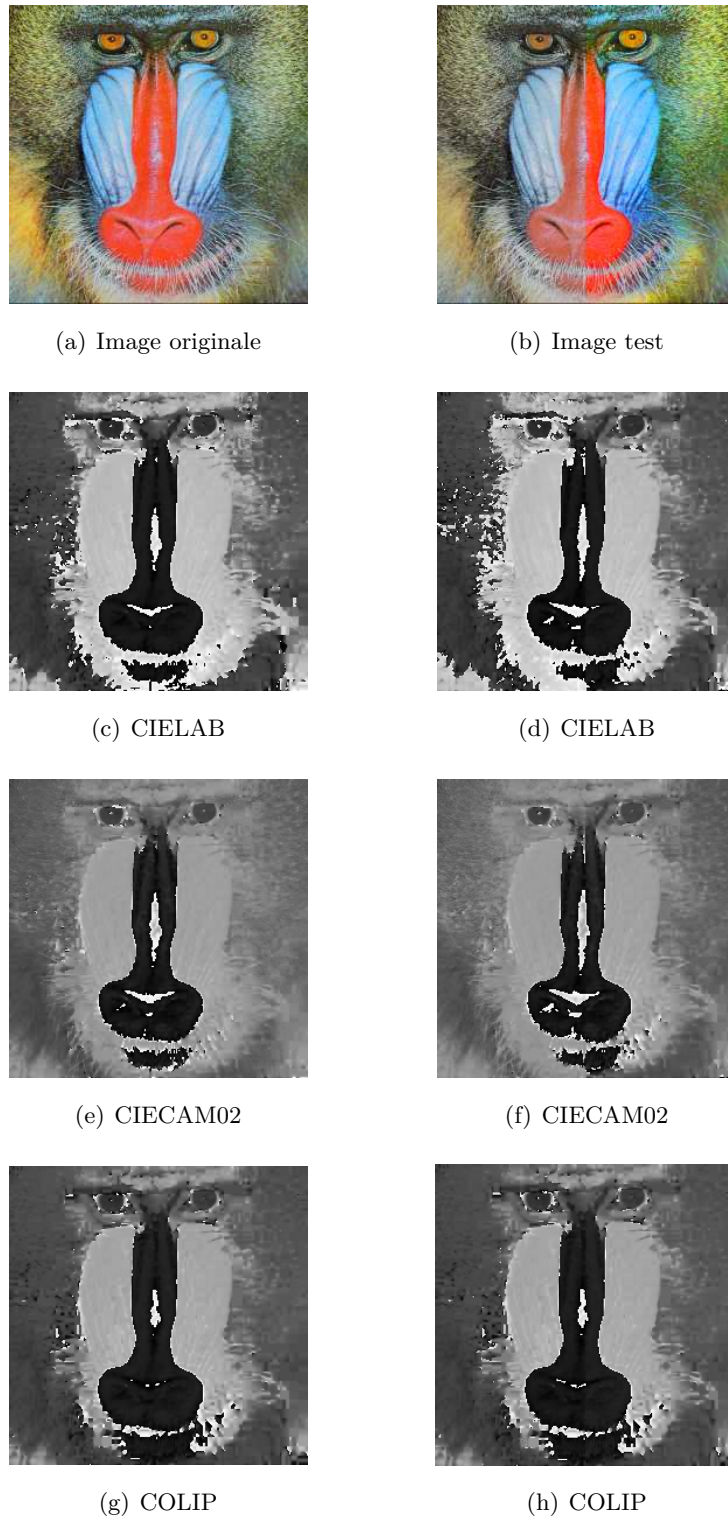


FIGURE 7.4 – Images de teinte des images test pour les modèles CIELAB, CIECAM02, et CoLIP.

(voir section 2.1.4 et figure 2.5). Sur la figure 7.3, les couleurs des teintes comprises entre 300° et 360° correspondent bien aux couleurs de la droite des pourpres du diagramme de chromaticité (voir le diagramme de chromaticité en couleurs figure 2.6). Ces teintes n'apparaissent pas sur le diagramme de droite figure 7.2 car les courbes colorimétriques dont sont tirés ces graphiques

longueur d'onde (nm)	couleur	h_{Δ} (degré)
700	rouge	13.5°
575	jaune	108°
545	vert	128.4°
445	bleu	256.9°

TABLE 7.1 – Valeurs particulières des quatre teintes principales dans le modèle CoLIP

sont limitées au spectrum locus mais ne représentent pas toutes les couleurs du spectre qui sont contenues dans l'espace formé du spectrum locus et de la droite des pourpres. La figure 7.3 montre bien que toutes les couleurs du spectre sont prises en compte.

Les valeurs particulières des quatre teintes principales dans le modèle CoLIP sont données dans la table 7.1 (voir table 2.2 pour le modèle CIECAM02).

La figure 7.4 représente l'image de la teinte en degrés dans les trois modèles CoLIP, CIELAB et CIECAM02 pour les deux images test. Dans les trois cas le bleu est l'angle le plus grand représenté par le blanc sur l'image résultante, et le rouge l'angle le plus petit représenté par le noir sur l'image résultante. Normalement, la teinte étant indépendante de la luminosité ou de l'illumination, l'image de teinte ne doit pas être modifiée après une saturation ou une désaturation. Les différences entre les deux images sont en effet peu visibles sur les trois modèles.

7.4.2 Coloration et chroma

La *coloration* (*colorfulness* en anglais) est une grandeur absolue qui mesure le degré selon lequel une couleur est plus ou moins chromatique (voir paragraphe 1.3.1). En fait, la coloration mesure la distance entre une couleur et la droite des gris. Dans le modèle CoLIP la coloration Cf_{Δ} est donc la distance dans le plan $(r\hat{g}_c, y\hat{b}_c)$ entre le point représentant la couleur et l'axe \hat{a} des gris qui coupe ce plan au point $(0, 0)$ (voir figure 6.11 pour une représentation du triangle de Maxwell et du diagramme de chromaticité dans les plans chromatiques (x, y) et $(r\hat{g}, y\hat{b})$). La distance est calculée en norme L_1 CoLIP, afin de garder le même intervalle de valeur : $Cf_{\Delta} \in [0, M_0)$. En effet, la forme du diagramme de chromaticité dans le modèle CoLIP étant proche d'un carré de taille M_0 (voir figure 6.11), la norme L_1 semble la plus indiquée [125], afin que les valeurs de coloration du diagramme (les bords du carré qui contient toutes les couleurs) soient les valeurs de coloration maximales (Cf_{Δ}^{max}).

$$Cf_{\Delta} = |rg|_{\Delta} \triangleq |yb|_{\Delta} \quad (7.7)$$

Cette définition est équivalente à la suivante (voir la section 6.4 du chapitre précédent, la définition des canaux bornés à l'aide du module LIP) :

$$Cf_{\Delta} = |r\hat{g}| \triangleq |y\hat{b}| \quad (7.8)$$

Où $|\cdot|$ représente le module classique. \triangleq et $\hat{\triangleq}$ sont équivalentes puisque appliqués sur des valeurs positives (voir paragraphe 6.4)

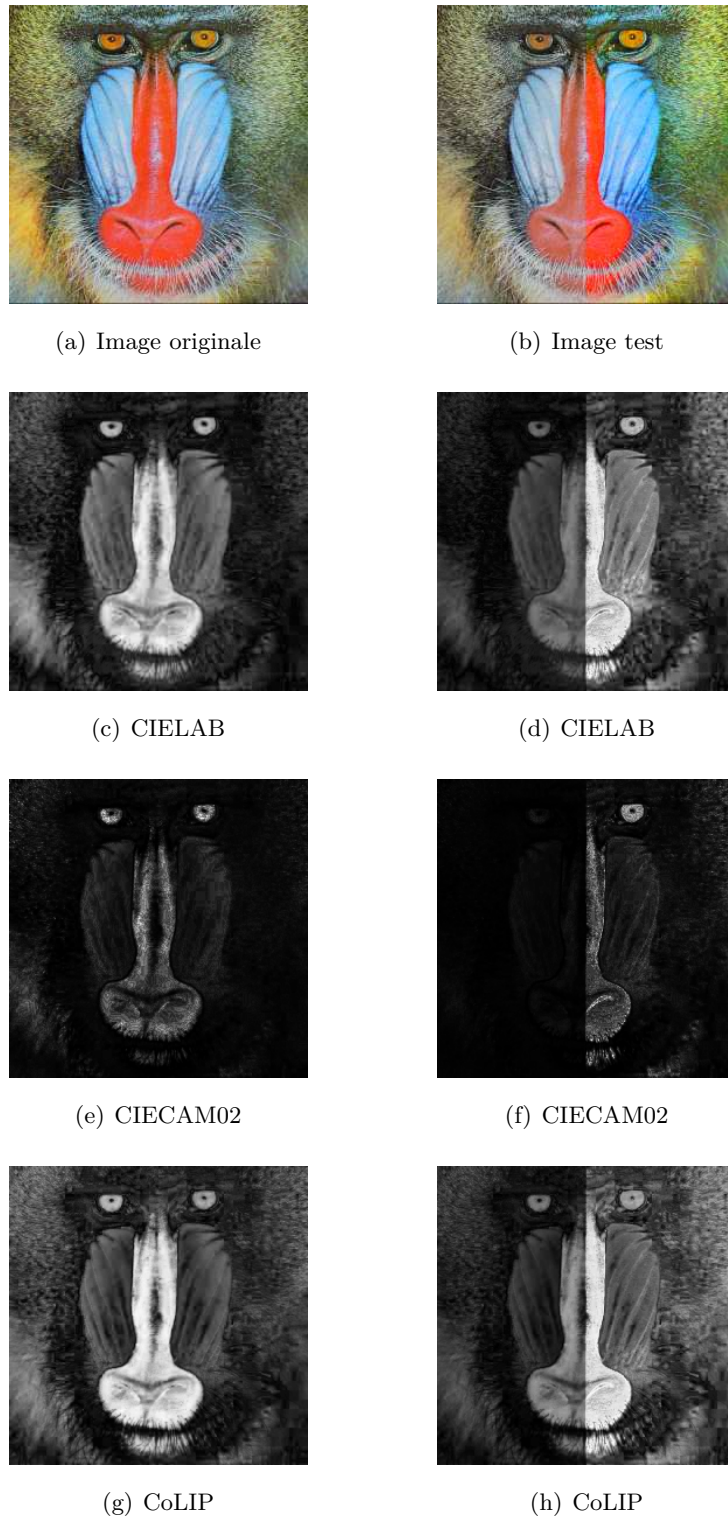


FIGURE 7.5 – Images de chroma des images test dans le modèles CIELAB, et de coloration dans les modèles CIECAM02 et CoLIP.

Le *chroma* (*chroma* en anglais) est une grandeur relative représentant le rapport du niveau de coloration d'une zone et de la luminosité d'une zone blanche éclairée de la même façon (voir

paragraphe 1.3.1).

$$\text{Chroma} = \frac{\text{Coloration}}{\text{Luminosité}_{(\text{blanc})}} \quad (7.9)$$

Dans le modèle CoLIP le niveau de chroma Ch_{Δ} est donc défini par :

$$Ch_{\Delta} = Cf_{\Delta} \triangle (M_0 \triangle \hat{a}_w) \quad (7.10)$$

où \hat{a}_w est la luminosité du blanc. Pour le modèle CoLIP, la luminosité étant inversée par rapport à la représentation usuelle, il est nécessaire de l'inverser au sens CoLIP pour que l'échelle de chroma soit dans le même sens que les autres modèles. \triangle et \triangle sont équivalentes à $\hat{\triangle}$ et $\hat{\triangle}$ puisque appliquées sur des valeurs positives (voir paragraphe 6.4). En effet $Cf_{\Delta} \geq 0$ et $a_w < M_0$ par définition. Dans le modèle CIELAB seul le chroma a été défini, et sa définition correspond à la définition actuelle de la coloration. Pour le modèle CIECAM02 les définitions du chroma et de la coloration sont données au paragraphe 2.3.3 et correspondent aux mêmes définitions que pour le modèle CoLIP.

La figure 7.5 présente l'image de la coloration dans les modèles CoLIP et CIECAM02 et du chroma dans le modèle CIELAB pour les images test. Les images sont normalisées dans $[0, 1]$ pour pouvoir être comparées. Les distances à l'axe des gris ne sont pas tout à fait les mêmes selon les couleurs dans les trois espaces. Les couleurs les plus éloignées du gris sont les plus lumineuses sur l'image, tandis que les couleurs les moins éloignées du gris sont plus sombres. Lorsque l'image est saturée ou désaturée, les couleurs se rapprochent ou s'éloignent de leur coloration maximale, respectivement. Ainsi la partie saturée devient plus claire tandis que la partie désaturée devient plus sombre.

7.4.3 Luminosité et clarté

La *luminosité* (*brightness* en anglais) est une grandeur absolue mesurant le degré selon lequel une surface émet plus ou moins de lumière (voir paragraphe 1.3.1). Dans le modèle CoLIP la luminosité B_{Δ} est le canal achromatique :

$$B_{\Delta} = \hat{a}_c \quad (7.11)$$

La *clarté* (*Lightness* en anglais) est une grandeur relative représentant le rapport de la luminosité d'une zone et de la luminosité d'une zone blanche éclairé de la même façon (voir paragraphe 1.3.1) :

$$\text{Clarté} = \frac{\text{Luminosité}}{\text{Luminosité}_{(\text{blanc})}} \quad (7.12)$$

Dans le modèle CoLIP la clarté L_{Δ} est définie par

$$L_{\Delta} = B_{\Delta} \triangle (M_0 \triangle \hat{a}_w) \quad (7.13)$$

où \hat{a}_w est la luminosité du blanc. \triangle et \triangle sont équivalentes à $\hat{\triangle}$ et $\hat{\triangle}$ puisque appliquées sur des valeurs positives (voir paragraphe 6.4). En effet $B_{\Delta} \geq 0$ et $a_w < M_0$ par définition. Pour le modèle CoLIP, la luminosité étant inversée par rapport à la représentation usuelle, il est nécessaire de l'inverser au sens CoLIP pour que l'échelle de clarté soit dans le même sens que les autres modèles. Dans le modèle CIELAB seule la clarté est définie, et sa définition correspond à

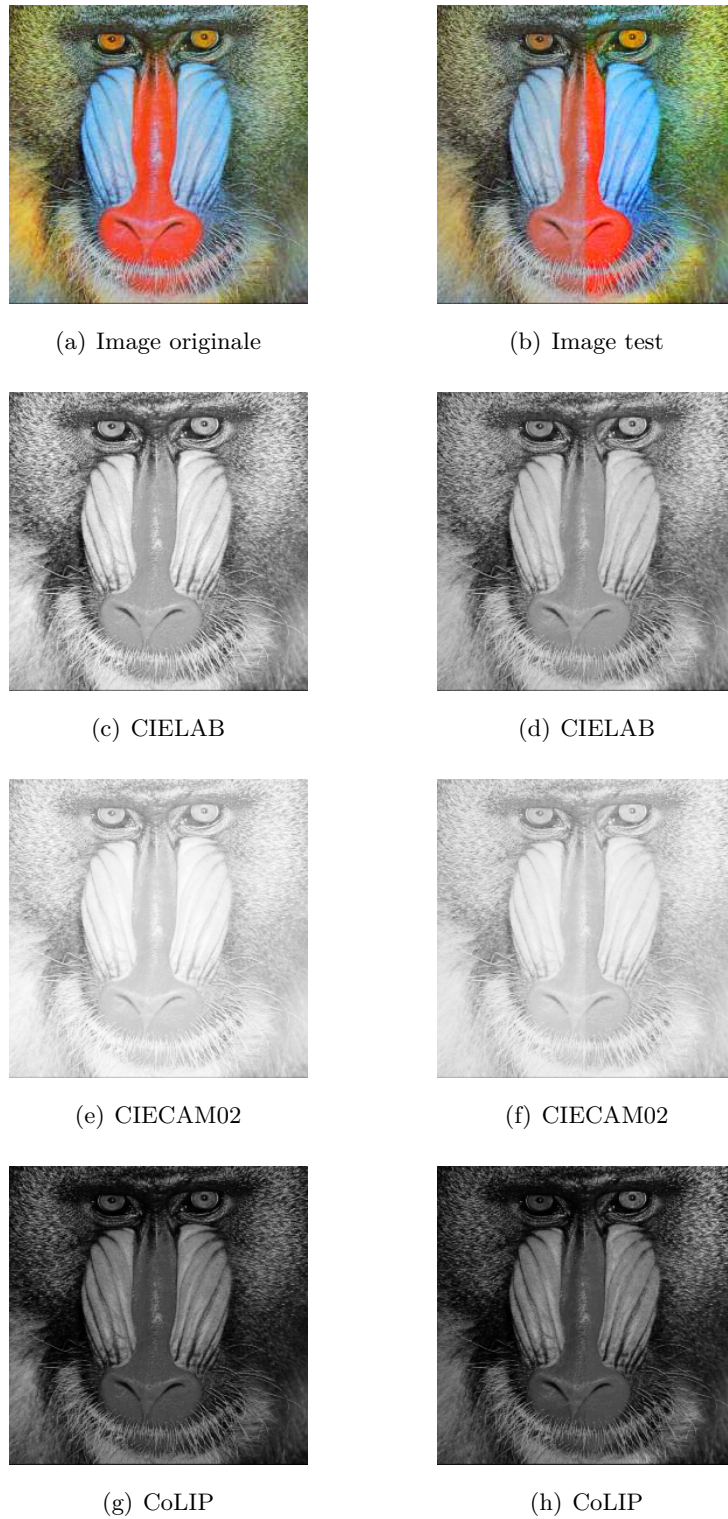


FIGURE 7.6 – Images de clarté des images test dans le modèle CIELAB et de la luminosité dans les modèles CIECAM02 et CoLIP.

la définition actuelle de la luminosité. Pour le modèle CIECAM02 les définitions pour la clarté et la luminosité sont données au paragraphe 2.3.3 et correspondent aux mêmes définitions que pour le modèle CoLIP.

La Figure 7.6 présente l'image de la luminosité dans les modèles CoLIP et CIECAM02 et de la clarté dans le modèle CIELAB sur les images test. Les images sont normalisées dans $[0, 1]$ pour pouvoir être comparées. Il faut noter que l'échelle de luminosité est normalement inversée dans le modèle CoLIP. Ici l'image de l'échelle a été inversée pour donner une représentation qui permette de comparer aux autres modèles. Sur la deuxième image test, la luminosité est modifiée, elle est plus forte dans la partie saturée et moins forte dans la partie désaturée.

7.4.4 Saturation et pureté

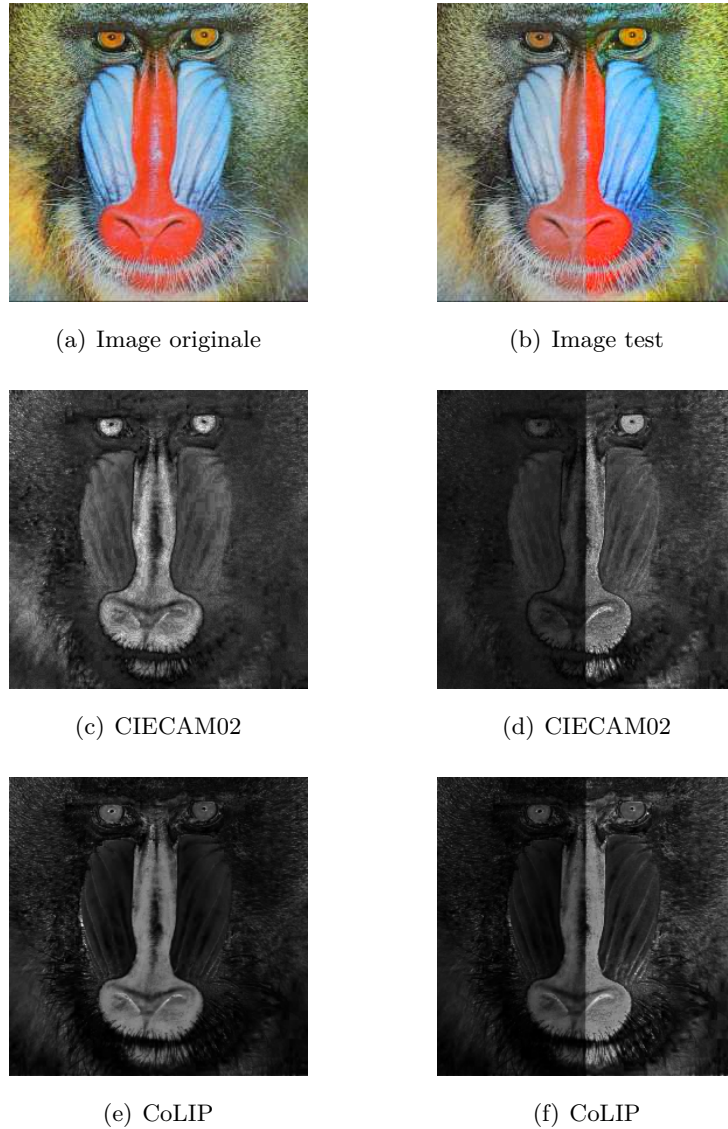


FIGURE 7.7 – Images de saturation des images test pour les modèles CIECAM02 et CoLIP.

La *saturation* (*saturation* en anglais) est une grandeur relative qui mesure la coloration d'un objet par rapport à sa propre luminosité (voir paragraphe 1.3.1).

$$\text{Saturation} = \frac{\text{Coloration}}{\text{Luminosité}} \quad (7.14)$$

Pour le modèle CoLIP, la luminosité étant inversée par rapport à la représentation usuelle, il est nécessaire de l'inverser au sens CoLIP pour que l'échelle de saturation soit dans le même sens que les autres modèles. La saturation s_{Δ} est définie par :

$$S_{\Delta} = Cf_{\Delta} \triangle (M_0 \triangle \hat{a}_c) \quad (7.15)$$

\triangle et $\hat{\triangle}$ sont équivalentes à $\hat{\hat{\triangle}}$ et $\hat{\hat{\hat{\triangle}}}$ puisque appliquées sur des valeurs positives (voir paragraphe 6.4). En effet $Cf_{\Delta} \geq$ et $a_c < M_0$ par définition. La saturation a été définie de la même façon dans le modèle CIECAM02 : coloration sur luminosité (voir paragraphe 2.3.3).

La figure 7.7 présente les images de la saturation dans les modèles CIECAM02 et CoLIP sur les deux images test. Les images sont normalisées dans $[0, 1]$ pour pouvoir être comparées. Les couleurs les plus saturées sont les plus lumineuses et inversement. La partie saturée sur la deuxième image test devient plus claire, tandis que la partie désaturée devient plus sombre.

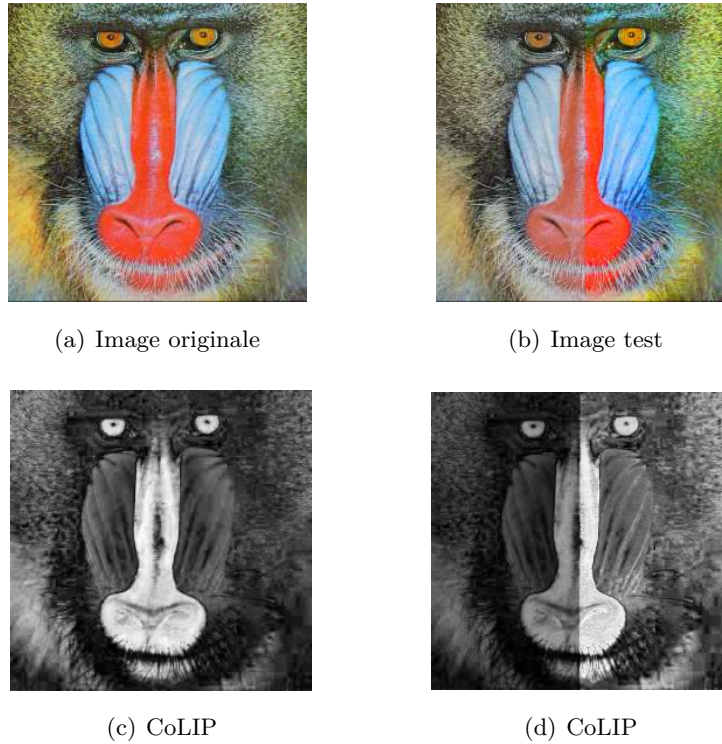


FIGURE 7.8 – Images de la pureté des images test dans le modèle CoLIP.

La *pureté* (*purity* en anglais) d'une couleur fait référence à sa longueur d'onde dominante dans le spectre des couleurs. Une couleur pure est une couleur dont la distribution spectrale correspond à une raie spectrale, autrement dit une teinte sans aucun mélange de blanc. Dans le diagramme de chromaticité (x, y) (voir figure 6.11), la pureté d'une couleur $C = (x_c, y_c)$ est définie comme la distance au point blanc $C_W = (x_w, y_w)$ normalisée par la distance au point blanc de la couleur pure $C_{max} = (x_{max}, y_{max})$, correspondant au point au bord du diagramme de chromaticité dans la direction de la couleur pure (selon la droite (CC_W)) :

$$p = \sqrt{\frac{(x_c - x_w)^2 + (y_c - y_w)^2}{(x_d - x_w)^2 + (y_d - y_w)^2}} \quad (7.16)$$

Pour mesurer la pureté dans le modèle CoLIP, la définition est la même, la distance à l'axe des gris étant la coloration, mais en norme L_1 CoLIP. Il suffit de mesurer la coloration comparativement à la coloration maximale dans le diagramme de chromaticité pour une teinte donnée h_Δ . Cela correspond en fait à une normalisation de la coloration pour chaque longueur d'onde.

$$P_\Delta = Cf_\Delta(h_\Delta) \hat{\Delta} Cf_\Delta^{max}(h_\Delta) \quad (7.17)$$

Pour deux teintes différentes du diagramme, la coloration et la saturation peuvent différer et avoir la même pureté.

Cette notion n'a pas été définie dans les autres modèles d'apparence couleur. Elle est proche de la notion de saturation. La figure 7.8 est l'image de la pureté dans le modèle CoLIP pour les images test. Les teintes les plus pures sont les teintes les plus claires sur l'image (elles sont plus près de la coloration maximum, voir la définition).

7.5 Conclusion

La construction du modèle CoLIP, basée sur les étapes de la vision humaine (photoréception, compression lumineuse et codage antagoniste) a permis la définition d'un modèle d'apparence couleur, et des attributs de perception : teinte, chroma, coloration, luminosité, clarté, saturation, dont la construction est beaucoup plus simple que celles des CAMs définis par la CIE qui prennent en compte beaucoup de paramètres environnementaux. Ces attributs de perception permettent de créer un espace teinte, luminosité, saturation, qui élargit encore les possibilités du modèle en traitement d'image.

Quatrième partie

**APPLICATIONS DU MODELE
COLIP**

CHAPITRE 8

Applications au traitement logarithmique d'images couleur

Les applications au traitement d'image couleur du modèle CoLIP décrites dans ce chapitre seront comparées aux mêmes applications à l'aide des opérations PsLIP et HLIP couleur, et les applications nécessitant un espace de couleurs opposées seront comparées aux modèles LUX et CIELAB.

8.1 Opérations de base

Dans tous les modèles, il y a d'abord une transformation du vecteur d'intensité en un vecteur de tons, puis une redéfinition des opérations (voir chapitre 6 pour le modèle CoLIP et 4 pour une comparaison des différents modèles logarithmiques et pseudo-logarithmiques). Pour le modèle CoLIP, ainsi qu'il a été montré au chapitre précédent, le résultat d'une même opération sur chaque canal est le même dans l'espace (l, m, s) et l'espace (a, rg, yb) . Dans cette section nous choisissons donc d'appliquer les opérations sur l'espace (l, m, s) pour plus de facilité de comparaison au niveau des équations avec les modèles HLIP et PsLIP définis sur (R, G, B) . Les traitements sur l'espace (a, rg, yb) , propres au modèle CoLIP, seront réalisés dans la suite du chapitre et aux chapitres suivants.

Une image est souvent représentée initialement dans l'espace RGB. Pour le modèle CoLIP, il faut passer dans l'espace XYZ puis l'espace LMS (voir section 6.5.1 pour les matrices de passage) avant d'appliquer les opérations alors que pour les modèles HLIP et PsLIP l'image reste exprimée dans RGB. Tous les traitements ont été réalisés à l'aide du logiciel Matlab. Par un abus de notation mathématique, les fonctions sont appliquées sur les vecteurs directement, ce qui correspond en fait au vecteur résultant de l'application de la même fonction sur chaque coordonnée.

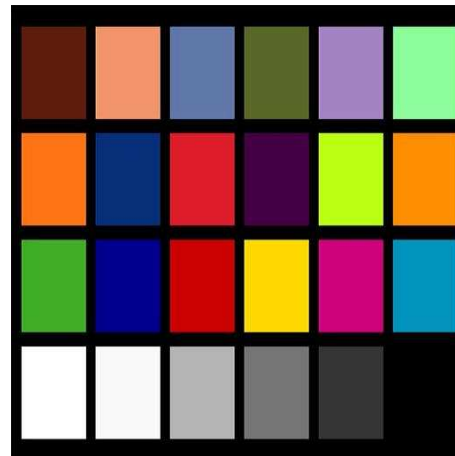
8.1.1 Addition

Dans le modèle CoLIP et dans le cas digital, le passage du vecteur d'intensités \vec{F} au vecteur de tons de couleur \vec{f} se fait par l'équation suivante.

$$\vec{f} = M_0 - 1 - \vec{F} \quad (8.1)$$



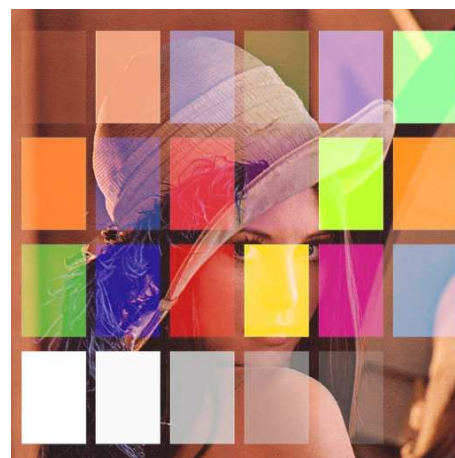
(a) Image originale



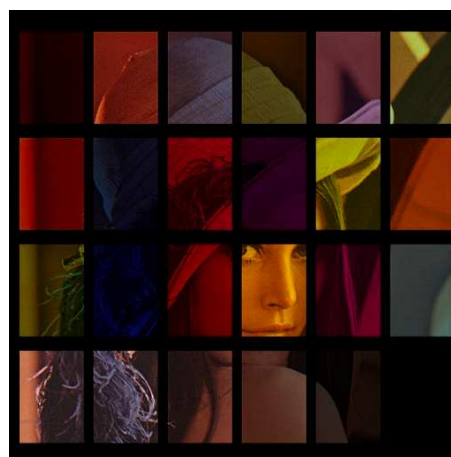
(b) Image originale



(c) HLIP



(d) PsLIP



(e) CoLIP

FIGURE 8.1 – Addition HLIP, PsLIP et CoLIP.

Le vecteur de tons de couleur \vec{f} est à valeurs dans $(-\infty, M_0)^3$. L'addition CoLIP de deux vecteurs couleur \vec{f} et \vec{g} se fait grâce à l'équation suivante.

$$\vec{f} \triangle \vec{g} = \vec{f} + \vec{g} - \frac{\vec{f} \cdot \vec{g}}{M_0} \quad (8.2)$$

Dans le modèle HLIP, le passage du vecteur d'intensités \vec{F} au vecteur de tons \vec{f} se fait ainsi :

$$\vec{f} = 2\vec{F} - M_0 \quad (8.3)$$

Le vecteur de tons de couleur \vec{f} est à valeur dans $(-M_0, M_0)^3$. L'addition HLIP de deux vecteurs couleur \vec{f} et \vec{g} , notée $< + >$, se fait grâce à l'équation suivante.

$$\vec{f} < + > \vec{g} = M_0^2 \frac{\vec{f} + \vec{g}}{M_0^2 + \vec{f} \cdot \vec{g}} \quad (8.4)$$

Dans le modèle PsLIP, le vecteur d'intensités \vec{F} et le vecteur de tons \vec{f} sont les mêmes :

$$\vec{f} = \vec{F} \quad (8.5)$$

Le vecteur de tons de couleur \vec{f} est à valeurs dans $(0, M_0)^3$. L'addition PsLIP de deux vecteurs couleur \vec{f} et \vec{g} , notée \oplus , se fait grâce à l'équation suivante.

$$\vec{f} \oplus \vec{g} = \frac{\vec{f} + \vec{g} - 2\frac{\vec{f} \cdot \vec{g}}{M_0}}{1 - \frac{\vec{f} \cdot \vec{g}}{M_0^2}} \quad (8.6)$$

Sur la figure 8.1, sont affichées les images résultant de l'addition des deux images test de Lena et de la planche de Macbeth, à l'aide de l'addition HLIP, CoLIP et PsLIP, respectivement (voir également paragraphe 6.3.4 pour le modèle CoLIP). Il a été vu à la section 6.6.2 qu'à cause de l'inversion d'échelle qui est la première étape du modèle, l'addition du modèle CoLIP peut être considérée comme l'ajout d'un filtre. Ainsi sur la figure 8.1, pour l'addition CoLIP c'est comme si l'image de Lena était observée à travers le filtre correspondant à l'image de la planche de Macbeth. Pour le modèle HLIP, il y a également une inversion d'image donc le phénomène est le même. Mais le zéro des tons de gris (\vec{f}) correspond à la valeur d'intensité (\vec{F}) $\frac{M_0}{2}$, c'est pourquoi c'est le gris et non le blanc qui agit comme un filtre transparent. Pour le modèle PsLIP, il n'y pas d'inversion, l'addition des couleurs ne correspond donc pas à l'ajout d'un filtre. Le blanc correspond au maximum de couleur qui ne peut pas être dépassé, et le noir à aucune couleur. L'ajout d'une couleur au noir la fait donc apparaître : c'est le noir qui agit comme un filtre transparent. Ainsi les couleurs les plus lumineuses continuent d'apparaître sur l'image Lena tandis que les moins lumineuses disparaissent car elles sont absorbées.

8.1.2 Amplification

La multiplication CoLIP d'un vecteur couleur \vec{f} par un scalaire réel μ se fait grâce à l'équation suivante (voir équation 6.5) :

$$\mu \triangle \vec{f} = M_0 - M_0 \left(1 - \frac{\vec{f}}{M_0} \right)^\mu \quad (8.7)$$

La multiplication HLIP d'un vecteur couleur \vec{f} par un scalaire réel μ se fait grâce à l'équation suivante :

$$\mu < \times > \vec{f} = M_0 \frac{(M_0 + \vec{f})^\mu - (M_0 - \vec{f})^\mu}{(M_0 + \vec{f})^\mu + (M_0 - \vec{f})^\mu} \quad (8.8)$$

La multiplication PsLIP d'un vecteur couleur \vec{f} par un scalaire réel μ se fait grâce à l'équation suivante :

$$\lambda \otimes \vec{f} = M_0 \frac{\mu \vec{f}}{M_0 + (\mu - 1) \vec{f}} \quad (8.9)$$

Sur la figure 8.2 sont affichées les images résultant de la multiplication par 2 de l'image test Lena à l'aide de la multiplication par un scalaire HLIP, CoLIP et PsLIP, respectivement (voir également paragraphe 6.3.4 pour le modèle CoLIP). Pour le modèle CoLIP, l'inversion d'image explique



FIGURE 8.2 – Multiplication par le scalaire 2 au moyen des opérations HLIP, PsLIP, et CoLIP.

pourquoi la multiplication par le scalaire 2 correspond à un assombrissement : pour $\mu > 1$, l'image est étirée en intensité vers le maximum M_0 , c'est-à-dire assombrie. Inversement, pour $\mu < 1$ l'image est tirée en intensité vers le minimum 0, c'est à dire éclaircie. Pour le modèle HLIP il y a également une inversion d'image mais l'intervalle des tons est étalé de part et d'autre du zéro : le zéro représente le gris. Donc si $\mu > 1$ l'image est étirée en intensité de part et d'autre du zéro, il y a donc un assombrissement des zones sombres et un éclaircissement des zones lumineuses, ce qui donne une impression de rehaussement de contraste. Pour $\mu < 1$ les valeurs vont se rapprocher de zéro, les zones sombres sont moins sombres, les zones claires moins claires et le contraste est

diminué. Pour le modèle PsLIP il n'y a pas d'inversion d'échelle donc la multiplication par un scalaire $\mu > 1$ correspond à un éclaircissement. Pour $\mu < 1$ l'image est assombrie.

8.1.3 Soustraction, couleur complémentaire

Il est intéressant de comparer le complémentaire d'une image, dans les différents espaces avec les différentes opérations. Dans l'espace de primaires classique RGB, l'opposé d'une couleur \vec{F} est obtenu en inversant l'intensité de chaque canal par rapport au maximum M_0 :

$$\vec{F} = (M_0 - R, M_0 - G, M_0 - B) \quad (8.10)$$



(a) Classique



(b) CIELAB



(c) LUX



(d) CoLIP

FIGURE 8.3 – Images complémentaires de l'image test Lena, pour les modèles classique, CIELAB, LUX et CoLIP.

Dans l'espace CoLIP, le complémentaire d'un vecteur ton de couleur f a été défini au paragraphe 6.6.2 et correspond dans les espaces (l, m, s) et (a, rg, yb) à :

$$\begin{aligned} \vec{f} &= M_0 \triangle f = (M_0 \triangle l, M_0 \triangle m, M_0 \triangle s) \\ \vec{f} &= M_0 \triangle f = (M_0 \triangle a, \triangle rg, \triangle yb) \end{aligned} \quad (8.11)$$



(a) Image de départ



(b) Première étape



(c) Deuxième étape



(d) Troisième étape



(e) Quatrième étape



(f) Image d'arrivée

FIGURE 8.4 – Interpolation CoLIP en 5 étapes entre deux images.

Dans le modèle LUX, aucune opération n'a été définie sur les canaux. Comme les tons (L, U, X) sont à valeurs dans $(0, M_0)$, l'opposé d'un vecteur de ton \vec{f} est obtenu en inversant l'intensité de

chaque canal par rapport au maximum M_0 à l'aide de la soustraction usuelle :

$$(M_0 - L, M_0 - U, M_0 - V) \quad (8.12)$$

L'espace CIELAB est un espace antagoniste, comme le modèle CoLIP. La couleur complémentaire dans l'espace CIELAB est définie de la même façon que dans l'espace (a, rg, yb) . Le canal L^* représente un canal de luminosité à valeur dans $(0, M_0)$, il est donc inversé par rapport au maximum M_0 . Les canaux a^* et b^* sont des canaux de couleurs opposées à valeurs dans $(-M_0, M_0)$, il suffit donc de les inverser en signe.

$$\vec{F} = (M_0 - L^*, -a^*, -b^*) \quad (8.13)$$

Dans le modèle PsLIP, les tons sont à valeurs dans $(0, M_0)$, la couleur complémentaire s'exprime donc comme dans l'espace de primaires classique, mais à l'aide de la soustraction PsLIP :

$$\vec{F} = (M_0 \ominus R, M_0 \ominus G, M_0 \ominus B) \quad (8.14)$$

Comme l'isomorphisme est hyperbolique et non logarithmique (voir paragraphe 4.2.1), l'image complémentaire pose un problème dans le modèle PsLIP. Les intensités près de M_0 vont créer dans l'espace PsLIP des valeurs tellement grandes que lorsqu'elles sont inversées par rapport à ce maximum, puis recompressées, toutes les valeurs de l'image résultante seront très grandes, et l'image n'est donc pas visible.

Enfin le modèle HLIP n'est pas un espace antagoniste, mais tous les tons sont à valeurs dans $(-M, M)$. Ainsi donc pour obtenir la couleur complémentaire, il suffit de prendre l'opposé HLIP de chaque canal. L'opposé HLIP est l'opposé usuel (voir table comparative 4.1 au chapitre 4). Donc :

$$\vec{f} = -\vec{f} = (-r, -g, -b) \quad (8.15)$$

Finalement, compte tenu de la définition de l'inversion des tons pour ce modèle (équation 8.3), le résultat sera exactement le même que le complémentaire classique, défini par l'équation 8.10.

Les images complémentaires de l'image test Lena, pour les modèles Classique, CoLIP, CIELAB et LUX peuvent être visualisées figure 8.3.

8.2 Fondu enchaîné couleur

La transition entre deux images peut être construite en un nombre d'étapes variable n . La i^e transition \vec{h} entre les images représentées par les vecteurs de tons \vec{f} et \vec{g} est définie ainsi :

$$\vec{h} = \frac{i}{n} \triangle \vec{f} \triangle \frac{n-i}{n} \triangle \vec{g} \quad (8.16)$$

La figure 8.4 présente les résultats de l'interpolation entre l'image test Lena et l'image test plage en cinq étapes ($n = 5$).

8.3 Détection de contours

Filtre de Sobel

Le gradient est calculé dans les deux directions grâce au filtre de Sobel sur chaque composante de l'espace couleur. Il se calcule dans la première direction grâce à l'opération suivante

$$G_x^i = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} * F_x^i \quad (8.17)$$

où $*$ désigne l'opérateur de convolution et, par exemple, $i \in R, G, B$ dans le cas de l'espace de primaires RGB. Ensuite la norme euclidienne du vecteur gradient obtenu est calculée dans cette première direction pour toutes les composantes de l'espace :

$$G_x = \sqrt{G_x^i{}^2 + G_x^j{}^2 + G_x^k{}^2} \quad (8.18)$$

Ensuite le gradient est calculé dans la deuxième direction grâce à l'opération suivante

$$G_y^i = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} * F_x^i \quad (8.19)$$

Ensuite la norme euclidienne du vecteur gradient est calculée dans cette deuxième direction pour toutes les composantes de l'espace :

$$G_y = \sqrt{G_y^i{}^2 + G_y^j{}^2 + G_y^k{}^2} \quad (8.20)$$

Enfin, la norme euclidienne du gradient dans les deux directions est calculée :

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (8.21)$$

Ici le gradient a été défini avec les opérations usuelles. Dans le cas des modèles CoLIP, HLIP et PsLIP, il faut redéfinir les gradients avec les opérations correspondantes (l'opération de convolution est alors redéfinie).

Espaces de couleur

L'opérateur de Sobel est appliqué sur des espaces différents, avec des types d'opérations différentes :

- gradient classique sur l'espace de réponse des cônes (L, M, S)
- gradient classique sur l'espace CIELAB (L^*, a^*, b^*)
- gradient classique sur l'espace (L, U, X)
- gradient LIP-Sobel sur l'espace des tons chromatiques CoLIP (l, m, s) , ce qui revient à faire un gradient classique sur l'espace des tons chromatiques logarithmiques $(\tilde{l}, \tilde{m}, \tilde{s})$



FIGURE 8.5 – Détection de contours à l’aide d’un gradient classique sur l’espace de réponse des cônes (L, M, S), sur l’espace LUX, et sur l’espace CIELAB.

- gradient LIP-Sobel sur l’espace des tons antagonistes CoLIP (a, rg, yb), ce qui revient à faire un gradient classique sur l’espace des tons antagonistes logarithmiques ($\tilde{a}, \tilde{r}\tilde{g}, \tilde{y}\tilde{b}$)
- gradient HLIP-Sobel sur l’espace des tons chromatiques HLIP (r, g, b), ce qui revient à faire

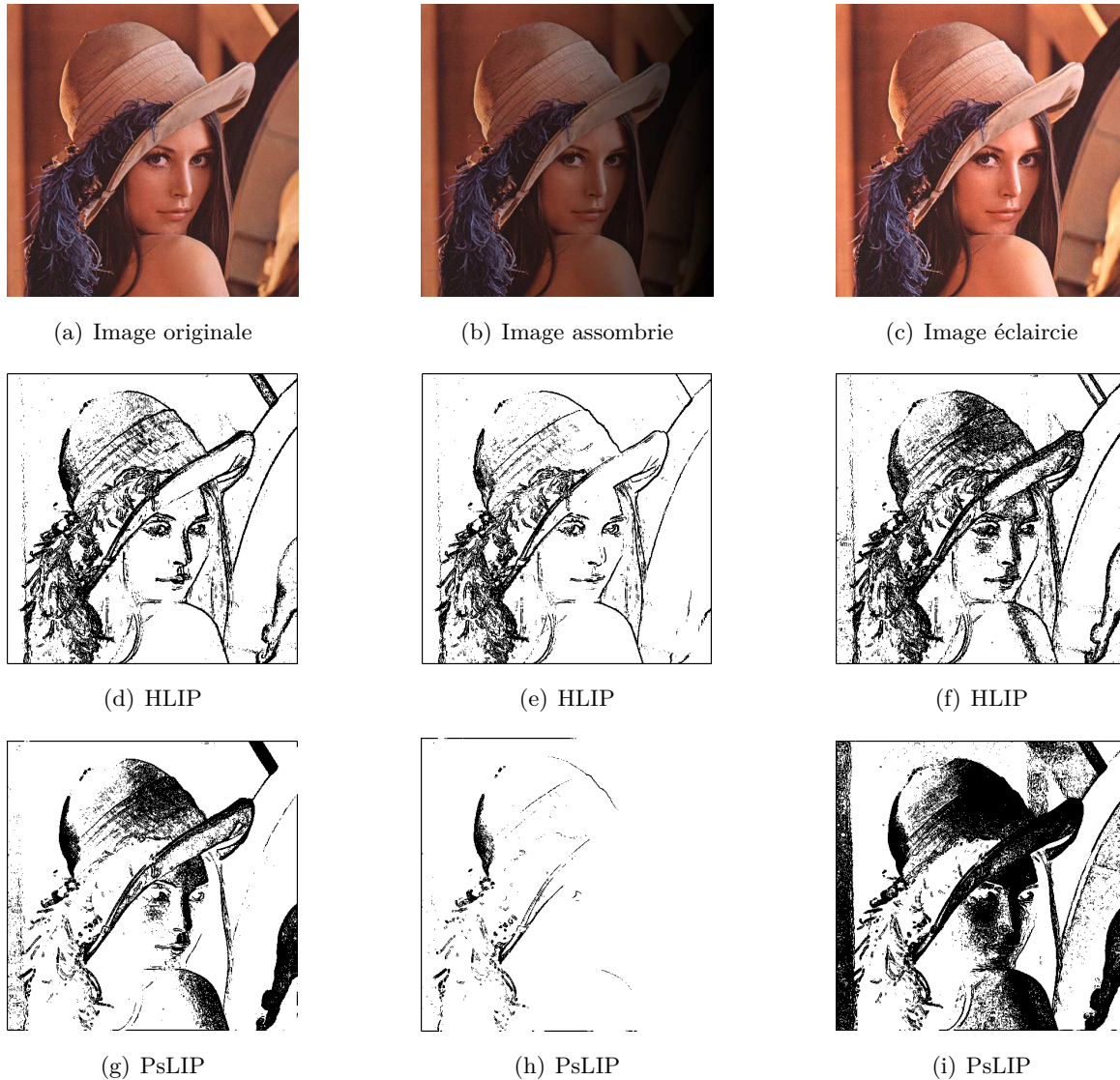


FIGURE 8.6 – Détection de contours à l'aide d'un gradient HLIP sur RGB, et d'un gradient PsLIP sur RGB.

un gradient classique sur l'espace des tons résultant de l'isomorphisme HLIP (voir définition table 4.1).

- gradient PsLIP-Sobel sur l'espace (R, G, B) ce qui revient à faire un gradient classique sur l'espace des tons résultant de l'isomorphisme PsLIP (voir définition table 4.1).

Étude qualitative

La détection de contours mise en place dans cette étude se fait en deux étapes. D'abord le calcul du gradient sur l'image test Lena, puis un seuillage de l'image résultante, avec un seuil calculé de façon à garder 20% des pixels de contours [20]. Dans un deuxième et troisième temps, la même méthode est appliquée sur les images de Lena présentant une dérive d'éclaircissement assombrissante et éclaircissante de gauche à droite (dérive effectuée à l'aide d'un sinus et d'un cosinus amortis [20]). Le seuil est toujours le même que celui calculé sur l'image originale, afin de comparer le



FIGURE 8.7 – Détection de contours à l'aide d'un gradient classique sur l'espace $(\tilde{l}, \tilde{m}, \tilde{s})$, et sur l'espace $(\tilde{a}, \tilde{r}g, \tilde{y}b)$.

nombre de pixels de contours résultant du même algorithme sur une image un peu différente [20].

Résultats

Les figures 8.5 et 8.6 présentent les images résultant de l'algorithme de détection de contours sur les images test Lena, originale et modifiées, sur les espaces indiqués, en calculant le seuil pour garder 20% de pixels de contours sur l'image originale, et en gardant ce seuil pour les détections de contours sur les images modifiées.

Dans la table 8.1 sont indiqués les pourcentages de pixels de contours après détection des contours sur les images modifiées, calculés en gardant le seuil calculé sur l'image originale pour chaque modèle. Les modèles logarithmiques, pour lesquels le gradient est redéfini, donnent en général de meilleurs résultats que les modèles munis d'un gradient classique, visuellement, et au niveau des taux de pixels détectés qui restent plus stables. Le modèle CoLIP donne les meilleurs résultats avec des images résultantes et des taux sensiblement les mêmes sur les espaces $(\tilde{l}, \tilde{m}, \tilde{s})$ et $(\tilde{a}, \tilde{r}g, \tilde{y}b)$.

gradient	image assombrie	image éclaircie
gradient LIP sur $(\tilde{l}, \tilde{m}, \tilde{s})$	18	21
gradient LIP sur $(\hat{a}, \hat{r}g, \hat{y}b)$	18	21
gradient classique sur LUX	14	23
gradient classique sur CIELAB	13	24
gradient HLIP	15	27
gradient classique sur (L, M, S)	6.8	28
gradient PsLIP	3.5	40

TABLE 8.1 – Pourcentage de pixels de contours sur les images modifiées.

Le modèle LUX donne des résultats corrects, bien qu'il soit muni d'un gradient classique. En imaginant intégrer un gradient LIP à ce modèle, celui-ci devrait donner les mêmes résultats que le modèle CoLIP. En effet, les résultats du modèle CoLIP sont les mêmes sur les espaces $(\tilde{l}, \tilde{m}, \tilde{s})$ et $(\hat{a}, \hat{r}g, \hat{y}b)$, le fait que ce modèle soit robuste à la dérive d'éclairement ne vient donc pas du codage antagoniste des couleurs mais de l'isomorphisme du modèle, qui est le même dans l'espace LUX. Le modèle HLIP est plus sensible aux dérives d'éclairement mais donne des résultats corrects. Par contre, dans les espaces LMS classique et CIELAB classique, la détection de contours après les dérives d'éclairement n'est pas robuste. Dans le cas du modèle PsLIP, le défaut est le même qu'expliqué au paragraphe 4.2.1, l'isomorphisme est linéaire près du zéro d'intensité, et hyperbolique dès que l'intensité dépasse la valeur $M_0/2$, ce qui provoque une distorsion des informations, même sur l'image sans dérive d'éclairement.

8.4 Rehaussement d'image

8.4.1 Correction de couleur

Le modèle CoLIP permet de rehausser une image, en modifiant les canaux de couleur. A partir de l'espace CoLIP borné $(\hat{a}, \hat{r}g, \hat{y}b)$ (défini au paragraphe 6.4), cinq canaux de couleur peuvent être définis :

$$\begin{cases} \hat{a} \\ \hat{g} = r\hat{g}_+ & = |rg_+|_{\Delta} = rg_+ \\ \hat{r} = |r\hat{g}_-| & = |rg_-|_{\Delta} = \Delta rg_- \\ \hat{b} = y\hat{b}_+ & = |yb_+|_{\Delta} = yb_+ \\ \hat{y} = |y\hat{b}_-| & = |yb_-|_{\Delta} = \Delta yb_- \end{cases} \quad (8.22)$$

Cela revient à sélectionner la zone positive correspondant au canal achromatique et à chaque couleur sur le graphique représentant la valeur absolue CoLIP (voir figure 6.7). Ensuite, il suffit d'appliquer les opérations CoLIP définies au paragraphe 6.2 sur chacun des cinq canaux et de repasser dans les négatifs les canaux vert et bleu avant de revenir dans l'espace classique.

Avec cette séparation en cinq canaux de couleur, il est facile de faire du rehaussement d'image visuel, par exemple en diminuant un peu le jaune dans le cas d'une image jaunée, en diminuant le vert dans une image sous-marine, ou en diminuant le rouge dans une image rosée, voir figure 8.8.



(a) Image originale



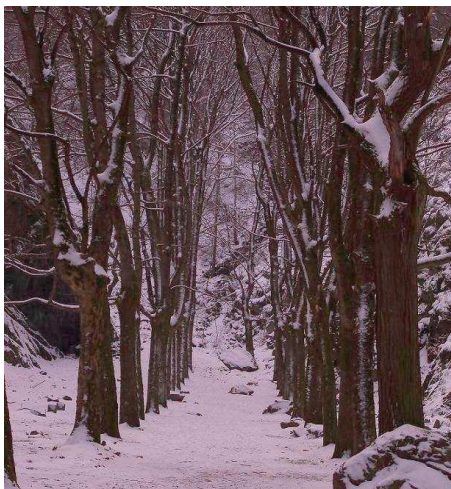
(b) Rehaussement par (1, 1, 1, 1, 0.5)



(c) Image originale



(d) Rehaussement par (1, 0.5, 1, 1, 1)



(e) Image originale



(f) Rehaussement par (1, 1, 0.2, 1, 1)

FIGURE 8.8 – Rehaussement d'image CoLIP.

8.4.2 Rehaussement de contraste

Le modèle LIP est connu pour donner de bons résultats dans le domaine du rehaussement de contraste [18, 46, 19, 12]. L'application la plus utilisée pour rehausser le contraste est l'égalisation d'histogramme. C'est une méthode d'ajustement du contraste qui utilise l'histogramme cumulé, et qui permet de mieux répartir les intensités sur l'ensemble de la plage de valeurs possibles, en « étalant » l'histogramme [100].



FIGURE 8.9 – Égalisation d’histogramme dans les espaces RGB, CIELAB, LUX, HLIP, PsLIP, $(\tilde{l}, \tilde{m}, \tilde{s})$, et $(\tilde{a}, \tilde{r}g, \tilde{y}b)$.

L'égalisation d'histogramme est appliquée directement sur chaque canal de couleur, dans les espaces RGB, CIELAB, LUX, $(\tilde{l}, \tilde{m}, \tilde{s})$, $(\tilde{a}, \tilde{r}g, \tilde{y}b)$, HLIP (après passage aux tons et application de l'isomorphisme) et PsLIP (après application de l'isomorphisme). Les images résultantes pour chaque espace sont visibles figure 8.9.

Le rehaussement de contraste ne donne pas de résultat correct sur les modèles HLIP, PsLIP et LUX où la balance des blancs est modifiée fortement et altère l'image. Sur les espaces RGB et $(\tilde{l}, \tilde{m}, \tilde{s})$ la balance des blancs est modifiée mais le résultat est correct visuellement, et le contraste rehaussé. Seuls les espaces CIELAB et $(\tilde{a}, \tilde{r}g, \tilde{y}b)$ donnent un résultat correct de rehaussement de contraste sans modifier la balance des blancs de l'image originale.

8.4.3 Balance des blancs

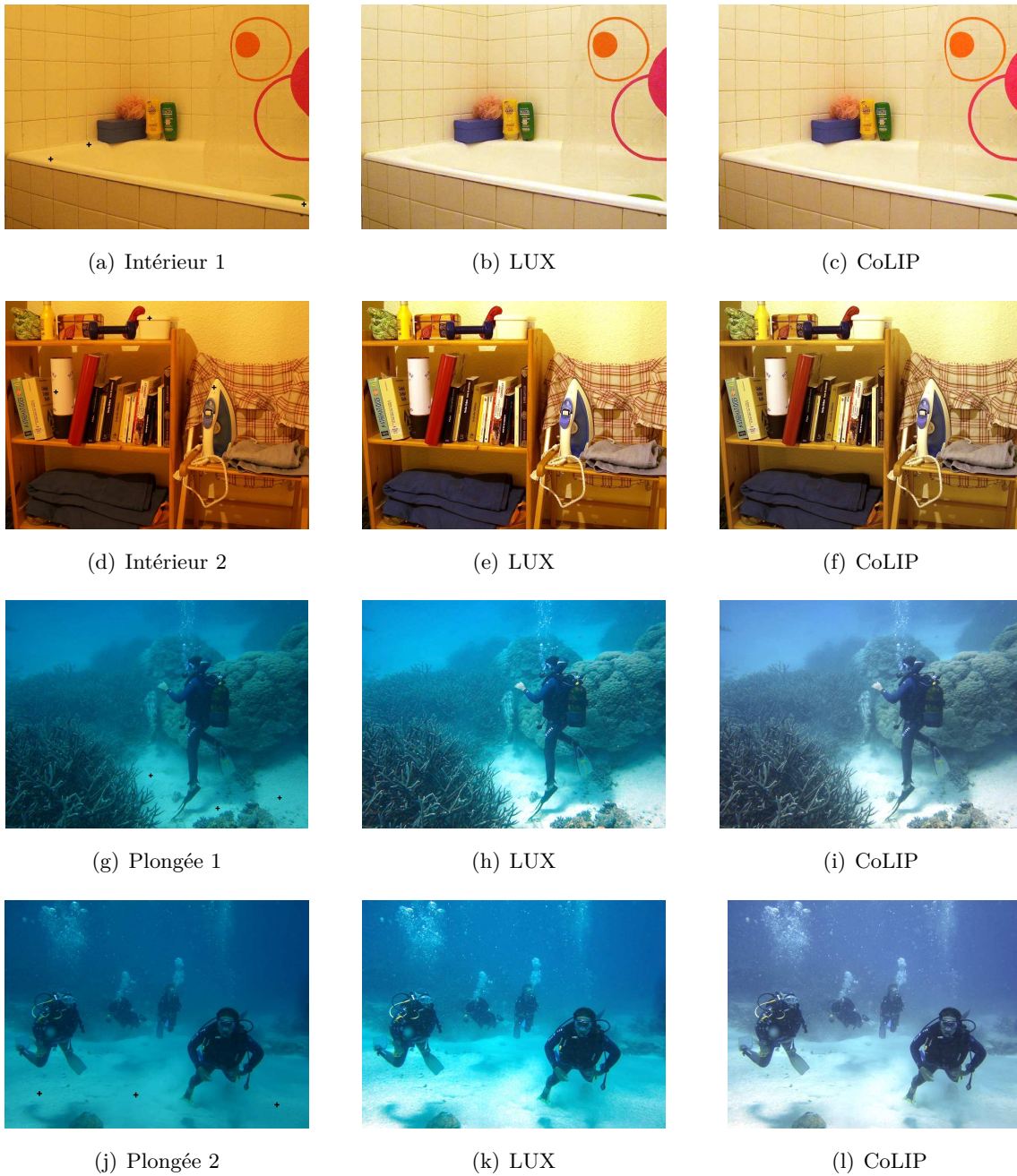


FIGURE 8.10 – Balance des blancs dans les modèles LUX et CoLIP.

Un algorithme de balance des blancs, modélisant la capacité du système visuel humain à faire abstraction de la couleur de l'illumination pour garantir la constance des couleurs (voir paragraphe 2.3.2), a été mis en place à l'aide de la soustraction CoLIP Δ . Le vecteur de ton correspondant à l'illuminant (tristimulus représentant le blanc sous cet illuminant), noté f_w , est soustrait (au sens CoLIP) de chaque vecteur de tons de l'image, f , pour donner les tons corrigés, f_c :

$$f_c = f \Delta f_w \quad (8.23)$$

Comme expliqué au paragraphe 6.6, l'opération CoLIP \triangle peut être interprétée comme la soustraction d'un filtre de couleur, correspondant à l'illumination, sur toute l'image.

$$\begin{cases} a_c = a \triangle a_w \\ rg_c = rg \triangle rg_w \\ yb_c = yb \triangle yb_w \end{cases} \quad (8.24)$$

(a, rg, yb) et (a_c, rg_c, yb_c) sont les vecteurs de tons originaux et corrigés, respectivement. (a_w, rg_w, yb_w) est le vecteur de tons du point blanc (*white point* en anglais) dans le modèle CoLIP.

La difficulté est de savoir quelles valeurs donner au point blanc pour une image quelconque. Le point blanc correspond au blanc de l'illuminant. Si cet illuminant n'est pas connu, il est possible de choisir un pixel de l'image qui est reconnu comme étant un point blanc à l'origine. Pour cette application, l'illumination des différentes images n'étant pas connue, le point blanc est choisi en prenant les vecteurs de tons maximum (en norme) de l'image, jusqu'à ce qu'ils atteignent en nombre un certain pourcentage de l'image, et enfin en prenant la moyenne de ces vecteurs sur chaque canal.

Le modèle LUX est décrit au paragraphe 5.2.2. Ce dernier a aussi été construit à partir de l'isomorphisme du modèle LIP. Ainsi, bien qu'aucune opération n'ait été définie sur ces canaux, il est possible d'appliquer les opérations CoLIP sur les canaux du modèle LUX, à condition de s'arrêter à l'étape de définition des canaux (l, u, x) du modèle (voir équation 5.8). Alors :

$$\begin{cases} l_c = l \triangle l_w \\ u_c = u \triangle u_w \\ x_c = x \triangle x_w \end{cases} \quad (8.25)$$

où (l, u, x) et (l_c, u_c, x_c) sont les vecteurs de tons originaux et corrigés, respectivement. (l_w, u_w, x_w) est le vecteur de tons du point blanc dans le modèle LUX.

Cette application a donné lieu à une publication [32]. La figure 8.10 présente les résultats des corrections couleur avec les modèles LUX et CoLIP sur quatre images test. Trois croix noires sur chacune des images test désignent des zones considérées comme blanches. La distance couleur au blanc D_{65} de ces trois zones sur chacune des images test et après correction LUX et CoLIP permet de comparer les deux techniques. Ces résultats sont présentés table 8.2. Bien que la balance des blancs soit efficace sur les deux modèles, l'algorithme CoLIP donne de meilleurs résultats que l'algorithme LUX, puisque la distance au blanc devient plus petite après la balance des blancs CoLIP. Puisque l'isomorphisme est le même dans ces deux modèles, deux raisons peuvent expliquer cette différence de résultat. D'une part les réponses des cônes sont modélisées par les canaux R , G et B dans le modèle LUX alors qu'elles sont modélisées par L , M , S dans le modèle CoLIP. Il a été vu au paragraphe 2.3.2 que ceci fausse les résultats de la balance des blancs, quelle que soit la transformation utilisée après. D'autre part, le passage dans un espace antagoniste est modélisé dans le modèle LUX par la matrice de l'espace de couleur (Y, C_r, C_b) qui n'a pas de justification physiologique (voir au paragraphe 5.2.2), alors que la matrice de passage du modèle CoLIP provient de résultats physiologiques (voir section 6.5.1).

Image	Original	CoLIP	LUX
Intérieur 1	64,742	10,660	12,748
	65,950	15,204	18,185
	61,317	2,5682	3,5128
Intérieur 2	64,143	9,8982	11,579
	66,177	6,7957	10,883
	65,418	3,2010	6,7542
Plongée 1	48,263	3,0475	16,219
	48,757	4,7135	14,756
	48,964	6,5451	12,531
Plongée 2	51,399	4,860	21,404
	51,445	5,5322	25,545
	54,336	13,884	28,931

TABLE 8.2 – Distance CIELAB Δ_{ab} entre le blanc D_{65} et les trois points supposés blancs des images originales et des images résultant de la correction couleur CoLIP puis LUX.

Cet algorithme peut être également testé dans le cadre du modèle HLIP, avec la soustraction HLIP $\langle - \rangle$ définie table 4.1 :

$$\vec{f} \langle - \rangle \vec{g} = M_0^2 \frac{\vec{f} - \vec{g}}{M_0^2 - \vec{f} \cdot \vec{g}} \quad (8.26)$$

Alors la balance des blancs s'écrit comme ceci :



(a) Image originale



(b) HLIP



(c) CoLIP

FIGURE 8.11 – Balance des blancs dans les modèles HLIP (b) et CoLIP (c)

$$\begin{cases} r_c = r < - > r_w \\ g_c = g < - > g_w \\ b_c = b < - > b_w \end{cases} \quad (8.27)$$

où (r, g, b) et (r_c, g_c, b_c) sont les tons HLIP originaux et corrigés, respectivement. (r_w, g_w, b_w) est le vecteur de tons du point blanc dans le modèle HLIP.

Pour le modèle PsLIP, le même problème que pour l'image complémentaire se pose, à cause de la forme hyperbolique de l'isomorphisme. Pour les modèles classiques et CIELAB, il est impossible de définir ce type de technique avec les opérations usuelles sans rencontrer des problèmes de dépassement d'intervalle. Une balance des blancs est déjà intégrée au modèle CIELAB qui correspond à une fausse adaptation chromatique de Von Kries, sur l'espace XYZ (voir paragraphe 2.3.2).

Sur la figure 8.11 sont représentées les images résultant de la balance des blancs sur une image test, dans les modèles CoLIP et HLIP.

8.5 Contraste

La définition classique du contraste entre deux pixels x et y d'une image à niveaux de gris est la suivante :

$$C_{x,y} = \frac{|x - y|}{x + y} \quad (8.28)$$

Cette définition est étendue aux images couleurs en appliquant cette équation sur chacun des canaux R , G , et B . Le contraste en un point de l'image est alors défini comme la moyenne des contrastes entre ce point et les pixels voisins.

La définition du contraste dans le modèle CoLIP est dérivée de celle proposée par Jourlin et Pinoli pour le modèle LIP et donnée au paragraphe 3.1.3 [48]. Le contraste entre deux vecteurs tons \vec{f} et \vec{g} est défini par (voir équation 3.21) :

$$C_{\vec{f}, \vec{g}}^{\Delta} = |\vec{f} \Delta \vec{g}|_{\Delta} \quad (8.29)$$

Le contraste CoLIP en un point de l'image est défini comme la moyenne CoLIP des contrastes entre le vecteur de tons \vec{x} et ses voisins $(\vec{x}_i)_{i=1..n}$ selon l'équation suivante :

$$C_{\vec{x}}^{\Delta} = \frac{1}{n} \Delta \left(\Delta_{i=1}^n C(\vec{x}, \vec{x}_i) \right) \quad (8.30)$$

Cette définition peut s'appliquer sur les canaux (l, m, s) ou sur les canaux $(\hat{a}, \hat{r}g, \hat{y}b)$. Les opérations utilisées sur les canaux bornés $(\hat{a}, \hat{r}g, \hat{y}b)$ sont les opérations CoLIP symétriques $\hat{\Delta}$. En effet, si les opérations sont appliquées sur des canaux positifs, alors elles sont équivalentes aux opérations CoLIP de base. Mais si les canaux peuvent être négatifs, alors ces opérations doivent être adaptées comme indiqué au paragraphe 6.4.

Il est possible de définir la notion de contraste couleur de la même façon que pour le modèle CoLIP (équation 8.30) pour les modèles HLIP et PsLIP, en remplaçant simplement les opérations CoLIP par les opérations HLIP et PsLIP (définitions en section 4.1). Ces définitions s'appliquent alors sur les canaux (R, G, B) .

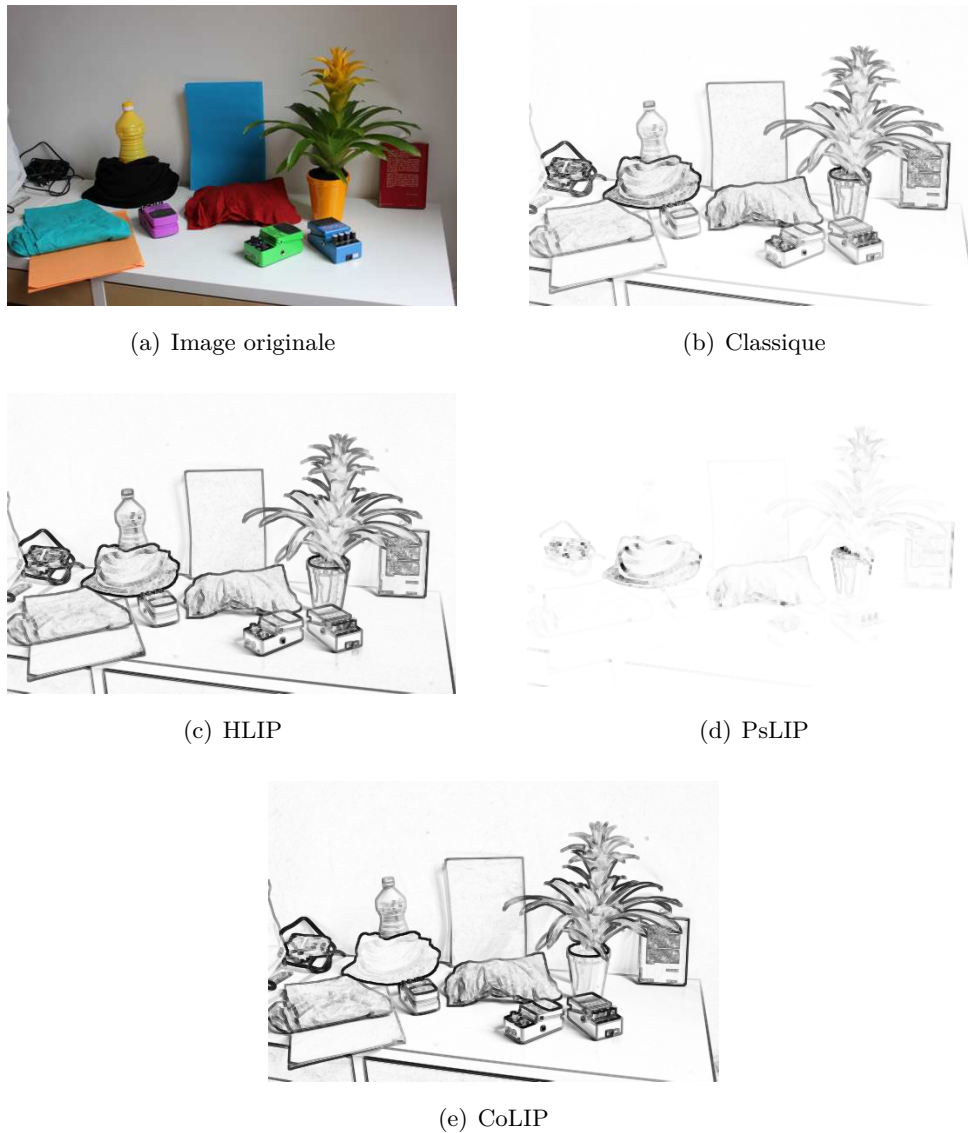


FIGURE 8.12 – Images du contraste de l’image test bureau dans les modèles classique, HLIP, PsLIP et CoLIP.

Figure 8.12, sont affichées les images de contraste dans le cas classique, CoLIP sur (l, m, s) , HLIP, PsLIP, et CoLIP sur $(\hat{a}, \hat{r}\hat{g}, \hat{y}\hat{b})$ sur l’image test bureau.

8.6 Conclusion

Dans ce chapitre les avantages du modèle CoLIP comme espace vectoriel couleur ont été démontrés sur un certain nombre d’applications assez simples : fondu enchaîné couleur, balance des blancs, détection de contours, rehaussement d’image. Certaines applications montrent l’avantage de la structure antagoniste et de la décorrélation des signaux qui en découle, comme le rehaussement de contraste. Un réel travail de recherche d’applications spécifiques au modèle CoLIP reste encore à faire. Des travaux ont été effectués dans le domaine de la morphomathématique couleur, plus précisément pour étudier le watershed couleur CoLIP et la définition des opérations morphologiques CoLIP [21, 38]. Ces travaux montrent que le modèle CoLIP permet d’améliorer les résultats

de la morphomathématique classique. Des travaux de recherche sont en cours sur le recalage et la caractérisation d'images de la peau, à l'aide du modèle CoLIP.

CHAPITRE 9

Applications du modèle d'apparence couleur

9.1 Modification des attributs de perception

A partir des définitions des attributs de perception, il est possible de mettre en place du traitement d'image en ayant la possibilité de modifier les attributs principaux : teinte, luminosité, et saturation.

9.1.1 Modification de la teinte

Une modification de la teinte dans l'espace $(\hat{a}, \hat{r}\hat{g}, \hat{y}\hat{b})$ signifie une modification des canaux chromatiques uniquement, sans modifier le canal de luminosité \hat{a} , et sans modifier la coloration Cf_Δ (la distance à la droite des gris reste la même).

La teinte a été définie par l'équation 7.4 au chapitre 7, équation 7.4 :

$$H_\Delta = \tan^{-1} \left(\hat{y}\hat{b}_c \hat{\Delta} \hat{r}\hat{g}_c \right) \quad (9.1)$$

Elle est exprimée en radians, elle subit ensuite une transformation pour être exprimée en degrés, voir paragraphe 7.4.1.

Pour modifier la teinte D_Δ exprimée en degrés, il suffit de lui ajouter ou de lui retrancher un angle en degré θ : $D'_\Delta = D_\Delta + \theta$. Ensuite, il faut recalculer les canaux de couleur antagonistes $\hat{r}\hat{g}'$ et $\hat{y}\hat{b}'$, sans modifier la coloration Cf_Δ en résolvant le système suivant :

$$\begin{cases} Cf_\Delta = |\hat{r}\hat{g}'| \hat{\Delta} |\hat{y}\hat{b}'| = |\hat{r}\hat{g}| \hat{\Delta} |\hat{y}\hat{b}| \\ \tan(H'_\Delta) = \hat{y}\hat{b}' \hat{\Delta} \hat{r}\hat{g}' \end{cases} \quad (9.2)$$

Et finalement en résolvant le système, les nouvelles coordonnées $\hat{r}\hat{g}'$ et $\hat{y}\hat{b}'$ s'expriment ainsi :

$$\begin{cases} |\hat{r}\hat{g}'| = Cf_\Delta \hat{\Delta} \left(|\tan(H'_\Delta)| \hat{\Delta} \varphi^{-1}(1) \right) \\ \hat{y}\hat{b}' = \tan(H'_\Delta) \hat{\Delta} \hat{r}\hat{g}' \end{cases} \quad (9.3)$$

$\hat{\Delta}$ est défini aux équations 7.5 et 7.6. $\hat{\Delta}$ est le produit CoLIP, l'inverse de la division CoLIP. La multiplication CoLIP de deux tons chromatiques f et g est définie ainsi (voir équation 3.11) :

$$f \hat{\Delta} g = \varphi^{-1} (\varphi(f) \bullet \varphi(g)) \quad (9.4)$$

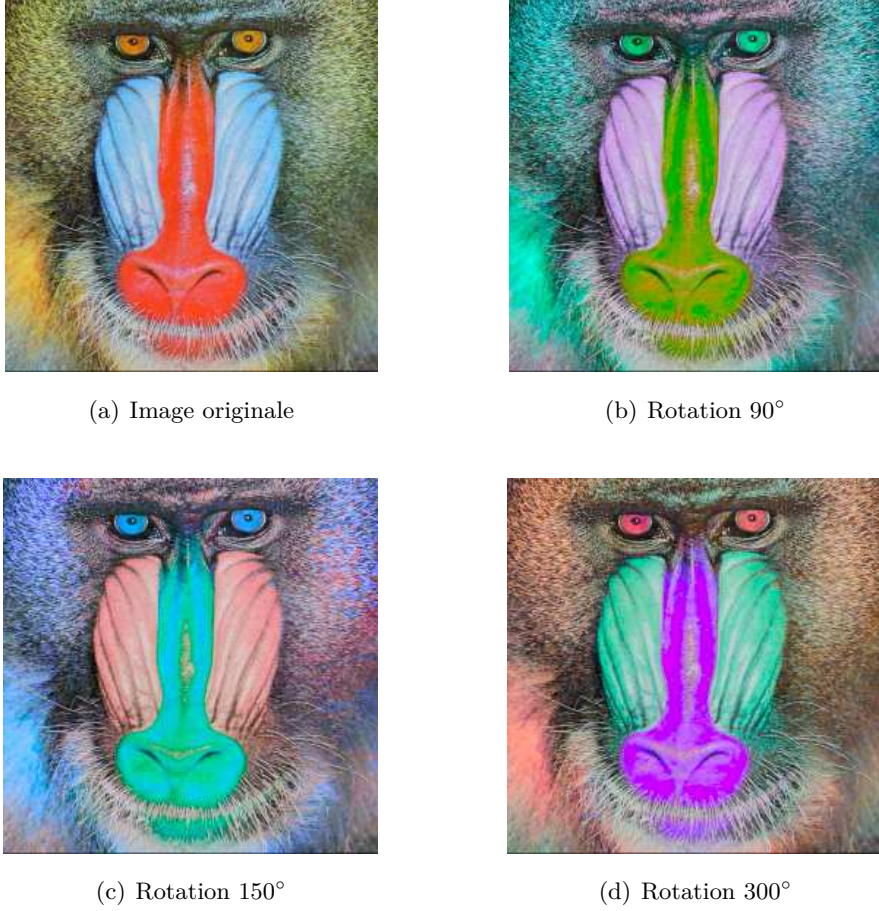


FIGURE 9.1 – Rotation de la teinte sur l'image test babouin.

Pour les tons chromatiques à valeurs positives et négatives, cette équation se transforme afin qu'ils restent bornés. Par exemple sur le ton chromatique $\hat{r}g$ (voir paragraphe 6.4) :

$$\hat{r}g_f \hat{\Delta} \hat{r}g_g = \begin{cases} rg_f \Delta rg_g & \text{si } (rg_f \Delta rg_g) \geq 0 \\ -\Delta (rg_f \Delta rg_g) & \text{si } (rg_f \Delta rg_g) < 0 \end{cases} \quad (9.5)$$

Ci-dessous, la démonstration de l'équation 9.3. Le système peut aussi s'écrire :

$$\begin{cases} Cf_{\Delta} = |\hat{r}g'| \hat{\Delta} |\hat{y}b'| \\ |\hat{y}b'| = |\tan(H'_{\Delta}) \hat{\Delta} \hat{r}g'| \end{cases} \quad (9.6)$$

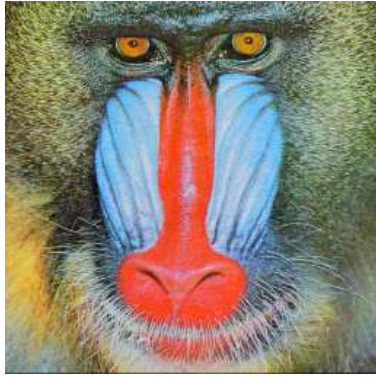
c'est-à-dire d'après les équations 6.30 et 9.5 :

$$\begin{cases} Cf_{\Delta} = |rg'|_{\Delta} \Delta |yb'|_{\Delta} \\ |yb'|_{\Delta} = |\tan(H'_{\Delta}) \Delta rg'|_{\Delta} \end{cases} \quad (9.7)$$

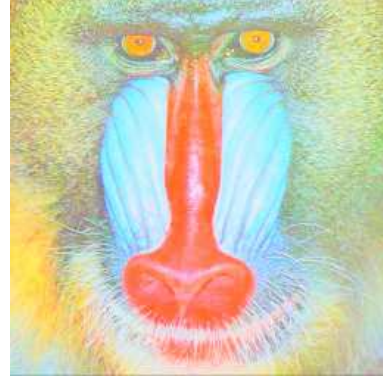
Puisque $\forall x \in (-\infty, M_0)$, $\varphi(|x|_{\Delta}) = |\varphi(x)|$, le système se transforme ainsi :

$$\begin{cases} Cf_{\Delta} = |rg'|_{\Delta} \Delta (|\tan(H'_{\Delta})|_{\Delta} \Delta |rg'|_{\Delta}) \\ |yb'|_{\Delta} = |\tan(H'_{\Delta})|_{\Delta} \Delta |rg'|_{\Delta} \end{cases} \quad (9.8)$$

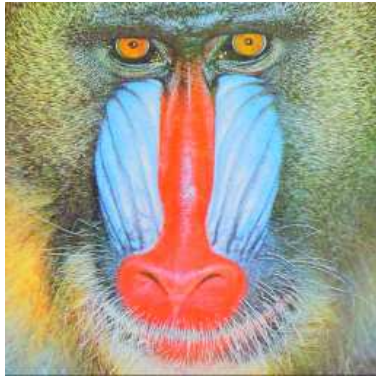
Enfin l'équation 9.3 peut être déduite du fait que $\forall x, y \in (-\infty, M_0)$



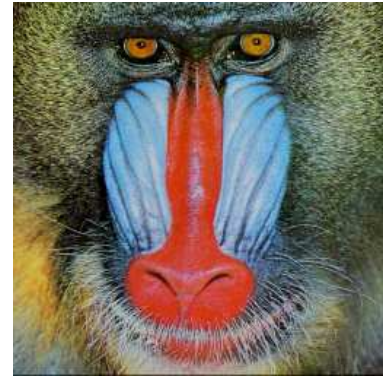
(a) Image originale



(b) Amplification de 0.3



(c) Amplification de 0.7



(d) Amplification de 1.3



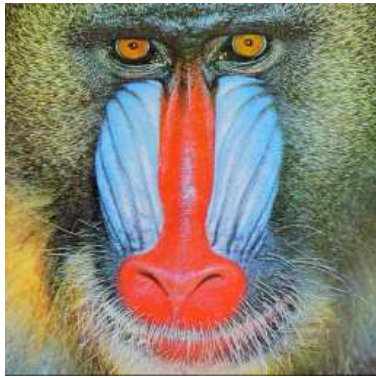
(e) Amplification de 2.7

FIGURE 9.2 – Amplification CoLIP de la luminosité sur l'image test babouin.

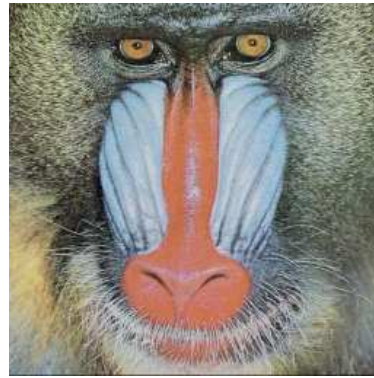
$$\varphi(x \triangle (x \triangle y)) = \varphi(x) (1 + \varphi(y)) \Leftrightarrow x \triangle (x \triangle y) = x \triangle (\varphi^{-1}(1) + y) \quad (9.9)$$

Enfin, la teinte en degrés est associée à la teinte en radians H'_Δ par la formule suivante : $H'_\Delta = \frac{\pi}{180} D'_\Delta$. Ensuite la positivité ou négativité de $\hat{r}g'$ est définie selon la zone du cercle où se trouve D'_Δ . Si $0 \leq D'_\Delta < 90$ ou $270 \leq D'_\Delta < 360$, alors $\hat{r}g' \geq 0$, et si $90 \leq D'_\Delta < 270$, alors $\hat{r}g' \leq 0$.

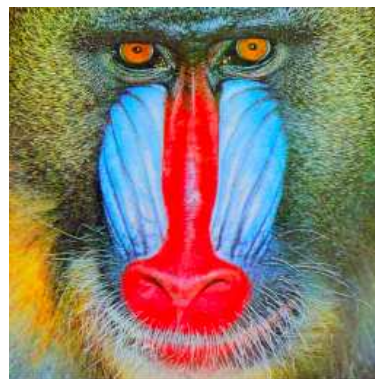
Sur la figure 9.1 est donné un exemple de modification de teinte sur l'image test babouin. Pour comprendre la rotation des couleurs, il faut se référer au cercle des couleurs du modèle CoLIP



(a) Image originale



(b) Amplification de 0.5



(c) Amplification de 1.5

FIGURE 9.3 – Amplification de la saturation CoLIP sur l'image test babouin.

figure 7.3 du chapitre 7. Sur cette image il suffit de prendre une couleur et de faire une rotation correspondant à l'angle θ .

9.1.2 Modification de la luminosité

Pour modifier la luminosité de l'image, il suffit de multiplier le canal \hat{a} par un scalaire positif à l'aide de $\hat{\Delta}$. La figure 9.2 montre un exemple de modification de la luminosité sur l'image test babouin.

La modification de la luminosité joue sur la saturation de l'image. En effet, la saturation étant le rapport de la coloration et de la luminosité (voir définition 7.14 paragraphe 7.4.4), alors que celle-ci augmente (multiplication CoLIP par un scalaire > 1), la saturation de l'image baisse et inversement, lorsque la luminosité baisse (multiplication CoLIP par un scalaire < 1), la saturation augmente.

9.1.3 Modification de la saturation

Modifier la saturation sans modifier la luminosité revient à multiplier la coloration par un scalaire positif à l'aide de $\hat{\Delta}$ (voir définition de la saturation au paragraphe 7.4.4). La figure 9.3 montre un exemple de modification de la saturation sur l'image test babouin.

$$Cf'_{\Delta} = k \hat{\Delta} S_{\Delta} = k \hat{\Delta} (|\hat{r}\hat{g}| \hat{\Delta} |\hat{y}\hat{b}|) \quad (9.10)$$

Cela revient à multiplier à l'aide de $\hat{\Delta}$ chaque canal antagoniste par ce même scalaire positif k :

$$Cf'_{\Delta} = |k \hat{\Delta} \hat{r}\hat{g}| \hat{\Delta} |k \hat{\Delta} \hat{y}\hat{b}| \quad (9.11)$$

Si $k > 1$ la saturation augmente et si $k < 1$ la saturation baisse, mais la luminosité reste la même.

9.2 Détection d'objet

La détection d'objet dans une image est un des enjeux actuels du traitement d'image, notamment pour faire de la classification d'objet dans les images et les vidéos [115]. Dans cette section, une méthode simple de détection d'objet basée sur la segmentation de la teinte est présentée. Les exemples seront étudiés sur l'image test 9.4, les points noirs désignent les points de départ des zones à détecter. L'image de teinte est segmentée dans les espaces CIELAB et CoLIP, de manière à ne garder que les teintes h restant dans un certain intervalle m autour de la teinte θ du point choisi, c'est-à-dire les pixels (x, y) tels que $|h(x, y) - \theta| < m$. Ensuite ne sont gardées que les composantes de chaque point de départ, connexes au sens d'un voisinage V4.



FIGURE 9.4 – Image test pour la détection d'objet. Les points noirs désignent les points de départ des zones à détecter.

Sur la figure 9.5 sont présentés les résultats de la détection d'objet de l'image test 9.4 pour les zones marquées par des points noirs, sur le critère de teinte des modèles CIELAB et CoLIP, avec des marges de $m = 3^\circ$, $m = 6^\circ$, $m = 9^\circ$, et $m = 12^\circ$. Le modèle CoLIP est beaucoup plus précis que le modèle CIELAB, puisque dès une marge de 6° le modèle CoLIP permet de commencer à détecter la forme des objets, tandis que la forme des objets apparaît à $m = 9^\circ$ pour le modèle CIELAB. Pour le modèle CoLIP, l'idéal semble se trouver entre $m = 6^\circ$ et $m = 9^\circ$. En effet, à $m = 6^\circ$ seule la forme de la pédale de guitare violette n'est pas correctement détectée, et à $m = 9^\circ$, le mur à côté du livre rouge (à droite dans l'image) commence à être détecté. À $m = 12^\circ$, le tiroir

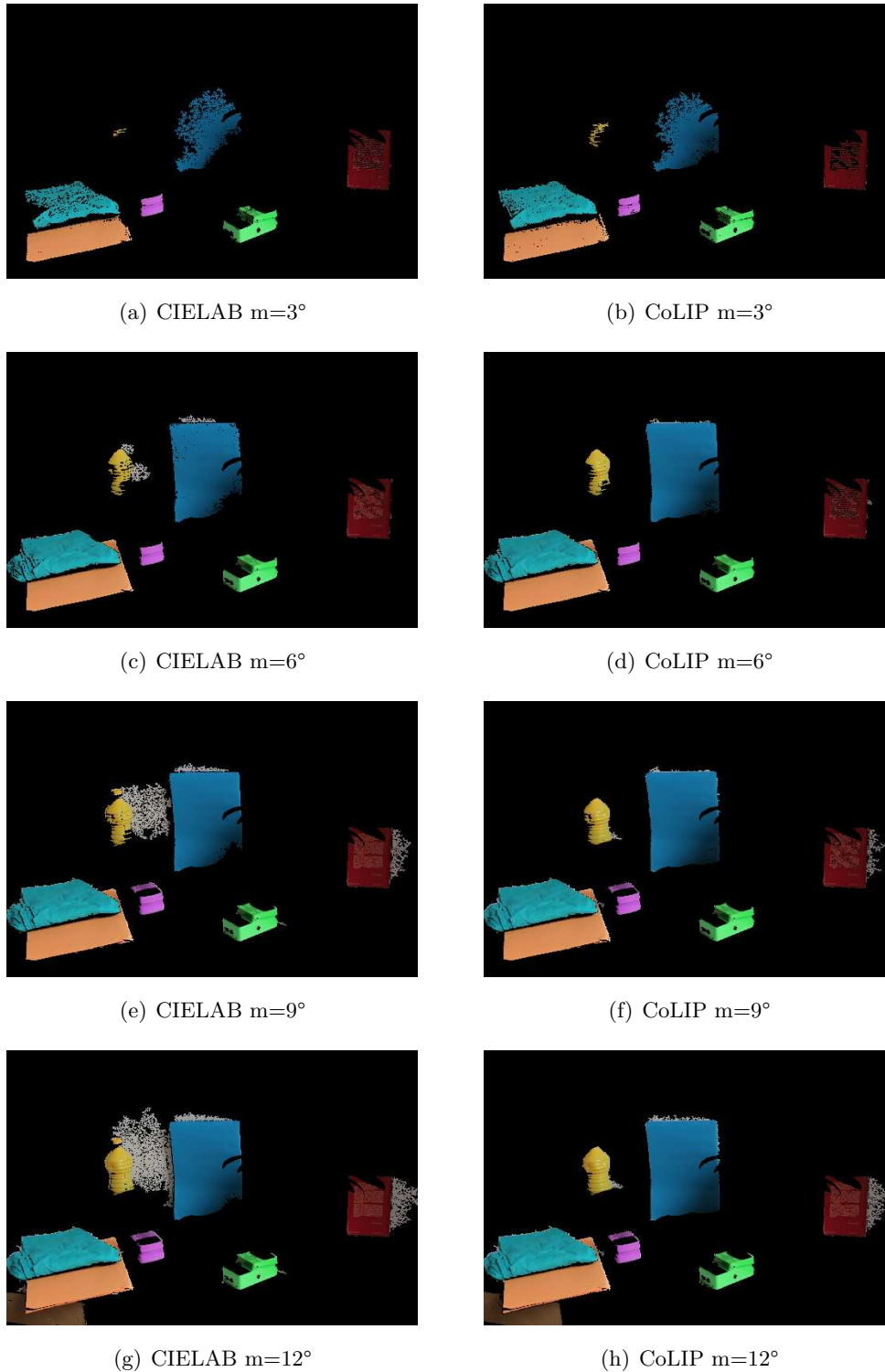


FIGURE 9.5 – Résultats de la détection d'objets avec différentes marges sur les modèles CIELAB et CoLIP.

du bureau d'une teinte proche de celle du dossier beige (en bas à gauche de l'image) commence à être détecté. Pour le modèle CIELAB, sur les mêmes critères, l'idéal semble se situer entre $m = 6^\circ$ et $m = 9^\circ$. Le modèle CIELAB est un peu moins performant car il commence à détecter d'autres objets alors que le contour des objets recherchés n'est pas encore bien défini (le mur autour de

la bouteille jaune dès $m = 6^\circ$, autour du dossier bleu et du livre rouge à $m = 9^\circ$ et le tiroir du bureau à $m = 12^\circ$).

9.3 Conclusion

Dans ce chapitre, des applications très simples de modification des attributs ont été mises en place (rotation de teinte, luminosité et saturation). Des applications plus spécifiques au modèle CoLIP pourront être développées à l'aide de ces outils, notamment dans le travail de caractérisation de la peau. Une des perspectives de la détection d'objet avec le modèle CoLIP serait de mettre en place la théorie du GANIP/LANIP [11, 98] (voir chapitre 4) sur la couleur, sur les trois composantes en même temps.

CHAPITRE 10

Segmentation couleur d'images microscopiques cytologiques par multi-seuillage dans des espaces antagonistes non linéaires

Dans cette section, est présentée une application du modèle CoLIP à la segmentation couleur de cellules macrophages vivantes sur des images de lames obtenues par cyto centrifugation et coloration May Grunwald Giemsa (MGG), puis acquises avec un microscope optique. Sur ces images de macrophages, des cellules vivantes (composées d'un cytoplasme et d'un noyau) et des cellules mortes (composées d'un noyau dispersé) sont observables (voir figure 10.1). Le but de cette segmentation couleur est de compter le pourcentage de cellules vivantes dans une lame. La coloration MGG a été mise en place pour permettre à l'œil humain de distinguer correctement les cellules mortes des cellules vivantes. L'algorithme de segmentation a donc été construit et testé sur des modèles basés sur la vision humaine, et plus particulièrement la perception visuelle humaine des couleurs. L'algorithme est basé sur du multi-seuillage couleur, du traitement morphologique et de l'étiquetage, et a été testé sur l'espace CoLIP mais aussi sur les espaces CIELAB et LUX.

10.1 Introduction

Les méthodes de préparation histologique classique (i.e. cyto centrifugation) sont très utilisées en médecine clinique notamment dans le cadre du diagnostic, ainsi que dans le domaine de la recherche biologique [10]. Elles conduisent à l'observation fine des cellules en tenant compte de paramètres morphologiques, et permettent entre autres de déterminer la viabilité cellulaire. Il existe un large panel de colorations qui permettent de mettre en valeur les paramètres histologiques requis. Dans cette étude, les échantillons ont été colorés par la méthode de May Grunwald Giemsa MGG qui permet une distinction fine des éléments cellulaires tels que le noyau et le cytoplasme. L'une des questions les plus fréquentes pour ce type de problématique concerne la quantification des cellules, et plus particulièrement la quantification des cellules viables (le nombre de cellules vivantes par lame), paramètre déterminant des préparations en cytologie. Généralement, dans

les laboratoires d'histologie, après la préparation et la coloration des cellules, le pourcentage de viabilité est déterminé manuellement, ce qui est long, fastidieux, et conduit à un pourcentage d'erreurs important. Dans ce chapitre est décrite une méthode de segmentation couleur qui permet de détecter automatiquement le nombre de cellules viables d'une lame, pour les applications post cyto-centrifugation et coloration MGG.

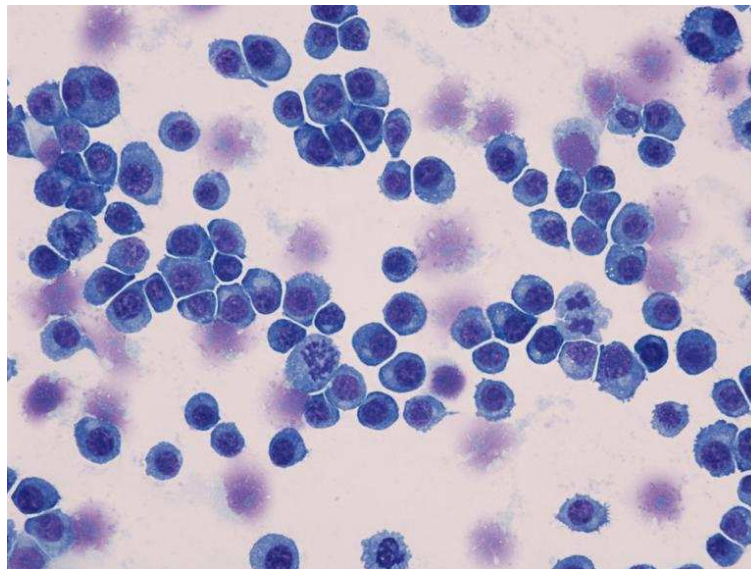


FIGURE 10.1 – Lame de macrophages obtenus par cyto-centrifugation et coloration MGG, observée au microscope optique.

La coloration MGG produit des lames avec les noyaux des cellules colorés en violet et les cytoplasmes des cellules colorés en bleu (voir sur la figure 10.1 une image MGG classique). Cette coloration permet à l'œil humain de bien distinguer les cellules vivantes, qui sont composées d'un cytoplasme et d'un noyau et sont circulaires, et les cellules mortes qui sont composées d'un noyau dispersé et plus clair que les noyaux des cellules vivantes. Ainsi, d'un bref coup d'œil sur sa lame, grâce à la coloration MGG, le biologiste peut dire si celle-ci est viable ou pas. Les informations couleur sont donc capitales pour la détection des cellules par l'œil humain. Les algorithmes de détection de cellules sont usuellement basés sur de la segmentation à partir du canal de luminosité, obtenu par combinaison des canaux de couleur. Ce type d'algorithme donne de bons résultats mais ignore la partie chromatique des informations traitées par l'œil humain. Afin d'affiner la segmentation, particulièrement la déconnexion des particules, nous tentons dans cette application d'ajouter les informations chromatiques aux informations achromatiques. Pour ce faire, les images MGG sont d'abord représentées dans un espace basé sur la vision humaine (espace de couleurs opposées), puis une méthode de segmentation d'Otsu multi-niveaux est appliquée sur les canaux chromatiques et achromatique. Cette méthode est réalisée sur l'espace CoLIP, puis sur l'espace LUX, et enfin sur l'espace CIELAB.

10.2 Matériel et méthodes

10.2.1 Modèle in vitro

Culture des cellules macrophages

La lignée cellulaire RAW 264.7 de macrophages péritonéaux de souris transformés par le virus AMLV (Abelson Murine Leukemia Virus) provient de la collection ATCC Cell Biology (Promochem LGC). Les cellules ont été cultivées dans du milieu DMEM (Dulbecco's Modified Eagle's Medium, Gibco), complémenté avec 10% de sérum de veau fœtal (SSVF, Gibco), et 1% de streptomycine (penicilline 10 000 unités/mL, streptomycine 10 mg/mL, Sigma) et ont été incubées à 37° à 5% de dioxyde de carbone.

Cytocentrifugation

La cytocentrifugation est une technique de centrifugation sur lame très utilisée en médecine clinique et recherche médicale. Elle permet de transférer délicatement les cellules des échantillons biologiques sur des lames de microscopie. Les échantillons ont été cytocentrifugés pendant 10 minutes à 600 rpm (Cytospin Shandon) à la concentration désirée, de 100 000 cellules par lame. Les préparations ont ensuite séchées à température ambiante durant la nuit.

Coloration May Grunwald Giemsa (MGG)

Cette coloration est dédiée aux préparations cytologiques sur lame et a été réalisée avec un automate à inclusion. La procédure consiste en une fixation dans le méthanol pendant 15 minutes, suivi d'un marquage dans la solution de May-Grunwald pendant 5 minutes, puis dans la solution Giemsa pendant 10 minutes. Ensuite la préparation est rincée dans un « tampon » pH 6.8, puis dans un tampon 50/50 acétone, et enfin déshydratée dans de l'acétone X2 puis nettoyée dans du xylène X3.

Acquisition des images

Les échantillons ont été observés à l'aide d'un microscope optique (Nikon Eclipse 80i) couplé à une caméra Nikon digital sight. Les acquisitions ont été réalisées avec différents objectifs ($\times 10$, $\times 40$, $\times 60$ and $\times 100$ sous immersion d'huile). Dans cette étude, seules les images acquises avec l'objectif $\times 40$ ont été traitées. Sur la figure 10.1 une image MGG typique est représentée, acquise en suivant les étapes décrites dans ce paragraphe. Les exemples à chaque étape de l'algorithme de segmentation seront étudiés sur cette image.

10.2.2 Espaces de couleurs opposées : intérêt et comparaison

Comme il a été expliqué dans l'introduction, la coloration MGG produit des images dont les teintes dominantes sont bleues (couleur des cytoplasmes) et violette (couleur des noyaux), teinte proche du rouge. Les trois zones d'intérêt sont les noyaux des cellules vivantes (violet foncé), les cytoplasmes (bleu), et les noyaux des cellules mortes (violet clair). Le but de cette segmentation

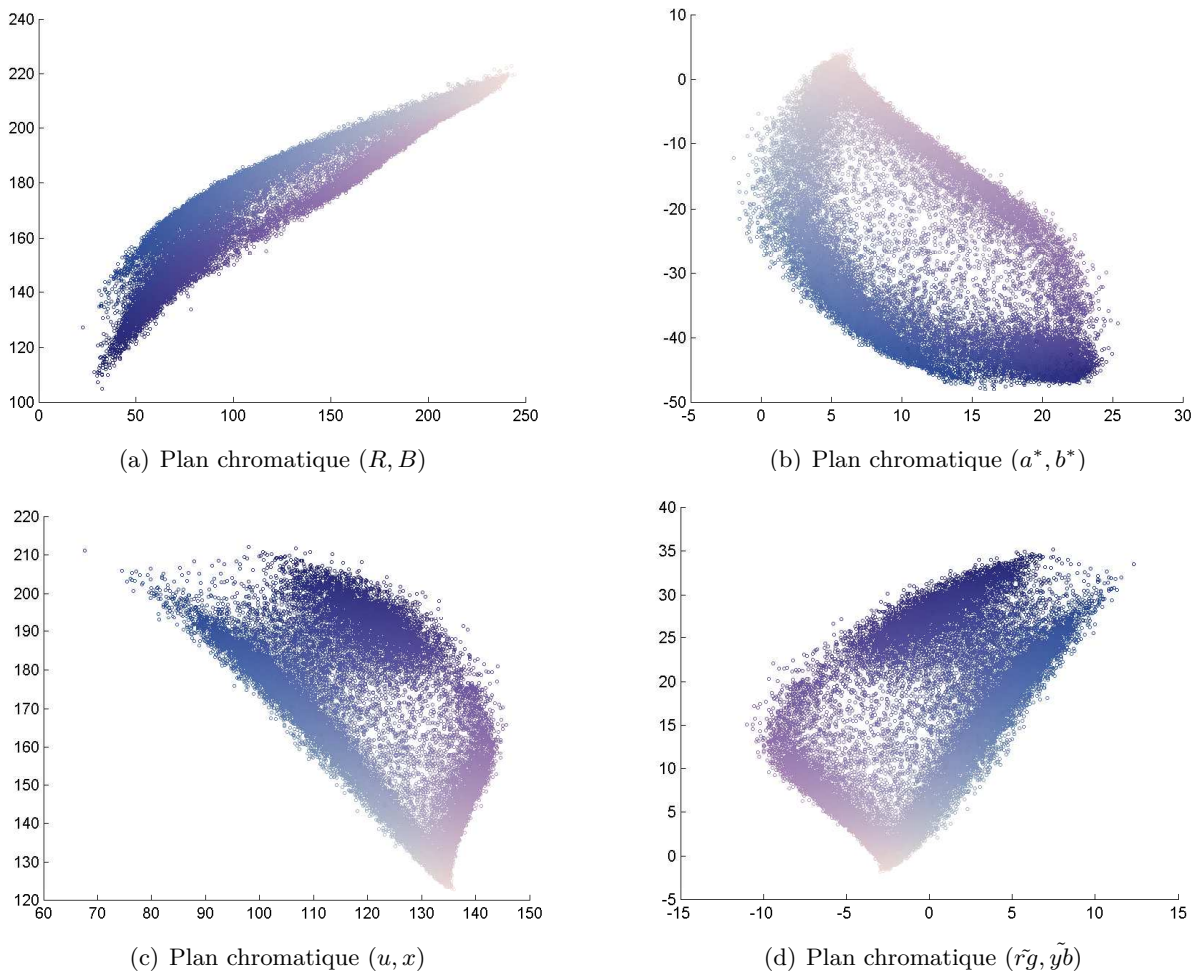


FIGURE 10.2 – Nuage de points correspondant à l'image 10.1 projeté dans les plans chromatiques des espaces RGB (a), CIELAB (b), LUX (c) et CoLIP (d).

couleur est de détecter les cellules vivantes, afin de les compter. Le plus simple est donc de détecter les noyaux des cellules vivantes, qui sont déconnectés les uns des autres contrairement aux cytoplasmes. Il faut donc déconnecter les noyaux des cytoplasmes, qui sont respectivement dans des teintes violettes (proche du rouge) et bleues. Le nuage de points correspondant à la figure 10.1 est affiché sur la figure 10.2, dans les plans chromatiques (R, B) de l'espace de primaires RGB, (a^*, b^*) de l'espace CIELAB, (U, X) de l'espace LUX et $(\tilde{r}g, \tilde{y}b)$ de l'espace CoLIP. On voit apparaître les trois zones d'intérêt sous forme de trois amas de points. Sur le plan chromatique (R, B) , ces amas sont collés les uns aux autres, ce qui rend la segmentation difficile. Sur les modèles de couleur opposés, dans les plans (a^*, b^*) , (U, X) , et $(\tilde{r}g, \tilde{y}b)$, ces trois amas de points sont plus clairement distincts. Ces espaces modélisant mieux la vision humaine, ils permettent de mieux contraster les couleurs entre les zones d'intérêt, comme le fait l'œil humain. Ceci corrobore donc l'intuition que l'ajout des informations chromatiques n'est pas dénué d'intérêt si la segmentation couleur est appliquée sur les canaux issus des modèles de couleurs opposées.

Grâce aux informations données par ces graphiques, il est possible d'imaginer quel type d'information vont apporter les canaux chromatiques, et comment elles pourront améliorer la détection

des cellules obtenues avec le canal de luminosité. Le bleu est une teinte dominante des images obtenues par coloration MGG, et il n'y a pas de jaune dans ces images, ainsi le canal jaune-bleu ne va pas apporter beaucoup plus d'informations que le canal de luminosité, et ces canaux seront redondants. Par contre, le canal rouge-vert peut apporter plus d'informations. En effet, la couleur des noyaux étant proche du rouge, elle devrait être fortement déconnectée de la teinte des cytoplasmes qui est bleue et se rapproche plus du vert. Ainsi le canal rouge-vert donnera des informations pour détecter la frontière entre les noyaux et les cytoplasmes.

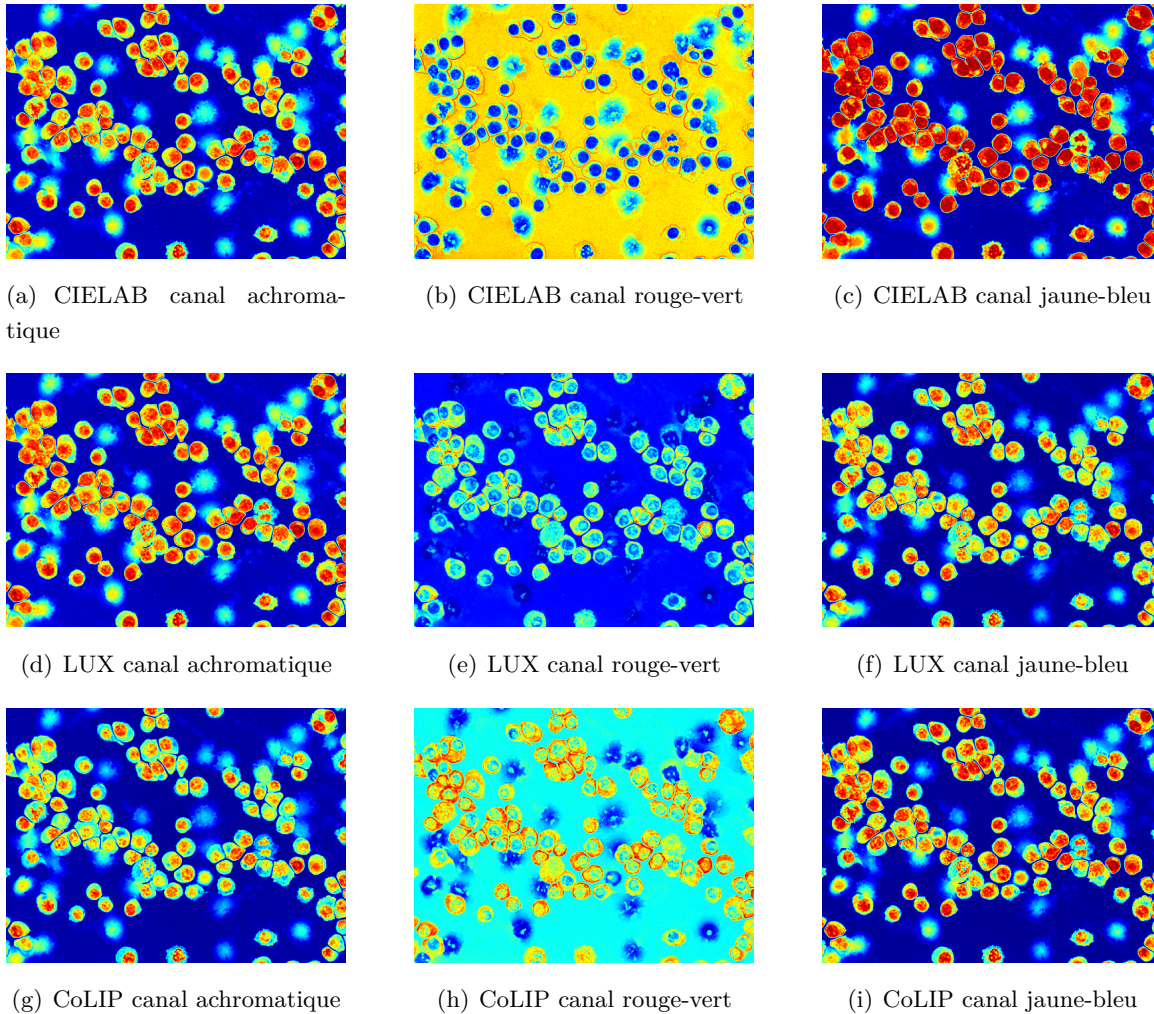


FIGURE 10.3 – Décomposition de l'image des cellules dans les différents modèles.

Sur la figure 10.3 sont affichés les trois canaux (achromatique, rouge-vert et jaune-bleu) de l'image 10.1 pour chacun des modèles CIELAB, LUX et CoLIP. Les canaux achromatiques et jaune-bleu sont effectivement redondants, et le canal rouge-vert permet bien de discriminer les cytoplasmes. Sur les modèles CoLIP et LUX, le canal rouge-vert permet en plus de discriminer les noyaux vivants des noyaux morts, ce qui va permettre de bien affiner la segmentation.

Tenant compte de tous ces résultats, afin de compter les cellules vivantes, les étapes de l'algorithme de segmentation couleur consisteront donc à détecter les noyaux des cellules avec les canaux achromatiques et jaune-bleu, puis à affiner cette détection en enlevant les cytoplasmes et les

cellules mortes dans le cas des modèles CoLIP et LUX, discriminés sur le canal rouge-vert.

10.3 Algorithme de segmentation

L'algorithme de segmentation couleur est donc divisé en trois étapes. La première étape est la conversion de l'espace de primaires RGB vers les espaces de couleurs opposées CIELAB, LUX et CoLIP. À ce stade, il faut une normalisation des échelles, car les trois modèles ne représentent pas les couleurs dans le même sens, voir figure 10.2. Les échelles sont donc normalisées pour garder la même que celle du modèle CoLIP. La deuxième étape est le seuillage multi-échelles couleur qui doit produire une image binaire des noyaux vivants déconnectés. La dernière étape consiste à étiqueter les noyaux en nettoyant l'image binaire obtenue à l'étape précédente à l'aide de filtres morphologiques. Les images données en exemple dans cette section sont obtenues en appliquant l'algorithme sur l'image 10.1, dans l'espace CoLIP. Tous les résultats sont obtenus à l'aide du logiciel Matlab.

10.3.1 Conversion de l'image de l'espace RGB vers les espaces de couleurs opposées

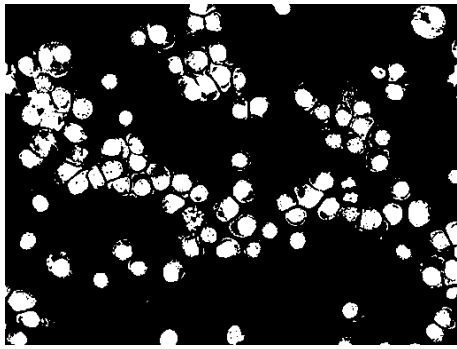
Pour les conversions de l'espace de primaires RGB vers les espaces de couleurs opposées CIELAB, LUX et CoLIP, les équations sont données aux paragraphes 2.2.2, 5.2.2 et 6.3.1, respectivement. Les normalisations concernant les espaces CIELAB et LUX sont données ci-dessous, équations 10.1 et 10.2. Le but est d'avoir les canaux chromatiques dans l'intervalle $(-M_0, M_0)$ et dans le bon sens, le canal achromatique dans l'intervalle $(0, M_0)$, et que la valeur $(0, 0)$ corresponde à l'axe des gris (M_0 représente le maximum d'intensité dans chaque modèle).

$$\begin{aligned}L^{*'} &= M_0 - L^* \\a^{*'} &= -a^* \\b^{*'} &= -b^*\end{aligned}\tag{10.1}$$

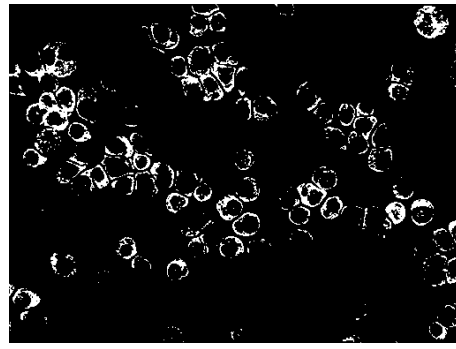
$$\begin{aligned}L' &= M_0 - L \\U' &= M_0 - 2U \\X' &= 2X - M_0\end{aligned}\tag{10.2}$$

10.3.2 Multi-seuillage

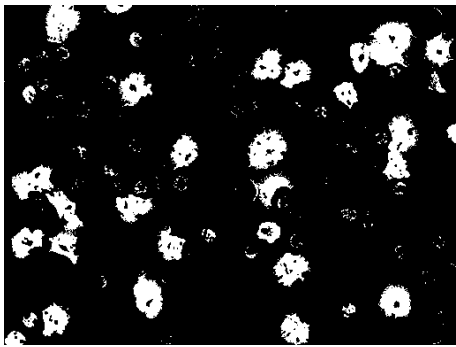
Le multi-seuillage segmente chaque canal en N classes par la méthode d'Otsu multi-seuils, qui se base sur l'optimisation de la variance intra-classe [79]. Les canaux achromatiques et jaune-bleu sont divisés en 3 zones correspondant aux trois zones d'intérêt, afin de segmenter les noyaux, le cytoplasme et le fond (voir images $N1$ et $N2$ figure 10.4). Le canal rouge-vert est segmenté en 5 zones pour affiner la détection des cytoplasmes et des noyaux morts (voir images C et D figure 10.4). Le résultat des segmentations sur chaque canal de l'espace CoLIP de la figure 10.1 est donné figure 10.4.



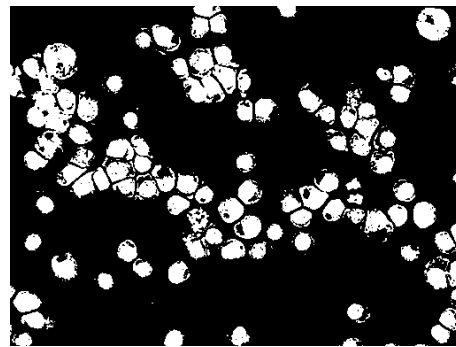
(a) $N1$: détection des noyaux sur le canal achromatique



(b) C : détection des cytoplasmes sur le canal rouge-vert



(c) D : détection des cellules mortes sur le canal rouge-vert



(d) $N2$: détection des noyaux sur le canal jaune-bleu

FIGURE 10.4 – Résultats du multi-seuillage sur les différents canaux CoLIP de l'image 10.1.

10.3.3 Filtrage morphologique et étiquetage

Afin de combiner les résultats obtenus sur le canal achromatique, le canal rouge-vert, et le canal jaune-bleu, notés $N1$, $N2$, C , et D (voir figure 10.4), l'opération logique de disjonction additionne les résultats sur les noyaux ($N1$ et $N2$), et les opérations logiques de négation et de conjonction enlèvent à ce résultat les zones correspondant aux cellules mortes (D) et aux cytoplasmes (C) ce qui donne : $(N1 \text{ OR } N2) \text{ AND } \overline{C} \text{ OR } \overline{D}$. Ceci permet de détecter les cellules vivantes. Ensuite des filtres morphologiques permettant de boucher les trous (fonction matlab *imfill*), d'enlever les très petites particules (*bwareaopen*) et des opérations morphologiques classiques comme l'érosion (*imerode*), produisent deux images binaires « nettoyées » qui peuvent être étiquetées (*bwlabel*). Le résultat final de l'algorithme de segmentation couleur de l'image 10.1 sur l'espace CoLIP est donné figure 10.5.

10.4 Résultats et conclusion

Cet algorithme de segmentation couleur a été réalisé sur trente images tests dont le nombre de cellules vivantes et de cellules mortes a été compté par un biologiste. Les pourcentages d'erreur moyens sur les cellules vivantes et sur les cellules mortes sur comparés dans le tableau 10.4. Ces résultats indiquent que les espaces de couleurs opposées permettent d'affiner une segmentation sur

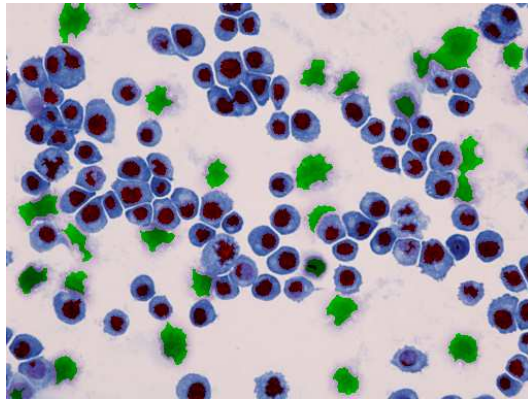


FIGURE 10.5 – Résultat final de la segmentation couleur avec le modèle CoLIP sur l'image 10.1. Les noyaux des cellules vivantes sont en rouge, et les cellules mortes en vert.

	CIELAB	LUX	CoLIP
Cellules vivantes	18.4	12.1	7.5
Cellules mortes	20.7	19.1	10.1

TABLE 10.1 – Pourcentage d'erreur moyen sur la quantification des cellules vivantes et des cellules mortes pour les modèles CIELAB, LUX et CoLIP.

un canal de luminosité, ce qui n'est pas étonnant puisqu'ils sont construits en suivant les étapes de la vision humaine et que la coloration MGG doit normalement permettre d'augmenter le contraste entre noyau et cytoplasme pour l'œil humain. Les résultats obtenus par le modèle CoLIP et LUX sont bien meilleurs que ceux obtenus avec le modèle CIELAB, ce qui n'est pas aberrant puisque le modèle CIELAB discrimine moins bien les cellules mortes sur le canal rouge-vert, le résultat est donc moins bon. Les résultats du modèle LUX sont un peu moins bons que ceux du modèle CoLIP sur les cellules vivantes, et bien moins bons sur les cellules mortes. Là encore, le modèle LUX discrimine moins bien que le modèle CoLIP les cellules mortes sur le canal rouge-vert. Parfois, le profil d'acquisition du microscope étant différent, un halo bleu sur l'image perturbe la détection (quel que soit le modèle). Une attention spéciale est requise durant le protocole d'acquisition afin de bien garder le contraste bleu-violet entre les noyaux et les cytoplasmes, autant nécessaire à l'œil humain qu'à l'algorithme de segmentation. Une autre possibilité peut être d'ajouter une balance des blancs précédant l'algorithme, mais cela ne donnera jamais d'aussi bons résultats qu'une bonne acquisition.

10.5 Conclusion

Cette méthode de segmentation [33] ouvre de nombreuses perspectives, dans le domaine d'étude des paramètres morphologiques des cellules. Les macrophages sont des cellules immunitaires capables d'ingérer des corps étrangers pendant le processus de phagocytose, créant la formation de vésicules visibles sur les images. La possibilité de coupler la détection des cellules mortes avec une quantification du nombre de vésicules ingérées serait un outil puissant pour estimer des effets

biologiques très importants dans des études toxicologiques [71, 57, 105].

Cinquième partie

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

CHAPITRE 11

Conclusion

Dans cette thèse un nouveau modèle, appelé CoLIP : *Color Logarithmic Image Processing*, pour le traitement d'image couleur non linéaire à été défini, étudié et appliqué au traitement d'image.

Comme les derniers modèles de la CIE, le modèle CoLIP est un espace couleur hybride s'inspirant de résultats physiques, physiologiques et psychophysiques pour suivre étape par étape la vision des couleurs. Il est composé de quatre étapes principales qui suivent celles de la perception visuelle humaine des couleurs. D'abord le trichromatisme, c'est-à-dire la division de l'information lumineuse en trois signaux correspondant aux réponses des trois types de cônes qui assurent la photoréception dans la rétine. Puis ces trois signaux sont compressés à l'aide d'une transformation non linéaire, qui correspond à la compression du signal chimique émis par les cônes en signal électrique, considérée comme une relation de type logarithmique. Alors, une combinaison linéaire assure le passage dans un système uniforme de type luminance-chrominance qui correspond au codage antagoniste qui s'opère dans les couches supérieures de la rétine et dans le LGN. Enfin, la définition des attributs de perception permet de décrire les sensations humaines de la perception des couleurs qui ont lieu dans le cortex visuel.

Le modèle CoLIP est également basé sur le modèle LIP. Ce dernier est associé au modèle couleur par l'utilisation de son isomorphisme pour modéliser la compression lumineuse non linéaire du système visuel humain. Ceci permet de définir les opérations CoLIP de base (\triangle , \triangle , \triangle) directement sur les images couleur considérées de manière vectorielle comme un ensemble de trois fonctions de tons antagonistes, et de leur conférer une structure d'espace vectoriel. Ces opérations de base sont ensuite améliorées à l'aide de la notion de module CoLIP afin de définir un espace vectoriel complètement borné, totalement justifié pour le traitement d'image.

Ce modèle cumule donc deux avantages : c'est un espace couleur hybride s'inspirant des derniers résultats de la CIE en matière de perception des couleurs, permettant de définir les attributs de perception, et c'est également un cadre mathématique complet qui permet de faire du traitement d'image couleur de manière vectorielle et bornée. Ainsi, le modèle CoLIP cumule les avantages des modèles inspirés de la perception visuelle humaine des couleurs comme les modèles CIELAB, CIECAM02, et le modèle LUX, mais aussi les avantages de ceux inspirés des modèles non linéaires

qui proposent un cadre mathématique pour le traitement d'image couleur tels que les modèles LIPC, ou HLIP. Au niveau physique et psychophysique, les justifications du modèle LIP sont étendues aux couleurs pour le modèle CoLIP, notamment, les lois multiplicatives de formation d'images, les lois de Weber et de Fechner. La construction du modèle CoLIP comme un espace de type luminance-chrominance uniforme permet de comparer la forme des ellipses de MacAdam dans le plan chromatique aux autres modèles, et le modèle CoLIP donne de très bons résultats en termes d'aire et d'excentricité des ellipses. Enfin, la structure d'espace vectoriel antagoniste assure de pouvoir mettre en place de nombreux outils de traitement d'images dans un espace où les signaux de couleur sont décorrélés.

Les avantages du modèle CoLIP ont été démontrés sur un certain nombre d'applications dans cette thèse. Certaines applications utilisent la structure d'espace vectoriel couleur, comme le rehaussement d'image, la balance des blancs, la détection de contour. D'autres applications utilisent la structure antagoniste et la décorrélation des signaux comme le rehaussement de contraste, la modification des attributs de la vision humaine (rotation de teinte, saturation de l'image), ou la segmentation d'objet. Une application spécifique permettant de mesurer la viabilité des cellules sur des images de lames obtenues par cyto centrifugation et marquage couleur est également proposée.

CHAPITRE 12

Perspectives

Dans cette thèse, les bases du modèle CoLIP ont été étudiées, et définies. Mais de nombreuses améliorations, extensions, adaptations et applications restent encore à définir.

Les opérations CoLIP de base ont été posées (addition, soustraction et multiplication par un scalaire) mais il reste encore à étendre à la couleur toutes les opérations définies dans le modèle LIP (intégration, différentiation, interpolation, transformée de Fourier, etc) permettant de redéfinir au sens CoLIP un grand nombre de techniques de traitement d'image. Pour la partie modèle d'apparence couleur du modèle CoLIP, les définitions des attributs ont été données, mais une étude très précise des derniers modèles d'apparence couleur permettrait d'intégrer les paramètres environnementaux liés aux conditions de vue définis dans ces modèles au modèle CoLIP. Il faudrait de plus étudier précisément les domaines d'application de ces modèles, et les critères précis de comparaison, notamment dans la prise en compte des phénomènes d'apparence couleur, afin de les tester sur le modèle CoLIP. Enfin, des tests psychovisuels permettraient de valider les avantages théoriques du modèles CoLIP démontrés dans cette thèse.

Au niveau applicatif, quelques résultats basés sur les applications les plus utilisées (balance des blancs, égalisation d'histogramme, filtrage de Sobel) ont été mis en place, mais un réel travail de recherche d'applications spécifiques au modèle CoLIP reste encore à faire. Deux travaux de recherche sur le modèle CoLIP concernent le domaine de la morphomathématique couleur, et étudient le watershed couleur CoLIP ainsi que la définition des opérations morphologiques CoLIP, appliqués à l'étude des images de la peau. Ces travaux montrent que le modèle CoLIP permet d'améliorer les résultats de la morphomathématique classique. D'autres travaux de recherche sont en cours sur le recalage et la caractérisation d'images de la peau, à l'aide du modèle CoLIP. Sur la partie modèle d'apparence couleur du modèle CoLIP, des applications très simples de modification des attributs ont été mises en place (rotation de teinte, luminosité et saturation). Des applications plus spécifiques au modèle CoLIP peuvent être développées à l'aide de ces outils, notamment dans le travail de caractérisation de la peau. Une application simple de détection d'objet basée sur la teinte ouvre les possibilités quant à l'utilisation du modèle CoLIP à des fins de segmentation couleur pour la classification d'objet dans des images ou des vidéos, qui est l'un des enjeux actuels du traitement d'image. Pour ce faire, l'un des objectifs du modèle CoLIP est de permettre l'exten-

sion du LANIP (Logarithmic Adaptive Neighbourhood Image Processing), théorie des voisinages adaptatifs (GANIP, ou General Adaptive Neighbourhood Image Processing) avec les outils mathématiques du modèle LIP, à la couleur, c'est-à-dire étudier et définir le modèle CoLANIP (Color Logarithmic Adaptive Neighbourhood Image Processing).

CHAPITRE 13

Publications

Conférence internationale avec acte

- H. Gouinaud, Y. Gavet, J. Debayle, and J. Pinoli. Color correction in the framework of color logarithmic image processing. *Image and Signal Processing and Analysis (ISPA), 2011 7th International Symposium on*, pages 129-133, Dubrovnik, Croatia, septembre 2011.

Conférences nationales sans actes

- H. Gouinaud, Y. Gavet, J. Debayle, J-C. Pinoli. Poster. Traitement Logarithmique d'images Couleur. *Journée de la recherche*, ENISE, Saint-Etienne, France 29 mai 2011.
- H. Gouinaud, Y. Gavet, J. Debayle, J-C. Pinoli. Une nouvelle théorie mathématique algébrique pour le traitement d'images en couleur : application à la modélisation et à la caractérisation de l'apparence de la peau humaine. *Séminaire CIMReV* Université Lyon 1, France. 5 décembre 2012.

Publication soumise

- H. Gouinaud, L. Leclerc, and J. Pinoli. Color Segmentation of MGG Colored Cytological Image using Multithresholding on Non Linear Opponent Color Space. Soumis à *Image Analysis and Stereology* [33].

Encadrement

Cette thèse a donné lieu à l'encadrement de deux masters recherche à partir de la structure du modèle CoLIP. Un master sur du watershed couleur à partir de l'espace CoLIP, et un master sur le développement des opérateurs morphologiques couleur CoLIP.

- CoLIP watershed, D. Dous, ENSM-SE mars 2012 [21]
- A. Hassani, Traitement et analyse logarithmique d'images couleur - Application aux images surfaciques de la peau, ENSM-SE, Saint-Etienne, septembre 2012 [38]

LISTES ET NOMENCLATURE DES SYMBOLES

Sigles

AC₁C₂ : Système de Faugeras

CAM : Color Appearance Model (modèle d'apparence couleur)

CAT : Chromatic Adaptation Transform (fonction d'adaptation chromatique)

CIE : Commission Internationale de l'Éclairage

CIECAM : Modèle d'apparence couleur de la CIE

CIELAB : modèle $L^*a^*b^*$ de la CIE

CIELUV : modèle $L^*u^*v^*$ de la CIE

CMF : Color Matching Functions (fonctions colorimétriques)

CoLIP : Color Logarithmic Image Processing

GANIP : General Adaptive Neighborhood Image Processing

HLIP : Homomorphic Logarithmic Image Processing

HSL : Hue Saturation Luminosity

HSV : Hue Saturation Value

JND : Just noticeable difference (différence juste perceptible)

LANIP : Logarithmic Adaptive Neighborhood Image Processing

LGN : Lateral Geniculate Nucleus (corps géniculé latéral)

LIP : Logarithmic Image Processing

LIPC : Logarithmic Image Processing Color

LRIP : Log Ratio Image Processing

LUX : Logarithmic hUe eXtension

MHIP : Multiplicative Homomorphic Image Processing

PLIP : Parameterized Logarithmic Image Processing

PsLIP : Pseudo Logarithmic Image Processing

RGB : Système de primaires RGB

XYZ : Système de primaires XYZ

YC_bC_r : Système de télévision

Notations

A, B, C, D₅₀, D₆₅, E, F : illuminants standards de la CIE
 ΔE_{uv}^* , ΔE_{ab}^* : différences de couleur des modèles CIELUV et CIELAB
 $E(\lambda)$: Répartition spectrale d'énergie d'une source lumineuse
 $I_{réfléchie}$: intensité lumineuse réfléchie
 $I_{transmise}$: intensité lumineuse transmise
K : Kelvin, unité de température
 λ : longueur d'onde
R : réflectance spectrale
R, G, B : niveaux chromatiques rouge (R pour *red*), vert (G pour *green*), et bleu (B pour *Blue*)
R_p, G_p, B_p : primaires de la CIE
 $\bar{r}(\lambda), \bar{g}(\lambda), \bar{b}(\lambda)$: fonctions colorimétriques relatives aux primaires $R_p, G_p,$ et B_p
S(λ) : Répartition spectrale relative d'énergie
T : transmittance spectrale
X, Y, Z : niveaux chromatiques du système XYZ de la CIE
 $\bar{x}(\lambda), \bar{y}(\lambda), \bar{z}(\lambda)$: fonctions colorimétriques relatives au système XYZ

Modèle LIP

D : support spatial d'une l'image (à niveau de gris ou couleur)
F : intensité lumineuse en niveaux de gris, ou vecteur d'intensité lumineuse pour les images couleur
F_i : intensité lumineuse incidente en niveaux de gris, ou vecteur d'intensité lumineuse incidente pour les images couleur
F_{min} : seuil absolu du système visuel humain
F_{max} : niveau de saturation de l'œil
f : ton de gris ou vecteur de tons pour les images couleur
 \tilde{f} : ton de gris logarithmique ou vecteur de tons logarithmiques pour les images couleurs
M₀ : maximum d'intensité des tons de gris
 φ : isomorphisme du modèle LIP
 \triangle : addition LIP
 \triangle : opposé ou soustraction LIP
 \triangle : multiplication par un scalaire LIP
I⁺ : cône positif de l'ensemble des fonctions en tons de gris définies sur le support D et à valeurs dans $[0, M_0[$ pour les opérations \triangle et \triangle
I : espace vectoriel de l'ensemble des fonctions en tons de gris définies sur le support D et à valeurs dans $[0, M_0[$ pour les opérations \triangle et \triangle
 $|f|_{\triangle}$: module d'un ton de gris ou d'un vecteur de tons couleur
W : constante de Weber
k, k' : constantes
C(f, g) : contraste entre les tons de gris f et g
d : dynamique de l'image

α_s : coefficient de stabilisation de dynamique

Modèle CIECAM02

Y_b : luminance relative de l'arrière-plan (background)

L_A : luminance du champ d'adaptation

F : degré maximal d'adaptation

c : impact de l'environnement

N_c : facteur d'induction chromatique

CAT : fonction d'adaptation chromatique

D : degré d'adaptation

$n, N_{cb}, N_{bb}, z, F_L, k$: paramètres du modèle CIECAM02

CL : fonction de compression lumineuse

A : canal achromatique

a : canal d'opposition rouge-vert

b : canal d'opposition jaune-bleu

h : angle de teinte

e : excentricité

H : quadrature de teinte

J : clarté

t : magnitude temporaire

C : chroma

M : coloration

s : saturation

Modèles LUX et LIPC

P_{LUX} : matrice de passage antagoniste du modèle LUX

$(l, u, x), u_-, x_-$: canaux intermédiaires du modèle LUX

(L, U, X) : canaux achromatique, rouge-vert, et jaune-bleu du modèle LUX

$F = (F_R, F_G, F_B)$: Représentation d'une image couleur F ayant trois composantes rouge F_R , vert F_G et bleue F_B

U, K : matrices modélisant la sensibilité de l'œil

P, T : vecteurs de perception et de transmission

$\triangleleft_c, \triangle_c, \triangle_c$: addition, multiplication par un scalaire et soustraction LIPC

\star : multiplication terme à terme pour des matrices

Modèle CoLIP

\vec{F}_i : vecteur d'intensités lumineuses incidente pour les images couleur

\vec{F} : vecteur d'intensités lumineuses pour les images couleur

L, M, S : intensités lumineuses des cônes L (long), M (medium) et S (short)

(L_i, M_i, S_i) : intensités lumineuses incidentes des cônes

$\mathbf{L}_{\max}, \mathbf{M}_{\max}, \mathbf{S}_{\max}$: niveaux de saturation des cônes

\vec{f} : vecteur de tons chromatiques, (peut être noté f également)

$\mathbf{l}, \mathbf{m}, \mathbf{s}$: tons chromatiques correspondant aux réponses des cônes *long*, *medium* et *short*

$\mathbf{M}_l, \mathbf{M}_m, \mathbf{M}_s$: maxima d'intensité des tons chromatiques

$\tilde{\mathbf{l}}, \tilde{\mathbf{m}}, \tilde{\mathbf{s}}$: tons chromatiques logarithmiques correspondant aux réponses des cônes long, medium et short

$\mathbf{P}_{\text{CoLIP}}$: matrice de passage antagoniste du modèle CoLIP

$\alpha, \alpha', \alpha'', \beta, \beta', \beta'', \gamma, \gamma', \gamma''$: paramètres de la matrice de passage antagoniste

\mathbf{a} : ton achromatique

\mathbf{rg} : ton chromatique opposé rouge-vert

\mathbf{yb} : ton chromatique opposé jaune-bleu

$\tilde{\mathbf{a}}, \tilde{\mathbf{rg}}, \tilde{\mathbf{yb}}$: ton achromatique logarithmique et tons chromatiques logarithmiques opposés rouge-vert et jaune-bleu

$\hat{\mathbf{a}}, \hat{\mathbf{rg}}, \hat{\mathbf{yb}}$: ton achromatique borné et tons chromatiques bornés opposés rouge-vert et jaune-bleu

$\hat{\mathbf{a}}, \hat{\mathbf{r}}, \hat{\mathbf{g}}, \hat{\mathbf{y}}, \hat{\mathbf{b}}$: ton achromatique borné, et tons chromatiques bornés rouge, vert, jaune et bleu

\triangle : addition CoLIP

\triangle : opposé ou soustraction CoLIP

\triangle : multiplication par un scalaire CoLIP

\triangle : multiplication CoLIP

\triangle : division CoLIP

$\hat{\triangle}, \hat{\triangle}, \hat{\triangle}, \hat{\triangle}, \hat{\triangle}$: opérations CoLIP bornées

e : excentricité des ellipses de MacAdam

\mathbf{A} : aire des ellipses de MacAdam

$(\mathbf{L}_c, \mathbf{M}_c, \mathbf{S}_c)$: intensités lumineuses des cônes corrigées

\mathbf{H}_Δ : teinte

\mathbf{D}_Δ : angle en degré associé à la teinte

\mathbf{Cf}_Δ : coloration

\mathbf{Ch}_Δ : chroma

\mathbf{B}_Δ : luminosité

\mathbf{L}_Δ : clarté

\mathbf{S}_Δ : saturation

\mathbf{P}_Δ : pureté

$\mathbf{C}(f, g)$: contraste entre les vecteurs de tons couleur f et g

BIBLIOGRAPHIE

- [1] M. Aguilar and W.S. Stiles. Saturation of the rod mechanism of the retina at high levels of stimulation. *Journal of Modern Optics*, 1(1) :59–65, 1954.
- [2] F. Albu, C. Vertan, C. Florea, and A. Drimborean. One scan shadow compensation and visual enhancement of color images. In *Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Image Processing*, pages 3097–3100. IEEE Press Piscataway, NJ, USA, 2009.
- [3] P.J. Alessi, E.C. Carter, M.D. Fairchild, R.W.G. Hunt, C.S. McCamy, B. Kránicz, J.R. Moore, L. Morren, J.H. Nobbs, Y. Ohno, M.R. Pointer, D.C. Rich, A.R. Robertson, J.D. Schanda, R. Sève, P.W. Trezona, K. Witt, and H. Yaguchi. Colorimetry, 3rd edition. Technical report 15, CIE, 2004.
- [4] M. Alpern, W.A. Rushton, and S. Torii. Signals from cones. *Journal of physiology*, 2007(2) :463–75, April 1970.
- [5] J.C. Brailean, M.L. Little, M.L. Giger, C.T. Chen, and B.J. Sullivan. Quantitative performance evaluation of the EM algorithm applied to radiographic images. In *Proceedings SPIE Biomedical Image Processing II*, volume 1450, pages 40–46, 1991.
- [6] J.C. Brailean, M.L. Little, M.L. Giger, C.T. Chen, and B.J. Sullivan. Application of the EM algorithm to radiographic images. *Medical Physics*, 19(5) :1175–1182, 1992.
- [7] J.C. Brailean, B.J. Sullivan, C.T. Chen, and M.L. Giger. Evaluating the EM algorithm for image processing using a human visual fidelity criterion. In *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, volume 4, pages 2957–2960, 1991.
- [8] J. Breugnot. *Modélisation surfacique et volumique de la peau, classification et analyse couleur*. PhD thesis, Université Jean Monnet, Saint-Etienne, 2011.
- [9] G. Courbebaisse, M. Jourlin, and F. Trunde. Wavelet transform and lip model. *Image analysis and stereology*, 21(2) :121–125, 2002.
- [10] E. De Brauwier, J.A. Jacobs, F. Nieman, C.A. Bruggeman, S.S. Wagenaar, and M. Drent. Cyto centrifugation conditions affecting the differential cell count in bronchoalveolar lavage fluid. *Analytical and quantitative cytology and histology*, 22 :416–422, 2000.

- [11] J. Debayle and J C. Pinoli. General adaptive neighborhood image processing : Part I : Introduction and theoretical aspects. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 25(2) :245–266, Septembre 2006.
- [12] G. Deng. An entropy interpretation of the logarithmic image processing model with application to contrast enhancement. *IEEE Transactions on Image Processing*, 18(5) :1135–1140, 2009.
- [13] G. Deng. A generalized logarithmic image processing model based on the giga-vision sensor model. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 21(3) :1406 –1414, 2011.
- [14] G. Deng and L. Cahill. The contrast pyramid using the logarithmic image processing model. In *2nd International Conference on Simulation and Modelling*, pages 75–82, 1993.
- [15] G. Deng and L. Cahill. Generating sketch image for very low bit rate image communication. In *Proceedings of the 1st IEEE Australian and New Zealand Conference on Intelligent Information System*, pages 407–411, 1993.
- [16] G. Deng and L. Cahill. A novel multiscale image filtering algorithm using the contrast pyramid. In *2nd International Conference on Simulation and Modelling*, pages 57–65, 1993.
- [17] G. Deng and L. Cahill. Low-bit-rate image coding using sketch image and JBIG. In *SPIE conference on Electronic Imaging*, volume 2418, pages 212–220, 1995.
- [18] G. Deng and L .W. Cahill. Multiscale image enhancement using the logarithmic image processing model. *Electronics Letters*, 29(9) :803 – 804, April 1993.
- [19] G. Deng, L. W. Cahill, and G.R. Tobin. The study of logarithmic image processing model and its application to image enhancement. *IEEE Transactions on Image Processing*, 4(4) :506 – 512, 1995.
- [20] G. Deng and J C. Pinoli. Differentiation-based edge detection using the logarithmic image processing model. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 8(2) :161–180, Mars 1998.
- [21] D. Dous. Colip watershed. Master’s thesis, ENSM-SE, 2012.
- [22] M.D. Fairchild. Formulation and testing of an incomplete-chromatic-adaptation model. *Color Research and Application*, 16(4) :243–250, 1991.
- [23] M.D. Fairchild. *Color Appearance Models, 2nd Ed.* Wiley-IS&T, 2005.
- [24] O. D. Faugeras. *Digital Color Image Processing and Psychophysics within the Framework of a Human Visual Model.* PhD thesis, University of Utah, department of computer science, June 1976.
- [25] O. D. Faugeras. Digital color image processing within the framework of a human visual model. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, ASSP-27(4), August 1979.

-
- [26] G.T. Fechner. *Elemente der Psychophysik*. Leipzig, B. & H., 1860.
- [27] G.T. Fechner. *Elements of Psychophysics : Vol. 1, English translation by H.E. Adler*. Holt, Rinehart and Winston : New-York, 1960.
- [28] G. Finlayson and S. Süsstrunk. Performance of a chromatic adaptation transform based on spectral sharpening. In *Proc. IS&T/SID 8th Color Imaging Conference*, volume 8, pages 49–55, 2000.
- [29] G. Finlayson and S. Süsstrunk. Color ratios and chromatic adaptation. In *proceedings of the IS&T CGIV conference*, pages 7–10, 2002.
- [30] C. Florea, F. Albu, C. Vertan, and A. Drimbarean. Logarithmic tools for in-camera image processing. In *Signals and Systems Conference, 208. (ISSC 2008). IET Irish*, pages 394 – 399, June 2008.
- [31] C. Florea, C. Vertan, L. Florea, and A. Sultana. Non-linear parametric derivation of contour detectors for cellular images. In *International Symposium on Signals, Circuits and Systems*, 2009.
- [32] H. Gouinaud, Y. Gavet, J. Debayle, and J C. Pinoli. Color correction in the framework of color logarithmic image processing. In *Image and Signal Processing and Analysis (ISPA), 2011 7th International Symposium on*, pages 129–133, sept. 2011.
- [33] H. Gouinaud, L. Leclerc, and J C Pinoli. Color segmentation of MGG colored cytological image using multithresholding on non linear opponent color space. *Image Analysis and Stereology*, submitted.
- [34] P. Gremillet, M. Jourlin, C. Bron, J. Schüpbach, H. P. Gautschi, and T. Bächli. Dedicated image analysis techniques for three-dimensional reconstruction from serial sections in electron microscopy. *Machine Vision and Applications*, 4(4) :263–270, 1991.
- [35] P. Gremillet, M. Jourlin, and J C. Pinoli. LIP-model-based three-dimensional reconstruction and visualization of HIV-infected entire cells. *Journal of microscopy*, 174(1) :31–38, 1994.
- [36] J. Guild. The colorimetric properties of the spectrum. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 230 :149–187, 1932.
- [37] E. Harouche, S. Peleg, H. Shvaytser, and L. Davisa. Noisy image restoration by cost function minimization. *Pattern Recognition Letters*, 3(1) :65–69, 1985.
- [38] A. Hassani. Traitement et analyse logarithmique d’images couleur - application aux images surfaciques de la peau. Master’s thesis, ENSM-SE, 2012.
- [39] E. Hering. *Zur Lehre vom Lichtsinn*. Berlin, Springer, 1878.
- [40] R. W. G Hunt and M. R. Pointer. A colour-appearance transform for the CIE 1931 standard colorimetric observer. *Color Research and Application*, 10(3) :165–179, 1985.

- [41] L. M. Hurvich and D. Jameson. An opponent-process theory of color vision. *Psychological Review*, 64(6) :384–404, November 1957.
- [42] P. L. Walraven J. J. Vos. On the derivation of the foveal receptor primaries. *Vision Research*, 11(8) :799–818, August 1971.
- [43] Z. Jingxiu and L. Mingyan. A color image edge detection method of gradient extreme value based on clip model. *Journal of Multimedia*, 4(6) :419–426, December 2009.
- [44] M. Jourlin, J. Breugnot, F. Itthirad, M. Bouabdellah, and B. Closs. Logarithmic image processing for color images. *Advances in Imaging and Electron Physics*, 168 :65–107, 2011.
- [45] M. Jourlin and J C. Pinoli. A model for logarithmic image processing. *Journal of microscopy*, 149(1) :21–35, 1988.
- [46] M. Jourlin and J C. Pinoli. Image dynamic range enhancement and stabilization in the context of the logarithmic image processing model. *Signal Processing*, 41(2) :225–237, January 1995.
- [47] M. Jourlin and J C. Pinoli. Logarithmic image processing : the mathematical and physical framework for the representation and processing of transmitted images. *Advances in Imaging and Electron Physics*, 115 :129–196, 2001.
- [48] M. Jourlin, J C. Pinoli, and R. Zeboudj. Contrast definition and contour detection for logarithmic images. *Journal of Microscopy*, 156(1) :33–40, October 1989.
- [49] D. B. Judd. Fundamental studies of color vision from 1860 to 1960. *Proc Natl Acad Sci USA*, 55(6) :1313–1330, June 1966.
- [50] D.B. Judd. Reduction of data on mixture of color stimuli. *Bureau of Standards Journal Research*, 4(163) :515–548, 1930.
- [51] D.B. Judd. Response functions for types of vision according to the Müller theory. *Journal of Research of the National Bureau of Standards*, 42(1) :1–16, Jan 1949.
- [52] M. H. Kim, T. Weyrich, and J. Kautz. Modeling human color perception under extended luminance levels. *ACM Trans. Graph.*, 28(3) :1–9, August 2009.
- [53] G. Kopec, A. Oppenheim, and J. Tribolet. Signal analysis by homomorphic prediction. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 24(4) :327–332, 1976.
- [54] G. Kopec, A. Oppenheim, and J. Tribolet. Speech analysis homomorphic prediction. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 25(1) :40–49, 1977.
- [55] L. E. Krueger. Reconciling Fechner and Stevens : Toward a unified psychophysical law. *Behavioral and Brain Sciences*, 12 :251–267, 1989.
- [56] K.M. Lam. *Metamerism and colour constancy*. PhD thesis, Bradford Univ. (United Kingdom), 1985.

-
- [57] L. Leclerc, D. Boudard, J. Pourchez, V. Forest, O. Sabido, V. Bin, S. Palle, P. Grosseau, D. Bernache, and M. Cottier. Quantification of microsized fluorescent particles phagocytosis to a better knowledge of toxicity mechanisms. *Inhal Toxicol*, 22 :1091–1100, 2010.
- [58] M. Lievin. *Analyse entropico-logarithmique de séquences vidéo couleur. Application à la segmentation et au suivi de visages parlants*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble, 2000.
- [59] M. Lievin and F. Luthon. Unsupervised lip segmentation under natural conditions. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1999. ICASSP'99. Proceedings., 1999 IEEE International Conference on*, volume 6, pages 3065–3068, 1999.
- [60] M. Lievin and F. Luthon. Nonlinear color space and spatiotemporal MRF for hierarchical segmentation of face features in video. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(1) :63–71, 2004.
- [61] F. Luthon, P. Arnould, C. Baillet, X. Navarro, and J M. Coutellier. Couleur et R.O.I. : deux options de JPEG2000. Investigations et Simulateur Matlab. In *8èmes Journées Compression et Représentation des Signaux Audiovisuels (CORESA'03)*, pages 219–222, Lyon, France, 2003.
- [62] F. Luthon and B. Beaumesnil. Color and R.O.I. with JPEG2000 for wireless video surveillance. In *Image Processing, 2004. ICIP'04. 2004 International Conference on*, volume 5, pages 3205 – 3208, 2004.
- [63] F. Luthon, B. Beaumesnil, and N. Dubois. LUX color transform for mosaic image rendering. In *Automation Quality and Testing Robotics (AQTR), 2010 IEEE International Conference on*, volume 3, pages 1–6, may 2010.
- [64] D. L. MacAdam. Chromatic adaptation. *Journal of the Optical Society of America*, 46(7) :500–513, 1956.
- [65] D.L. MacAdam. Visual sensitivities to color differences in daylight. *Journal of the Optical Society of America*, 32(5) :247–273, 1942.
- [66] D.L. MacAdam. A nonlinear hypothesis for chromatic adaptation. *Vision Research*, 1(1-2) :9–41, 1961.
- [67] J.C. Maxwell. On the theory of compound colours and the relations of the colours of the spectrum. In *Proceedings of the Royal Society of London*, volume 10, pages 404–484, 1860.
- [68] F. Mayet, J C. Pinoli, and M. Jourlin. Justifications physiques et applications du modèle LIP pour le traitement des images obtenues en lumière transmise. *Traitement du Signal*, 13(3), 1996.
- [69] G. E. Müller. Über die Farbenempfindungen. *Zeitschrift für Psychologie und Physiologie der Sinnesorgane, Ergänzungsband*, 17 :1–430, 1930.

- [70] N. Moroney, M. Fairchild, R. Hunt, C. Li, M.R. Luo, and T. Newman. The CIECAM02 color appearance model. In *IS&T/SID Tenth Color Imaging Conference*, November 2002.
- [71] A. Nan, X. Bai, S.J. Son, S.B. Lee, and H. Ghandehari. Cellular uptake and cytotoxicity of silica nanotubes. *Nano Lett*, 8 :2150–2154, 2008.
- [72] L. Navarro and G. Courbebaisse. Symmetric logarithmic image processing model, application to laplacian edge detection. *HAL-00709350*, 2011.
- [73] Y. Nayatani, K. Takahama, and H. Sobagaki. Formulation of a nonlinear model of chromatic adaptation. *Color Research and Application*, 6(3) :161–171, 1981.
- [74] Y. Nayatani, K. Takahama, H. Sobagaki, and J. Hirono. On exponents of a nonlinear model of chromatic adaptation. *Color Research and Application*, 7(1) :34–45, 1982.
- [75] N. Ohta and A. R. Robertson. *Colorimetry fundamentals and applications*. John Wiley & Sons, Chichester, 2005.
- [76] A. Oppenheim and R. Schafer. Homomorphic analysis of speech. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, 16(2) :221–226, 1968.
- [77] A. V. Oppenheim and R. W. Schafer. *Digital Signal Processing*. Prentice-Hall, Englewood Cliff, 1975.
- [78] A.V. Oppenheim, R.W. Schafer, and Jr. Stockham, T.G. Nonlinear filtering of multiplied and convolved signals. In *Proceedings of the IEEE*, volume 56, pages 1264–1291, August 1968.
- [79] N. Ostu. A threshold selection method from gray-level histograms. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, pages 62–66, 1979.
- [80] R. Palomar, J. Palomares, J. Castillo, J. Olivares, and J. Gomez-Luna. Parallelizing and optimizing LIP-canny using NVIDIA CUDA. In *Trends in Applied Intelligent Systems*, Lecture Notes in Computer Science, pages 389–398. Springer Berlin Heidelberg, 2010.
- [81] J.M. Palomares, J. González, E. Ros, and A. Prieto. General logarithmic image processing convolution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(11) :3602–3608, November 2006.
- [82] K. Panetta, E. Wharton, and S. Agaian. Human visual system-based image enhancement and logarithmic contrast measure. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B : Cybernetics*, 38(1) :174–188, 2008.
- [83] V. Patrascu. *A Mathematical Model for Logarithmic Image Processing*. PhD thesis, Politehnica University of Bucharest, 2001.
- [84] V. Patrascu. Color correction method using logarithmic operations. In *proc. of the 7th International Conference on Engineering of Modern Electric Systems*, Oradea, Romania, 2003.

-
- [85] V. Patrascu. Color image enhancement using the support fuzzification. In *Lecture notes in computer science, International fuzzy systems association world congress*, volume 2715, pages 412–419, 2003.
- [86] V. Patrascu. Fuzzy image enhancement using the logarithmic model. *Acta Technica Napocensis*, 43(1) :9–14, 2003.
- [87] V. Patrascu. Gray level image enhancement method using the logarithmic model. *Acta Technica Napocensis*, 43(2) :39–50, 2003.
- [88] V. Patrascu. Color image enhancement method using fuzzy surfaces in the framework of the logarithmic models. In *proceedings of the 6th International FLINS Conference*, volume Applied computational intelligence, pages 403–408, Blankenberge, Belgium, 2004. World Scientific Press.
- [89] V. Patrascu. Fuzzy enhancement method using logarithmic models. In *International Conference on Fuzzy Systems*, volume 3, pages 1431–1436, Budapest, Hungary, 2004.
- [90] V. Patrascu. Image enhancement method using piecewise linear transforms. In *Proceedings of the 12th European Signal Processing Conference, EUSIPCO-2004*, pages 211–214, Vienna, Austria, 2004.
- [91] V. Patrascu. Color image enhancement method using three parameters affine transform. In *International Symposium on Signals, Circuits and Systems*, volume 1, pages 215 – 218, July 2005.
- [92] V. Patrascu and V. Buzuloiu. Color image processing using logarithmic operations. In *International Symposium on Signals, Circuits and Systems*, volume 1, pages 133–136, 2003.
- [93] V. Patrascu and V. Buzuloiu. The mean dynamic range optimization in the framework of logarithmic models. In *Proc. SPIE*, volume 5227, pages 73–80, 2003.
- [94] J C. Pinoli. *Contribution à la modélisation, au traitement et à l'analyse d'images*. PhD thesis, Department of Mathematics, University of Saint-Etienne, France, 1987.
- [95] J C. Pinoli. Modélisation et traitement des images logarithmiques : Théorie et applications fondamentales. Technical report, Departement of Mathematics, University of Saint-Etienne, France, 1992.
- [96] J C. Pinoli. A general comparative study of the multiplicative homomorphic, log-ratio and logarithmic image processing approaches. *Signal Processing*, 58(1) :11 – 45, 1997.
- [97] J C. Pinoli. The logarithmic image processing model : Connections with human brightness perception and contrast estimator. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 7 :341–358, 1997.
- [98] J C. Pinoli and J. Debayle. Logarithmic adaptive neighborhood image processing (LANIP) : introduction, connections to human brightness perception, and application issues. *EURASIP J. Appl. Signal Process.*, 2001(1), 2007.

- [99] A. Rose. The sensitivity performance of the human eye on an absolute scale. *Journal of the Optical Society of America*, 38 :196–208, 1948.
- [100] S.J. Sangwine and R.E.N. Horne. *The Colour image processing handbook (Optoelectronics, Imaging and Sensing)*. Chapman & Hall, 1998.
- [101] G. Sharma. *Digital color imaging handbook*. CRC Press, 2002.
- [102] S. K. Shevell. Saturation in human cones. *Vision Research*, 17(3) :427–434, 1977.
- [103] H. Shvaytser and S. Peleg. Pictures as elements in a vector space. In *Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1983.
- [104] H. Shvaytser and S. Peleg. Inversion of picture operators. *Pattern Recognition Letters*, 5(1) :49–61, 1987.
- [105] M.M. Song, W.J. Song, H. Bi, J. Wang, W.L. Wu, Sun J., and M. Yu. Cytotoxicity and cellular uptake of iron nanowires. *Biomaterials*, 31(7) :1509–1517, 2010.
- [106] S. Süssstrunk, J. Holm, and G. Finlayson. Chromatic adaptation performance of different RGB sensors. In *proceedings of the SPIE conference*, volume 4300, pages 172–183, 2000.
- [107] W. S. Stiles. Increment thresholds and the mechanism of colour vision. *Documenta Ophthalmologica*, 3 :138–163, 1949.
- [108] W. S. Stiles and J. M. Burch. N.P.L. colour-matching investigation : Final report (1958). *Journal of Modern Optics*, 6(1) :1–26, January 1959.
- [109] W.S. Stiles. Color vision : The approach through increment-threshold sensitivity. In *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 1959.
- [110] T. G. Stockham. The application of generalized linearity to automatic gain control. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, 16(2) :267–270, 1968.
- [111] T.G. Stockham, T.M. Cannon, and R.B. Ingebretsen. Blind deconvolution through digital signal processing. *Proceedings of the IEEE*, 63(4) :678–692, 1975.
- [112] A. Stockman and L.T. Sharpe. Spectral sensitivities of the middle- and long-wavelength sensitive cones derived from measurements in observers of known genotype. *Vision Research*, 40(13) :1711–1737, 2000.
- [113] A. Stockman, L.T. Sharpe, and C. Fach. The spectral sensitivity of the human short-wavelength sensitive cones derived from thresholds and color matches. *Vision research*, 39(17) :2901–2927, 1999.
- [114] G. Svaetichin. Spectral response curves from single cones. *Acta Physiol. scand.*, 39 :17–46, 1956.
- [115] A. Tremeau, C. Fernandez-Maloigne, and P. Bonton. *Image numérique couleur*. Dunod, 2004.

-
- [116] C. Vertan, A. Oprea, C. Florea, and L. Florea. A pseudo-logarithmic image processing framework for edge detection. In *Proceedings of the 10th International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, pages 637–644, 2008.
- [117] H. von Helmholtz. *Handbuch der physiologischen Optik*. Leipzig : Leopold Voss, 1867.
- [118] E. H. Weber, Helen E. Ross, and David J. Murray. *E. H. Weber on the tactile senses (2nd ed.)*. Erlbaum (UK) Taylor & Francis, 1996.
- [119] E.H. Weber. *Wagner's Handwörterbuch der Physiologie, 3*, chapter Der Tatsinn und das Gemeingefühl, pages 481–588. 1846.
- [120] E. Wharton, S. Agaian, and K. Panetta. A logarithmic measure of image enhancement. In *Proceedings of the SPIE Defense and Security Symposium*, volume 6250, 2006.
- [121] E. Wharton, K. Panetta, and S. Agaian. Adaptive multi-histogram equalization using human vision thresholding. In *Proceedings of SPIE, the International Society for Optical Engineering*, volume 6497, pages 64970G.1–64970G.11, 2007.
- [122] E. Wharton, K. Panetta, and S. Agaian. Human visual system based multi-histogram equalization for non-uniform illumination and shadow correction. In *Acoustics, Speech and Signal Processing, 2007. ICASSP 2007. IEEE International Conference on*, 2007.
- [123] E. Wharton, K. Panetta, and S. Agaian. Logarithmic edge detection with applications. *Journal of Computers*, 3(9) :11–19, 2008.
- [124] W.D. Wright. A re-determination of the trichromatic coefficients of the spectral colours. *Transactions of the Optical Society*, 30(4) :141–164, 1929.
- [125] S.M. Wuerger, Maloney L.T., and J. Krauskopf. Proximity judgments in color space : tests of a Euclidean color geometry. *Vision Research*, 35(6) :827–835, 1995.
- [126] G. Wyszecki and W. S. Stiles. *Color Science : Concepts and Methods, Quantitative Data and Formulae*. Wiley-IS&T, 1982.
- [127] E. Zaharescu. Morphological enhancement of medical images in a logarithmic image environment. In *15th International Conference on Digital Signal Processing*, pages 171–174, 2007.

NNT : 2013 EMSE 0686

Hélène GOUINAUD

Color Logarithmic Image Processing.

Specialty : Image, Vision, Signal

Keywords : color, human vision, logarithmic image processing, color appearance model

Abstract : This doctoral thesis introduces the extension of the LIP (Logarithmic Image Processing) model to color images. The CoLIP (Color Logarithmic Image Processing) model is defined, studied and applied to image processing in this manuscript. The Logarithmic Image Processing (LIP) approach is a mathematical framework developed for the representation and processing of images valued in a bounded intensity range. The LIP theory is physically and psychophysically well justified since it is consistent with several laws of human brightness perception and with the multiplicative image formation model. Following a study of color vision and color science, the CoLIP model is constructed according to the human color perception stages, while integrating the mathematical framework of the LIP. Initially, the CoLIP is constructed by following the photoreception, non-linear cone compression, and opponent processing human color perception steps. It is developed as a color space representing a color image by a set of three antagonists tones functions, that can be combined by means of specific CoLIP operations : addition, scalar multiplication, and subtraction, which provide to the CoLIP framework a vector space structure. Then, as the CoLIP color space is a luminance-chrominance uniform color space, relative and absolute perception attributes (hue, chroma, colorfulness, brightness, lightness, and saturation) can be defined. Thus, the CoLIP framework combines advantages of a mathematically well structured vector space, and advantages of a color appearance model. In a second step, physical, mathematical, physiological and psychophysical justifications are proposed including a comparison of MacAdam ellipses shapes in the CoLIP uniform model, and in other uniform models, based on ellipses area and eccentricity criterions. Finally, various applications using the CoLIP vector space structure are proposed, such as contrast enhancement, image enhancement and edge detection. Applications using the CoLIP color appearance model structure, defined on hue, brightness and saturation criterions are also proposed. A specific application dedicated to the quantification of viable cells from samples obtained after cytocentrifugation process and coloration is also presented.

Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne

NNT : 2013 EMSE 0686

Hélène Gouinaud

Traitement logarithmique d'images couleur.

Spécialité : Image, Vision, Signal

Mots-clés : couleur, vision humaine, traitement d'image logarithmique, modèle d'apparence couleur

Résumé : Cette thèse de doctorat porte sur l'extension du modèle LIP (Logarithmic Image Processing) aux images en couleurs. Le modèle CoLIP (Color Logarithmic Image Processing) est défini, étudié et appliqué au traitement d'image dans ce manuscrit. Le modèle LIP est un cadre mathématique original complet, développé pour le traitement d'images à niveaux de gris, rigoureusement établi mathématiquement, compatible avec les lois physiques de formation d'image, et mieux adapté que l'approche classique pour modéliser la perception visuelle humaine de l'intensité de la lumière. Après une étude de la vision des couleurs et de la science des couleurs, le modèle CoLIP est construit en suivant les étapes de la perception humaine des couleurs, tout en intégrant le cadre mathématique du modèle LIP. Dans un premier temps, le CoLIP est construit en suivant les étapes de la photoréception, de la compression lumineuse et du codage antagoniste. Il est donc développé comme un espace couleur représentant une image couleur par un ensemble de trois fonctions de tons antagonistes, sur lesquelles sont définies les opérations CoLIP d'addition et de multiplication par un scalaire, qui confèrent à cet espace couleur la structure d'espace vectoriel couleur. Ensuite, l'espace couleur CoLIP étant un espace de type luminance-chrominance uniforme, les attributs relatifs et absolus de la perception humaine des couleurs (teinte, chroma, coloration, luminosité, clarté, et saturation) peuvent être définis. Cette construction fait du CoLIP à la fois un espace vectoriel couleur bien structuré mathématiquement, et un modèle d'apparence couleur. Dans un deuxième temps, un grand nombre de justifications physiques, mathématiques, et psychophysiques du modèle CoLIP sont proposées, notamment la comparaison des formes des ellipses de MacAdam dans l'espace de couleur uniforme CoLIP et dans d'autres modèles uniformes, sur des critères d'aire et d'excentricité des ellipses. Enfin, diverses applications utilisant la structure d'espace vectoriel couleur du modèle CoLIP sont proposées, telles que le rehaussement de contraste, le rehaussement d'image et la détection de contour. Des applications utilisant la structure de modèle d'apparence couleur, qui permet de travailler sur les notions de teinte, de luminosité et de saturation, sont également développées. Une application spécifique permettant de mesurer la viabilité des cellules sur des images de lames obtenues par cyto centrifugation et marquage couleur est également proposée.
