

Apport du Contenu Visuel à l'Adaptation Chromatique

par

Karim Nabil Lahmar

mémoire présenté au Département de mathématiques  
et d'informatique en vue de l'obtention du grade de maître ès sciences (M.Sc.)

FACULTÉ DES SCIENCES  
UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE

Sherbrooke, Québec, Canada, novembre 2007

III - 1846



Library and  
Archives Canada

Bibliothèque et  
Archives Canada

Published Heritage  
Branch

Direction du  
Patrimoine de l'édition

395 Wellington Street  
Ottawa ON K1A 0N4  
Canada

395, rue Wellington  
Ottawa ON K1A 0N4  
Canada

*Your file    Votre référence*  
*ISBN: 978-0-494-49521-6*  
*Our file    Notre référence*  
*ISBN: 978-0-494-49521-6*

**NOTICE:**

The author has granted a non-exclusive license allowing Library and Archives Canada to reproduce, publish, archive, preserve, conserve, communicate to the public by telecommunication or on the Internet, loan, distribute and sell theses worldwide, for commercial or non-commercial purposes, in microform, paper, electronic and/or any other formats.

The author retains copyright ownership and moral rights in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

**AVIS:**

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque et Archives Canada de reproduire, publier, archiver, sauvegarder, conserver, transmettre au public par télécommunication ou par l'Internet, prêter, distribuer et vendre des thèses partout dans le monde, à des fins commerciales ou autres, sur support microforme, papier, électronique et/ou autres formats.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

---

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms may have been removed from this thesis.

Conformément à la loi canadienne sur la protection de la vie privée, quelques formulaires secondaires ont été enlevés de cette thèse.

While these forms may be included in the document page count, their removal does not represent any loss of content from the thesis.

Bien que ces formulaires aient inclus dans la pagination, il n'y aura aucun contenu manquant.

■ ■ ■  
**Canada**

Le 14 novembre 2007

*le jury a accepté le mémoire de M. Karim Nabil Lahmar dans sa version finale.*

*Membres du jury*

M. Djemel Ziou  
Directeur  
Département d'informatique

M. Salvatore-Antoine Tabbone  
Membre  
- INRIA

M. Pierre-Marc Jodoin  
Président-rapporteur  
informatique

# Sommaire

Les systèmes de capture d'images tels que les scanners, les caméras et les appareils photos numériques, n'ont pas l'habilité à s'adapter dynamiquement au changement d'illumination comme le système visuel humains. Ainsi, pour reproduire fidèlement l'apparence d'une image couleur, les systèmes de formation et de traitement d'images ont besoin d'appliquer une transformation qui convertit les couleurs capturées sous un illuminant d'entrée, vers des couleurs correspondantes sous un illuminant de sortie. Cette transformation est appelée, transformation pour l'adaptation chromatique, connue dans les étapes de formation physique d'image par la balance du blanc.

L'adaptation chromatique est une transformation linéaire simple à implémenter. C'est un avantage qui la rend adaptée aux dispositifs à faible énergie, tel que les PDAs et les appareils photos numériques intégrés dans les téléphones portables.

Dans ce mémoire, nous abordons l'adaptation chromatique d'un point de vue incluant le contenu visuel de la scène. Dans cette perspective, nous commençons par examiner l'influence de l'adaptation chromatique sur le contenu de l'image. Par la suite, nous proposons une reformulation mathématique de la transformation Sharp en se basant sur le contenu de l'image, et en incluant des contraintes liées à la structure du capteur, tel que le chevauchement entre réponses spectrales des différentes bandes, et la préservation du gamut du capteur.

# Remerciements

Tout d'abord je remercie le bon Dieu de m'avoir aidé à mener à terme ce travail.

Je tiens à remercier mon directeur de recherche, le professeur Djemel Ziou, pour ses conseils judicieux, sa grande disponibilité et les précieuses discussions que nous avons eues ensemble. Je lui exprime ma profonde gratitude pour m'avoir fait profiter de ses connaissances, mais aussi de ses méthodes de travail, et surtout sa rigueur scientifique. Grâce à lui, j'ai repris confiance en moi et j'ai découvert un domaine de recherche qui aujourd'hui me passionne.

Je souhaite aussi témoigner toute mon amitié à l'ensemble de mes collègues.

Enfin un grand merci à mes parents pour leurs encouragements, à mes frères et soeurs et un particulier remerciement à ma femme qui m'a beaucoup aidé dans la finalisation de ce mémoire. À tout ce beau monde, je dédie ce travail.

# Table des matières

<b>Sommaire</b>	<b>ii</b>
<b>Remerciements</b>	<b>iii</b>
<b>Table des matières</b>	<b>vi</b>
<b>Liste des tableaux</b>	<b>vii</b>
<b>Liste des figures</b>	<b>ix</b>
<b>Introduction</b>	<b>1</b>
<b>1 Introduction à la science de la couleur</b>	<b>3</b>
1.1 L’œil humain . . . . .	3
1.1.1 Description générale de l’œil humain . . . . .	3
1.1.2 Les photorécepteurs . . . . .	4
1.2 Colorimétrie . . . . .	5
1.2.1 L’égalisation trichromatique . . . . .	6
1.2.2 Espaces couleurs . . . . .	7
1.2.3 La théorie de l’opposition de couleur . . . . .	11
1.2.4 Les espaces perceptuellement uniformes . . . . .	11
1.3 La Radiométrie . . . . .	15

1.3.1	Source de lumière . . . . .	16
1.3.2	Les illuminants standards de la CIE . . . . .	18
1.4	Phénomènes de l'apparence de couleur . . . . .	19
1.4.1	Effet du contraste . . . . .	20
1.4.2	L'effet de Stevens . . . . .	20
1.4.3	L'effet de Hunt . . . . .	21
1.5	Adaptation du système visuel . . . . .	22
1.5.1	Adaptation du système visuel aux changements des conditions d'éclairage . . . . .	22
1.5.2	Adaptation chromatique (État de L'art) . . . . .	23
1.5.3	Discussion . . . . .	26
<b>2</b>	<b>Apport du contenu visuel à l'adaptation chromatique</b>	<b>27</b>
2.1	Contribution of Visual Content to Chromatic Adaptation . . . . .	29
2.2	Introduction . . . . .	30
2.3	Chromatic Adaptation (Review) . . . . .	31
2.3.1	The Von Kries Model . . . . .	32
2.3.2	The Retinex Theory . . . . .	36
2.3.3	Discussion . . . . .	37
2.4	The Effect of Chromatic Adaptation on Image Content . . . . .	38
2.4.1	Test Data . . . . .	38
2.4.2	Methodology . . . . .	40
2.4.3	Experimental Results . . . . .	42
2.4.4	Conclusion . . . . .	45
2.5	New Approaches for Chromatic Adaptation . . . . .	46
2.5.1	Approach Based on the Sharp Transformation . . . . .	46
2.5.2	Image content-based approach . . . . .	53

2.6	Experimental Results . . . . .	59
2.6.1	Colorimetric Evaluation . . . . .	61
2.6.2	Content-based Evaluation . . . . .	61
2.7	Conclusion . . . . .	66
2.8	Appendix . . . . .	67
<b>3</b>	<b>Conclusion</b>	<b>71</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>73</b>



## Liste des tableaux

1	Mean of $\Delta E_{94}$ metric for $CAT_{Bfd}$ as a function of image content . . . . .	41
2	Mean and variance of absolute difference in gradient magnitude of the two image groups, according to threshold. . . . .	43
3	Mean and variance of angle between gradient vectors of the two image groups, according to threshold. . . . .	43
4	Texture characteristics for displacement equal to 1 in the direction $0^\circ$ . .	44
5	The four transfer matrices obtained by the sensor sharpening-based method . . . . .	51
6	The four transfer matrices obtained with the image content-based method.	56
7	Mean and variance of absolute difference in gradient magnitude between the two image groups for threshold equal to 5%. . . . .	63
8	Mean and variance of absolute difference in gradient magnitude between the two image groups for threshold equal to 15%. . . . .	63
9	Mean and variance of absolute difference in gradient magnitude between the two image groups for threshold equal to 25%. . . . .	64
10	Mean and variance of the angle between the gradient vectors of the two image groups for different transformations (in degrees). . . . .	64
11	The Euclidean distance of texture features for each $CAT$ . . . . .	65

# Liste des figures

1	Section de l'oeil humain. . . . .	4
2	Bâtonnets et cônes . . . . .	5
3	L'Expérience de l'égalisation visuelle de Maxwell. . . . .	6
4	Les courbes de correspondance de couleur $R(\lambda)$ , $G(\lambda)$ et $B(\lambda)$ correspondantes aux expériences d'égalisation avec un angle de 2° standardisées par la CIE en 1931. . . . .	7
5	Les fonctions colorimétriques $X(\lambda)$ , $Y(\lambda)$ et $Z(\lambda)$ . . . . .	10
6	Diagramme de chromaticité xy. . . . .	10
7	Un des modèles représentant les couleurs opposées. . . . .	12
8	Les ellipses de MacAdam représentées dans le diagramme chromatique xy. . . . .	13
9	Représentation de l'espace CIELAB. . . . .	14
10	Flux radiant d'une surface vue par un angle solide. . . . .	15
11	Spectre des ondes électromagnétiques. . . . .	16
12	Courbe de quelques radiateurs plankiens. . . . .	18
13	La distribution spectrale de puissance de quelques illuminants de la CIE. . . . .	19
14	Un exemple de l'effet du contraste. Les imageries grises sur l'arrière plan gris (a) sont identiques à celles sur les arrières plans blanc et noir. . . . .	20
15	Simulation des effets de Hunt et Stevens dans la perception des couleurs et des contrastes. . . . .	21
16	Solid lines : VW sensor. Dotted lines : Sensor with narrow spectral response. . . . .	47

17	Vos & Wallraven (VW) sensors . . . . .	50
18	The new sensors in dotted lines are compared individually with the VW sensor in solid lines, for each transfer matrices obtained by the sensor sharpening-based method. . . . .	52
19	The camera sensor collects the color reflected by the object . . . . .	53
20	Spectral power distribution of the illuminants used. . . . .	56
21	Selected patches related to edges and homogeneous areas . . . . .	57
22	The new sensors in dotted lines are compared individually with the VW sensor in solid lines, for each transfer matrices obtained by Image content-based approach. . . . .	58
23	«Freeform» images obtained with the different CAT transforms used, under illuminant A . . . . .	60
24	Mean $\Delta E_{94}$ for each transform. . . . .	61

# Introduction

L'adaptation chromatique est la capacité du système visuel humain à s'ajuster à une large variation d'illumination afin de préserver la perception des couleurs des objets. Dans le modèle colorimétrique classique, ce phénomène est absurde, parce que si le spectre de lumière est différent, on devrait s'attendre à avoir une impression visuelle différente. Or, en réalité, la perception de la couleur des objets par l'oeil humain est constante sous différentes sources de lumières. Le système visuel humain s'adapte dynamiquement aux conditions d'éclairage. Il possède la capacité d'effectuer une adaptation chromatique afin de préserver la constance des couleurs. Cette adaptation correspond approximativement à un recalibrage des sensibilités visuelles aux changements d'illuminations. Elle semble avoir pour effet de déplacer la couleur du blanc de référence, ce dernier représentant la couleur de l'illuminant.

Dans le cas de la vision artificielle, la détermination du triplet rouge, vert et bleu ( $R, V, B$ ) représentant une couleur s'effectue en général en supposant que les conditions d'éclairage sont constantes. Cette simplification du modèle ne permet pas l'invariance de la couleur à l'illumination.

À ce jour, il n'existe pas de transformation universelle pour l'adaptation chromatique et ce malgré plus de 50 ans de recherche. On peut recenser deux classes principales de

transformations. La première comporte les transformations se basant sur la théorie Retinex et la deuxième regroupe les transformations basées sur le modèle de Von Kries [30].

Dans ce mémoire, nous abordons l'adaptation chromatique d'un point de vue qui inclut le contenu visuel de la scène. Dans cette perspective, nous commençons tout d'abord par examiner l'influence de l'adaptation chromatique sur le contenu de l'image. Par la suite, nous proposons une reformulation mathématique de la transformation Sharp, en se basant sur le contenu de l'image et en incluant des contraintes liées à la structure du capteur, tel que le chevauchement entre réponses spectrales des différentes bandes et le gamut.

# Chapitre 1

## Introduction à la science de la couleur

### 1.1 L'oeil humain

L'oeil est la plus importante structure impliquée dans la vision humaine. C'est un organe optique très perfectionné, capable de s'adapter à plusieurs niveaux de luminosité, à une grande gamme de focalisation. C'est également un organe optique mobile, capable de suivre un objet en mouvement et de fixer plusieurs objets en quelques centaines de millisecondes [2].

#### 1.1.1 Description générale de l'oeil humain

L'oeil est constitué de plusieurs parties contrôlant , d'une part la quantité de lumière absorbée par la rétine, par l'intermédiaire de la pupille et d'autre part, la focalisation des objets grâce au cristallin ( voir figure 1). La pupille fonctionne tel un diaphragme qui s'ouvre ou se ferme en fonction des conditions de luminosité. Pour que la quantité de lumière projetée sur la rétine soit presque constante, la pupille se ferme lors d'un fort éclaircissement et s'ouvre lorsque la lumière est faible.

La rétine est un capteur dont les propriétés sont variables avec l'excentricité. En face

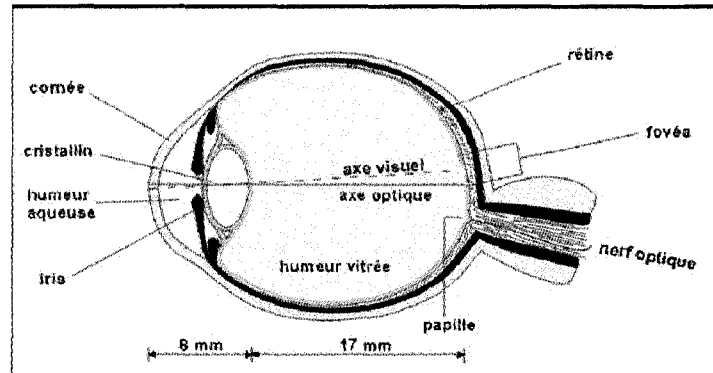


FIG. 1 – Section de l'œil humain.

de l'axe optique, l'acuité est maximale. C'est à cette position que les signaux subissent le moins de déformations optiques. Toutefois, plus on s'éloigne de l'axe optique, moins l'acuité est bonne. Le nombre de récepteurs diminue et l'espacement entre les récepteurs, ainsi que leur taille, augmentent. Cette caractéristique nous est invisible, nous n'avons pas conscience qu'autour de notre point de fixation (correspondant à l'axe optique), les objets apparaissent flous [2][13].

### 1.1.2 Les photorécepteurs

Les photorécepteurs se décomposent en deux classes, les cônes et les bâtonnets. La distinction porte sur la fonction et la structure de ces deux types de photorécepteurs [41]. Etant très sensibles à de faibles quantités de lumière, les bâtonnets sont responsables de la vision nocturne, aussi appelée vision scotopique. A l'opposé, les cônes étant moins sensibles que les bâtonnets, ils sont responsables de la vision diurne. Les cônes sont responsables de la vision des couleurs, appelée vision photopique. Les cônes sont parfois appelés L, M ou S respectivement (pour *Low*, *Medium* et *Supra frequency*), ou encore R, G ou B, en raison de leur sensibilité au rouge, verts ou bleu. Cette différence de sensibilité est la base de la vision des couleurs (figure 2).

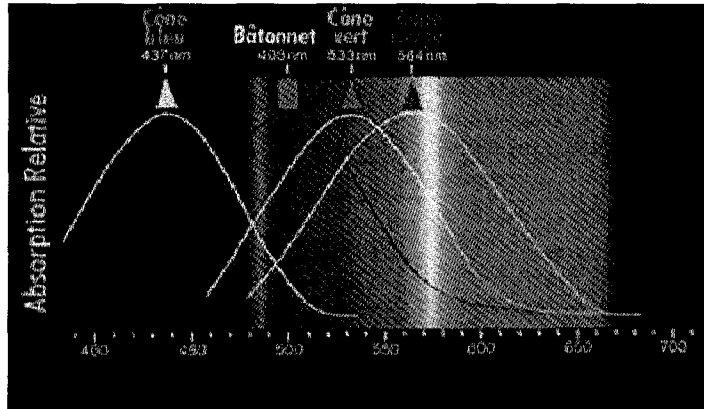


FIG. 2 – Bâtonnets et cônes

## 1.2 Colorimétrie

La colorimétrie fait référence à la mesure de la couleur. Elle est basée sur la théorie trichromatique, qui stipule que trois primaires sont nécessaires et suffisantes pour reproduire toute couleur. Elle permet de dire si deux couleurs sont visuellement équivalentes, ou différentes par un certain nombre de caractéristiques. Elle permet aussi la mise au point de sources de lumières.

La colorimétrie aborde la couleur du point de vue physique. Les aspects physiologiques, psychologiques et cognitifs sont en partie ou complètement ignorés. Ainsi, l'égalisation trichromatique, fondement de la colorimétrie, s'effectue dans des conditions de vision extrêmement simplifiées (une surface uniforme entourée d'un fond achromatique). La couleur n'est alors fonction que de la répartition spectrale de la lumière, analysée par trois types de cellules réceptrices. Les autres traitements de l'information effectués par la rétine, ou par le nerf optique et le cortex ne sont pas pris en compte [52].



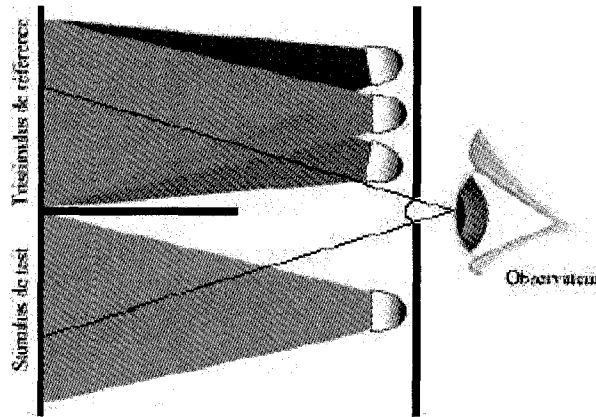


FIG. 3 – L'Expérience de l'égalisation visuelle de Maxwell.

### 1.2.1 L'égalisation trichromatique

Maxwell prouva l'équivalence visuelle d'une lumière quelconque avec des combinaisons de trois lumières particulières, appelées primaires. L'expérience, schématisée à la figure 3, consiste à rendre visuellement équivalent la couleur  $C$  d'un stimulus test et la composition de trois primaires  $R$ ,  $G$  et  $B$  d'un tristimulus référence dont on contrôle l'intensité à l'aide de trois potentiomètres  $r$ ,  $g$  et  $b$ . Les primaires doivent être choisies suffisamment indépendantes pour garantir la trivalence, c'est-à-dire qu'avec deux des primaires, il serait impossible de reproduire la troisième. En général, les primaires sont réparties sur le spectre, et on les dénomme rouge, vert et bleu selon leur couleur préférentielle. On peut définir chaque couleur par la quantité de primaires ayant servi à reproduire cette couleur. Par exemple, dans le cas de la figure 3, on peut écrire :

$$C \equiv r[R] + g[G] + b[B] \quad (1.1)$$

Ainsi, toute couleur a un point représentatif dans un espace à 3 dimensions appelé espace couleur. Plusieurs expériences ont été menées successivement par König, Abney en 1900,

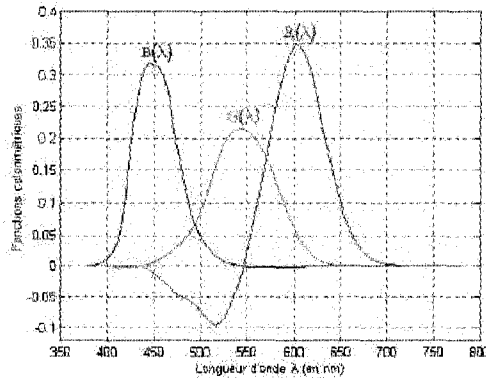


FIG. 4 – Les courbes de correspondance de couleur  $R(\lambda)$ ,  $G(\lambda)$  et  $B(\lambda)$  correspondantes aux expériences d'égalisation avec un angle de  $2^\circ$  standardisées par la CIE en 1931.

Troland en 1920 et finalement par Wright, afin de définir une fonction d'appariement des couleurs [21][50]. C'est les travaux de Wright que nous connaissons en tant que standard de la CIE de 1931 (figure 4).

### 1.2.2 Espaces couleurs

Grassmann [18] [44], a formalisé les lois suivantes permettant de caractériser l'espace des couleurs comme un espace vectoriel :

1. symétrie : si une couleur A est équivalente à une couleur B, alors B est équivalente à A ;
2. transitivité : si A est équivalente à B, B à C alors A est équivalente à C ;
3. proportionnalité : si A est équivalente à B, alors  $kA$  est équivalente à  $kB$  avec  $k$ , facteur de proportionnalité globale du spectre ;
4. additivité : si A est équivalente à B et C équivalente à D, alors  $(A + C)$  est équivalente à  $(B + D)$  où  $(A+C)$  représente un mélange additif des couleurs A et C ;

Grâce aux lois de Grassman, les composantes trichromatiques d'une couleur correspondante à une surface avec une fonction de reflectance  $S(\lambda)$ , aperçue sous un illuminant  $I(\lambda)$ , sont représentées avec les fonctions de correspondance de couleurs  $R(\lambda)$ ,  $G(\lambda)$  et  $B(\lambda)$  suivant les formules suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} R = \int_{\omega} I(\lambda)S(\lambda)R(\lambda)d\lambda \\ G = \int_{\omega} I(\lambda)S(\lambda)G(\lambda)d\lambda \\ B = \int_{\omega} I(\lambda)S(\lambda)B(\lambda)d\lambda; \end{array} \right. \quad (1.2)$$

où  $\lambda$  est la longueur d'onde et  $\omega$  est l'intervalle du spectre du visible pris généralement entre 400 et 800 nm.

Les lois de Grassman stipulent que :

1. toute couleur peut être reproduite à partir d'une combinaison linéaire des trois couleurs primaires ;
2. le mélange de deux couleurs (C1 et C2) peut être obtenu en additionnant les combinaisons linéaires correspondant aux deux couleurs sources ;
3. une couleur correspond toujours à une combinaison ou à un mélange quelle que soit la luminance.

### **L'espace RGB**

L'espace RGB est le plus utilisé et le plus simple à manipuler. De plus, dans les champs d'applications de l'imagerie, il est devenu normal, du moins par habitude, de manipuler la couleur en tant que trois composantes (avec des valeurs entières) codées sur 8 bits.

Parmi les systèmes RGB définis, nous pouvons distinguer celui dédié à la télévision américaine répondant à la norme NTSC (National Television Standards Committee) et utilisant les primaires fixées par la FCC (Federal Communications Commission) et ceux de

la télévision européenne utilisant soit la norme PAL(Phase Alternation by Line) adoptée par l'UER (Union Européenne de Radio-télévision) soit la norme française SECAM (SEquentiel Couleur À Mémoire) [20].

Finalement, il est à noter que l'espace RGB défini par la CIE présente quelques inconvénients, comme l'existence d'une partie négative dans les spectres (voir figure 4). Ceci rend impossible la reproduction de certain nombre de couleurs par superposition des trois spectres.

### L'espace CIE XYZ

L'espace couleur CIE XYZ a été défini afin de corriger certains défauts de l'espace RGB. Cet espace résulte des travaux de Judd [27] et est constitué de trois primaires : X, Y et Z, dites virtuelles. Ainsi, cet espace présente les propriétés suivantes :

- les triplets décrivant chaque couleur en fonction de ses primaires ont tous des valeurs positives pour les spectres visibles (figure 5) ;
- la fonction  $Y(\lambda)$  représente approximativement la sensibilité de l'oeil humain à la luminosité. Par conséquent, la composante Y est usuellement considérée comme la composante luminance du spectre incident ;
- tout spectre d'égale énergie est associé à un triplet dont toutes les composantes sont égales.

Pour des fins de visualisation et de calcul, on a projeté l'espace XYZ dans un plan unitaire dont la somme des composantes est égale à 1. Ainsi, nous obtenons un diagramme de chromaticité où les projections sont appelées coordonnées chromatiques. Les valeurs de ce diagramme de chromaticité sont obtenues à partir des primaires X, Y et Z grâce à l'équation suivante :

$$\begin{aligned}x &= \frac{X}{X+Y+Z}, \\y &= \frac{Y}{X+Y+Z}, \\z &= \frac{Z}{X+Y+Z},\end{aligned}\tag{1.3}$$

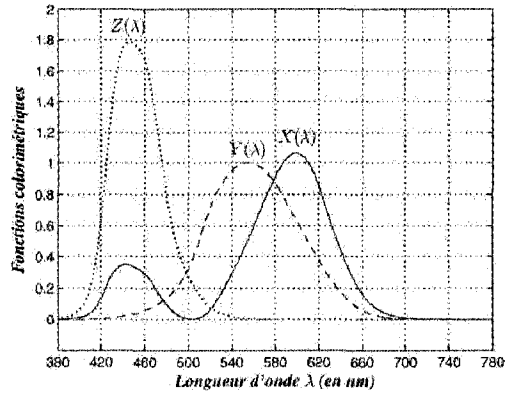


FIG. 5 – Les fonctions colorimétriques  $X(\lambda)$ ,  $Y(\lambda)$  et  $Z(\lambda)$ .

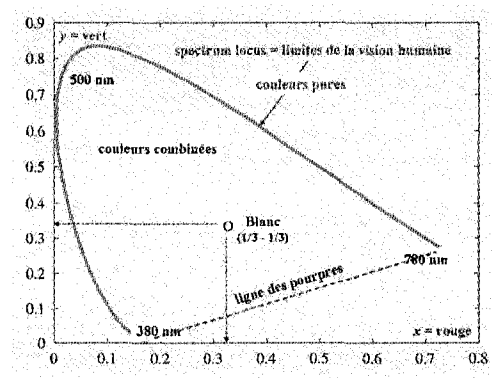


FIG. 6 – Diagramme de chromaticité xy.

Ainsi, l'ensemble des couleurs peuvent être représentées en n'utilisant que deux coordonnées tel qu'illustré par le diagramme de chromaticité xy de la figure 6. Dans ce diagramme appelé « spectrum locus », toutes les couleurs sont contenues dans l'aire délimitée par le lieu du spectre et la droite des pourpres. Ainsi, il est possible de représenter un stimulus de couleur par sa chrominance et par sa luminance. Pour cela, il suffit d'utiliser les composantes x et y pour la chrominance et Y pour la luminance, ce qui forme l'espace xyY.

### 1.2.3 La théorie de l'opposition de couleur

A la fin du 19ème siècle, Hering, un physiologiste Allemand s'intéressa à l'apparence de la couleur. On lui doit la théorie des oppositions de couleur, mise de l'avant pour expliquer un certain nombre de phénomènes inexplicés par la théorie trichromatique [7][8]. Un exemple de ces phénomènes est l'effet de l'image d'après, en d'autres termes, si l'oeil regarde un certain temps une surface jaune, puis ensuite une surface blanche, ceci laisse à l'oeil une sensation au bleu. Le rouge et le vert seraient codés ensemble de manière opposée, le bleu et le jaune également, empêchant toutes les couleurs d'apparaître rouge-vert ou bleu-jaune. Ainsi, une couleur rouge mélangée avec une couleur verte donne une couleur jaune, et non une couleur rougeâtre ou verdâtre.

Donc, la couleur prend forme au sein des récepteurs qui mesurent trois composantes chromatiques, mais ces composantes sont codées dans la rétine dans une forme qui est cohérente avec la théorie des oppositions de couleurs. La plupart des modèles actuels sont basés sur le concept suivant : la couleur est codée par les récepteurs en trois composantes appelées L, M et S. Ensuite, ces composantes sont additionnées ou soustraites de manière à composer un signal achromatique qui est l'axe de la luminance et deux signaux chromatiques qui sont l'axe rouge-vert et l'axe bleu-jaune (voir figure 7).

### 1.2.4 Les espaces perceptuellement uniformes

L'espace couleur XYZ n'est pas un espace métrique, on ne peut pas mesurer facilement la différence perceptuelle entre deux couleurs par la distance entre deux points dans cet espace. MacAdam a montré la non-uniformité de l'espace XYZ. Ses travaux ont porté sur la mesure de l'adéquation entre les espaces de couleur et la notion de distance [1]. Les expériences ont consisté à mesurer expérimentalement l'ensemble des couleurs justes discernables ou ayant un écart juste perceptible d'un ensemble de couleurs données. Ces travaux ont permis de définir l'aspect elliptique des ensembles des couleurs justes

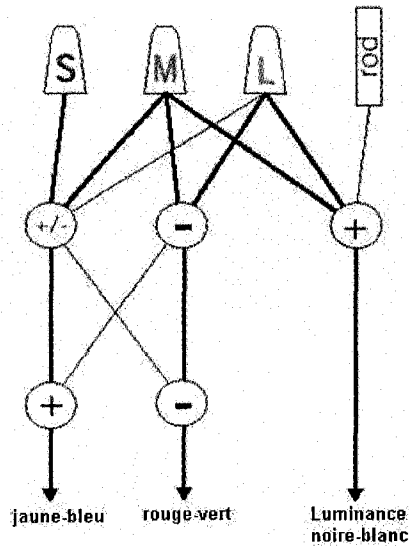


FIG. 7 – Un des modèles représentant les couleurs opposées.

discernables d'une couleur donnée. Ces ellipses sont de tailles et d'orientations variables comme le montre la figure 8.

### L'espace CIELUV

L'espace CIELUV a été proposé par le CIE en 1964. Il reprend le même principe de normalisation que l'espace xyY (voir section 1.2.2), à la différence près qu'il possède des pondérations sur les coefficients X, Y et Z. L'espace CIELUV est alors appelé un espace uniforme, par le fait qu'une même différence de perception entre deux couleurs représente toujours la même distance géométrique au sein de cet espace. La construction de cet espace est similaire à celle de l'espace xyY mais avec des pondérations sur le tristimulus :

$$\begin{aligned} u' &= \frac{4X}{X+15Y+3Z}, \\ v' &= \frac{9Y}{X+15Y+3Z}, \end{aligned} \tag{1.4}$$

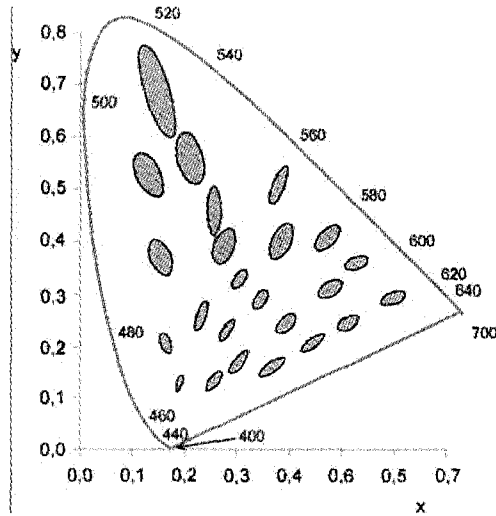


FIG. 8 – Les ellipses de MacAdam représentées dans le diagramme chromatique xy.

Les trois composantes de cet espace sont ensuite déterminées de la manière suivante, à l'aide de la couleur de l'illuminant :

$$\begin{aligned}
 L^* &= 116 \frac{Y}{Y_{ill}}^3 - 16 \\
 u^* &= 13L^*(u' - u'_{ill}) \\
 v^* &= 13L^*(v' - v'_{ill}).
 \end{aligned}
 \tag{1.5}$$

Notons que la luminance, dans les termes de la CIE, représente la clarté et les composantes  $u^*$  et  $v^*$  représentent respectivement l'opposition de couleurs vert-rouge et l'opposition de couleurs bleu-jaune.

### L'espace CIELAB $L^*a^*b^*$

L'espace CIELAB, appelé aussi CIE  $L^*a^*b^*$ , est un dérivé de l'espace XYZ et a été proposé par le CIE en 1976. L'amélioration apportée est l'uniformisation de la perception des différences de couleurs ainsi que la non-linéarité de la réponse de l'oeil. Comme tous les espaces de couleurs reprenant les bases de l'espace XYZ, l'espace CIELUV possède trois axes, un représentant la luminance  $L^*$  et deux représentant la chromaticité  $a^*$  et  $b^*$ .



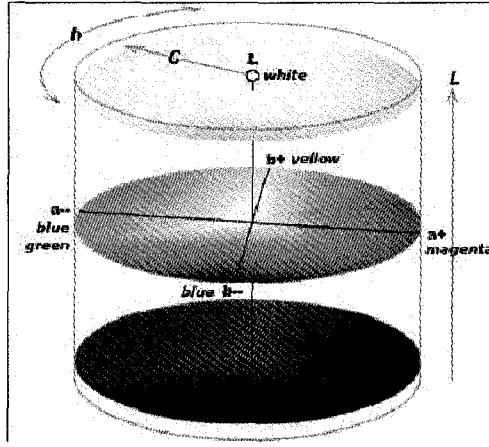


FIG. 9 – Représentation de l'espace CIELAB.

La composante  $L^*$  est calculée de la même façon que dans l'espace  $L^*u^*v^*$ . Les composantes chromatiques de cet espace sont données par les équations suivantes :

$$\begin{cases} a^* = 500 \left[ f\left(\frac{X}{X_{iu}}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_{iu}}\right) \right] \\ b^* = 300 \left[ f\left(\frac{Y}{Y_{iu}}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_{iu}}\right) \right] \end{cases} \quad (1.6)$$

avec :

$$f(x) = \begin{cases} x^3 & \text{si } x > 0.008856 \\ 7.787x + \frac{16}{116} & \text{si } x < 0.008856 \end{cases}$$

La figure 9 représente la morphologie de l'espace  $L^*a^*b^*$ , dont le chroma  $C$  et la teinte  $h$  peuvent être déterminés comme suit :

$$\begin{aligned} C &= \sqrt{a^{*2} + b^{*2}} \\ h &= \arctan(b^*/a^*) \end{aligned}$$

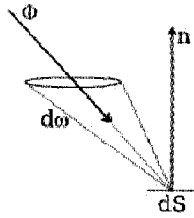


FIG. 10 – Flux radiant d’une surface vue par un angle solide.

### 1.3 La Radiométrie

La radiométrie est le domaine qui étudie la physique de la lumière. Cette étude peut se faire selon deux approches différentes : ondulatoire et corpusculaire. Dans le premier cas, la lumière est une onde électromagnétique se propageant dans l’espace avec une vitesse constante  $c \simeq 3 \times 10^8 \text{ km/s}$ . Dans le deuxième cas, la lumière est un flux de particules (photons), de masse nulle, se propageant à une vitesse  $c$  et possédant une énergie  $E = h\nu$  (où  $h$  est la constante de Planck et  $\nu$  est la fréquence de la fonction d’onde associée au photon). En fait les deux modèles sont aussi valable l’un que l’autre et se complètent [40].

En radiométrie on met l’accent sur la répartition spatiale de la puissance lumineuse. Ainsi,

- la radiance  $\Phi$  est la quantité de lumière générée par une unité de surface  $dS$  dans une direction vue en perspective par un angle solide  $d\omega$ , tel qu’illustré à la figure 10.
- L’irradiance est la quantité de lumière reçue par une unité de surface à travers un angle solide.

Un angle solide est un angle vu dans l’espace tridimensionnel permettant de définir un rapport constant entre une surface et la distance qui la sépare d’un point de vue.

La spectro radiométrie consiste en l’étude de ces grandeurs en précisant leurs répartitions spatiales. Ainsi la description de chaque type de lumière est notée par sa distribution spectrale de puissance (**DSP**).

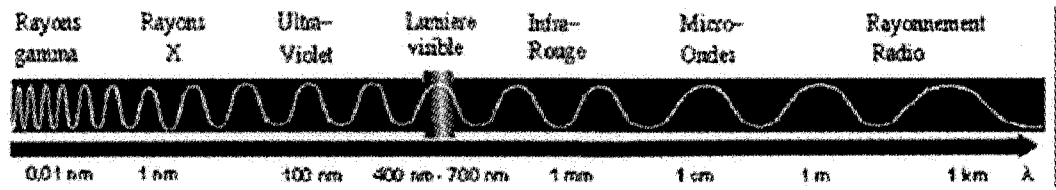


FIG. 11 – Spectre des ondes électromagnétiques.

Dans ce qui suit, nous considérons que la lumière est une onde d'énergie électromagnétique, répartie sur l'ensemble du spectre compris entre  $400 \text{ nm}$  et  $700 \text{ nm}$  correspondant au domaine du visible de l'oeil humain (voir la figure 11).

### 1.3.1 Source de lumière

Il existe plusieurs technologies pour produire de la lumière. On peut les classer comme suit [25][40] :

- décharge dans un gaz : il s'agit de faire traverser un courant électrique dans un gaz ;
- thermoluminescence : chauffer un solide ou un liquide, à une température supérieure à  $1000 \text{ Kelvin}$  ;
- photoluminescence : comprend deux catégories, la fluorescence et la phosphorescence. Elle provient de certains minéraux qui, quand ils sont touchés par une source ultraviolette, émettent une fluorescence sous la forme d'une lumière visible. Seulement, quand la source de lumière ultraviolette est coupée, et que le minéral reste encore lumineux, alors ce minéral a la propriété de phosphorescence.
- électroluminescence : certains solides comme les semi-conducteurs émettent de la lumière lorsqu'ils sont traversés par un courant électrique ;

Nous donnerons un aperçu des deux groupes les plus utilisés.

## Les sources à décharge dans un gaz

Leur principe consiste à mettre un gaz dans un tube en verre, aux extrémités duquel se trouve deux électrodes. Afin de permettre le passage du courant électrique, on chauffe la cathode à l'aide d'une haute tension pour ioniser localement le gaz. Ceci provoque l'excitation des électrons du gaz et donc l'émission de photons.

On trouve dans ce type de source les tubes fluorescents, qui sont des lampes contenant des vapeurs de mercures auxquelles on a rajouté du phosphore qui, par photoluminescence, produit une lumière. Il y a plusieurs types de sources fluorescentes qui varient selon le phosphore utilisé. La CIE (Commission Internationale de l'Éclairage) propose douze types de spectres fluorescents notés de F1 à F12.

## Les sources thermiques

**Le radiateur de Planck :** Le physicien Max Planck étudia au début du siècle le rayonnement électromagnétique émis par des corps chauffés. Il a démontré que le spectre lumineux émis par un corps noir parfait, totalement absorbant, dépend uniquement de sa température. Et par ce fait, ce corps noir possède une émission maximale. La luminance énergétique spectrale est donnée par la loi de Planck qui s'exprime sous la forme suivante [1] :

$$L(\lambda, T) = \frac{c_1}{\lambda^5} [e^{\frac{c_2}{\lambda T}} - 1]^{-1} \quad (1.7)$$

où :

L est la luminance énergétique spectrale, exprimée en  $Wm^{-3}sr^{-1}$  ;

$\lambda$  est la longueur d'onde en mètres ;

T est la température absolue en kelvin ;

$c_1$  est la première constante radiative avec  $\frac{c_1}{\lambda^5} = 1.1910410^{-16} Wm^2sr^{-1}$  ;

$c_2$  est la première constante radiative avec  $c_2 = 1.43876910^{-6} mK$ .

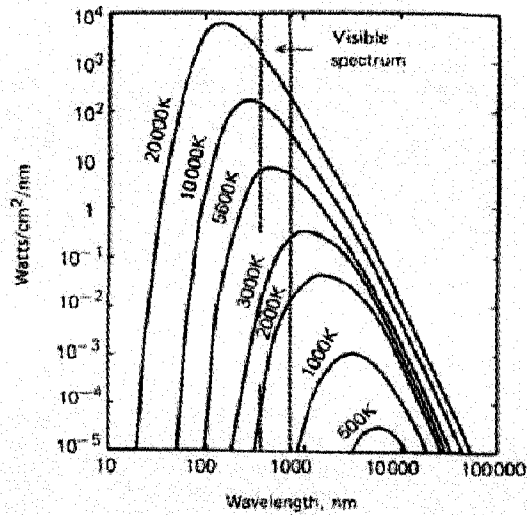


FIG. 12 – Courbe de quelques radiateurs plankiens.

Cette équation dépend des variables  $\lambda$  et  $T$ . Il a été démontré que la luminance  $L$  augmente toujours avec  $T$  et passe par un maximum pour une valeur particulière de  $\lambda$ , voir figure 12 [1]. Aussi, une caractéristique d'un illuminant ou d'une source lumineuse est sa température de couleur (température de couleur proximale). Cela permet de qualifier une source de lumière par la température du corps noir produisant un rayonnement équivalent.

### 1.3.2 Les illuminants standards de la CIE

Devant le nombre important de sources lumineuses, la CIE a normalisé quelques échantillons représentatifs. On parle de sources standards quand la réalisation de la source est possible ; sinon, quand seule la distribution spectrale de puissance est connue, on parle d'illuminants [40].

Les principaux illuminants normalisés de la CIE sont (voir figure 13) :

**L'illuminant A** : il représente les sources de lumière à incandescence. C'est la lumière

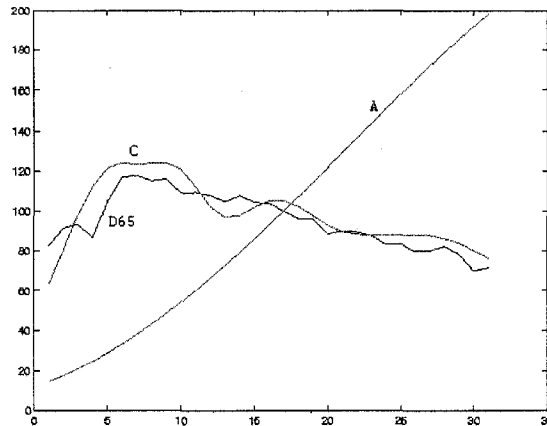


FIG. 13 – La distribution spectrale de puissance de quelques illuminants de la CIE.

émise par un corps noir porté à la température de 2856K.

**L'illuminant B** : lumière directe du soleil à midi à 4870K environ. Cet illuminant n'est plus en usage depuis 1986.

**L'illuminant C** : lumière moyenne du jour avec une température de couleur proximale d'environ 6770K.

**Les illuminants D** : représentent la lumières du jour. Le plus utilisé est le D65 qui représente la lumière du jour à une température de couleur proximale d'environ 6500K.

## 1.4 Phénomènes de l'apparence de couleur

Deux couleurs identiques peuvent être perçues différentes si on les met dans des conditions de visionnements différentes. Afin de percevoir identiquement deux régions d'une même couleur, les conditions de visionnements, telle que le niveau de luminance, la lumière ambiante, l'angle de vision, l'arrière plan et la caractéristique de la surface doivent être les mêmes [13].

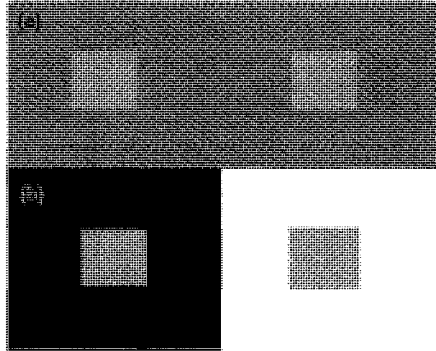


FIG. 14 – Un exemple de l’effet du contraste. Les imagettes grises sur l’arrière plan gris (a) sont identiques à celles sur les arrières plans blanc et noir.

### 1.4.1 Effet du contraste

Le contraste est la différence d’impression lumineuse produite par l’oeil de deux zones ayant des luminances différentes. Le contraste entre un objet et son arrière plan est l’un des plus importants paramètres de lisibilité. Rappelons que ce système visuel humain fonctionne en appliquant une comparaison plutôt qu’une mesure absolue de la lumière. L’effet du contraste est défini par l’équation suivante :

$$C = \frac{L_{max} - L_{min}}{L_{max} + L_{min}}. \quad (1.8)$$

Notre vision a tendance à rehausser le contraste. En effet, une région apparaîtra plus sombre si elle est entourée d’une luminosité plus claire et réciproquement. Ainsi, une même région aura une apparence différente si elle se trouve sur deux arrières plans différents. C’est l’effet de « contraste simultané ». Cet effet est illustré à la figure 14.

### 1.4.2 L’effet de Stevens

Nous percevons un contraste de luminosité entre deux surfaces lorsque celles-ci possèdent des intensités de teinte différentes. Toutefois, ce contraste est perçu de façon plus importante quand la lumière incidente sur ces surfaces est plus intense. Sous un fort

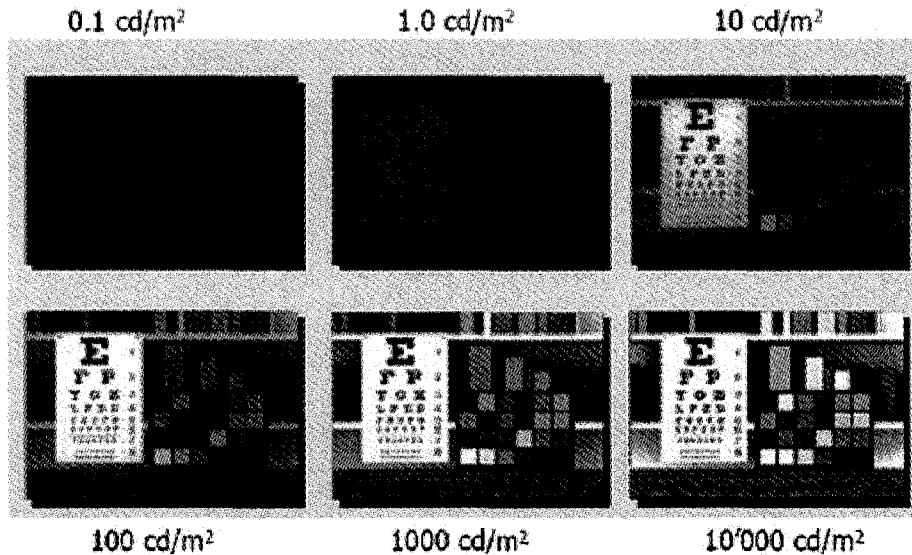


FIG. 15 – Simulation des effets de Hunt et Stevens dans la perception des couleurs et des contrastes.

éclairage, une surface claire apparaîtra encore plus claire tandis qu'une surface sombre apparaîtra encore plus sombre. C'est l'effet de Stevens.

### 1.4.3 L'effet de Hunt

L'effet de Stevens précise que la perception du contraste augmente lorsque la luminance augmente. A cela s'ajoute un autre effet, celui de Hunt. Ce dernier nous dit que la vivacité des couleurs augmente avec l'intensité de l'illuminant. Un des exemples est qu'une image exposée au soleil a des couleurs plus vives que si elle était placée à l'ombre. La figure 15 montre une simulation des effets de Hunt et Stevens dans la perception des contrastes et des couleurs sous différentes intensités d'illuminants.



## 1.5 Adaptation du système visuel

### 1.5.1 Adaptation du système visuel aux changements des conditions d'éclairage

L'adaptation est l'habilité de l'oeil de changer sa sensibilité au stimulus couleur en réponse au changement des conditions de vision. On peut recenser trois importants types d'adaptation : l'adaptation à la lumière, à l'obscurité et l'adaptation chromatique [13].

#### **Adaptation à la lumière**

L'adaptation à la lumière c'est la diminution de la sensibilité visuelle face à l'augmentation des niveaux d'illuminations. Par exemple, lors d'un clair de lune, il nous est possible de distinguer des milliers d'étoiles. Cependant lors de journées ensoleillées, on est incapable de voir ces mêmes étoiles. Ceci est dû au fait, que ce changement de luminance a provoqué durant la journée une réduction dans la sensibilité visuelle comparativement à celle de la nuit. Ainsi, la luminance ayant servi à produire la perception des milliers d'étoiles la nuit est inadéquate pour permettre leur perception durant le jour.

#### **Adaptation à l'obscurité**

L'adaptation à l'obscurité est un phénomène opposé à l'adaptation à la lumière. Ainsi, l'adaptation à l'obscurité est l'augmentation dans la sensibilité visuelle face à la diminution du niveau de luminance.

Bien que le phénomène lié aux deux adaptations est similaire, il est à noter qu'ils sont atténués par différents mécanismes et exhibent des performances visuelles différentes. Par exemple, l'adaptation à la lumière se fait plus rapidement que l'adaptation à l'obscurité. Tout le monde a déjà expérimenté l'adaptation à l'obscurité, en entrant dans une salle de cinema obscure après avoir été au soleil. Au début, la salle nous paraît complètement

obscur. Puis, après un certain temps, on commence à distinguer certaines choses. Après quelques minutes, les objets deviennent plus visibles, et on a de moins en moins de difficultés à identifier les gens et même à trouver de meilleures places pour voir le film. Ceci est dû au fait que le mécanisme de l'adaptation à l'obscurité augmente graduellement la sensibilité globale du système visuel.

### **Adaptation chromatique**

L'adaptation chromatique est un phénomène important de système visuel humain. C'est un élément incontournable dans tout processus de reproduction de couleur.

A l'instar de l'adaptation à la lumière et à l'obscurité qui sont inhérentes au changement de la réponse globale de tous les récepteurs de la rétine, l'adaptation chromatique ne concerne que le changement de la réponse des trois types de cônes.

L'exemple le plus cité pour parler de l'adaptation chromatique, est la feuille blanche qu'on perçoit sous la lumière du jour, et une fois qu'on la ramène dans une pièce illuminée avec une lumière incandescente, elle nous paraît toujours blanche, malgré le fait que l'énergie réfléchie de notre feuille ait changée du bleuâtre (lumière du jour) au jaunâtre (lumière de la lampe).

#### **1.5.2 Adaptation chromatique (État de L'art)**

Dans cette section, nous introduisons quelques modèles d'adaptation chromatique. Nous avons groupé les modèles en deux ensembles, le premier concerne la théorie de Retinex et le deuxième concerne le modèle de Von Kries. Notons qu'il existe des études détaillées sur l'adaptation chromatique [6] [36] [51].

## La théorie Retinex

La théorie Retinex a été développée par Edwin Land et McCain [33] [34]. Elle aborde le mécanisme de l'adaptation chromatique sous la rubrique de la constance des couleurs. La théorie Retinex peut être considérée comme une amélioration du modèle de Von Kries que nous verrons plus tard. Son objectif est de résoudre le problème de la constance de couleur en fournissant des descripteurs de couleurs invariants au changement de lumière.

Cette théorie a été formulée pour expliquer l'indépendance de l'apparence des couleurs par rapport à la distribution spectrale de la lumière réfléchie. Land a suggéré que l'apparence des couleurs est contrôlée par la réflectance de la surface, plutôt que par la distribution de la lumière réfléchie. Il existe selon lui une zone de traitement de l'information dans le système visuel humain qui compare la couleur perçue d'un point d'intérêt avec son voisinage. Ne sachant pas réellement où se situe cette fonction d'interprétation des couleurs, il décide de nommer son modèle Retinex.

La formulation mathématique de la théorie se résume ainsi : soient  $I$  une image et  $F$  un filtre passe bas, l'image Retinex  $R$  s'écrit [38] :

$$R = \log(I) - \log(I * F) \quad (1.9)$$

où «  $*$  » représente l'opération de convolution.

La constance des couleurs s'explique par l'opération 1.9 qui extrait la différence entre un pixel et ses voisins et rehausse ainsi les détails provenant de la réflexion.

La méthode Retinex est utilisée dans la compression de la gamme dynamique et la correction de couleur [26] [45]. Toutefois, sa mise en oeuvre est complexe, notamment la détermination du masque  $F$  et surtout le choix de la dimension du voisinage du pixel [9].

## Le modèle de Von Kries

La première formalisation du phénomène de l'adaptation chromatique a été donnée en 1902 par Johannes Von Kries [30]. Elle repose sur l'hypothèse suivante : le mécanisme de la vision humaine comporte trois sensibilités fondamentales inhérentes aux trois types de cônes notés L, M et S pour les longues (rouge), moyennes (vert) et courtes (bleu) longueurs d'ondes. La sensibilité des cônes est invariable au changement d'illumination. Cette invariance est formulée en terme de fonctions de gain liées au changement d'illumination.

Mathématiquement, le modèle de Von Kries est représenté par l'équation 2.1, où  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$  sont les paramètres d'adaptation (gains) qui permettront aux cônes  $L'$ ,  $M'$  et  $S'$  d'adapter leur sensibilité au changement d'illumination.

$$\begin{pmatrix} L' \\ M' \\ S' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha & 0 & 0 \\ 0 & \beta & 0 \\ 0 & 0 & \gamma \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L \\ M \\ S \end{pmatrix} \quad (1.10)$$

En supposant que  $L'_b, M'_b, S'_b$  et  $L_b, M_b, S_b$  sont les réponses des cônes au blanc de référence de chaque illuminant, on peut calculer  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$  comme suit :

$$\alpha = \left( \frac{L'_b}{L_b} \right), \quad \beta = \left( \frac{M'_b}{M_b} \right), \quad \gamma = \left( \frac{S'_b}{S_b} \right) \quad (1.11)$$

Le modèle de Von Kries est réalisé au niveau de l'espace des cônes. Cependant, en pratique, les systèmes de production de couleur tel que les caméras photos numériques produisent la couleur dans leur propre espace. On a donc besoin de les transformer vers l'espace des cônes. Ceci est réalisé par une transformation linéaire, sous forme d'une matrice  $3 \times 3$ , appelée transformation pour l'adaptation chromatique (**TAC**). Plus formellement, soit  $(X, Y, Z)$ , la valeur du triplet d'une couleur donnée pour un observateur adapté à un illuminant donné. Soit  $(X', Y', Z')$  celle d'une couleur qui paraît identique à la première pour le même observateur adapté à un deuxième illuminant. On obtient

$(X', Y', Z')$  en fonction de  $(X, Y, Z)$  en appliquant la **TAC** comme suit :

$$\begin{vmatrix} X' \\ Y' \\ Z' \end{vmatrix} = TAC^{-1} \begin{vmatrix} \alpha & 0 & 0 \\ 0 & \beta & 0 \\ 0 & 0 & \gamma \end{vmatrix} TAC \begin{vmatrix} X \\ Y \\ Z \end{vmatrix} \quad (1.12)$$

Plusieurs matrices **TAC** sont disponibles dans la littérature. Telles que XYZScaling, Bradford, Helson et al. (Von Kries) [13] , Sharp, Wassef, Sobagaki et al. [36], Bartelson et CMCCAT 2000 [11].

### 1.5.3 Discussion

La méthode Retinex est basée sur la contribution spatiale entre pixels de l'image, seulement son efficacité est liée à la taille du voisinage et à la pondération donnée à chaque pixel voisin. D'un autre côté les transformations basées sur le modèle de Von Kries ignore si un triplet de couleurs appartient à une région de contours ou à une région de texture, ils ne s'intéressent qu'à la valeur intrinsèque du pixel. Ainsi les données couleurs utilisées sont séparées du contexte de l'image. De plus, la différence entre plusieurs de ces transformations réside surtout dans le choix des données tests utilisées [12].

Notre intuition de départ est d'examiner l'influence de la transformation d'adaptation chromatique sur le contenu spatial et fréquentiel de l'image, à savoir la couleur, les contours, la texture et les régions homogènes. Par la suite tirer profit des conclusions, pour proposer de nouveaux algorithmes tenant compte du contenu visuel de l'image, dans le calcul de nouvelles transformations d'adaptation chromatique.

## Chapitre 2

# Apport du contenu visuel à l'adaptation chromatique

Pour examiner comment est modifié le contenu d'une image par la transformation d'adaptation chromatique, nous procédons à une série de tests. Dans notre expérimentation, nous nous intéressons à la couleur, aux contours et à la texture, qui sont trois caractéristiques liées directement à la perception de l'oeil humain. Plusieurs travaux de recherches en psychophysique [23][42] ont montré l'impact de la variation des couleurs sur l'habilité du mécanisme visuel humain à repérer les régions texturées. La texture représente les régions homogènes et les contours sont les limites entre ses différentes régions. La texture se caractérise par sa forme, sa granularité, son contraste et sa complexité. Les contours se caractérisent par leurs orientations et leurs contrastes. Notons qu'il n'existe pas à notre connaissance de travaux portant sur l'influence de l'adaptation chromatique sur le contenu de l'image.

Dans ce mémoire, nous présentons une nouvelle approche qui introduit le contenu visuel de l'image à l'adaptation chromatique.

Nous abordons l'adaptation chromatique en commençant tout d'abord par une série de tests qui consistent à examiner l'influence de l'adaptation chromatique sur le contenu de l'image, à savoir la couleur, les contours, la texture et les régions homogènes. Par la suite nous proposons une nouvelle approche basée sur le contenu visuel de l'image et tenant compte des conclusions de ces expérimentations. Nous proposons aussi une approche basée sur la transformation Sharp. Cette dernière se base sur l'amincissement des réponses spectrales du capteur, que nous avons reformulé en insérant des contraintes liées à la structure du capteur, tel que le chevauchement entre réponses spectrales des différentes bandes et le gamut. Notre travail est validé par une comparaison de nos résultats avec les transformations existantes en utilisant deux critères d'évaluations. Le premier, basé sur la perception, est défini par la métrique de différence de couleur  $\Delta E_{94}$ . Le deuxième a pour objet de mesurer l'effet des transformations sur le contenu de l'image, ce dernier est défini par les contours, la texture et les régions homogènes.

Ce travail est réalisé sous la direction du Professeur Djemel Ziou. Il entre dans le cadre du projet intitulé **Gestion de la couleur**, qui est un des projets de la Chaire Bell Canada CRSNG, dirigé par le professeur Djemel Ziou. Ma contribution dans ce travail réside dans la vérification du modèle, sa mise en oeuvre et sa validation expérimentale.

Les détails de de notre approche sont présentés dans la suite du mémoire sous forme d'un article qui sera soumis dans un journal sous le titre « Visual contents contribution to chromatic adaptation ».

## 2.1 Contribution of Visual Content to Chromatic Adaptation

Karim Nabil Lahmar & Djemel Ziou

Département d'informatique

Université de Sherbrooke

Sherbrooke (Québec), Canada, J1K 2R1

{Karim.Nabil.Lahmar, Djemel.Ziou}@usherbrooke.ca

### Abstract

Imaging systems such as scanners, cameras and digital cameras do not have the ability to adapt to illumination changes the human visual system. Thus, to accurately reproduce the color appearance of an image, imaging and image processing systems need to apply a transform which converts a color captured under an input illuminant to a corresponding color under another output illuminant. This is called chromatic adaptation, known at the physical image formation stage as white balance.

Chromatic adaptation is a linear transform which is easy to implement. This advantage makes it particularly suitable for devices with limited calculation capacity, such as PDAs and digital cameras integrated into cellular phones.

Chromatic adaptation has been studied only from the color standpoint. Our new approach studies it with consideration for image content ; in other words, it examines the effects of the adaptation on the edges, color histogram and texture of the image.

**Keywords :** Chromatic adaptation, Von Kries, Sharp transform, white balance, image content.



## 2.2 Introduction

Chromatic adaptation is the capacity of the human visual system to adjust to wide variations in illumination in order to preserve the color appearance of objects. In the traditional colorimetric model this phenomenon is counterintuitive, because if the spectrum of light is different, we should expect to have a different visual impression, but in reality the perception of color objects by the human eye is constant under various light sources. The human visual system dynamically adapts to the lighting conditions; it has the capacity to carry out a chromatic adaptation in order to preserve color constancy. This adaptation corresponds roughly to a recalibration of the visual sensitivities to changes in illumination; and its effect seems to be to move the color of the reference white which represents the illuminant color.

In the case of artificial vision, the determination of the red, green and blue ( $R, G, B$ ) triplet representing a color is generally carried out with the assumption that the lighting conditions are constant. This simplification of the model does not allow for color invariance to illumination. This becomes more apparent when we consider a system which has no capacity to adapt automatically to changes in lighting conditions, like a digital camera [24]. Thus, if we take two pictures of the same scene, one at noon time and the other at sunset, the colors of the second picture will reflect a predominance of red-yellow. This is due to the fact that a digital still camera has no capacity to adjust the relative response of its sensors to red, green and blue the way the human eye does.

Considered as a basic operation in the color appearance model [13], chromatic adaptation must provide complete and faithful color information to the applications that use it. These applications include the white balance in the imaging systems in digital cameras [31] [35] [48], applications related to color constancy [4] [5] [49] and visual image

communication. To date, there is no universal transformation for chromatic adaptation, although the problem has been studied for more than 50 years and several transformations have been developed. The existing transformations fall into two main classes : the first comprises those based on the Retinex theory and the second, those based on the Von Kries model [30].

In this report, we begin by advancing the study of chromatic adaptation by a series of tests which examine the influence of chromatic adaptation on image content, such as color, edges, texture and homogeneous areas. We then propose a method which takes the results of these experiments into account in calculating a new transformation adapted to each type of content. This is achieved by building a color database collected starting from pixels belonging to edges and texture areas. We also propose an approach derived from the Sharp transformation, based on sharpening the sensor spectral responses, which we have reformulated to include new constraints related to the sensor structure, such as the overlap between spectral responses of various sensitivities, and the sensor gamut.

Our report is organized as follows : In Section 2.3, we discuss related work on various chromatic adaptations. The influence of image content on chromatic adaptation is presented in Section 2.4. In Section 2.5 we present our two new approaches for chromatic adaptation, the first of which is based on the Sharp transformation and the second, on image content. In Section 2.6, we give a new comparative evaluation of our content-based approach. We conclude the paper with some suggestions to improve our work.

## 2.3 Chromatic Adaptation (Review)

In this section, we introduce some models of chromatic adaptation. We have grouped the models in two sets, the first related to the Retinex theory and the second, to the Von

Kries model. Note that detailed studies on chromatic adaptation are to be found in [6] [36] [51].

### 2.3.1 The Von Kries Model

The first development of the chromatic adaptation concept was in 1902 by Johannes Von Kries [30]. It is based on the following hypothesis : the mechanism of human vision comprises three fundamental sensitivities, inherent in the three types of cones L, M and S, for the long (red), middle (green) and short (blue) wavelengths. These sensitivities are invariable under illumination change. This invariance is formulated in terms of gain functions related to the illumination change.

Mathematically, the Von Kries model is represented by equation 2.1, where  $\alpha$ ,  $\beta$  and  $\gamma$  are the adaptation coefficients (gains) which will allow the cones  $L'$ ,  $M'$  and  $S'$  to adapt their sensitivity to the illumination change

$$\begin{pmatrix} L' \\ M' \\ S' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha & 0 & 0 \\ 0 & \beta & 0 \\ 0 & 0 & \gamma \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L \\ M \\ S \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

Supposing that  $L'_b, M'_b, S'_b$  and  $L_b, M_b, S_b$  are the cone responses to the test and reference illuminants respectively.  $\alpha$ ,  $\beta$  and  $\gamma$  are the the Von Kries coefficients corresponding to the change in sensitivity of the three cone mechanisms due to chromatic adaptation. These are calculated as follows :

$$\alpha = \left(\frac{L'_b}{L_b}\right), \quad \beta = \left(\frac{M'_b}{M_b}\right), \quad \gamma = \left(\frac{S'_b}{S_b}\right) \quad (2.2)$$

The Von Kries model is applied within the cone spaces. In practice, however, color production systems such as digital still cameras produce color in their own spaces. To

apply The model, these must therefore be transformed to the cone spaces. This is carried out by a linear transformation, which is a  $3 \times 3$  matrix called the chromatic adaptation transform (CAT). More formally, let  $(X, Y, Z)$  be the values of a given triplet of colors for an observer adapted to a given illuminant. Let  $(X', Y', Z')$  be the triplet of colors which appears identical to the first for the same observer adapted to a second illuminant. We obtain  $(X', Y', Z')$  as a function of  $(X, Y, Z)$  by applying CAT, as follows :

$$\begin{pmatrix} X' \\ Y' \\ Z' \end{pmatrix} = CAT^{-1} \begin{pmatrix} \alpha & 0 & 0 \\ 0 & \beta & 0 \\ 0 & 0 & \gamma \end{pmatrix} CAT \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} \quad (2.3)$$

Several studies have shown that a  $3 \times 3$  diagonal matrix is sufficient to express color constancy, as far as the sensor space is transformed towards a new basis [19][37][49].

Several CAT matrices are available in the literature, such as the XYZScaling, Bradford, Helson et al. (Von Kries), Sharp, Wassef, Sobagaki et al., Bartelson and CMCCAT 2000 [11][13][36].

### The Helson et al. Transformation

The Helson et al. transformation [52] was adopted in 1974 by the Commission Internationale de l'Eclairage (CIE). It is usually used to study color appearance properties as a function of changes in illumination.

In developing their transformation, Helson et al. relied primarily on the Von Kries hypothesis to predict the color appearance of a triplet  $(X, Y, Z)$  for an observer adapted to a given illuminant, using equation 2.3. For the transformation to the cone space, they used Judd's fundamental primaries [28]. We will use the notation  $CAT_{Vk}$  since their matrix is referred to as the Von Kries transformation [11] :

$$CAT_{Vk} = \begin{vmatrix} 0,000 & 1,000 & 0,000 \\ -0,0460 & 1,360 & 0,100 \\ 0,000 & 0,000 & 1,000 \end{vmatrix} \quad (2.4)$$

Thus, if we take two given illuminants such as A and C, with the respective values of their reference whites  $(L_A, M_A, S_A) = (100.00, 90.00, 35.50)$  and  $(L_C, M_C, S_C) = (100.00, 103.60, 118.10)$ , we can compute the values of  $\alpha$ ,  $\beta$  and  $\gamma$  by equation 2.2. We then substitute these into equation 2.3 as follows :

$$\begin{vmatrix} X' \\ Y' \\ Z' \end{vmatrix} = CAT_{Vk}^{-1} \begin{vmatrix} 1,000 & 0,000 & 0,000 \\ 0,000 & 1,1511 & 0,000 \\ 0,000 & 0,000 & 3,3267 \end{vmatrix} \begin{vmatrix} X \\ Y \\ Z \end{vmatrix} \quad (2.5)$$

Replacing  $CAT_{Vk}$  by combining equations 2.4 and 2.5, we obtain :

$$\begin{vmatrix} X' \\ Y' \\ Z' \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1,154 & -0,458 & 0,473 \\ 0,000 & 1,000 & 0,000 \\ 0,000 & 0,000 & 3,327 \end{vmatrix} \begin{vmatrix} X \\ Y \\ Z \end{vmatrix} \quad (2.6)$$

### The Bradford Transformation

The Bradford transformation, denoted by  $CAT_{Bfd}$ , was developed by Lam at Bradford University [32]. He used two sets of 58 samples of colors, the first under illuminant D65 and the second under illuminant A. The haplosopic matching technique was used to establish pairs of corresponding colors. He empirically calculated the  $CAT_{Bfd}$  matrix by a least square fit of the two data sets. The matrix obtained is as follows :

$$CAT_{Bfd} = \begin{vmatrix} 0,8951 & 0,2664 & -0,1614 \\ -0,7592 & 1,7135 & 0,0367 \\ 0,0389 & -0,0685 & 1,0296 \end{vmatrix} \quad (2.7)$$

This transformation is used in the standard color appearance CIECAM97s [10].

### The Sharp Transformation

The development of this transformation is justified by the fact that the spectral sensitivity of each of the three types of cones L, M and S is narrow. From the spectral formation model, a color  $\mathbf{c}$  corresponds to :

$$\mathbf{c} = \int_{\omega} E(\lambda)S(\lambda)R(\lambda)d\lambda \quad (2.8)$$

where  $E(\lambda)$ ,  $S(\lambda)$  and  $R(\lambda)$  indicate, respectively, the illumination, reflectance and sensitivity of the sensor. The integral is calculated on all visible intervals  $\omega$ .

Finlayson et al. [17] posed the color constancy problem as follows : The ratio of the spectral responses of two different areas is invariant to the illuminant. More formally, let  $S_r$  and  $S$  be the reflectances of two different areas, and  $E^i$  and  $E^j$  two illuminants. For the same sensor  $R(\lambda)$  we obtain the following equality :

$$\frac{\int_{\omega} E^i(\lambda)S(\lambda)R(\lambda)d\lambda}{\int_{\omega} E^i(\lambda)S_r(\lambda)R(\lambda)d\lambda} = \frac{\int_{\omega} E^j(\lambda)S(\lambda)R(\lambda)d\lambda}{\int_{\omega} E^j(\lambda)S_r(\lambda)R(\lambda)d\lambda}. \quad (2.9)$$

Equation 2.9 is true if the sensor spectral response is very narrow. In other words, it would be necessary to have a response for a single wavelength. This means that ideally each spectral sensitivity is a Dirac function centered over a wavelength. This definition of color constancy allowed the authors to conclude that the sensor spectral response  $R(\lambda)$  must be narrow for each band.

Thus, given a base of sensors  $R(\lambda)$  with  $s$  dimensions ( $s$  is generally 3), where  $[\lambda_1, \lambda_2]$  is a wavelength interval called the sharpening interval, the sensor  $R'(\lambda)c$  (where  $c$  is a coefficient vector independent of  $\lambda$ ) has a maximum sensitivity in  $[\lambda_1, \lambda_2]$  if its norm in this interval is maximum relative to all the other sensors. Finlayson formulated his

hypothesis as follows :

$$I = \int_{\phi} [R'(\lambda)c]^2 d\lambda + \mu \left\{ \int_{\omega} [R'(\lambda)c]^2 d\lambda - 1 \right\} \quad (2.10)$$

where  $\omega$  is the wavelength interval of the visible spectrum,  $\phi$  indicates the wavelengths outside the sharpening interval and  $\mu$  is the Lagrange multiplier.

The aim is to find the vector  $c$  for each of the three sharpening intervals [400,480], [510,550], [580,650]. For more details on the choice of sharpening intervals and the solution of the variational problem in 2.10, see [17]. The result is a matrix which depends on no illuminant and which indicates a transformation based on a narrow sensor :

$$CAT_{Sharp} = \begin{vmatrix} 2.455 & -0.799 & 0.096 \\ -1.968 & 1.697 & -0.139 \\ 0.076 & -0.124 & 1.008 \end{vmatrix} \quad (2.11)$$

It should be noted that the sharp transform was formulated in [3][14][15] with positive constraint to avoid negative spectral sensitivity function.

### 2.3.2 The Retinex Theory

The Retinex theory was developed by Edwin Land and Mc Cain [33][34]. It approaches the mechanism of chromatic adaptation from the standpoint of color constancy. The Retinex theory can be considered as an improvement of the Von Kries model. Its objective is to solve the color constancy problem by providing color descriptors invariant to changes in illumination.

This theory was formulated to explain the independence of color appearance relative to the spectral distribution of the reflected light. Land and Mc Cain suggest that color

appearance is controlled by the reflectance surface, rather than by the distribution of the reflected light. According to them, there is a data processing zone in the human visual system that compares the perceived color of a point of interest with its neighborhood. Not knowing precisely where between the retina and the cortex this color interpretation function is situated, they decided to name their model Retinex.

The mathematical formulation of the theory can be summarized as follows : for an image  $I$  and a low filter  $F$ , the Retinex image  $R$  is written [38] :

$$R = \log(I) - \log(I * F) \quad (2.12)$$

where « \* » is the convolution operation.

Color constancy is explained by equation 2.12, which extracts the difference between a pixel and its neighborhood, and then enhances the details coming from reflection. The Retinex method is used in dynamic range compression and color correction [26][45]. However, its implementation is complex, particularly the determination of the mask  $F$  and the choice of the dimension of the pixel's neighborhood [9].

### 2.3.3 Discussion

The Retinex method is based on the spatial contribution between image pixels, and its effectiveness is related to the neighborhood size and the weighting given to each neighboring pixel. On the other hand, transformations based on the Von Kries model do not take into account whether a color triplet belongs to an edge area or a texture area ; they are interested only in the pixel's intrinsic value. Thus, the data colors used are separated from their context in the image. In addition, the difference between several of these transformations lies primarily in the great differences between the test data used [12].

Our initial intuition is to check the influence of the chromatic adaptation transform on



spatial and frequential image content, such as color, edges, texture and homogeneous areas, and then to try to utilize these results to propose new algorithms, taking image content into account. We will start by carrying out a series of tests to examine the influence of chromatic adaptation on image content.

## 2.4 The Effect of Chromatic Adaptation on Image Content

In this section we will conduct a series of tests to examine how image content is modified by the chromatic adaptation transform. In our experimentation, we pay particular attention to edges and texture, two characteristics directly related to human perception. Several studies in the psychophysical field [23][42] have shown the impact of color variation on the ability of the human visual mechanism to locate texture areas. Texture corresponds to homogeneous areas and edges are the limits between these areas. Texture is characterized by its form, coarseness, contrast and complexity. Edges are characterized by their orientations and contrasts.

It should be noted that, to our knowledge, no previous work has studied the influence of chromatic adaptation on image content.

### 2.4.1 Test Data

The reliability of experiments on chromatic adaptation depends on the accuracy of the test data. In other words, we must know the light used for each color tristimulus. Thus, to study the effect of chromatic adaptation on image content, the scene illumination of each image must be known.

The test images used are taken from a collection of multispectral images presented by G. Finlayson et al. [16]. This collection consists of a set of reflectance images of everyday objects with high spatial and spectral resolutions. They were acquired with a

camera spectracube, which is a device based on interferometry that is able to capture a two-dimensional array of spectra (i.e., a spectral image) at a single exposure. For more details on the accuracy of the spectral representation and the utility of this image database in the research field related to image color rendering under illumination changes, see the work of G. Finlayson et al. [16].

The advantage of having such a multispectral image database is to be able to change the image light and apply the sensor we want. For this purpose, we used the Lambertian image formation model. In this model, the three-sensor device responds with a spectral sensitivity function  $S_k(\lambda)$  ( $k = 1, 2, 3$ ) of a surface with a reflectance function  $R(\lambda)$  under an illuminant  $E(\lambda)$  is given by :

$$C_k = \int_{\omega} E(\lambda)R(\lambda)S_k(\lambda)d\lambda \quad k = 1, 2, 3, \quad (2.13)$$

where  $\lambda$  is the wavelength and  $\omega$  is the visible spectrum interval. For the sensor sensitivity  $S_k(\lambda)$ , we used the Vos and Wallraven sensor **VW** [46]. Finally, we used the illuminants A and D65, which are experimental illuminants approved by the **CIE** [29]. Thus, for a single reflectance image, we obtain two images, one under each illuminant.

Spectral distributions are sampled at increments of 10 *nm* in the interval [400, 700] *nm*. The discrete form of the image formation model is as follows :

$$X = C \sum_{\lambda=400}^{700} E(\lambda)R(\lambda)VWX(\lambda) \quad (2.14)$$

$$Y = C \sum_{\lambda=400}^{700} E(\lambda)R(\lambda)VWY(\lambda) \quad (2.15)$$

$$Z = C \sum_{\lambda=400}^{700} E(\lambda)R(\lambda)VWZ(\lambda) \quad (2.16)$$

where  $VWX$ ,  $VWY$  and  $VWZ$  are the sensitivities of the VW sensor to the short, middle and long wavelengths.  $C$  is a constant related to the luminance  $Y$ . It yields a value of

$Y = 100$  for a perfect diffuser, which means that the reflectance is equal to 1 for all wavelengths [15] :

$$C = 100 / \sum_{\lambda=400}^{700} E(\lambda)VWY(\lambda). \quad (2.17)$$

Finally, for the image display we have used the **sRGB** space, which is an industrial color space proposed by Hewlett-Packard and Microsoft via the International Color Consortium **ICC**. It uses the illuminant D65 reference white and a gamma correction equal to 2.2 [43].

## 2.4.2 Methodology

In what follows, we measure the influence of chromatic adaptation on the image content.

Let us consider two images of the same scene, obtained with the standard illuminants *D65* and *A*. The objective is to convert the illuminant of the image referred to as the test image to the illuminant of the second image, the reference image, by applying the chromatic adaptation transform described in Section 2.3.1. The image obtained is called the result image.

To evaluate the degree of matching between the two images, reference and result, we use the color difference formula  $\Delta E_{94}$  which compares the overall colors of two images from the perceptual standpoint (see Appendix B for the formula). In other words, it checks the intrinsic nature of the color ; however, it does not tell us how the content of the image is affected.

Table 1 shows the mean of the color metric  $\Delta E_{94}$  according to the content of the image. Note that the metric value  $\Delta E_{94}$  changes according to the image content : it is not the same for edge pixels and pixels in homogeneous areas, and the overall value for all the pixels in the image is also different. Thus, we can say that the influence of the chromatic adaptation varies depending on the image content. However, we don't know which of the

TAB. 1 – Mean of  $\Delta E_{94}$  metric for  $CAT_{Bfd}$  as a function of image content

	$\Delta E_{94}$
All pixels of image	1.487
Edge pixels	1.535
Homogeneous area pixels	1.589

texture characteristics are most affected. Also, if an image edge is modified, does this modification affect the orientation or the strength of the edge or both? This led us to define separate deformation measurements for edges and for homogeneous areas and texture, in order to better detect the difference between the two images using their content.

Thus, the edges in the result image are compared with the edges in the reference image in terms of strength and orientation; i.e, the magnitude of the two gradients and the angle formed by the two corresponding gradient vectors.

Let  $G_r$  and  $G_{ref}$  be the gradient vectors for the result and the reference images, respectively. We compute the mean and variance of the absolute difference between the two magnitudes according to equations 2.18 and 2.19. The mean gives a measure of the contrast between the two images (change of light) while the variance quantifies the deviation around the mean value. We compute the angle  $\theta$  between the two magnitude vectors according to equation 2.20, in order to verify the orientation change, which gives us an assessment of the edge deformation.

$$\mu = \frac{1}{N \times M} \sum_i \sum_j |||G_r||_{ij} - ||G_{ref}||_{ij}| \quad (2.18)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N \times M} \sum_i \sum_j ((||G_r||_{ij} - ||G_{ref}||_{ij}) - \mu)^2 \quad (2.19)$$

$$\theta = \arccos \frac{G_r \times G_{ref}}{||G_r|| ||G_{ref}||} \quad (2.20)$$

where  $\times$  is the cross-product.  $N$  and  $M$  are the numbers of rows and columns in the image and  $\theta \in [0, \pi]$ .

To compare the texture of the two images, we use the descriptors introduced by Haralick [22], calculated from the co-occurrence matrix for each image. Several co-occurrence matrices are calculated, each of them considering a distance  $d$  in a particular neighborhood direction. In our case, four co-occurrence matrices were calculated, corresponding to a displacement  $d$  equal to 1 in the directions  $0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/2$ . Formulas for calculating the Haralick texture characteristics are given in Appendix A. The two images are compared by calculating the Euclidean distance between the texture descriptors.

### 2.4.3 Experimental Results

To test the influence of chromatic adaptation on image content, we used the Bradford transform **Bfd**. The choice of this transformation is based on the fact that it is much mentioned in the literature and it was chosen by the **CIE** for the color appearance model CIECAM97.

We started by producing our test images, using 23 reflectance images of everyday objects and two standard illuminants (illuminant D65 and illuminant A). Altogether, we produced 46 test images categorized in groups of 23 according to illuminant, which we will call groupA and groupD65. We then changed the light of the images in groupD65 to the light of groupA, using the transformation **Bfd**, according to the procedure detailed in Appendix C. This yielded a third group, called groupD65A. Finally, we applied the edge and texture deformation measurements, as described in Section 2.4.2.

Table 2 presents the absolute difference in gradient magnitude of the two groups of images, groupA and groupD65A, according to the threshold, which is a percentage of the maximum value of the gradient magnitude. Thus, a threshold of 5 corresponds to 5% of the maximum value of the gradient magnitude in the difference image. It represents the magnitude of the difference between the edge pixels of the two images. We remark

TAB. 2 – Mean and variance of absolute difference in gradient magnitude of the two image groups, according to threshold.

Threshold	Mean	Variance	Max gradient value	Min gradient value	% of edge pixels
5	1.183	0.788	9.078	0.454	27.473
10	1.687	1.000	9.078	0.908	14.084
15	2.215	1.313	9.078	1.362	7.362
20	2.875	1.773	9.078	1.816	3.644
25	3.592	2.084	9.078	2.270	1.998
30	4.325	2.094	9.078	2.726	1.204
35	5.054	1.593	9.078	3.179	0.796

TAB. 3 – Mean and variance of angle between gradient vectors of the two image groups, according to threshold.

Threshold	Mean	Variance	% of edge pixels
5	9.90	0.23	36.85
10	8.62	0.20	22.43
15	7.54	0.25	14.64
20	6.63	0.19	10.15
25	6.13	0.17	6.85

TAB. 4 – Texture characteristics for displacement equal to 1 in the direction  $0^\circ$

Characteristics	Reference Image	Result Image	Euclidian distance
Mean	15.248	14.762	0.486
Variance	52.115	50.544	1.571
Energy	0.031	0.030	0.001
Entropy	4.138	4.140	0.001
Contrast	2.086	2.238	0.152
Homogeneity	0.779	0.775	0.004
Correlation	51.073	49.426	1.647
Cluster Shade	1137.740	954.656	183.080
Cluster Prominence	73821.300	66636.700	7184.660

that for a threshold of 5, 27.473% of all the edge pixels give a mean value of 1.183 and the associated variance value is 0.788; this is not negligible relatively to the min and max values of the gradient magnitude, which are 0.454 and 9.078. For a threshold of 10, the percentage of eligible edge pixels is 14.084%, with a mean value of 1.687 and a variance value of 1.000, which is also significant. Note that the mean and the variance increase with the threshold, while the percentage of eligible edge pixels decreases. Thus, the chromatic adaptation transformation produced a result image with less contrast than the reference image, since the difference in image edges is not negligible. We conclude that the edge strength was modified.

Table 3 shows the mean and variance of the angle between the gradient vectors of the two groups of images, according to the threshold. We note a considerable deviation in the gradient. In fact, for thresholds from 5 to 25, the mean of the deviation varies from 9.90 to 6.13 degrees. This is significant, considering that the percentages of eligible gradient vectors are between 36.85% and 6.85%.

Table 4 shows the texture characteristics obtained with the two groups of images, groupA

and groupD65A. The Euclidean distance was used to perform a one-to-one comparison of these characteristics. The formulas used to compute the texture characteristics are detailed in Appendix A. We notice that the two characteristics which undergo a significant change are the cluster shade and the cluster prominence. The variation in cluster shade implies that the image loses its symmetry; change in cluster prominence means that there is a variation in the gray levels. In fact, the variation in the gray levels can be read directly from the value of the contrast, which is rather significant. This confirms the observations which were made during the experiments on edges.

#### 2.4.4 Conclusion

We defined two test measurements to check the effect of chromatic adaptation on image content. Our focus was on edges and texture, two characteristics directly related to object perception by the human visual system. We noted that the edge contrast and orientation were not reproduced accurately. Concerning texture, we noted that the form, granularity, complexity and homogeneity did not undergo deformation. On the other hand, cluster shade and cluster prominence, the two characteristics of texture which give an assessment of the change in gray level, were considerably affected.

Therefore, we conclude that chromatic adaptation has an effect on the content of the image. We take this fact into account in our second approach in Section 2.5.2 below. We build a color database collected starting from pixels belonging to edge areas and texture areas. These pixels are selected starting from the test images reproduced in Section 2.4.1 We propose a new transformation which minimizes the kind of degradation observed above.



## 2.5 New Approaches for Chromatic Adaptation

In Section 2.4 we noted the effect of chromatic adaptation on image content. In this Section we will provide two new approaches for chromatic adaptation. The first approach is based on the Sharp transformation, which we reformulate by inserting other considerations and constraints. The second approach is based on the image content. We propose to utilize the conclusions that we reached regarding the influence of chromatic adaptation on image content. This influence, as we noted, is especially apparent in the contrast and texture of the image.

### 2.5.1 Approach Based on the Sharp Transformation

The Sharp transformation, as mentioned in Section 2.3.1, is a method which calculates, from the spectral responses of a camera or any other color device, new narrower spectral responses. This method is motivated by the definition of color constancy described by equation 2.9.

Figure 16 illustrates the objective of the Sharp transformation. The solid lines are the sensitivities of **VW** sensor [47] which represent the human eye's sensitivity. Dotted lines represent a sensor with narrow spectral responses. With this kind of sensor, perfect color constancy would be possible. Indeed, it samples the luminous spectrum in three wavelengths, for the red, the green and the blue. Therefore, the application of the Von Kries theorem would be fully sufficient.

Finlayson et al. [17] formulated their method to yield maximum sensitivity of the sensor in a given interval. To do so, they minimized the sensor response outside the interval. Their solution has two limitations. First, they did not take into account the inter-band contribution generated by overlapping between the sensor spectral responses [52]. This

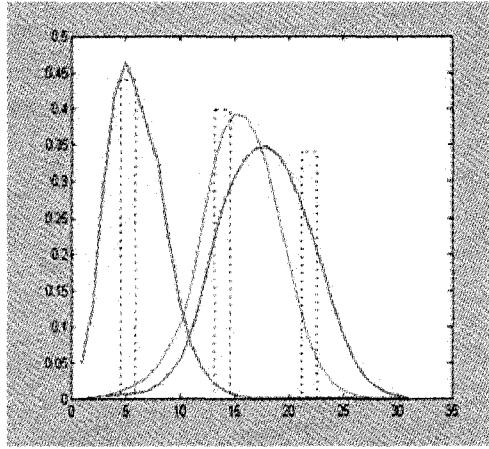


FIG. 16 – Solid lines : VW sensor. Dotted lines : Sensor with narrow spectral response.

can cause metamerism, which is the tendency of color to modify its visual appearance according to the nature of the illumination. Secondly, the sharpening of the sensor spectral response generates a modification of the sensor gamut, which corresponds to all the colors that a given device can produce. To yield a successful chromatic adaptation, we therefore propose to reformulate the problem by taking into account the following two aims :

1. achieve the narrowest spectral responses, while preserving the sensor gamut ;
2. achieve spectral sensitivities which do not overlap.

In the objective function of equation 2.10, we therefore add a constraint which ensures that the gamut is preserved. On the other hand, in order to get the narrowest spectral response, it is necessary to minimize the contribution between bands. In other words, for each sensor band, we will minimize the contribution of both other bands for a given interval, thereby minimizing the overlap between bands.

In short, we introduce two new constraints. The first minimizes the inter-band contribution in each sharpening interval and the second preserves the sensor gamut. More formally, let us consider :

- $c(\lambda)$ , the spectral sensitivity of our sensor, which can be written  $c(\lambda) = B(\lambda)^t \alpha$ ;
- $B(\lambda)^t \beta$ , the new spectral sensitivity we are seeking;
- $\beta$ , a coefficient vector;
- $B_j = B(1, \dots, k-1, 0, k+1, \dots, p)$ , the sensor without the  $k$  band. Usually  $p=3$  for color sensors.

The objective function of the problem is the weighted sum of three minimization factors upon  $\beta$ , as follows :

- $\min_{\beta} \int_{\Phi_k} (B(\lambda)^t \beta - c(\lambda))^2 d\lambda$  : ensures preservation of the sensor gamut by minimizing the difference between the old and new sensors;
- $\min_{\beta} \int_{\Phi_k} \sum_{j \neq k} (B_j(\lambda)^t \beta_j)^2 d\lambda$  : minimizes the contribution of the other spectral sensitivities in the interval  $\Phi_k$  which is the characteristic of  $k$  sensitivities;
- $\min_{\beta} \int_{\Omega_k} (B(\lambda)^t \beta)^2 d\lambda$  : Finlayson's Sharp formulation, which minimizes the spectral response outside the sharpening interval  $\Omega_k$ .

Note that the gamut preservation factor and the one that sharpens the sensor spectral responses are antagonists. The first minimizes the norm difference between the new sensor and the old sensor inside the sharpening interval. The second minimizes the norm of the new sensor outside the sharpening interval.

We therefore minimize for  $\beta$  the following variational problem :

$$\min_{\beta} \quad a_1 \int_{\Phi_k} (B(\lambda)^t \beta - c(\lambda))^2 d\lambda + a_2 \int_{\Phi_k} \sum_{j \neq k} (B_j(\lambda)^t \beta_j)^2 d\lambda + a_3 \int_{\Omega_k} (B(\lambda)^t \beta)^2 d\lambda$$

subject to :  $\int_{\Gamma} (B(\lambda)^t \beta)^2 d\lambda - 1 = 0$  (2.21)

where  $a_1, a_2, a_3$  are the weighting parameters,  $\Phi_k$  is the sharpening interval associated with the  $k$  band,  $\Omega_k$  is the entire visible interval except for the sharpening interval and  $\Gamma$  represents the entire visible interval. Thus,  $\Gamma = \Phi_k + \Omega_k$ .

### Solution of equation 2.21

This is a nonlinear, non-convex optimization problem with a constraint equality. To solve it, we use the primal dual method in non-convex nonlinear programming [39]. Its Lagrangian is written as follows :

$$\begin{aligned} \Psi(\beta, \mu) = & a_1 \int_{\Phi_k} (B(\lambda)^t \beta - c(\lambda))^2 d\lambda + a_2 \int_{\Phi_k} \sum_{j \neq k} (B_j(\lambda)^t \beta_j)^2 d\lambda \\ & + a_3 \int_{\Omega_k} (B(\lambda)^t \beta)^2 d\lambda + \mu \left( \int_{\Gamma} (B(\lambda)^t \beta)^2 d\lambda - 1 \right) \end{aligned} \quad (2.22)$$

The first-order optimality conditions are :

$$\begin{aligned} \nabla_{\beta} \Psi(\beta, \mu) = & a_1 \int_{\Phi_k} [B(\lambda)^t B(\lambda) \beta - B(\lambda)^t c(\lambda)] d\lambda + a_2 \int_{\Phi_k} A(\lambda)^t A(\lambda) \beta d\lambda \\ & + a_3 \int_{\Omega_k} B(\lambda)^t B(\lambda) \beta d\lambda + \mu \int_{\Gamma} B(\lambda)^t B(\lambda) \beta d\lambda = 0 \end{aligned} \quad (2.23)$$

$$\nabla_{\mu} \Psi(\beta, \mu) = \int_{\Gamma} [B(\lambda)^t \beta]^2 d\lambda - 1 = 0 \quad (2.24)$$

where the vector  $A(\lambda) = B(1, \dots, k-1, 0, k+1, \dots, p)$  such that  $p$  is the number of sensors.

Let us define the matrices  $M_1, M_2, M_3, M_4$  and the vector  $V$  as follows :

- $M_1 = \int_{\Phi_k} B(\lambda)^t B(\lambda)$
- $V = \int_{\Phi_k} B(\lambda)^t c(\lambda)$
- $M_2 = \int_{\Phi_k} A(\lambda)^t A(\lambda)$
- $M_3 = \int_{\Omega_k} B(\lambda)^t B(\lambda)$
- $M_4 = \int_{\Gamma} B(\lambda)^t B(\lambda)$

Equation 2.23 can be written in matrix form as follows :

$$a_1 [M_1 \beta - V] + a_2 M_2 \beta + a_3 M_3 \beta + \mu M_4 \beta = 0 \quad (2.25)$$

The solution of equation 2.25 is given by the following algorithm :

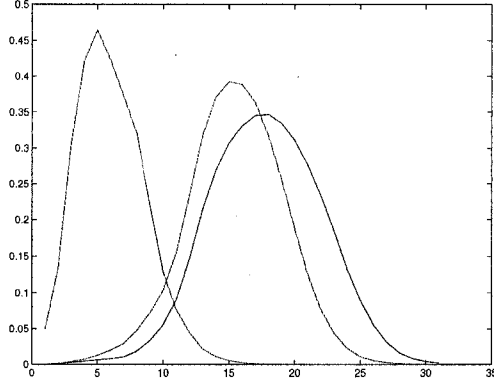


FIG. 17 – Vos & Wallraven (VW) sensors

- **IF**  $a_1 == 0$ 
  - $M_4^{-1}(a_2M_2 + a_3M_3)\beta = -\mu\beta$ . This amounts to finding the eigenvectors and the eigenvalues of the matrix  $M = M_4^{-1}(a_2M_2 + a_3M_3)$ .
  - Choose the eigenvector  $\beta$  that :
    1. minimizes the Lagrangian defined by equation (2.25)
    2. verifies the constraint defined by the equation

$$\int_{\Gamma} [B(\lambda)^t \beta]^2 d\lambda - 1 = 0$$

- **ELSE**  $\beta = (a_1M_1 + a_2M_2 + a_3M_3 + \mu M_4)^{-1}V$
- **END**

We solve equation 2.25 for  $\beta$ , for each sharpening interval. We use **VW** sensors [47] [52], as illustrated in Figure 17. The sharpening intervals are those selected by Finlayson et al. [17], namely [400, 480], [510, 550] and [580, 650]. The wavelengths are between 400 and 700nm with an increment of 10nm.

Table 5 shows the four matrices for the CAT transforms, which we obtain according

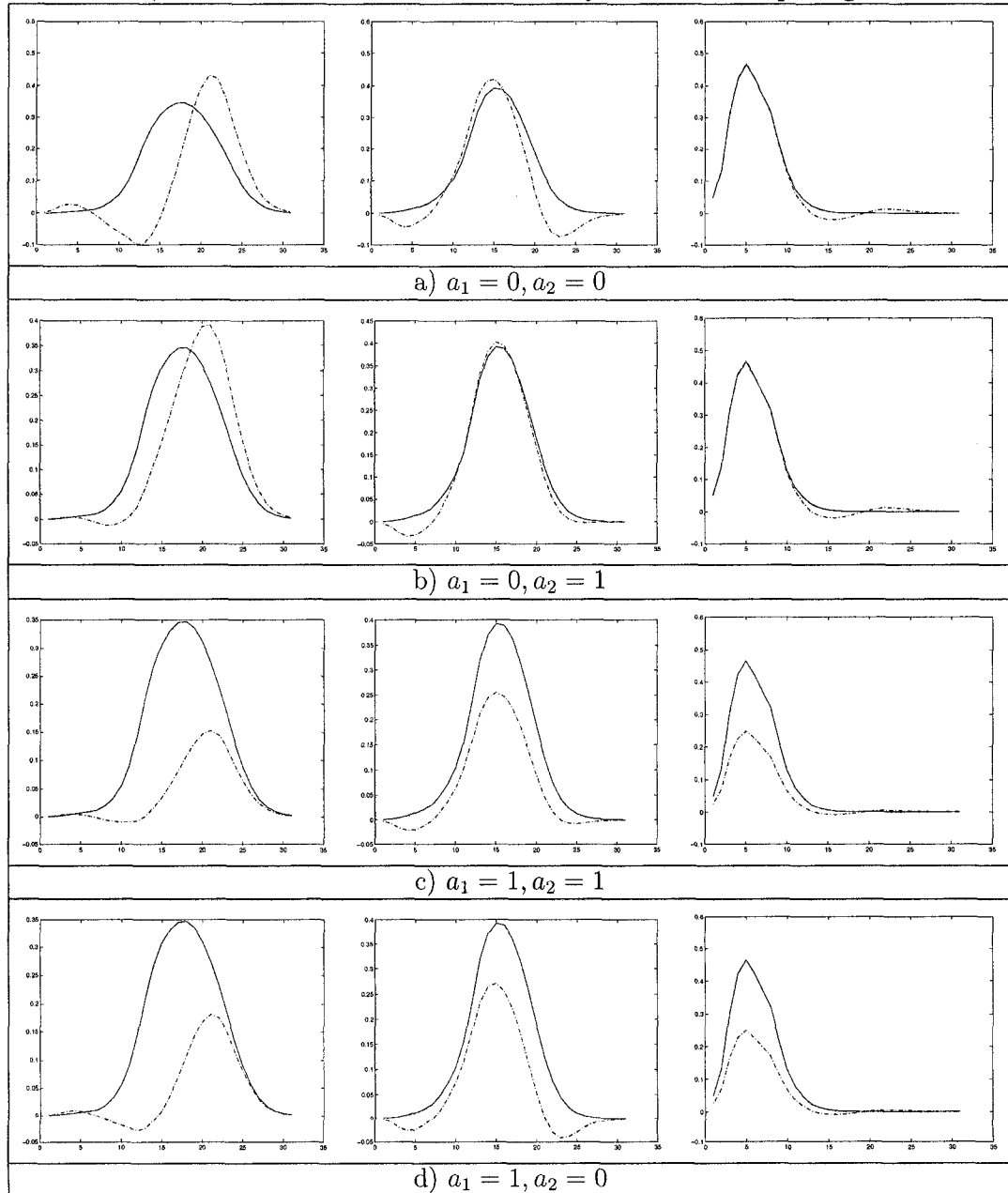
TAB. 5 – The four transfer matrices obtained by the sensor sharpening-based method

$a_1$	$a_2$	matrix			
0	0	2.447	-0.794	0.096	$CAT_{Sharp}$
		-1.958	1.691	-0.140	
		0.0751	-0.121	1.008	
0	1	1.899	-0.1518	0.093	$CAT_{01}$
		-1.079	1.145	-0.136	
		0.009	-0.095	1.008	
1	1	0.794	-0.193	0.038	$CAT_{11}$
		-0.532	0.801	-0.058	
		0.013	-0.064	0.536	
1	0	0.997	-0.476	0.039	$CAT_{10}$
		-0.753	1.063	-0.059	
		0.026	-0.078	0.536	

to the four combinations of the coefficient values  $a_1$  and  $a_2$ . Recall that the combination  $a_1 = 0$  and  $a_2 = 0$  corresponds to the Sharp transformation.

Figure 18 shows the spectral responses of the old **VW** sensor, compared to each of the four new sensors obtained from the new CAT. We distinguish two essential cases, depending on whether the coefficient  $a_1$  is 0 or 1. In the first case, the obtained sensors have the same amplitude as the **VW** sensor, but are sharper. In the second case, in contrast, the obtained sensors have an amplitude smaller than that of the **VW** sensor, but the sharpening is more significant than in the first case. This difference is due to the fact that the  $a_1$  coefficient activates or deactivates the gamut preservation factor, which is antagonistic to the sensor-sharpening factor, as mentioned at the beginning of this section.

FIG. 18 – The new sensors in dotted lines are compared individually with the VW sensor in solid lines, for each transfer matrices obtained by the sensor sharpening-based method.



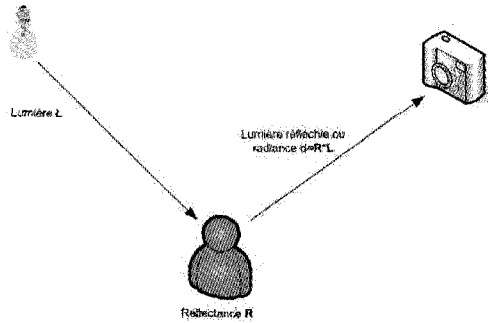


FIG. 19 – The camera sensor collects the color reflected by the object

### 2.5.2 Image content-based approach

Our first approach is based on the characteristics of the sensor, without taking either the light source or the reflectance of the objects into account in the computation of the chromatic adaptation transform.

In order to take the image content into account, we propose to extend the problem of the first approach in Section 2.5.1 by including the data images in the constraints of the objective function 2.21. In other words, we propose to sharpen the sensor sensitivity (narrow the band), by formulating the problem in terms of the sensor response to a color  $d(\lambda)$ , as illustrated in Figure 19.

More formally, if  $c(\lambda) = B(\lambda)^t \alpha$  is the sensor sensitivity, then for a single wavelength, the response to a color  $d(\lambda)$ , which is the reflectance multiplied by the illumination, is given by :

$$d(\lambda)c(\lambda) = d(\lambda)B(\lambda)^t \alpha \implies d(\lambda)c(\lambda) = D(\lambda)^t \alpha.$$

Thus, the sharpened sensor response is :

$$d(\lambda)B(\lambda) = D(\lambda)^t \beta$$



The variational problem in 2.21 is reformulated as follows :

- Closer gamut :  $\min_{\beta} \int_{\Phi_k} (D(\lambda)^t \beta - d(\lambda)c(\lambda))^2 d\lambda$ .
- Close sensitivity to the Dirac function :  $\min_{\beta} \int_{\Phi_k} \sum_{j \neq K} (D_j(\lambda)^t \beta_j)^2 d\lambda$   
and  $\min_{\beta} \int_{\Omega_k} (D(\lambda)^t \beta)^2 d\lambda$ .
- Normalization :  $\int_{\Gamma} (B(\lambda)^t \beta)^2 d\lambda - 1 = 0$ .

To estimate the sensor, we suppose that we have N images taken under different illuminants. The variational problem is as follows :

$$\begin{aligned} \min_{\beta} \quad & \sum_{n=1}^N \left[ a_1 \int_{\Phi_k} (D^n(\lambda)^t \beta - d^n(\lambda)c(\lambda))^2 d\lambda + a_2 \int_{\Phi_k} \sum_{j \neq k} (D_j^n(\lambda)^t \beta_j)^2 d\lambda + \right. \\ & \left. a_3 \int_{\Omega_k} (D^n(\lambda)^t \beta)^2 d\lambda \right] \\ \text{subject to :} \quad & \int_{\Gamma} (B(\lambda)^t \beta)^2 d\lambda - 1 = 0 \end{aligned} \quad (2.26)$$

where the notation  $D^n$  means the pixel color in image n.

The Lagrangian of the problem is written as follows :

$$\begin{aligned} \Psi(\beta, \mu) = \quad & \sum_{n=1}^N \left[ a_1 \int_{\Phi_k} (D^n(\lambda)^t \beta - d^n(\lambda)c(\lambda))^2 d\lambda + a_2 \int_{\Phi_k} \sum_{j \neq k} (D_j^n(\lambda)^t \beta_j)^2 d\lambda \right. \\ & \left. + a_3 \int_{\Omega_k} (D^n(\lambda)^t \beta)^2 d\lambda \right] + \mu \left( \int_{\Gamma} (B(\lambda)^t \beta)^2 d\lambda - 1 \right) \end{aligned} \quad (2.27)$$

The first-order optimality conditions are :

$$\begin{aligned} \nabla_{\beta} \Psi(\beta, \mu) = \quad & a_1 \int_{\Phi_k} \left[ \sum_{n=1}^N D^n(\lambda)^t D^n(\lambda) \beta - \sum_{n=1}^N D^n(\lambda)^t d^n(\lambda) c(\lambda) \right] d\lambda + \\ & a_2 \int_{\Phi_k} \sum_{n=1}^N A^n(\lambda)^t A^n(\lambda) \beta d\lambda + a_3 \int_{\Omega_k} \sum_{n=1}^N D^n(\lambda)^t D^n(\lambda) \beta d\lambda + \\ & \mu \int_{\Gamma} B(\lambda)^t B(\lambda) \beta d\lambda = 0 \end{aligned} \quad (2.28)$$

$$\nabla_{\mu} \Psi(\beta, \mu) = \int_{\Gamma} \left[ B(\lambda)^t \beta \right]^2 d\lambda - 1 = 0 \quad (2.29)$$

where the vector  $A(\lambda) = D(1, \dots, k-1, 0, k+1, \dots, p)$  such that  $p$  is the number of sensors.

Let us define the matrices  $F_1, F_2, F_3, F_4$  and the vector  $V$  as follows :

$$\begin{aligned}
- F_1 &= \int_{\Phi_k} \sum_{n=1}^N D^n(\lambda)^t D^n(\lambda) \\
- V &= \int_{\Phi_k} \sum_{n=1}^N D^n(\lambda)^t d^n(\lambda) c(\lambda) \\
- F_2 &= \int_{\Phi_k} \sum_{n=1}^N A^n(\lambda)^t A^n(\lambda) \\
- F_3 &= \int_{\Omega_k} \sum_{n=1}^N D^n(\lambda)^t D^n(\lambda) \\
- F_4 &= \int_{\Gamma} B(\lambda)^t B(\lambda)
\end{aligned}$$

Equation 2.28 can be written in matrix form as follows :

$$a_1[F_1\beta - V] + a_2F_2\beta + a_3F_3\beta + \mu F_4\beta = 0 \quad (2.30)$$

Equation 2.30 is the same as equation 2.25, and its solution uses the algorithm in equation 2.21. We obtain four transformation matrices, for the four combinations of the values of coefficients  $a_1$  and  $a_2$ , which may be 0 or 1 (Table 6).

To produce our test data, we used the **VW** sensor and the 23 reflectance images mentioned in Section 2.4.3, with six different illuminants (Figure 20) : illuminants D55, D65, D75, A, C and a standard fluorescent illuminant. Thus there were 23 color images for each illuminant. Then we manually chose patches related to the content of each image, namely edges and homogeneous areas, as illustrated in Figure 21.

A comparison of the spectral response of the **VW** sensor with that of each of the four sensors obtained by the four new transformation matrices is shown in Figure 22. We note that the sensors are narrower than the original **VW** sensor ; however, the amplitude of some sensors is less significant, for example for  $a_1 = 0$  and  $a_2 = 1$ . Another significant remark relates to the negative values of the spectral distributions of the sharpened sensors, which are due to negative values of the calculated transfer matrices. This can cause color saturation problems during the imaging process.

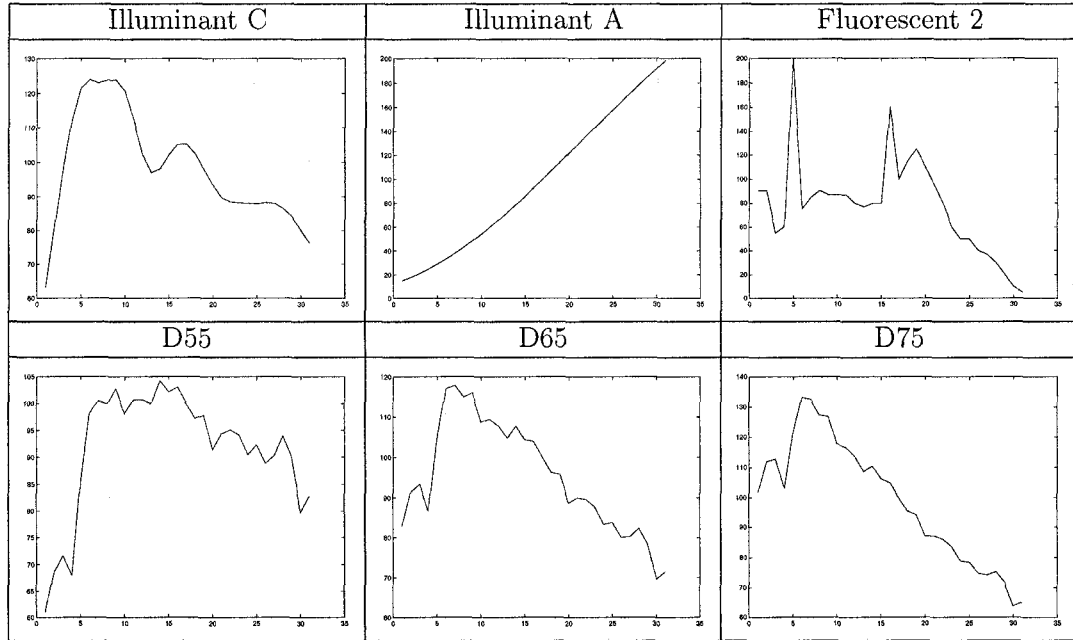


FIG. 20 – Spectral power distribution of the illuminants used.

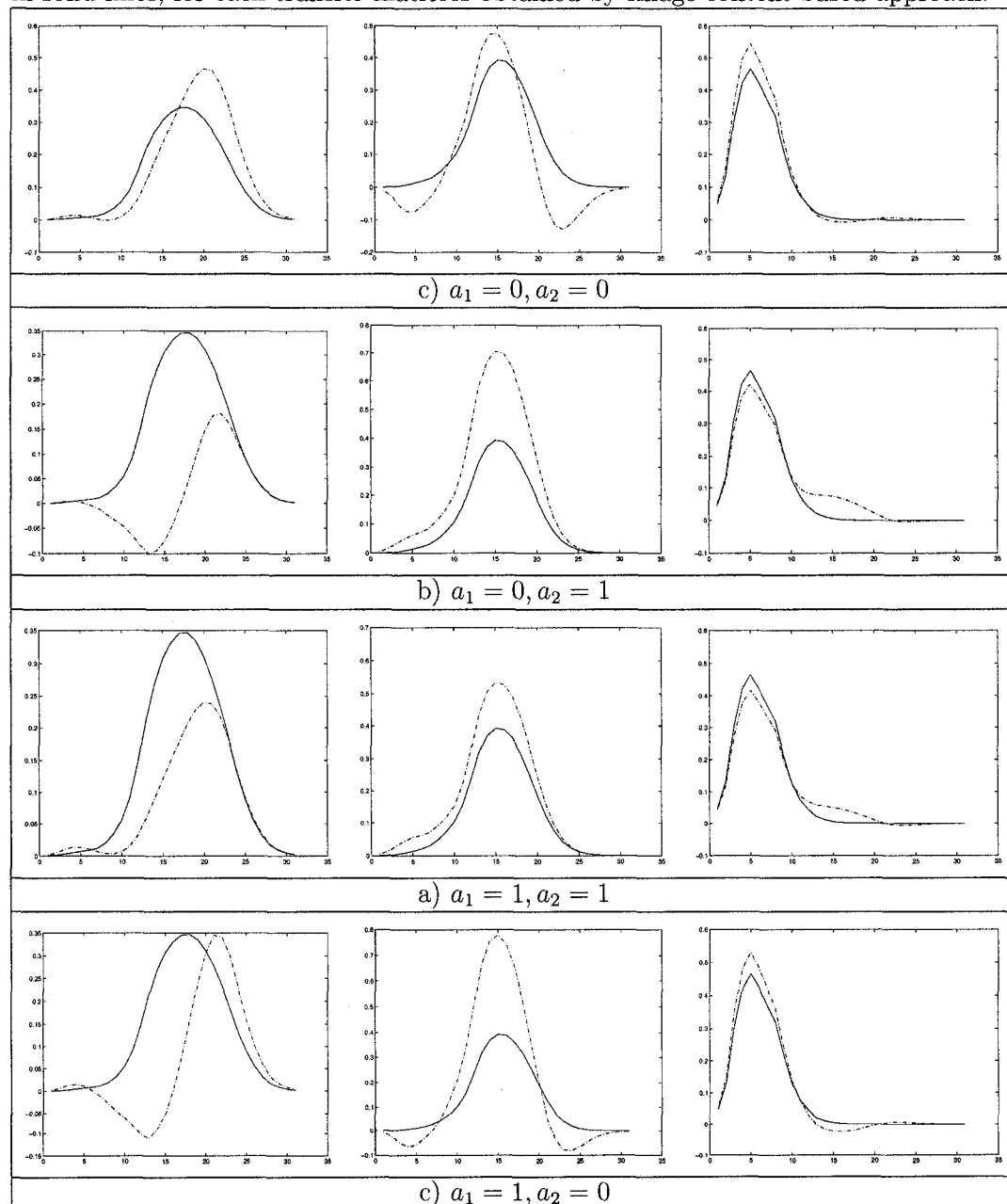
TAB. 6 – The four transfer matrices obtained with the image content-based method.

$a_1$	$a_2$	Matrix			
1	1	1.116	-0.045	-0.071	$CAT_{C11}$
		-0.568	1.397	0.171	
		0.029	0.080	0.891	
0	1	1.126	-0.060	-0.066	$CAT_{C01}$
		-1.074	1.847	0.227	
		0.018	0.082	0.900	
1	0	2.025	-1.092	0.067	$CAT_{C10}$
		-1.716	2.845	-0.128	
		0.044	-0.189	1.145	
0	0	2.159	-1.206	0.047	$CAT_{C00}$
		-1.094	2.161	-0.067	
		0.027	-0.201	1.174	



FIG. 21 – Selected patches related to edges and homogeneous areas

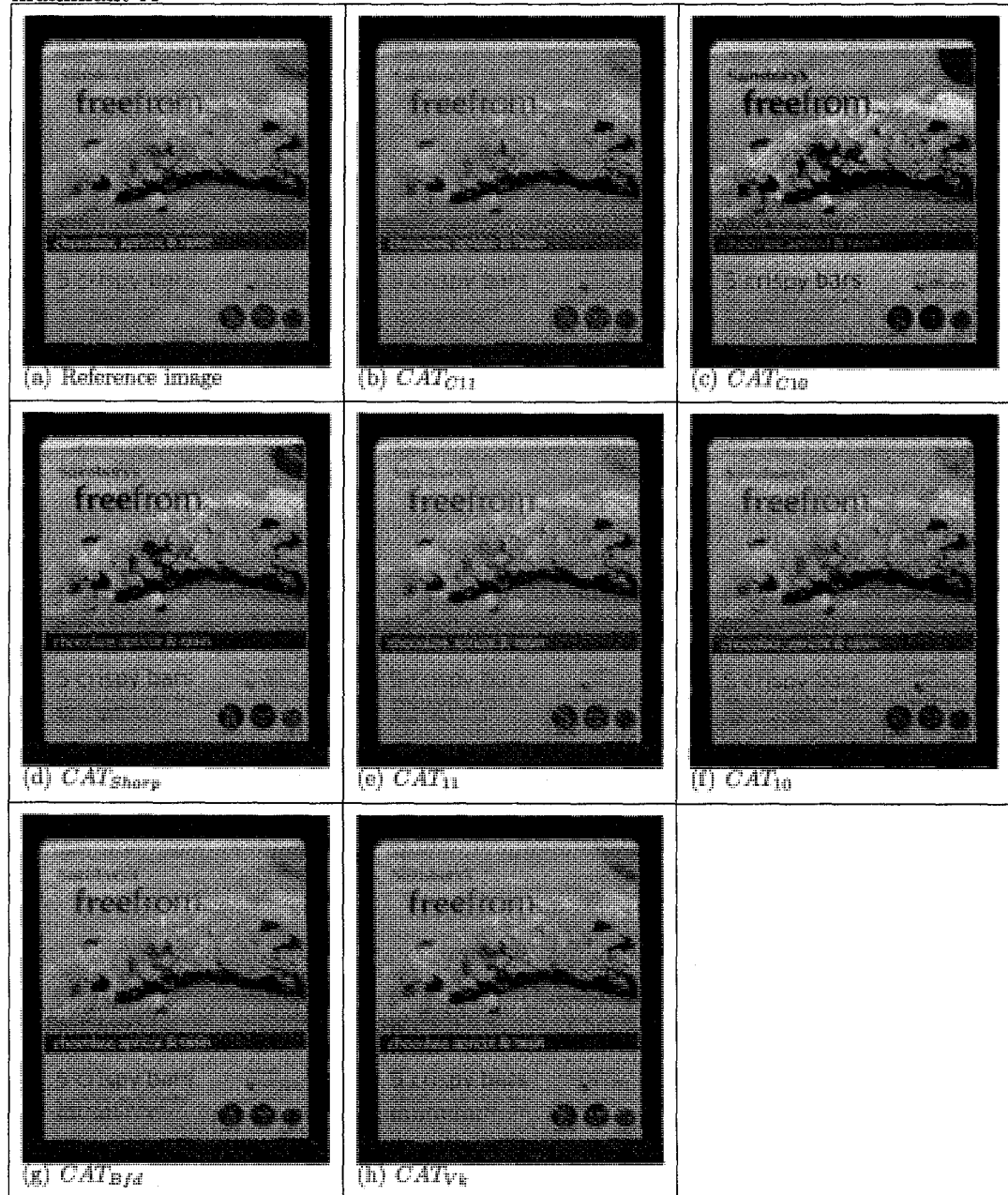
FIG. 22 – The new sensors in dotted lines are compared individually with the VW sensor in solid lines, for each transfer matrices obtained by Image content-based approach.



## 2.6 Experimental Results

In this section, we compare the transformations obtained via the first and second approaches and the  $CAT_{Sharp}$ ,  $CAT_{Bfd}$  and  $CAT_{Vk}$  transforms. We start by producing the test images, by changing the illuminant of the images under D65 towards illuminant A using the various transformations, according to the chromatic adaptation algorithm detailed in Appendix C. Then, the comparison of the images obtained by these transformations with the ground truth is done using two evaluation criteria. The first, based on perception, is defined by the metric of the color difference  $\Delta E_{94}$ . The second is intended to measure the effect of the transformations on the image content, defined by edges, texture and homogeneous areas. Figure 23 shows corresponding images obtained by the various transformations. In what follows, we give the results for the transformations which yield satisfactory performance.

FIG. 23 - «Freeform» images obtained with the different CAT transforms used, under illuminant A



$TAC_{V_k}$	$TAC_{Bfd}$	$TAC_{Sharp}$	Non-content-based		Content-based	
			$TAC_{11}$	$TAC_{10}$	$TAC_{C11}$	$TAC_{C10}$
<b>2.285</b>	<b>1.487</b>	<b>6.377</b>	<b>3.221</b>	<b>3.358</b>	<b>2.060</b>	<b>2.325</b>

FIG. 24 – Mean  $\Delta E_{94}$  for each transform.

### 2.6.1 Colorimetric Evaluation

We used the  $CIE\Delta E_{94}$  method, which is a perception-based error metric for evaluating the difference of two colors in the  $Lab$  space. It calculates an ellipsoid tolerance around the target color, such that the colors which belong in this ellipsoid will be considered identical. The computation formula is detailed in the Appendix B. This metric is recommended by **CIE** [13] for the calculation of color difference.

Table of the figure 24 gives the mean error metric  $\Delta E_{94}$  obtained for each transformation. We note that the transformations  $CAT_{Bfd}$ ,  $CAT_{C11}$ ,  $CAT_{V_k}$  and  $CAT_{C10}$ , in that order give the best results in terms of perception. However, the results values for  $CAT_{11}$  and  $CAT_{10}$  are very acceptable from the standpoint of the metric  $\Delta E_{94}$ , its stipulates that a  $\Delta E_{94}$  value equal to or less than 4 can be considered to be satisfactory [11].

Thus, we can say that our image content based transform  $CAT_{C11}$  gives more accurate results than  $CAT_{V_k}$  and  $CAT_{Sharp}$ . Moreover, it improves on the performance of our first approach based on the Sharp transform ( $CAT_{11}$  and  $CAT_{10}$ ).

### 2.6.2 Content-based Evaluation

This evaluation involves calculating the characteristics related to the image content, as explained in Section 2.4 for each **CAT** transform obtained in Sections 2.5.1 and 2.5.2 and the Sharp, Von Kries and Bradford transforms. We then compare the results obtained.



## Edges Evaluation

We calculate the edge in the result and reference images. The comparison concerns the strength of the edge and its orientation, as explained in Section 2.4.2.

Tables 7, 8 and 9 present the mean and variance of the absolute difference between the gradient magnitudes of the reference and result images, for each transformation. Each table is related to a given threshold, which represents the percentage of the maximum value of the difference in gradient magnitudes. The threshold is especially used to assess the significance of the gradient magnitude difference, which can be manifested as a difference in contrast between the two image groups. Table 7 presents the results for a threshold of 5% of the maximum value of the gradient magnitude difference in the image. It can be seen that the  $CAT_{Bfd}$  transform performs better than the other transformations in terms of mean value. We note that the  $CAT_{C11}$  transform obtains very close results in terms of mean value and performs the best in terms of variance value and maximum magnitude value. Concerning tables 8 and 9 which list the results for larger thresholds, namely 15% and 25%, the  $CAT_{C11}$  transform obtains the best results in term of mean, variance and maximum value. All in all, our content-based transform performs slightly better than the others in preserving image edges.

Table 10 shows the mean and variance values of the angle between the gradient vectors of the two image groups for each transformation. The deviations of the gradient vector for the  $CAT_{C11}$  and  $CAT_{10}$  transforms are about 3.66 and 4.70 degrees, compared with 7.54 and 5.61 degrees for  $CAT_{Bfd}$  and  $CAT_{Sharp}$ . The result of these comparisons shows that  $CAT_{C11}$  has the best performance in terms of preservation of edge pixel orientation.

TAB. 7 – Mean and variance of absolute difference in gradient magnitude between the two image groups for threshold equal to 5%.

Transform	Mean	Variance	Max gradient value	Min gradient value	% of edges pixels
$CAT_{Sharp}$	6.160	21.427	40.083	2.004	23.52
$CAT_{10}$	1.939	2.177	12.644	0.632	39.48
$CAT_{11}$	2.527	3.350	15.220	0.761	36.03
$CAT_{C10}$	2.431	3.645	13.254	0.663	34.16
$CAT_{C11}$	1.194	0.711	8.988	0.449	30.99
$CAT_{Vk}$	1.804	1.590	11.583	0.579	28.76
$CAT_{Bfd}$	1.183	0.788	9.078	0.454	27.47

TAB. 8 – Mean and variance of absolute difference in gradient magnitude between the two image groups for threshold equal to 15%.

Transform	Mean	Variance	Max gradient value	Min gradient value	% of edges pixels
$CAT_{Sharp}$	11.222	21.152	40.083	6.013	8.07
$CAT_{10}$	3.362	2.500	12.644	1.897	14.52
$CAT_{11}$	4.208	3.118	15.220	2.283	14.76
$CAT_{C10}$	3.940	3.860	13.254	1.988	15.26
$CAT_{C11}$	2.072	1.054	8.988	1.349	9.53
$CAT_{Vk}$	3.070	1.483	11.583	1.738	10.82
$CAT_{Bfd}$	2.215	1.313	9.078	1.362	7.362

TAB. 9 – Mean and variance of absolute difference in gradient magnitude between the two image groups for threshold equal to 25%.

Transform	Mean	Variance	Max gradient value	Min gradient value	% of edges pixels
$CAT_{Sharp}$	13.249	18.226	40.083	8.017	5.47
$CAT_{10}$	3.982	2.690	12.644	2.529	9.50
$CAT_{11}$	4.959	2.832	15.220	3.044	10.00
$CAT_{C10}$	4.665	3.839	13.254	2.651	10.58
$CAT_{C11}$	2.689	1.618	8.988	2.247	4.31
$CAT_{Vk}$	3.658	1.320	11.583	2.317	6.96
$CAT_{Bfd}$	2.875	1.773	9.078	2.270	3.64

TAB. 10 – Mean and variance of the angle between the gradient vectors of the two image groups for different transformations (in degrees).

Transform	Mean	Variance	% of edges pixels
$CAT_{Sharp}$	5.61	0.33	17.44
$CAT_{10}$	4.70	0.28	19.20
$CAT_{11}$	4.92	0.26	22.23
$CAT_{C10}$	6.36	0.34	26.96
$CAT_{C11}$	3.66	0.18	14.45
$CAT_{Vk}$	8.65	0.23	18.07
$CAT_{Bfd}$	7.54	0.25	14.64

TAB. 11 – The Euclidean distance of texture features for each  $CAT$

	$CAT_{C11}$	$CAT_{Sharp}$	$CAT_{C10}$	$CAT_{10}$	$CAT_{11}$	$CAT_{Bfd}$	$CAT_{Vk}$
Mean	0.158	0.336	0.446	0.026	0.032	0.174	0.486
Variance	0.491	5.993	2.611	0.786	0.457	0.308	1.571
Energy	0.001	0.002	0.003	0.003	0.004	0.001	0.001
Entropy	0.007	0.107	0.019	0.011	0.050	0.011	0.001
Contrast	0.037	0.213	0.013	0.201	0.052	0.072	0.152
Homogeneity	0.001	0.022	0.001	0.005	0.001	0.002	0.004
Correlation	0.509	5.384	2.617	0.685	0.484	0.343	1.647
Cluster Shade	58.984	279.252	202.453	44.706	111.710	68.357	183.080
Cluster Prominence	2689.150	10330.700	28152.230	65.672	1967.640	2526.600	7184.660

### Texture Evaluation

We compare the texture descriptors for the reference and the result images, as explained in Section 2.4.2.

Table 11 shows the Euclidean distances of the texture features, for each transformation matrix. A ranking of the transformations according to the number of texture features for which they perform, gives (in descending order) :  $CAT_{10}$ ,  $CAT_{C11}$ ,  $CAT_{Bfd}$  and  $CAT_{11}$ . We can note a variability in the performance of these four transformations in terms of texture features. Thus,  $CAT_{Bfd}$  and  $CAT_{C11}$  are more accurate in terms of correlation and energy, two features which are inherent to the complexity and homogeneity of the image, which means that the homogeneity of images is better preserved by these transforms. On the other hand,  $CAT_{10}$  and  $CAT_{C11}$  perform better in terms of mean value, cluster shade and cluster prominence, which means that the variation of gray level between the two images is better preserved.

## 2.7 Conclusion

Our study has focused on the effect of chromatic adaptation on image content, particularly edge and texture, which are two essential elements in the human visual system. We began by proposing an improvement to the Sharp transformation, which is based on the sensor spectral responses, by including new factors in the problem formulation. We then included the image content, by categorizing the pixels according to their membership in various types of image content. This enabled us to generate two collections of color images, which we used to calculate new transformations.

The principal hypothesis of our work is that the best transformation for chromatic adaptation can be developed by taking image content into account. This could be used for the local correction of digital images. Another significant aspect of our work is that we implemented our two approaches using the spectral distribution of illuminants, sensor sensitivities and reflectances, instead of relying solely on the color tristimulus values, as in the majority of the existing transformations, such as the Bradford and Von Kries transforms.

The experimental results obtained are very promising. This is reflected by the performances obtained in terms of perception and especially in terms of the preservation of image content, where our approaches gives good results. Thus, taking image content into account in the Sharp formulation improves the performance of the chromatic adaptation transform. However, there are several ways to improve our work, such as adding a new constraint in the mathematical formulation to avoid the negative values that appeared in the spectral distribution of the new sharpened sensor. Also, the psycho-visual aspects of colorimetry can be included to a much greater extent, in an effort to achieve a human perception of the scene.

## 2.8 Appendix

**A. Texture characteristics :** The following characteristics are calculated starting from the cooccurrence matrix  $C(i, j)$ , which expresses the spatial dependence of the gray levels.

$$\begin{aligned} \text{Mean} &= \sum_i \sum_j i.C(i, j) \\ \text{Variance} &= \sum_i \sum_j (i - \mu)^2.C(i, j) \\ \text{Energy} &= \sum_i \sum_j C(i, j)^2 \\ \text{Correlation} &= \sum_i \sum_j (i - \mu)(j - \mu).C(i, j) \\ \text{Entropy} &= \sum_i \sum_j -C(i, j).log(C(i, j)) \\ \text{Contrast} &= \sum_i \sum_j (i - j)^2.C(i, j) \\ \text{Homogeneity} &= \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2}.C(i, j) \\ \text{ClusterShade} &= \sum_i \sum_j (i + j - 2\mu)^3.C(i, j) \\ \text{ClusterProminence} &= \sum_i \sum_j (i + j - 2\mu)^4.C(i, j) \end{aligned}$$

**B. Colorimetric evaluation  $\Delta E_{94}$  :**  $\Delta E_{94}$  is a metric of color difference which utilizes perceptual attributes, specifically luminosity (lightness), colouring degree (chroma) and hue of *CieLAB* color space. It calculates the ellipsoid of tolerance around the target point, where the ellipsoid dimensions are a function of the position of the target point in the color space. The color difference, or  $\Delta E_{94}$ , between two colors  $(L_1, a_1, b_1)$  and  $(L_2, a_2, b_2)$  is as follows :

$$\Delta E_{94} = \left[ \left( \frac{\Delta L}{k_L S_L} \right)^2 + \left( \frac{\Delta C_{ab}}{k_C S_C} \right)^2 + \left( \frac{\Delta H_{ab}}{k_H S_H} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2.31)$$

Where :

- $\Delta L = L_1 - L_2$  luminosity.
- $\Delta C = C_1 - C_2$  chroma.
- $\Delta H = \{(\Delta a)^2 + (\Delta b)^2 - (\Delta C)^2\}^{\frac{1}{2}}$  hue.
- $C_1 = \sqrt{a_1^2 + b_1^2}$
- $C_2 = \sqrt{a_2^2 + b_2^2}$
- $\Delta a = a_1 - a_2$ .
- $\Delta b = b_1 - b_2$ .
- $k_L = 1, k_C = 1$  perceptibility.
- $k_L = 2, k_C = 1$  acceptability.
- $k_H = 1$ .
- $S_L = 1$ .
- $S_C = 1 + 0.045C$ .
- $S_H = 1 + 0.015C$ .

**C. The chromatic adaptation implementation** The following algorithm carries out the chromatic adaptation. It calculates the new value of a tristimulus color following the illumination change. [11].

- **Step 1 :** Using the image reflectance data bases and the VW sensor, produce the test images under illuminant D65 and the reference images under illuminant A.
- **Step 2 :** Transform the color triplets in the cone space, using the chromatic transformation matrix.

$$\begin{pmatrix} L^t \\ M^t \\ S^t \end{pmatrix} = T \begin{pmatrix} X^t \\ Y^t \\ Z^t \end{pmatrix} \quad (2.32)$$

- **Step 3 :** Apply the rule of the Von Kries coefficients, in order to change the illuminant of the test image to the illuminant of the reference image. For example, taking illuminants D65 and A, the application is done as follows :

$$\begin{pmatrix} L^s \\ M^s \\ S^s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{X_A}{X_{D65}} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{Y_A}{Y_{D65}} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{Z_A}{Z_{D65}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L^t \\ M^t \\ S^t \end{pmatrix} \quad (2.33)$$

Where  $\begin{pmatrix} X_A \\ Y_A \\ Z_A \end{pmatrix}$  and  $\begin{pmatrix} X_{D65} \\ Y_{D65} \\ Z_{D65} \end{pmatrix}$  are the reference whites of illuminants A and D65 respectively.

- **Step 4 :** Transform the color triplets of the cone space to those of the XYZ space



by using the inverse transform, as follows :

$$\begin{pmatrix} X^s \\ Y^s \\ Z^s \end{pmatrix} = T^{-1} \begin{pmatrix} L^s \\ M^s \\ S^s \end{pmatrix} \quad (2.34)$$

- **Step 5 :** Compare the reference image with the result image obtained in step 4.

## Chapitre 3

### Conclusion

Dans ce mémoire nous avons présenté l'apport du contenu visuel à l'adaptation chromatique. Nous avons tout d'abord démontré l'influence de l'adaptation chromatique sur le contenu de l'image, à savoir les contours et la texture. Nous avons ensuite proposé, une amélioration de la transformation Sharp (qui est basée sur les réponses spectrales du capteur) en incluant d'autres facteurs dans la formulation du problème. Par la suite nous avons proposé une deuxième amélioration, en incluant le contenu de l'image dans la formulation du problème.

La principale hypothèse de notre travail est qu'une meilleure transformation pour l'adaptation chromatique peut être développée en tenant compte du contenu de l'image. Ceci pourrait entre autre réduire les distorsions locales dans l'image suite à une transformation. Un autre élément important est que nous avons mis en oeuvre nos deux approches en utilisant la distribution spectrale des illuminants, de la reflectance et de la sensibilité du capteur au lieu de la valeur du tristimulus couleur, comme le fait les transformations de Bradford et de Von Kries.

Les résultats que nous avons obtenu, sont très prometteurs. Ceci est traduit par les

performances obtenues en terme de perception et surtout en terme de préservation du contenu de l'image où notre approche donne dans l'ensemble les meilleurs résultats. Ainsi, la prise en charge du contenu de l'image a permis d'améliorer les performances de la transformation pour l'adaptation chromatique Sharp.

Malgré ces performances, plusieurs aspects de notre approche peuvent être améliorés. Par exemple : contraindre la formulation mathématique pour éviter les valeurs négatives dans la distribution spectrale du nouveau capteur aminci. Aussi, intégrer les aspects psycho-visuels de la colorimétrie, afin d'arriver à une perception humaine de la scène.

# Bibliographie

- [1] D.L. Mac Adam. *Color measurement : Theme and variation*. Springer Verlag, (Springer Series in optical Sciences, Vol 27), 2nd Edition, 1985.
- [2] D. Alleysson. *Le Traitement du Signal Chromatique dans la Rétine : Un modèle de Base pour la Perception Humaine des Couleurs*. Thèse de Docteur de l'Université Joseph Fourier, Grenoble.
- [3] K. Barnard, V. Cardei, and B. Funt. Sensor sharpening for computational color constancy. *Optical Society of America*, 2001.
- [4] K. Barnard, V. Cardei, and B. Funt. A comparison of computational color constancy algorithms part 1 : Methodology and experiments with synthesized data. *IEEE Transactions on Image Processing*, 11(9), 2002.
- [5] K. Barnard, L. Martin, A. Coath, and B. Funt. A comparison of computational color constancy algorithms part 2 : Experiments with image data. *IEEE Transactions on Image Processing*, 11(9), 2002.
- [6] C.J. Bartleson. A review of chromatic adaptation. *AIC Proceedings. Color*, (77) :63–96, 1974.
- [7] R.M. Boynton and J. Gordon. Bezold-brucke hue shift measured by colornaming technique. *Journal of Optical Society of America*, 55 :78–86, 1965.

- [8] G. Buchsbaum and A. Gottschalk. Trichromacy, opponent colours coding and optimum colour information transmission in the retina. *Proc. R. Soc. Lond.*, 220 :89–113, 1983.
- [9] F. Ciurea and B. Funt. Tuning retinex parameters. *Journal of Electronic Imaging*, 13(1) :58–64, January 2004.
- [10] Commission Internationale de l’Eclairage. Interim colour appearance model (simple version, ciecam97s). *Technical Report*, 131, 1998.
- [11] Commission Internationale de l’Eclairage. A review of chromatic adaptation transforms. *Technical Report*, 160, 2004.
- [12] Commission Internationaionale d’Eclairage. A method of predecting corresponding colours under different chromatic and illuminance adaptations. *Technical Report*, 109, 1994.
- [13] M. D. Fairchild. *Color appearance models*. Second Edition, Wiley, 2005.
- [14] G. Finlayson and M. Drew. Positive bradford curves through sharpening. *in Proceedings of the IS and T/SID Seventh Color Imaging Conference : Color Science, Systems and Applications, (The Society for Imaging Science and Technology, Springfield, pages 227–232, 1999.*
- [15] G. Finlayson and M. Drew. Spectral sharpening with positivity. *Optical Society of America*, 17(8), 2000.
- [16] G. Finlayson, S. Hordley, and P. Morovic. A multi-spectral image database and an application to image rendering across illumination. *In Proceedings of 3rd Internat. Conf. on Image and Graphics, Hong Kong, China, 18-20, 2004.*
- [17] G. D. Finlayson, M. Drew, and B. Funt. Spectral sharpening : Sensor transformations for improved color constancy. *Journal of Optical Society of America*, 11(5) :1553–1563, 1994.
- [18] D. Ford and A. Roberts. Color space conversions. *Technical report*, 1998.

- [19] D. Forsyth. A novel algorithm for color constancy. *Int. J. Comput. Vision* 5, 5-36, 1990.
- [20] S. Galichet. *Etude d'un Système d'Incrustation d'images vidéo couleur*. Thèse de doctorat, Université de Technologies de Compiègne, 1989.
- [21] J. Guild. A critical survey of modern developments in the theory and technique of colorimetry and allied sciences. *Proc. Opt. Convention*, pages 61–146, 1926.
- [22] R. Haralick, K. Shanmugan, and I. Dinstein. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 6(3) :610–621, 1973.
- [23] C. G. Healey. Perceptual techniques for scientific visualization. *California North Carolina State University, In SIGGRAPH 99 Course 6, Los Angeles*.
- [24] J. Holm, I. Tastl, and S. Hordley. Evaluation of dsc (digital still camera) scene analysis error metrics - part 1. *Proc. ISandT/SID 8th Color Imaging Conference*, 2000.
- [25] R. G. W. Hunt. *Measuring colour*. New York : E. Horwood, 1991.
- [26] D. Jobson, Z. Rahman, and G. A. Woodell. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes. *IEEE Trans. Im. Proc.*, (6) :956–976, 1997.
- [27] D. B. Judd. Reduction of data on mixture of color stimuli. *Bureau of Standards Journal Research*, 4(136) :515–584, 1930.
- [28] D. B. Judd. Standard response functions for photopic and deuteranopic vision. *Journal of Opt. Soc. Am.*, 35(199), 1945.
- [29] D. B. Judd, D. L. MacAdam, and G. Wyszecki. Spectral distribution of typical daylight as a function of correlated color temperature. *J. Opt. Soc. Am.*, (54) :1031–1040, 1964.
- [30] J. Von Kries. Chromatic adaptation. *In D.L. MacAdam, (ed.) Sources of Color Science, The MIT Press, Cambridge MA*, 120-127, 1970.

- [31] J. Laine and H. Saarelma. Illumination-based color balance adjustments. *Eighth Color Imaging Conference : Color Science, Engineering Systems, Technologies and Applications*, 202-206, 2000.
- [32] K. M. Lam. Metamerism and colour constancy. *Ph.D. Thesis, University of Bradford*, 1985.
- [33] E. Land and J. McCann. Method and system for image reproduction based on significant visual boundaries of original subject. *US Patent*, 3 :553-360, 1971.
- [34] E. H. Land. The retinex theory of color vision. *Scientific American*, (237) :108-129, December 1977.
- [35] H. C. Lee and R. M. Goodwin. Colors as seen by humans and machines. *Recent Progress in Color Science*, 18-22, 1997.
- [36] D. L. MacAdam. Selected papers on colorimetry-fundamentals. *SPIE Milestone Series, Vol. MS 77, Bellingham, Wash*, 1993.
- [37] L. T. Maloney. Evaluation of linear models of surface spectral reflectance with small numbers of parameters. *J. Opt. Soc. Am.*, 11(3) :1673-1683, 1986.
- [38] L. Meylan and S. Süsstrunk. Color image enhancement using a retinex-based adaptive filter. *LCAV, EPFL, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne. CH-1015 Switzerland*.
- [39] M. Minoux. *Programmation Mathématique Théories et Algorithmes*. Tome 1, ENST, 1983.
- [40] G. Rougeron. *Problèmes liés à la couleur en synthèse d'images*. Thèse de Docteur de l'Université Jean Monnet de Saint-Etienne et de l'Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne.
- [41] W.A.H. Rushton and H.D. Baker. Red/green sensitivity in normal vision. *Vision Research*, 4 :75-85, 1964.

- [42] R. J. Snowden. Texture segregation and visual search : A comparison of the effects of random variations along irrelevant dimensions. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 5(24) :1354–1367, 1998.
- [43] M. Stokes, M. Anderson, S.Shandrasekar, and R.Motta. A standard default color space for the internet - srgb. *Version 1.10, Novembre 5*, 1996.
- [44] R. Sève. Physique de la couleur. de l'apparence colorée à la technique colorimétrique. *Masson*, 1996.
- [45] B. Thompson, Z. Rahman, and S.Park. A multiscale retinex for improved performance in multispectral image classification. *spie*, 2000.
- [46] J. J. Vos. Colorimetric and photometric properties of a 2-deg fundamental observer. *Color Research and Application*, 3 :125–128, 1978.
- [47] J. J. Vos and P. L. Wallraven. On derivation of foveal receptor primaries. *Vision Research, Pergamon Press*, 11 :799–818, 1971.
- [48] B. A. Wandell, A. El Gamal, and B. Girod. Common principles of image acquisition systems and biological vision. *Proc. of the IEEE*, (90) :5–17, 2002.
- [49] G. West and M. H. Brill. Necessary and sufficient conditions for von kries chromatic adaptation to give colour constancy. *J. Math. Biol.*, 15 :249–258, 1982.
- [50] W.D. Wright. A re-determination of the trichromatic coefecients of the spectral colours. *Trans. Opt. Soc.*, 29(31) :201–218, 1928.
- [51] G. Wyszecki. Color appearance. chapter 9 in handbook of perception and human performance. *Wiley. New York*, 1986.
- [52] G. Wyszecki and W. S. Stiles. *Color Science : Concepts and Methods, quantitative Data and Formulas*. New York : John Wiley et Sons, 2000.