

Plateforme de personnalisation du contenu visuel

par

M'Hand KEDJAR

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION DE LA MAÎTRISE
AVEC MÉMOIRE EN GÉNIE DES TECHNOLOGIES DE L'INFORMATION
M. Sc. A.

MONTRÉAL, LE 01 AOÛT 2022

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

© Tous droits réservés, M'Hand KEDJAR, 2022

© Tous droits réservés

Cette licence signifie qu'il est interdit de reproduire, d'enregistrer ou de diffuser en tout ou en partie, le présent document. Le lecteur qui désire imprimer ou conserver sur un autre media une partie importante de ce document, doit obligatoirement en demander l'autorisation à l'auteur.

PRÉSENTATION DU JURY

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE:

M. Carlos Vázquez, directeur de mémoire
Département de génie logiciel et des TI à l'École de technologie supérieure

M. Stéphane Coulombe, président du jury
Département de génie logiciel et des TI à l'École de technologie supérieure

M. Adrien Gruson, examinateur externe
Département de génie logiciel et des TI à l'École de technologie supérieure

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 30 JUIN 2022

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer toute ma gratitude à Monsieur Carlos Vázquez pour avoir accepté de diriger mon mémoire. Il a été d'une grande patience et il a su me laisser une grande liberté dans mes choix scientifiques, tout en me délivrant des conseils stratégiques éclairés au moment opportun.

J'aimerais également exprimer ma reconnaissance aux membres du jury pour leur participation à l'évaluation de ce mémoire, pour l'intérêt qu'ils ont apporté pour examiner et juger mon travail et pour m'avoir fourni leurs commentaires éclairés, leurs suggestions et encouragements.

Un très grand merci à Tara Akhavan et Afsoon Soudi pour leur encadrement scientifique, leur grande ouverture d'esprit et leur confiance. Les deux années passées à Irystec ont été bien plus qu'une simple collaboration professionnelle. Nos discussions tant scientifiques que personnelles m'ont permis de prendre de la hauteur.

J'ai également beaucoup de reconnaissance envers Jérémie Gerhardt et Hyunjin Yoo. Plus généralement, je remercie toute l'équipe du Laboratoire de recherche en multimédia de l'ÉTS ainsi que les collègues à Irystec pour leur accueil et pour les qualités humaines de ses membres.

Plateforme de personnalisation du contenu visuel

M'Hand KEDJAR

RÉSUMÉ

La plateforme d'affichage perceptuelle (PDP) d'IRYStec est une solution logicielle dont l'objectif est d'offrir une expérience de visualisation personnalisée en tenant compte des caractéristiques de l'environnement, du contenu de l'image et de l'observateur. Dans ce mémoire, nous proposons d'utiliser des modèles du système visuel humain (SVH) pour améliorer le contenu visuel en l'adaptant aux préférences de l'observateur tout en rendant les écrans de visualisation OLED moins gourmands en énergie.

En premier, nous présentons une méthode unifiée d'adaptation de contenu en couleur et en contraste (UCA) conçue pour modifier les images tout en préservant les préférences des observateurs pour la couleur et le niveau de détail. Notre méthode est basée sur les modèles visuels humains nouvellement publiés : les fonctions de correspondance des couleurs (CMF) et la fonction de sensibilité au contraste (CSF) incorporant des composants dépendants de l'âge. En utilisant le modèle physiologique CIE-2006 en combinaison avec une extension du modèle CSF de Barten, notre technique ajuste le point blanc et le contraste local pour correspondre à la préférence en termes de couleur et de contraste de l'observateur. Les résultats d'une évaluation subjective montrent l'efficacité de la méthode sur une large gamme de types d'images et confirment que la combinaison de la couleur et du contraste est la meilleure approche pour l'adaptation du contenu aux caractéristiques des observateurs.

En second, poursuivant l'objectif de l'amélioration de l'image perçue par l'observateur et pour rendre les écrans de visualisation moins gourmands en énergie, nous explorons l'utilisation des algorithmes qui modélisent les redondances perceptuelles qui caractérisent le SVH. Notre approche est basée sur l'utilisation des algorithmes spatio-temporels : le seuil de discrimination en vision (JND) et l'attention visuelle (VA), et un nouveau modèle de puissance des écrans OLED (DPCM) développé en interne. Nous avons développé une méthode de réduction de la consommation d'énergie sur les écrans OLED en modifiant la valeur des pixels d'une manière que ça soit imperceptible pour l'œil humain.

Mots-clés: Fonctions de correspondance en couleur, métamérisme, sensibilité au contraste, système visuel humain, OLED, seuil de discrimination en vision, saillance visuelle

Perceptual Display Platform Personalization

M'Hand KEDJAR

ABSTRACT

IRYSTec Perceptual Display Platform (PDP) is a software solution aimed at personalizing the viewing experience in accordance with the characteristics of the surrounding environment, the image content and the viewer itself. In this thesis, we propose to utilize models of the human visual system (HVS) to improve the visual content by adapting it to the viewer's preferences as well as reducing the power consumption of OLED displays.

First, we present a unified color and contrast content adaptation (UCA) method designed to modify images while preserving observers' preferences for white color and detail level. Our method is based on newly released models of the color matching functions (CMF) and contrast sensitivity function (CSF) incorporating age-dependent components. Using CIE-2006 physiological model in combination with an extension of Barten's CSF model, our technique adjusts the display white point and local contrast to correspond to the viewer's age-related color and contrast response preference. The results of a subjective evaluation show the effectiveness of the method on a large range of image types and confirm that combining both color and contrast is the preferred approach for content adaptation to viewers' characteristics.

Second, in order to continue the improvement of the perceived image quality, and to make the display more energy efficient, we explore the use of algorithms that model the perceptual redundancies that characterize the HVS. Our approach is based on the use of just noticeable difference (JND) thresholds in vision, visual attention (VA), and a new display power consumption model (DPCM) for OLED displays by modifying the pixel values in a way that is imperceptible for the human eye.

Keywords: Color matching functions, metamerism, contrast sensitivity, human visual system, OLED, just noticeable difference, visual saliency

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
0.1 Motivation	1
0.2 Approche	2
0.3 Nouveauté	3
0.4 Structure du mémoire	4
 CHAPITRE 1 SYSTÈME VISUEL HUMAIN	 7
1.1 Introduction	7
1.2 Concepts de la vision	9
1.2.1 L'œil	11
1.2.2 Les photorécepteurs	13
1.2.2.1 Spectre d'absorption des photorécepteurs	13
1.2.2.2 Distribution des photorécepteurs	15
1.2.3 Trichromatie	16
1.2.4 Fonctions de correspondance des couleurs en fonction du champ de vision et de l'âge	21
1.2.5 Fonction de sensibilité au contraste	22
1.2.5.1 Mesures de la sensibilité au contraste	22
1.2.5.2 Fonction de sensibilité au contraste spatial	24
1.3 Différence juste perceptible	25
1.4 Saillance visuelle	26
1.5 Modulation du seuil de discrimination par la saillance visuelle	28
1.6 Modèles du système visuel humain	28
1.6.1 Observateur colorimétrique CIE-2006	29
1.6.1.1 Densité optique de la lentille et des autres milieux oculaires	30
1.6.1.2 Densité optique du pigment maculaire	31
1.6.1.3 Densité optique des pigments visuels	31
1.6.1.4 Modèle CMF complet dépendant de l'âge	32
1.6.2 Modèle de Barten pour la fonction de sensibilité au contraste	33
1.6.2.1 MTF optique (fonction de transfert de modulation)	34
1.6.2.2 Bruit photonique	36
1.6.2.3 Inhibition latérale	37
1.6.2.4 Bruit neuronal	38
1.6.2.5 Rapport signal sur bruit	38
1.6.2.6 Dimensions d'intégration	39
1.6.2.7 Modèle CSF complet dépendant de l'âge	39
1.6.3 Seuil de discrimination et saillance en vision	40
1.6.3.1 Modèles JND	40
1.6.3.2 Facteur de saillance visuelle	43

1.7	Discussions	43
CHAPITRE 2 MÉTHODOLOGIE		45
2.1	Introduction	45
2.2	Méthode d'adaptation de contenu en fonction de l'âge	45
2.2.1	Balance des blancs	46
2.2.1.1	Calibration de l'écran	46
2.2.1.2	Réponses LMS basées sur l'âge	47
2.2.1.3	Correspondance des couleurs primaires	48
2.2.1.4	Mapping des couleurs	49
2.2.2	Fonction de sensibilité au contraste	52
2.2.2.1	Mesures de contraste	53
2.2.2.2	Contraste local	54
2.3	Algorithmes spatiaux de la vision	61
2.3.1	Modèle JND dans le domaine DCT et basé sur la saillance	61
2.3.1.1	CSF dans le domaine spatial	63
2.3.1.2	Adaptation de luminance	64
2.3.1.3	Masquage de contraste	65
2.3.1.4	Facteur de saillance visuelle	65
2.3.1.5	Estimation des seuils JND dans le domaine des pixels	67
2.3.2	Méthode de réduction de puissance des écrans OLED	67
CHAPITRE 3 VALIDATION EXPÉRIMENTALE		69
3.1	Introduction	69
3.2	Personnalisation de contenu	69
3.2.1	Évaluation subjective	69
3.2.1.1	Description de l'évaluation subjective	70
3.2.1.2	Résultats de l'évaluation subjective	73
3.2.1.3	Relation entre l'âge effectif et l'âge réel	74
3.2.2	Conclusion sur la partie personnalisation du contenu visuel	76
3.2.3	Limitations sur la partie personnalisation du contenu visuel	77
3.3	Optimisation de la consommation sur écrans OLED	77
3.3.1	Comparaison des performances visuelles des modèles JND	77
3.3.2	Applications de la méthode de réduction de puissance	80
3.3.2.1	Estimation de la réduction de puissance avec un appareil de mesure	80
3.3.2.2	Estimation de la réduction de puissance avec le modèle de puissance	81
3.3.3	Évaluation subjective	85
3.3.4	Conclusion pour la partie saillance visuelle	87
3.3.5	Limitations pour la partie saillance visuelle	88
3.4	Discussion	88
CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS		91

ANNEXE I	INSTRUCTIONS POUR LES ÉTUDES SUBJECTIVES	93
ANNEXE II	INSTRUCTIONS EN ANGLAIS	97
BIBLIOGRAPHIE		101

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 3.1	Performances de la méthode de réduction de consommation 83
Tableau 3.2	Résultats détaillés de l'évaluation subjective des modèles JND 87

LISTE DES FIGURES

		Page
Figure 1.1	Spectre électromagnétique et bande de lumière visible	10
Figure 1.2	Diagramme schématique de l'œil humain	11
Figure 1.3	Focalisation des rayons lumineux par l'œil	12
Figure 1.4	Spectres d'absorption des photorécepteurs	14
Figure 1.5	Observateur colorimétrique standard CIE 1931	17
Figure 1.6	Diagramme de chromaticité CIE xy	20
Figure 1.7	Illustration d'un réseau sinusoïdal qui varie avec la fréquence spatiale	24
Figure 1.8	Fonction de sensibilité au contraste pour 5 valeurs de luminance	24
Figure 1.9	Schéma fonctionnel du modèle CIEPO06	30
Figure 1.10	Diagramme simplifié du modèle SJND	40
Figure 2.1	Diagramme de l'algorithme d'adaptation de contenu en fonction de l'âge proposé	46
Figure 2.2	Diagramme de la méthode de balance des blancs adaptative	47
Figure 2.3	Réponses des cônes LMS à l'aide du modèle d'âge CIE-2006	48
Figure 2.4	Différence d'apparence du blanc D65 par rapport à un sujet de référence de 25 ans	50
Figure 2.5	Région de couleur sacrée sRGB dans les coordonnées CIE (u' , v')	51
Figure 2.6	Exemple de mapping entre les gamut sRGB et AMOLED	52
Figure 2.7	Fonction de sensibilité au contraste pour notre observateur de référence de 25 ans	54
Figure 2.8	Variation de sensibilité pour un observateur par rapport à notre observateur de référence de 25 ans	55
Figure 2.9	Diagramme de la méthode de reciblage du contraste local	56

Figure 2.10	Schéma fonctionnel du traitement de l'information et du bruit selon le modèle CSF de Barten	57
Figure 2.11	Mesures CSF pour deux groupes d'âge	58
Figure 2.12	Image compensée à l'aide de l'algorithme d'adaptation du contenu proposé	60
Figure 2.13	Diagramme détaillé du modèle SJND	62
Figure 2.14	Cadre général de la méthode de réduction de puissance pour les écrans OLED	68
Figure 3.1	Dispositif pour l'évaluation subjective	70
Figure 3.2	Images utilisées lors de l'évaluation subjective	71
Figure 3.3	Exemples d'adaptation de contenu avec des images originales	72
Figure 3.4	Résultats de l'évaluation subjective pour la méthode de l'adaptation du contenu en fonction de l'âge	73
Figure 3.5	Histogramme des âges des observateurs	75
Figure 3.6	Relation entre l'âge effectif des observateurs et leur âge réel	76
Figure 3.7	Quelques images de la base MIT	78
Figure 3.8	Comparaison objective de la qualité visuelle des 3 modèles JN	79
Figure 3.9	Résultats visuels montrant la qualité de la méthode de réduction de puissance	80
Figure 3.10	Résultats visuels montrant les différentes étapes de la méthode de réduction de puissance	82
Figure 3.11	Résultats d'économie d'énergie et SSIM pour des images de test	84
Figure 3.12	Résultats de deux simulations pour le Google Pixel en fonction du niveau de pixel moyen de l'image	85
Figure 3.13	Images utilisées lors de l'évaluation subjective pour comparer les modèles JND3 et SJND	86

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

SVH	Système Visuel Humain
CMF	Color Matching Functions - Fonction de Correspondance des Couleurs
CSF	Contrast Sensitivity Function - Fonction de Sensibilité au Contraste
HVS	Human Visual System
JND	Just Noticeable Difference - Différence Juste Perceptible
SJND	Saliency modulated Just-Noticeable-Difference
VA	Visual Attention - Attention Visuelle
OLED	Organic Light-Emitting Diode
CIELAB	Espace Chromatique L*a*b* CIE 1976
CIE	Commission Internationale de l'Éclairage
PDP	Perceptual Display Platform
DPCM	Display Power Consumption Model
OEM	Original Equipment Manufacturer - Fabricant d'Équipement d'Origine
DCT	Discrete Cosine Transform - Transformée en Cosinus Discrète
CIEPO06	CIE 2006 Physiological Observer
MTF	Modulation Transfer Function - Fonction de Transfert de Modulation
LA	Luminance Adaptation - Adaptation de Luminance
CM	Contrast Masking - Masquage de Contraste
sRGB	standard RGB
AMOLED	Active-Matrix Organic Light-Emitting Diode - Matrice Active OLED
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio
SSIM	Structural SIMilarity
VQI-VSI	Visual Quality (Saliency) Index

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

M	Contraste de Michelson
G	Contraste logarithmique
LMS	Long, Medium, Short
RGB	Read, Green, Blue
XYZ	Espace de couleur CIE 1931
L	Luminance
ΔE	Écart de couleur
D65	CIE standard illuminant D65
ρ	Fréquence spatiale
λ	Longueur d'onde

INTRODUCTION

0.1 Motivation

La solution logicielle d'Irystec vise à personnaliser l'expérience de visionnage en fonction des caractéristiques de l'environnement, du contenu de l'image et de l'observateur lui-même. La solution actuelle aborde l'adaptation à l'environnement. Pour aller au-delà de l'environnement, Irystec explore l'adaptation du contenu visuel aux caractéristiques de l'observateur. Plusieurs études ont montré une grande variabilité du contraste et de la couleur perçus entre les observateurs (Kutas *et al.*, 2008; Sloane, Owsley & Jackson, 1988b; de Faria *et al.*, 2015; Crassini, Brown & Bowman, 1988; Owsley, Sekuler & Siemsen, 1983), mais aujourd'hui les écrans sont conçus et exploités pour un observateur moyen, ce qui implique effectivement que les images perçues sont sous-optimales pour un large segment de la population. L'âge est l'un des principaux contributeurs à la variabilité de la perception (Owsley, 2011) et a un effet important sur l'expérience de perception de l'observateur. Sur la base de modèles de perception visuelle généralement acceptés (MacLeod, Mollon, Moreland *et al.*, 2006) qui prennent en compte les différences entre les observateurs en ce qui concerne la perception des couleurs (Sarkar *et al.*, 2010) et des contrastes (Wanat & Mantiuk, 2014), Irystec a développé des outils logiciels pour adapter indépendamment le contraste (Soudi, Rezagholizadeh & Akhavan, 2016) et la couleur (Fairchild & Wyble, 2007) du contenu à l'âge de l'observateur.

Dans la première partie de ce travail de recherche, nous allons aborder deux problèmes auxquels Irystec est confronté avec leurs outils d'adaptation à l'âge. Le premier est d'unifier les algorithmes d'adaptation de contenu en fonction de l'âge basés sur les modèles de la Fonction de Sensibilité au Contraste (CSF) et des Fonctions de Correspondance des Couleurs (CMF) en un outil unique pour étudier l'effet de l'âge de l'observateur sur l'expérience de perception visuelle. L'outil actuel de réglage du contraste adapte le contraste et la couleur des images en tenant compte de l'éclairage environnemental et de l'âge de l'observateur, mais pas de la variation de perception

des couleurs entre les observateurs. À un stade ultérieur, étant donné qu'un modèle combiné pourrait devenir plus complexe et exigeant en termes de calcul, un affinement des algorithmes d'adaptation est nécessaire pour garantir le fonctionnement en temps réel sur les plateformes mobiles avec un impact minimal sur les performances et la consommation d'énergie.

Dans la seconde partie, nous allons explorer de nouvelles façons de modifier l'image en prenant conjointement en compte les caractéristiques de l'observateur et le contenu de l'image. Afin d'aller au-delà de l'adaptation actuelle, et en tenant compte des nouvelles technologies d'affichage telle que l'OLED, nous allons aborder le problème de l'adaptation des contenus en intégrant un modèle de saillance spatio-temporelle (attention visuelle) (Koch & Ullman, 1987) dans l'adaptation des couleurs et des contrastes.

Nous avons deux objectifs principaux. Le premier est de définir un modèle unifié de variation selon l'âge de la perception visuelle avec l'intention d'adapter le contenu affiché aux caractéristiques de l'observateur afin d'améliorer la qualité de l'expérience. Une attention particulière se portera sur l'optimisation de l'algorithme d'adaptation à la plateforme d'exécution impliquant principalement des processeurs mobiles. Le deuxième objectif est de rendre le procédé plus économe en énergie tout en gardant autant que possible la qualité perceptive du contenu. Deux problèmes principaux seront abordés dans cette seconde partie : la réduction de la consommation d'énergie des écrans OLED en modifiant la luminosité et la couleur des images et la réduction de la complexité de calcul du processus d'adaptation du contenu en évitant ou en réduisant le traitement dans les régions moins saillantes.

0.2 Approche

L'approche pour le modèle unifié de variation selon l'âge s'appuie sur l'algorithme d'adaptation de contenu visuel développé par Wanat et al. (Wanat & Mantiuk, 2014). L'étape d'adaptation des couleurs sera enrichie en intégrant une procédure d'ajustement de la balance des blancs

basée sur l'âge effectif de l'observateur actuellement en cours de validation par Irystec. Le modèle de CSF de Mantiuk (Mantiuk & Ramponi, 2015) et le modèle CMF de l'observateur moyen CIEPO06 (MacLeod *et al.*, 2006) seront utilisés pour bâtir une suite logicielle permettant d'adapter le contenu affiché sur un écran à l'âge de l'observateur en plus de tenir compte des conditions d'illumination ambiante. Une analyse théorique de la complexité et son impact sur la consommation électrique de l'appareil de visualisation seront complétés par une estimation expérimentale logicielle et matérielle, utilisant un appareil de mesure (Saipullah, Anuar, Ismail & Soo, 2012), de la consommation d'énergie de l'algorithme afin de guider l'optimisation de l'implémentation logicielle.

La seconde partie portera sur l'ajout d'un modèle de saillance (Le Meur *et al.*, 2017) au contraste et à l'adaptation des couleurs sensibles à l'âge (Kedjar *et al.*, 2017) afin de créer un nouveau modèle combiné à utiliser par le processus d'adaptation de contenu. Ce nouveau modèle sera facilement appliqué à un algorithme de modification d'image qui réduit sélectivement l'intensité des pixels/sous-pixels sélectionnés afin de réduire la consommation d'énergie des écrans OLED (Hadizadeh, 2017; Li, Guo, Shen, Li & Huang, 2016). La combinaison des deux techniques dans un pipeline de traitement unique assurera une complexité réduite des algorithmes d'images, combinée à une réduction de la luminosité pour les pixels/sous-pixels individuels tout en préservant la qualité perceptive du contenu.

0.3 Nouveauté

La personnalisation du contenu visuel aux caractéristiques individuelles de l'observateur est un domaine de recherche relativement récent et la combinaison du contraste et de l'adaptation des couleurs à l'âge de l'observateur est une nouvelle application dans ce domaine. Les travaux de cette partie ont été publiés dans les comptes-rendus de la dix-neuvième conférence internationale sur l'analyse et le traitement d'images qui s'est tenue à Catania, Italie, du 11 au 15 septembre 2017 (Kedjar *et al.*, 2017).

La combinaison de la saillance aux algorithmes d'adaptation de contenu sensibles à l'âge pour la réduction de la consommation d'énergie dans les systèmes mobiles avec écrans OLED constitue une nouvelle proposition dans le domaine de la personnalisation des écrans. Cette partie a fait l'objet d'une publication dans la vingt-sixième conférence sur la couleur et l'imagerie qui s'est tenue du 12 au 16 novembre 2018, à Vancouver, Colombie-Britannique, Canada (Gerhardt, Kedjar, Yoo, Akhavan & Vazquez, 2018).

0.4 Structure du mémoire

Le mémoire sera divisé en deux grandes parties. La première partie est reliée à la personnalisation du contenu visuel en fonction de l'âge effectif de l'observateur. La deuxième partie porte sur la modélisation des redondances perceptives qui caractérisent le système visuel humain, en particulier le seuil de discrimination en vision et la saillance visuelle.

Le chapitre 1 décrit une description du système visuel humain avec une attention particulière portée sur la variabilité dans la vision. Nous allons décrire les fonctions de correspondance des couleurs, la fonction de sensibilité au contraste, le seuil juste perceptible et la saillance visuelle. Les principaux modèles de vision seront également introduits.

Le chapitre 2 présente la méthodologie utilisée. Nous allons principalement décrire la méthode de la balance des blancs, les mesures de contraste utilisées ainsi que la façon d'incorporer la saillance visuelle dans le seuil de discrimination en vision pour optimiser la consommation d'énergie dans les images et les vidéos.

Le chapitre 3 détaille la validation expérimentale. Dans un premier lieu, nous décrivons la méthode de personnalisation du contenu visuel. En deux, nous expliquons l'approche suivie pour l'optimisation de la consommation sur les écrans OLED. Les résultats obtenus seront commentés et comparés d'une manière qualitative et quantitative. Nous terminons ce chapitre par une discussion sur les résultats.

Nous finirons le mémoire sur une conclusion globale du travail réalisé et sur les recommandations et les travaux futurs possibles concernant ce projet.

CHAPITRE 1

SYSTÈME VISUEL HUMAIN

1.1 Introduction

La perception humaine de la couleur et du contraste diffère d'une personne à une autre, non seulement en ce qui concerne la déficience visuelle, mais également entre les personnes avec une vision normale. Cependant, cette variabilité n'est pas prise en compte dans les systèmes de visualisation actuels, et il est supposé qu'un unique observateur standard peut représenter la population entière.

Historiquement, l'objectif de la colorimétrie était d'intégrer la vision humaine en couleur et les mesures de la lumière visible pour définir les équivalents visuels des stimuli de couleur. Plus récemment, ses objectifs ont été de fournir les procédures qui rendent possible la quantification des correspondances et les différences en couleur (Brainard & Stockman, 2010). Dans ce sens, la colorimétrie est basée sur l'hypothèse que la vision couleur de chacun peut être quantifiée par les fonctions CIE de l'utilisateur standard, qui prédisent la réponse moyenne d'un observateur au contenu spectral de la lumière. Cependant, les observateurs individuels peuvent avoir des fonctions de réponses légèrement différentes, ce qui peut causer un désagrément sur les couleurs qui correspondent et celles qui ne le sont pas. Pour des couleurs qui varient d'une manière continue sur un large spectre, le désagrément est généralement petit, mais pour un mix de couleurs qui utilisent quelques bandes étroites du spectre, la différence ΔE^* peut être aussi large de 10 CIELAB (Fairchild & Wyble, 2007), où la mesure ΔE^* est définie comme l'écart de couleur dans l'espace colorimétrique perceptuellement uniforme $L^*a^*b^*$ (Carter *et al.*, 2004).

Le système visuel humain fonctionne sur un intervalle d'illumination assez large grâce à deux classes de photorécepteurs, les cônes et les bâtonnets (Barbur & Stockman, 2010). Sous la lumière du jour, la vision s'appuie principalement sur trois types de cônes photorécepteurs, et c'est ce qu'on appelle la vision photopique. Dans des conditions de très basse quantité de lumière, uniquement les bâtonnets sont en fonctionnement, c'est ce qu'on appelle la vision scotopique.

Entre les conditions photopique et scotopique, les cônes et les bâtonnets fonctionnent simultanément, et c'est ce qu'on appelle la vision mésopique.

La sensibilité au contraste est une mesure très importante, plus particulièrement dans des conditions de faible luminosité, la présence de brouillard, d'un éblouissement, ou lorsque le contraste entre les objets et le fond est réduit. Par exemple, une activité qui demande une bonne sensibilité au contraste pour des raisons de sécurité est la conduite la nuit. Plusieurs études scientifiques ont montré que les personnes âgées ont une sensibilité au contraste bien plus faible que les personnes d'un plus jeune âge (Owsley *et al.*, 1983; Sloane, Owsley & Alvarez, 1988a). Ceci suggère que les activités qui dépendent des performances visuelles peuvent être impactées par ce déclin de la sensibilité. Un des nombreux défis est la réduction de la performance visuelle en effectuant les tâches de tous les jours pour les personnes âgées comparées aux personnes plus jeunes. L'effet de l'âge sur la vision humaine a été étudié d'une manière extensive dans le but d'identifier et de comprendre les mécanismes de cette dégradation (Schieber, Kline, Kline & Fozard, 1992; Schieber, 2006). La fonction de sensibilité au contraste (CSF) en particulier est devenue très populaire dans la communauté de recherche en vision, et grâce aux développements récents en traitement d'image, c'est devenu possible de modéliser en temps réel ses réglages en fonction de l'âge de l'observateur. Sur le plan de l'écran de visualisation, elle permet de contrôler le contraste de l'image en suivant les préférences de l'utilisateur.

Même si la variabilité assez large en perception des couleurs et du contraste entre les différents observateurs individuels est un fait bien établi et généralement accepté par la communauté scientifique, l'âge n'est pas le seul facteur qui contribue au changement de la sensibilité du système visuel humain. Dans le même groupe d'âge, la variabilité entre les observateurs est assez large (Mantiuk & Ramponi, 2015). Par exemple, la réponse des éléments optiques du système visuel humain peut être altérée par des traitements chirurgicaux. De plus, les paramètres de l'âge du modèle CIE-2006 ne correspondent pas aux propriétés réelles de l'observateur et ne peuvent décrire d'une manière complète les effets induits par l'âge sur la perception visuelle (Sarkar *et al.*, 2010). Il n'y a pas de corrélation suffisante entre l'âge réel et les paramètres dépendant de l'âge incorporés dans le modèle CIE-2006 (Sarkar *et al.*, 2010).

En plus de la différence de perception entre observateurs sur le plan des couleurs et du contraste, les images et les trames vidéos contiennent des informations spatio-temporelles redondantes qui ne sont pas perceptibles par le système visuel humain (Chou & Li, 1995). Par exemple, il est possible de modifier la luminance d'un pixel tout en gardant la qualité perceptive de l'image. Dans les vidéos, nous pouvons adapter la fréquence des trames en prédisant les similarités entre les trames consécutives (Hwang *et al.*, 2017). Ces redondances perceptives sont principalement dues aux propriétés physiologiques du système visuel humain et aux mécanismes d'attention (Anderson, Van Essen & Olshausen, 2005).

Le premier concept est lié au fait que l'œil humain ne peut pas détecter des changements dans les stimuli visuels en dessous du seuil de discrimination en vision (JND) en raison des sensibilités spatio-temporelles du système visuel (Jayant, Johnston & Safranek, 1993). Le deuxième concept est lié à l'attention visuelle qui est l'ensemble des mécanismes du système visuel humain qui optimisent et contrôlent les processus de recherche inhérents à la vision (Evans *et al.*, 2011).

La technologie d'affichage OLED gagne en popularité parmi les fabricants d'équipement d'origine (OEM). Les coûts de production diminuent, rendant cette technologie plus facilement accessible. Les écrans OLED ont un meilleur contraste, pas de rétroéclairage et la possibilité d'estimer la contribution de chaque pixel à la puissance de l'écran (Koden, 2017, page 128). Cette fonctionnalité permet d'expérimenter des algorithmes spatiaux pour améliorer la qualité de l'image en fonction de sa consommation électrique. Du fait que le coût énergétique d'une image dans un écran OLED dépend principalement du contenu et des valeurs Rouge, Vert, Bleu des pixels individuels, nous pouvons réduire la consommation de l'écran en modifiant les valeurs des pixels de telle sorte que l'image résultante serait indiscernable de l'image originale.

1.2 Concepts de la vision

Notre capacité de voir un objet dépend des informations contenues dans la lumière réfléchi de cet objet dans l'œil.

La vision est basée sur la lumière visible, qui est une bande d'énergie dans le spectre électromagnétique. Le spectre électromagnétique est un continuum d'énergie électromagnétique qui est produit par des charges électriques et rayonné sous forme d'ondes. La figure 1.1 montre la large gamme d'énergie dans l'environnement et la petite gamme dans ce spectre, appelé lumière visible, que nous pouvons voir. L'énergie dans ce spectre peut être décrite par sa longueur d'onde - la distance entre les pics des ondes électromagnétiques. Les longueurs d'onde du spectre électromagnétique vont des rayons cosmiques de très courte longueur d'onde (longueur d'onde d'environ 10^{-15} mètres) aux ondes d'extrêmement basses fréquences (longueur d'onde d'environ 10^7 mètres) (Goldstein, 2013, page 23).

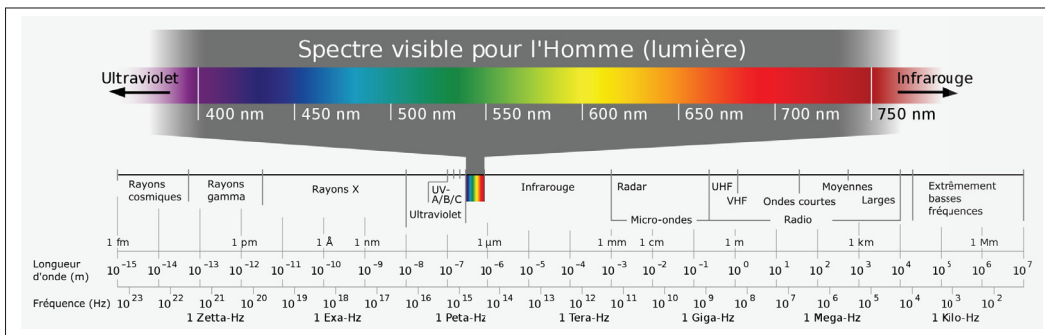


Figure 1.1 Spectre électromagnétique et bande de lumière visible
Adapté de Wikimedia commons (2006)

La lumière visible, l'énergie du spectre électromagnétique que les humains peuvent percevoir, a des longueurs d'onde allant d'environ 400 à 700 nanomètres (nm), où 1 nanomètre = 10^{-9} mètres. Pour les humains et certains autres animaux, la longueur d'onde de la lumière visible est associée aux différentes couleurs du spectre, les longueurs d'onde courtes apparaissant en bleu, les longueurs d'onde moyennes en vert et les longueurs d'onde longues en jaune, orange et rouge. Bien que nous spécifions généralement la lumière sur le plan de la longueur d'onde, la lumière peut également être décrite comme étant constituée de petits paquets d'énergie appelés photons, un photon étant le plus petit paquet possible d'énergie lumineuse (Goldstein, 2013, page 22).

1.2.1 L'œil

Les yeux contiennent les récepteurs de la vision et nos perceptions visuelles sont initiées et fortement influencées par l'anatomie de l'œil. La figure 1.2 présente un schéma simplifié de la structure optique de l'œil humain avec quelques éléments importants décrits. La cornée et la lentille agissent ensemble comme la lentille d'une caméra pour focaliser une image du monde visuel sur la rétine à l'arrière de l'œil. Elles ont, avec les autres structures de l'œil, un impact significatif sur notre perception des couleurs (Kluender, Levi & Wolfe, 2018, page 37).

La lumière réfléchie par les objets de l'environnement pénètre dans l'œil par la pupille et est focalisée par la cornée et la lentille pour former des images nettes des objets sur la rétine, le réseau de neurones qui recouvre l'arrière de l'œil et qui contient les récepteurs pour la vision (figure 1.2, image de gauche).

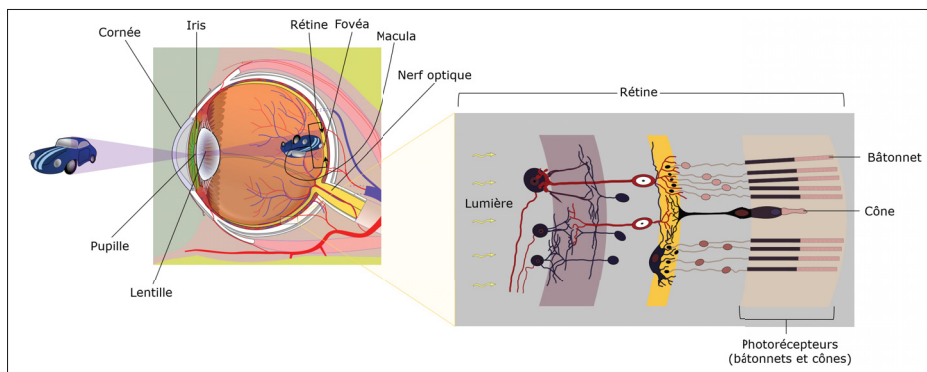


Figure 1.2 Diagramme schématique de l'œil humain avec quelques structures clés étiquetées

Schéma de l'œil adapté de Wikimedia commons (2014)

Schéma des photorécepteurs adapté de Wikipedia (2022)

Image de l'auto tirée de Wikimedia commons (2016)

Ces récepteurs visuels, les bâtonnets et les cônes, contiennent des produits chimiques sensibles à la lumière appelés pigments visuels qui réagissent à la lumière et déclenchent des signaux électriques. Les signaux des récepteurs traversent le réseau de neurones qui composent la rétine

(figure 1.2, image de droite) et émergent de l'arrière de l'œil dans le nerf optique, qui conduit les signaux vers le cerveau (Goldstein, 2013, page 23).

La lumière réfléchiée par un objet dans l'œil est focalisée sur la rétine par un système optique à deux éléments : la cornée et la lentille. La cornée, le revêtement transparent de l'avant de l'œil, représente environ 80% de la puissance de mise au point de l'œil, cependant elle est fixée en place et ne peut donc pas ajuster sa mise au point. La lentille, qui fournit les 20% restants de la puissance de mise au point de l'œil, peut changer de forme pour ajuster la mise au point de l'œil pour des objets situés à différentes distances. Ce changement de forme est obtenu par l'action des muscles ciliaires, qui augmentent le pouvoir de focalisation du cristallin (sa capacité à courber la lumière) en augmentant sa courbure (figure 1.3). Considérant ce qui se passe lorsque l'œil est détendu et qu'une personne ayant une vision normale (20/20) voit un petit objet éloigné. Si l'objet est situé à plus de 6 mètres environ, les rayons lumineux qui atteignent l'œil sont essentiellement parallèles (figure 1.3, image de gauche), et la combinaison cornée-lentille amène ces rayons parallèles à se concentrer sur la rétine au point A. Mais si l'objet se rapproche de l'œil, les rayons lumineux réfléchis par cet objet pénètrent dans l'œil sous un angle plus important, ce qui repousse le point de mise au point, donc si l'arrière de l'œil n'était pas là, la lumière serait focalisée au point B (figure 1.3, image de milieu). Comme la lumière est arrêtée par l'arrière de l'œil avant d'atteindre le point B, l'image sur la rétine est floue. Si les choses restaient dans cet état, la personne verrait l'objet comme flou (Goldstein, 2013, page 24).

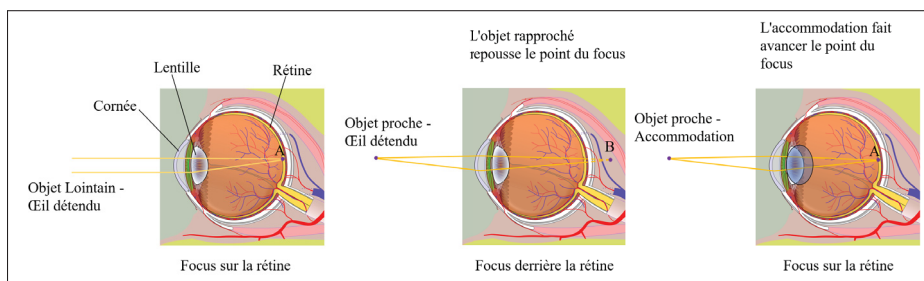


Figure 1.3 Focalisation des rayons lumineux par l'œil
Schéma de l'œil tiré de Wikimedia commons (2014)
Illustration adaptée de Goldstein (2013, p. 24)

La lentille réglable, qui contrôle un processus appelé accommodation, vient à la rescousse pour aider à éviter le flou. L'accommodation est le changement de forme du cristallin qui se produit lorsque les muscles ciliaires à l'avant de l'œil se contractent et augmentent la courbure du cristallin afin qu'il s'épaississe (figure 1.3, image de droite). Cette courbure accrue augmente la courbure des rayons lumineux traversant la lentille de sorte que le point focal est ramené à A pour créer une image nette sur la rétine. Cela signifie que lorsque nous regardons autour de différents objets, notre œil ajuste constamment sa mise au point en s'adaptant, en particulier aux objets proches. Il y a une perte d'accommodation avec l'augmentation de l'âge (Goldstein, 2013, page 25). La distance du point proche augmente à mesure qu'une personne vieillit, une condition appelée presbytie. Le point de proximité pour la plupart des jeunes de 20 ans est d'environ 10 cm, mais il augmente à 14 cm à 30 ans, à 22 cm à 40 ans et à 100 cm à 60 ans. Cette perte de capacité d'adaptation se produit parce que le cristallin durcit avec l'âge et que les muscles ciliaires s'affaiblissent.

1.2.2 Les photorécepteurs

La rétine est constituée d'une série de couches cellulaires interconnectées, dont l'avant-dernière (vue dans la direction de la lumière entrant dans les yeux) est constituée de cellules photoréceptrices sensibles à la lumière. Ces cellules contiennent des molécules de photopigment qui changent de structure lorsque la lumière est incidente sur elles, un processus qu'entraîne l'activation d'un signal neuronal qui est ensuite modifié le long de la voie visuelle (Purves *et al.*, 2011, page 236).

1.2.2.1 Spectre d'absorption des photorécepteurs

Il existe deux types de photorécepteurs (Barbur & Stockman, 2010) : les bâtonnets, qui fonctionnent à de faibles niveaux de lumière, et les cônes, qui sont actifs lorsque plus de lumière est présente et qui génèrent des signaux conduisant à la vision des couleurs.

Nous pouvons faire remonter la différence des courbes de sensibilité spectrale des bâtonnets et des cônes à une autre propriété des pigments visuels : les spectres d'absorption des bâtonnets et des cônes. Le spectre d'absorption d'un pigment est un graphique de la quantité de lumière absorbée en fonction de la longueur d'onde de la lumière. Les spectres d'absorption des bâtonnets et des cônes sont illustrés à la figure 1.4. Pour les bâtonnets, le pigment absorbe mieux à 496 nanomètres ($1 \text{ nm} = 10^{-9} \text{ m}$), la zone bleu-vert du spectre. Quant aux cônes, ils sont disponibles en trois variétés, chacune sensible à une partie différente du spectre du rayonnement électromagnétique. Les cônes *L* sont les plus sensibles aux grandes longueurs d'onde et culminent autour de 558 nm, les cônes *M* sont les plus sensibles aux longueurs d'onde moyennes avec un pic autour de 530 nm et les cônes *S* sont les plus sensibles aux courtes longueurs d'onde avec un pic autour de 419 nm (Darnall, Bowmaker & Mollon, 1983).

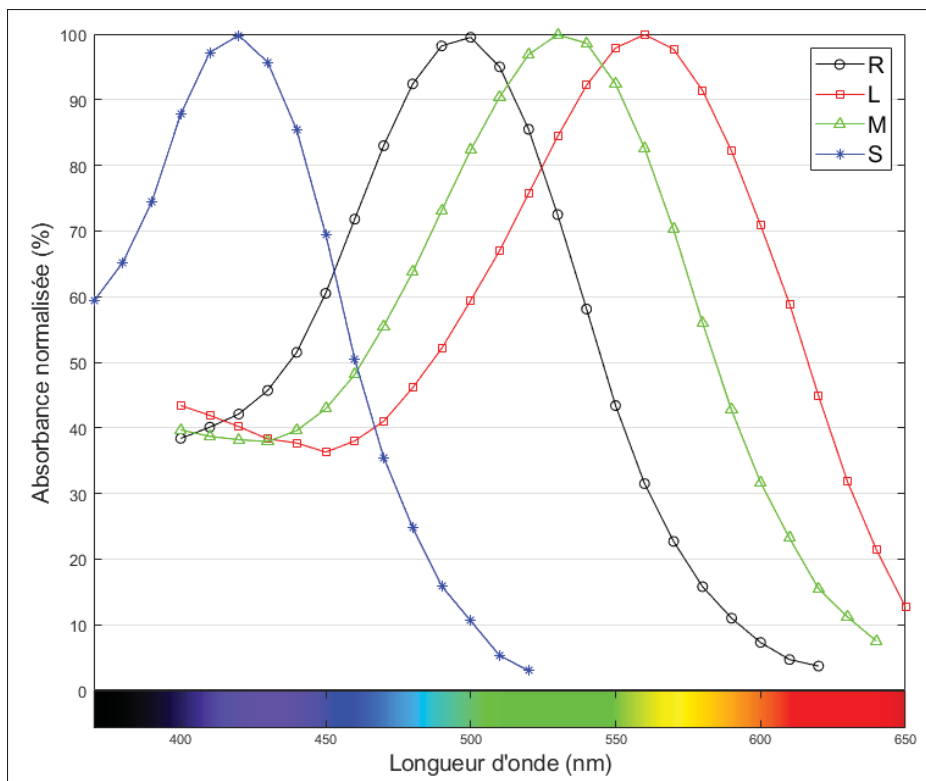


Figure 1.4 Spectres d'absorption des bâtonnets (R) et des cônes à courte (S), moyenne (M) et longue longueur d'onde (L)
Adapté de Darnall *et al.* (1983)

1.2.2.2 Distribution des photorécepteurs

La répartition des bâtonnets et des cônes sur la surface de la rétine a également des conséquences importantes pour la vision. Malgré le fait que la perception dans les niveaux de lumière diurnes typiques soit dominée par la vision à médiation par les cônes, le nombre total de bâtonnets dans la rétine humaine (environ 120 millions) dépasse de loin le nombre de cônes (environ 6 millions) (Schacter, Gilbert & Wegner, 2010). En outre, les photorécepteurs ne sont pas distribués d'une façon uniforme sur la rétine. Les bâtonnets sont présents en abondance sur une grande surface de la rétine, et une petite zone, la fovéa, ne contient que des cônes. Lorsque nous regardons directement un objet, l'image de l'objet tombe sur la fovéa. La fovéa est la partie centrale de notre champ de vision où nous avons la plus grande acuité visuelle.

La rétine périphérique, qui comprend toute la rétine à l'extérieur de la fovéa, contient à la fois des bâtonnets et des cônes. La fovéa est si petite (environ 1.2 mm de diamètre) qu'elle ne contient qu'environ 3 %, soit 200 000, des 6 millions de cônes de la rétine. L'augmentation de la densité des cônes dans la fovéa s'accompagne d'une forte diminution de la densité des bâtonnets. En effet, la zone centrale de la fovéa avec un diamètre d'environ 0.35 mm (ou environ 1 degré du champ visuel), appelés fovéola, est totalement dépourvus de bâtonnets.(Helga, 1995).

Quant à la distribution des cônes selon leur type, seulement environ 1 sur 100 sont des cônes S, et le rapport du nombre de cônes M à L varie considérablement d'une personne à l'autre (c'est-à-dire entre 1.1 :1 et 16.5 :1 (Hofer, Carroll, Neitz, Neitz & Williams, 2005), avec une moyenne d'environ 1.86 :1 (Carroll, Neitz & Neitz, 2002)).

Une conséquence importante de cette composition de la rétine sur le plan de la distribution et l'intégration spectrale des cônes est que, en ce qui concerne la vision des couleurs, la variation des propriétés électromagnétiques du rayonnement à travers le spectre visible n'entraîne que trois variétés de réponses par unité de surface de la rétine. Cette trichromie du système visuel humain signifie que même si la lumière stimulant l'œil peut varier librement sur de nombreuses bandes dans lesquelles le spectre visible peut être divisé, le résultat n'est que de trois types de réponses - un pour les longueurs d'onde courte, moyenne et longue. Une conséquence de la

trichromatie est également que le système visuel aura des réponses identiques à des spectres très différents, un phénomène appelé métamérisme (Frisby & Stone, 2010, page 417).

1.2.3 Trichromatie

Dans la seconde moitié du XIXe siècle, la théorie trichromatique de la vision des couleurs a été développée sur la base des travaux de Young, Helmholtz et Maxwell (Lakshminarayanan, 2019).

Thomas Young a été le premier à expliquer, en 1801, que la variable associée à la couleur dans la lumière est la longueur d'onde et, puisqu'elle varie continuellement, la trichromie doit être imposée par le système visuel et donc il doit y avoir trois types de récepteurs dans l'œil.

Hermann von Helmholtz a développé la théorie plus loin en 1860 (von Helmholtz, 1924-25). Il a expliqué que les trois types de photorécepteurs de cône pourraient être classés comme court-préférant (violet), moyen-préférant (vert) et long-préférant (rouge), selon leur réponse aux longueurs d'onde de la lumière frappant la rétine. Les forces relatives des signaux détectés par les trois types de cônes sont interprétées par le cerveau comme une couleur visible. James Clark Maxwell a confirmé le choix de Young pour les trois couleurs primaires et la théorie de la vision trichromatique. C'est Maxwell qui a montré comment mesurer les sensations de couleur en mariant optique et psychophysique. La méthode de colorimétrie de Maxwell est à la base d'une grande partie de la science des couleurs moderne et l'a transformée d'un domaine subjectif/qualitatif en un domaine quantitatif. Dans son article de 1860 (Maxwell & Stokes, 1860), il a décrit une méthode expérimentale pour obtenir les courbes de réponse théoriques des trois types de photorécepteurs et a calculé ces trois courbes à partir de données expérimentales pour des observateurs normaux.

Sur la base des travaux fondateurs de Maxwell, à la fin des années 1920, Wright (Wright, 1929) et Guild (Guild & Petavel, 1931) ont mené des expériences dans lesquelles ils ont demandé aux observateurs de faire correspondre les couleurs d'une lumière monochromatique donnée en faisant varier l'intensité d'un ensemble de lumières monochromatiques rouges, vertes et bleues (Carter *et al.*, 2004), appelées les primaires. Pour chaque lumière d'essai monochromatique de

longueur d'onde, l'expérience a enregistré les quantités (moyennes, sur tous les observateurs) de chaque primaire nécessaires pour correspondre au test : $\bar{r}(\lambda)$ pour le rouge, $\bar{g}(\lambda)$ pour le vert, et $\bar{b}(\lambda)$ pour le bleu.

Dans le travail original qui a conduit aux données, deux arrangements expérimentaux distincts ont été utilisés. John Guild (Guild & Petavel, 1931), au National Physical Laboratory de Teddington, en Angleterre, a utilisé une lampe au tungstène et des filtres colorés ; W. David Wright (Wright, 1929), à l'Imperial College de Londres, en Angleterre, a utilisé des bandes lumineuses monochromatiques isolées d'un spectre formé par un système de prismes. Afin de combiner les deux ensembles de résultats, chaque ensemble de données a été transformé mathématiquement en ce qui aurait été obtenu si les stimuli d'appariement monochromatiques suivants avaient été utilisés : Rouge à 700 nm, Vert à 546.1 nm et Bleu à 435.8 nm (Hunt, Pointer(auth.) & Kriss(eds.), 2011, page 27).

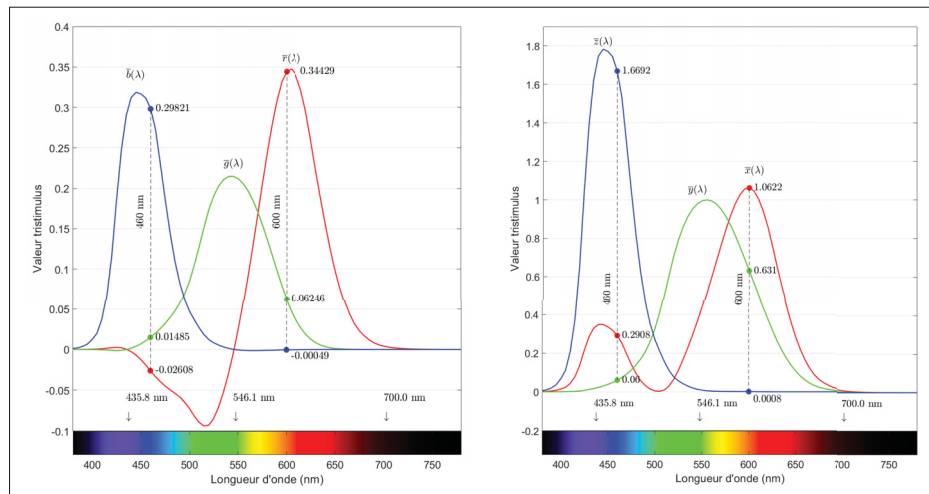


Figure 1.5 Observateur colorimétrique standard CIE 1931
Adapté de Carter *et al.* (2004)

Compte tenu de ces lumières, la figure 1.5 montre la quantité de chacune d'elles qui est nécessaire pour correspondre à un stimulus qui n'a d'énergie que dans un intervalle de longueur d'onde spécifique du spectre visible. Par exemple, une lumière dont l'énergie n'est que d'environ 600 nm peut être adaptée en ajoutant 0.34429 unité de R et 0.06246 unité de lumière G (la valeur pour

la lumière $B - 0.00049$ peut être ignorée). Ces quantités de lumière RGB , nécessaires pour faire correspondre les stimuli à une seule longueur d'onde (c'est-à-dire monochromatiques) à travers le spectre, sont appelées fonctions de correspondance des couleurs (CMF). Les résultats de plusieurs observateurs mettant en place de tels matchs (Wright, 1929; Guild & Petavel, 1931) ont ensuite été combinés en un seul ensemble de CMF, que la CIE a déclaré être l'observateur colorimétrique standard en 1931 (Carter *et al.*, 2004) et ils sont utilisés comme représentants du comportement typique de correspondance des couleurs.

Nous pouvons voir sur la figure 1.5 les CMF \bar{r} , \bar{g} , \bar{b} (gauche) et leur transformation linéaire – les CMF \bar{x} , \bar{y} , \bar{z} (droite). Cette figure montre que la fonction $\bar{r}(\lambda)$ a clairement des valeurs négatives (les deux autres fonctions ont également des valeurs négatives). Par exemple, un stimulus à 460 nm auquel 0.02608 R est ajouté, ce qui est montré par une valeur négative dans la fonction \bar{r} , peut alors correspondre à 0.01485 G plus 0.2981 de B. Ceux-ci correspondent aux cas où la couleur de test ne peut pas être adaptée telle quelle, à moins qu'une certaine quantité de couleur primaire (rouge) ne lui soit ajoutée : après cela, les lumières verte et bleue peuvent être ajustées de manière à correspondre à la combinaison de test de la lumière et le rouge. Par conséquent, pour éviter des nombres négatifs dans les spécifications de couleur, la CIE a recommandé que les valeurs tristimulus R , G , B , soient remplacées par un nouvel ensemble de valeurs tristimulus, X , Y , Z , et leurs fonctions de correspondance de couleur $\bar{x}(\lambda)$, $\bar{y}(\lambda)$, et $\bar{z}(\lambda)$. À partir des fonctions CIE XYZ, les valeurs tristimulus (X , Y , Z) pour une source de lumière avec une distribution spectrale $E(\lambda)$ peuvent être calculées comme (Malacara, 2011, page 82) :

$$\begin{aligned} X &= \int_{\lambda} \bar{z}(\lambda) E(\lambda) d\lambda \\ Y &= \int_{\lambda} \bar{y}(\lambda) E(\lambda) d\lambda \\ Z &= \int_{\lambda} \bar{x}(\lambda) E(\lambda) d\lambda \end{aligned} \tag{1.1}$$

Les fonctions de correspondance $\bar{x}(\lambda)$, $\bar{y}(\lambda)$, et $\bar{z}(\lambda)$ sont obtenues au moyen d'une transformation linéaire, en imposant certains critères, principalement parmi eux (Malacara, 2011, page 76) :

- $\bar{x}(\lambda) \geq 0, \bar{y}(\lambda) \geq 0, \bar{z}(\lambda) \geq 0$;
- $\bar{y}(\lambda)$ est identique à la fonction de luminosité standard $V(\lambda)$, qui est une fonction sans dimension décrivant la sensibilité à la lumière en fonction de la longueur d'onde; par conséquent, et pour source lumineuse avec distribution spectrale $E(\lambda)$, $Y = \int_{\lambda} \bar{y}(\lambda)E(\lambda)d\lambda$ correspondrait à la luminance du stimulus de couleur;
- $\bar{x}(\lambda), \bar{y}(\lambda), \bar{z}(\lambda)$ sont normalisées de manière à produire des valeurs tristimulus égales $X = Y = Z$ pour une lumière blanche, c'est-à-dire une lumière avec un spectre uniforme (plat).

Parce que les CMF de CIE XYZ sont une transformation linéaire des CMF de CIE RGB , cela signifie que nous pouvons passer d'un espace colorimétrique à l'autre avec une transformation linéaire et inversible :

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1.2)$$

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = M^{-1} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (1.3)$$

où M est une matrice 3×3 .

Définissons les valeurs x, y, z par (Malacara, 2011, page 83) :

$$\begin{aligned}
 x &= \frac{X}{X+Y+Z} \\
 y &= \frac{Y}{X+Y+Z} \\
 z &= \frac{Z}{X+Y+Z}
 \end{aligned}
 \tag{1.4}$$

Nous pouvons facilement vérifier que pour des lumières E_1 et E_2 avec $E_2 = \alpha E_1$, les valeurs de x , y , z sont identiques : $x_1 = x_2$, $y_1 = y_2$, $z_1 = z_2$.

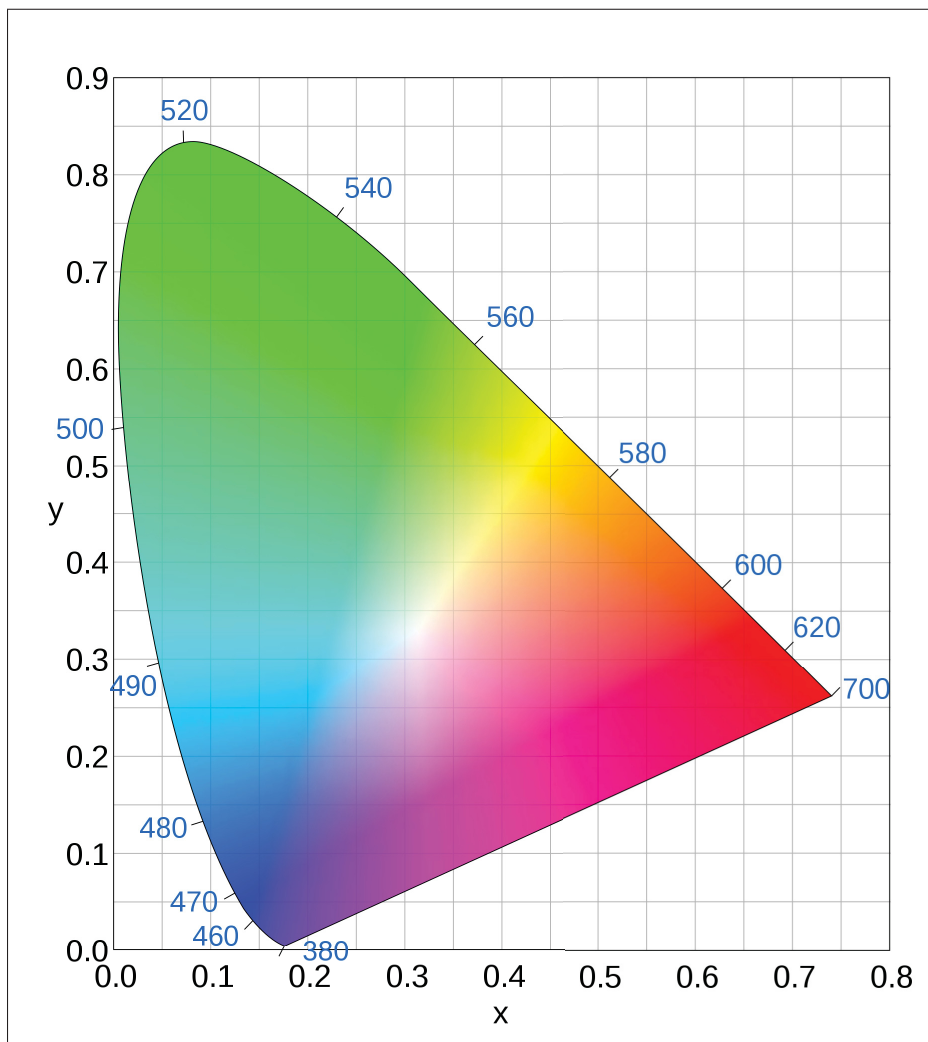


Figure 1.6 Diagramme de chromaticité CIE xy
Tiré de Wikimedia commons (2021)

C'est pourquoi x , y , z sont appelés les coordonnées chromatiques, car ils ne changent pas si le stimulus lumineux ne fait varier que son intensité. Par construction, $x + y + z = 1$, ainsi toute l'information des coordonnées chromatiques est contenue dans le couple (x, y) . De la connaissance des valeurs de x et y , nous pouvons en déduire $z = 1 - x - y$. Par conséquent, toutes les chromaticités possibles peuvent être représentées dans un plan 2D, le plan avec les axes x et y , et c'est ce qu'on appelle le diagramme de chromaticité CIE xy (figure 1.6).

1.2.4 Fonctions de correspondance des couleurs en fonction du champ de vision et de l'âge

Il existe deux ensembles de fonctions de correspondance des couleurs qui ont été établis par la CIE. L'observateur colorimétrique standard CIE 1931 a été déterminé à partir d'expériences utilisant un champ visuel de 2° . Ainsi, les stimuli correspondants ont été imagés sur la rétine complètement dans la fovéa. Ces fonctions de correspondance des couleurs sont utilisées, presque exclusivement, dans la modélisation de l'apparence des couleurs. Elles sont souvent appelées fonctions de correspondance des couleurs 2° ou observateur 2° . Il est d'un intérêt historique de noter que l'observateur colorimétrique standard de 1931 est basé sur des données recueillies auprès de moins de 20 observateurs. Dans les années 1950, des expériences ont été réalisées (Stiles & Burch, 1959) pour collecter des fonctions de correspondance des couleurs à 2° pour un plus grand nombre d'observateurs en utilisant une instrumentation plus précise. Les résultats ont montré de légères divergences systématiques, mais pas d'une ampleur suffisante pour justifier un changement dans l'observateur colorimétrique standard.

Dans le même temps, des expériences ont été réalisées (Stiles & Burch, 1959) pour collecter des données de fonction de correspondance des couleurs pour de grands champs visuels. Ces expériences ont été réalisées en utilisant un champ visuel de 10° qui excluait la fovéa centrale. Ainsi, les fonctions de correspondance des couleurs n'incluent aucune influence de l'absorption maculaire. Les résultats pour les grands champs ont été jugés significativement différents de la norme 2° pour justifier l'établissement de l'observateur colorimétrique standard supplémentaire CIE 1964, parfois appelé observateur 10° .

Les différences sont significatives dans la variabilité des fonctions de correspondance des couleurs trouvées pour les champs visuels de 2° ou 10°. Ainsi, les deux observateurs colorimétriques standard peuvent être considérés comme représentant les fonctions de correspondance des couleurs de deux individus. Les prédictions de la variabilité de l'observateur et d'autres ensembles de fonctions de correspondance des couleurs sont facilitées par le modèle CIE (2006) de calcul des fonctions de correspondance des couleurs en fonction de l'âge de l'observateur et de la taille du champ. Ce modèle sera décrit en détail dans la section 1.6.1.

1.2.5 Fonction de sensibilité au contraste

Aucune dimension de l'expérience visuelle ne peut être considérée isolément. L'apparence de la couleur d'un stimulus n'est pas indépendante de ses caractéristiques spatiales et temporelles. Par exemple, un stimulus noir et blanc scintillant à une fréquence temporelle appropriée peut être perçu comme assez coloré (Jarvis, 1977).

1.2.5.1 Mesures de la sensibilité au contraste

Les caractéristiques spatiales et temporelles du système visuel humain sont généralement explorées par la mesure des fonctions de sensibilité au contraste (CSF). Une CSF est définie par la réponse seuil au contraste (la sensibilité est l'inverse du seuil) en fonction de la fréquence spatiale ou temporelle.

Le contraste est généralement défini comme la différence entre la luminance maximale et minimale dans un stimulus divisée par la somme des luminances maximale et minimale (appelée contraste de Michelson M (équation 1.5)), et les CSF sont généralement mesurées avec des stimuli qui varient de manière sinusoïdale dans l'espace et/ou le temps. Ainsi, un motif uniforme a un contraste de 0 et les motifs sinusoïdaux avec des creux qui atteignent une luminance de 0 ont un contraste de 1.0 quelle que soit leur luminance moyenne.

$$M = \frac{L_{max} - L_{min}}{L_{max} + L_{min}} \quad (1.5)$$

où L_{min} et L_{max} correspondent aux valeurs de luminance minimale et maximale d'une onde sinusoïdale, respectivement.

Pour mesurer cliniquement la sensibilité au contraste, nous pouvons utiliser un graphique de Pelli-Robson (Elliott, Sanderson & Conkey, 1990), qui est une variante du graphique de Snellen, qui est utilisé par les professionnels des soins oculaires pour mesurer l'acuité visuelle. Dans le graphique de Snellen, à mesure qu'on va de haut en bas, ça devient de plus en plus difficile de distinguer les lettres, car celles-ci deviennent de plus en plus petites. Dans un graphique de Pelli-Robson, cela devient de plus en plus difficile parce que les lettres ont un contraste de plus en plus faible au fur et à mesure qu'on descend.

En science de la vision, la procédure pour mesurer le contraste est différente. Les scientifiques utilisent des modèles de réseau sinusoïdal comme cibles. Les réseaux sinusoïdaux varient en fréquence, en contraste et en phase (on Vision, 1985). Pour une fréquence fixe, un ensemble de stimuli constitués d'ondes sinusoïdales d'amplitudes variables est construit. Ces stimuli sont présentés à un observateur et le seuil de détection pour cette fréquence est déterminé. Cette procédure est répétée pour un grand nombre de fréquences de réseau. La courbe résultante est appelée le CSF et est illustrée à la figure 1.8.

La figure 1.7 illustre un exemple d'un stimulus au moyen d'une onde sinusoïdale qui varie avec la fréquence spatiale ρ . On distingue nettement un réseau constitué de bandes alternativement sombres et claires. La valeur de la fréquence spatiale est définie par le nombre de paires de bandes sombres et claires, où une paire est égale à un cycle, par unité de distance angulaire. Si on considère que la distance horizontale de l'image occupe 1 degré, la fréquence spatiale de l'image de gauche est de 2 cycles par degré, et elle est de 32 cycles par degré pour l'image la plus à droite. Lorsqu'un observateur s'éloigne de l'image, celle-ci occupe moins de degrés d'angle visuels ce qui équivaut à augmenter la fréquence spatiale. Ainsi, la visibilité des détails à une fréquence donnée est fonction de la distance d'observation d .

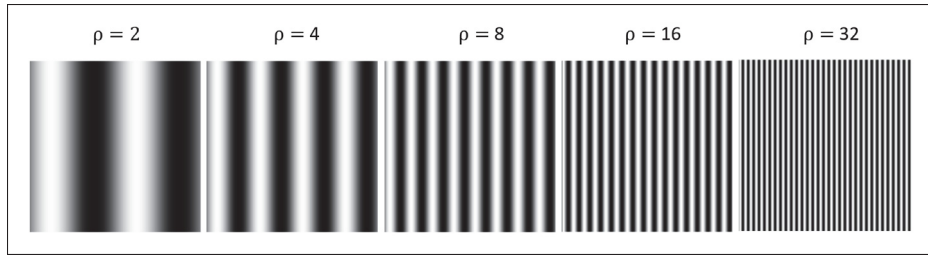


Figure 1.7 Illustration d'un réseau sinusoïdal qui varie avec la fréquence spatiale ρ

1.2.5.2 Fonction de sensibilité au contraste spatial

La figure 1.8 illustre conceptuellement les CSF spatiaux typiques pour le contraste de luminance (noir-blanc), et pour différentes valeurs de luminance moyenne (en cd/m^2).

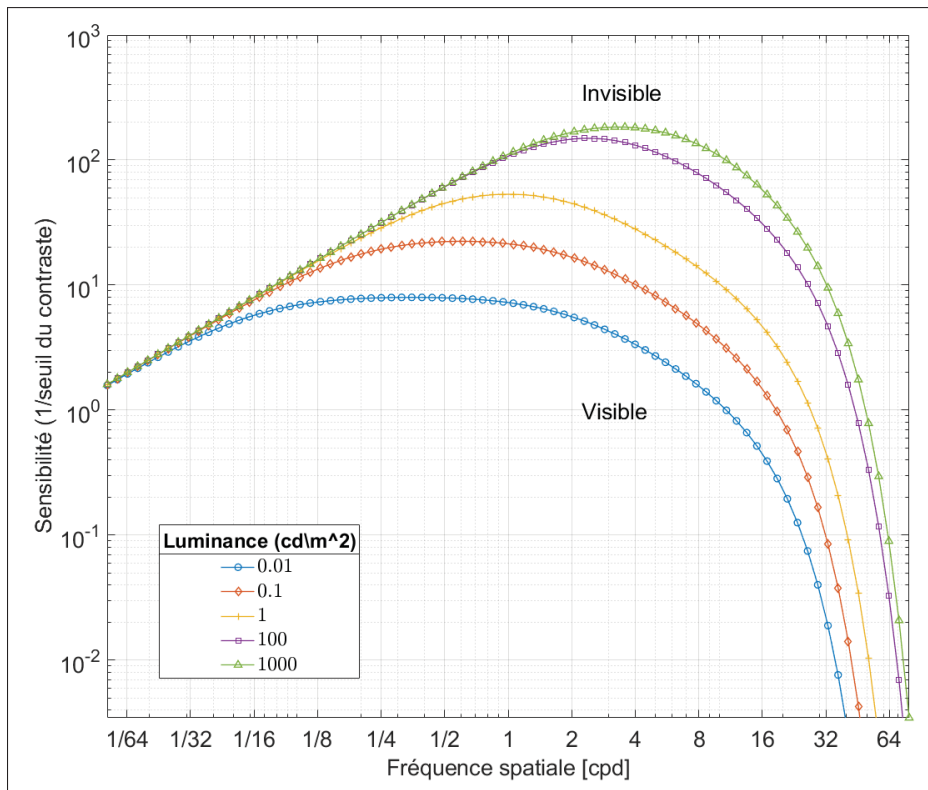


Figure 1.8 Fonction de sensibilité au contraste pour 5 valeurs de luminance (Équation 1.31)

La luminance CSF est de nature passe-bande, avec une sensibilité maximale d'environ 4 cycles par degré (valeur qui dépend de la luminance moyenne). Cette fonction approche 0 à 0 cycle par degré, illustrant la tendance du système visuel à être insensible aux champs uniformes. Il s'approche également de 0 à environ 60 cycles par degré, point auquel les détails ne peuvent plus être résolus par l'optique de l'œil ou la mosaïque des photorécepteurs. Nous remarquons également que plus la luminance moyenne est grande, plus la courbe de la sensibilité est poussée vers le haut pour les fréquences spatiales intermédiaires (entre 0.5 et 16 cpd).

Les mécanismes chromatiques sont de nature passe-bas aussi et ont des fréquences de coupure significativement plus basses (Mullen, 1985). Cela indique la disponibilité réduite des informations chromatiques pour les détails fins (fréquences spatiales élevées) qui est souvent mise à profit dans les schémas de codage et de compression d'image (par exemple, MPEG (ISO, 2013) ou JPEG (ISO, 2004)).

1.3 Différence juste perceptible

Un des mécanismes qui caractérise le système visuel humain est le masquage visuel, et cela se traduit par le concept de différence juste perceptible (JND - just noticeable difference) en traitement d'images. Deux autres termes sont aussi utilisés pour décrire ce concept à savoir, seuil de discrimination en vision ou seuil différentiel. Le JND capte le seuil de visibilité (due au masquage) en dessous duquel le changement ne peut pas être détecté par la majorité des observateurs (par exemple, 75 % d'entre eux) (Liming Zhang, 2013b, page 270). JND est devenu un moyen très prometteur de modéliser les redondances perceptives dans le contenu visuel et les modèles JND ont été appliqués à une variété d'algorithmes de traitement d'images et de vidéos perceptuels tels que la compression (Zhang *et al.*, 2016), le filigrane visuel (Nguyen, Beghdadi & Luong, 2013) et la qualité visuelle perceptive (Hachicha, Beghdadi & Cheikh, 2013; Qi, Zhao, Fan & Jiang, 2016).

Le JND peut être calculé dans 2 différents domaines, à savoir le domaine fréquentiel (habituellement en utilisant la DCT) ou le domaine spatial (ou domaine des pixels). Étant donné que

la plupart des images et des vidéos sont généralement stockées dans un format compressé, les modèles JND dans le DCT sont plus intéressants à utiliser. Cependant, le calcul d'un JND basé sur des pixels peut être utile lorsqu'une décomposition en sous-bandes n'est pas disponible (par exemple, une estimation de mouvement) ou est trop coûteuse à effectuer (comme dans l'évaluation de la qualité) (Liming Zhang, 2013b, page 272). .

1.4 Saillance visuelle

Une définition formelle de la saillance visuelle est la mesure de la propension visuelle et les objets saillants sont ceux qui ressortent le plus dans une scène. Les facteurs possibles qui contribuent à déterminer la saillance comprennent la couleur, le contraste, la taille, l'orientation, le mouvement, la profondeur et le contexte (Borji & Itti, 2013).

L'œil humain reçoit en permanence une énorme quantité d'informations de l'environnement qui l'entoure. On estime que des dizaines de mégaoctets de données par seconde atteignent la rétine (Li & Atick, 1994). Cependant, cette information n'est pas uniformément répartie entre le centre de la rétine appelé fovéa et d'autres parties éloignées de celui-ci. La fovéa a la résolution de perception la plus élevée, et les objets qui se trouvent en dehors de celle-ci sont perçus à une résolution beaucoup plus faible et sont largement ignorés pour le traitement. En sélectionnant uniquement les régions spatiales d'intérêt, il résout efficacement le goulot d'étranglement des ressources limitées dans le système visuel humain (Itti & Koch, 2001).

Ainsi, comprendre les mécanismes sous-jacents de l'attention visuelle est devenu un problème fondamental qui a été étudié par plusieurs scientifiques travaillant dans différents domaines, tels que les neurosciences (Itti & Koch, 2001), la psychologie (Heinke & Humphreys, 2005) et la vision par ordinateur (Ren, Gao, Chia & Tsang, 2014). Les chercheurs en vision par ordinateur se sont concentrés à la fois sur le développement de modèles informatiques pour simuler le processus d'attention visuelle humaine (Itti, Koch & Niebur, 1998) et sur la détection de régions saillantes dans une scène (Ren *et al.*, 2014). Étant donné qu'une carte de saillance visuelle fournit une mesure de l'importance d'un sous-ensemble de contenus d'une scène pour le système visuel

humain, elle aide à réduire la portée du traitement visuel et à économiser les ressources de calcul. En effet, environ 50% des ressources du cortex visuel primaire sont consacrées au traitement des informations atteignant la fovéa (Peters, Iyer, Itti & Koch, 2005). De plus, la capacité de traitement des données des voies visuelles dans le cerveau est estimée de l'ordre de seulement 40 bits par seconde (Zhaoping & Dayan, 2006), soit plusieurs ordres de grandeur de moins que les dizaines de mégaoctets par seconde atteignant la rétine.

La prédiction de la saillance visuelle a été largement étudiée par la communauté de recherche et plusieurs modèles ont été développés au cours des 20 dernières années. La principale raison de cette popularité élevée est que les cartes de saillance visuelle jouent un rôle important dans de nombreux domaines liés au traitement de l'image, la perception visuelle et le désir de comprendre comment fonctionne le cerveau humain. De plus, la détection de saillance est souvent une étape de prétraitement pour des tâches de vision par ordinateur plus avancées telles que la détection et la classification d'objets (Goferman, Zelnik-Manor & Tal, 2012), la recherche d'image (Faro, Giordano, Pino & Spampinato, 2010), le reciblage (Fang, Chen, Lin & Lin, 2012), la compression (Yu, Wang & Zhang, 2010), la publicité personnalisée (Hua, Mei & Li, 2008), etc.

La saillance visuelle a été initialement évoquée par les psychologues dans l'étude de l'attention (Liming Zhang, 2013a, page 13), tandis que le concept de carte de saillance a été introduit par (Koch & Ullman, 1987) et mis en œuvre plus tard par Itti et al. (Itti *et al.*, 1998) qui a proposé un modèle de calcul pour estimer la carte de saillance en définissant la saillance de l'image en utilisant des différences centrées sur les caractéristiques de l'image à plusieurs échelles. Depuis ce travail fondateur, il y a eu un intérêt croissant dans ce domaine, et diverses approches ont été proposées. Dans (Duan, Wu, Miao, Qing & Fu, 2011), les auteurs ont présenté une méthode de saillance visuelle en combinant la dissemblance pondérée spatialement avec un mécanisme de pondération indiquant un biais central pour les fixations humaines. (Borji & Itti, 2012) ont proposé un cadre qui mesure les raretés locales et globales des trajectoires d'image dans l'espace colorimétrique RGB et Lab et les combine pour produire une carte de saillance finale. Les auteurs de (Erdem & Erdem, 2013) utilisent des descripteurs de covariance de région comme

méta-caractéristiques pour calculer la saillance d'un patch d'image local au moyen des distances entre son descripteur de covariance et ceux des patches environnants. Une méthode qui calcule une carte de saillance en découvrant des régions entourées par l'analyse topologique de cartes booléennes a été présentée dans (Zhang & Sclaroff, 2013). Plus récemment, les modèles basés sur les techniques d'apprentissage automatique ont commencé à attirer l'attention de la communauté de recherche, et plusieurs approches utilisant des techniques d'apprentissage en profondeur (Pan, McGuinness, Sayrol, O'Connor & i Nieto, 2016; Cornia, Baraldi, Serra & Cucchiara, 2017, 2018; Pan *et al.*, 2018) ont été développées.

1.5 Modulation du seuil de discrimination par la saillance visuelle

Bien que la saillance visuelle et le JND soient tous les deux liés au seuil de visibilité global du SVH, ils présentent quelques différences. Un objet avec une valeur d'attention élevée ne signifie pas nécessairement qu'il doit avoir une valeur JND élevée ou basse, puisque les deux cas sont possibles. Quand on se focalise sur un objet dans une scène, le seuil de visibilité de ce dernier est inférieur à celui du cas où l'objet n'est pas surveillé. Par conséquent, l'attention visuelle et le JND sont considérés simultanément dans de nombreuses applications de traitement d'images pour fournir un modèle de visibilité plus complet du SVH. Nous parlons alors d'un JND modulé par l'attention visuelle. Des études antérieures (Itti, Braun & Koch, 2002; Lu, Lin, Yang, Ong & Yao, 2005) ont démontré que la saillance visuelle a un effet sur les sensibilités spatiales et temporelles du SVH. Par exemple, les seuils de JND dans les régions non saillantes sont plus élevés que dans les régions saillantes (Itti *et al.*, 2002). Cela signifie que la saillance visuelle agit comme un facteur de modulation pour les seuils JND, et la prise en compte de ses effets fournit un modèle JND plus précis.

1.6 Modèles du système visuel humain

Dans cette section, quelques modèles du système visuel humain seront introduits. En premier, le modèle CMF de la CIE est détaillé. Ensuite, nous allons introduire le modèle CSF de Barten

avec les dépendances à l'âge. Nous terminons par décrire les modèles JND modulés avec le facteur de la saillance visuelle.

1.6.1 Observateur colorimétrique CIE-2006

Nous commençons par détailler le modèle développé par la CIE qui intègre l'âge comme un paramètre pour modéliser les fonctions de correspondance en couleur. En 2006, le comité technique TC 1-36 de la CIE a publié un rapport (MacLeod *et al.*, 2006) (décrit ci-après comme CIEPO06, une forme abrégée de CIE 2006 physiological observer) sur le choix d'un ensemble de fonctions colorimétriques et à l'évaluation des fondamentales de cônes pour l'observateur normal. Le modèle CIEPO06 est largement basé sur les travaux de Stockman et Sharpe (Stockman & Sharpe, 2000). En partant des CMF de 10° de 47 observateurs de Stiles-Burch (Stiles & Burch, 1959), le modèle définit des observateurs fondamentaux de 2° et 10° et fournit un cadre pratique pour calculer les fondamentales de cônes pour tout angle visuel entre 1° et 10° et pour un âge compris entre 20 et 80.

Le modèle CIEPO06 est un outil mathématique pratique et efficace pour comprendre comment divers facteurs physiologiques affectent les fondamentales des cônes, et donc les CMF. Un bref examen du modèle sera utile pour mieux comprendre l'analyse qui suit.

Le cadre CIEPO06 (MacLeod *et al.*, 2006), illustré à la figure 1.9, implique deux paramètres, à savoir, la taille du champ visuel, variant entre 1 degré et 10 degrés, et l'âge de l'observateur, variant entre 20 et 80. Trois facteurs physiologiques ont été incorporés dans le modèle CIEPO06 sous la forme de fonctions de densité optique spectrale pour :

- (A) l'absorption du cristallin et d'autres milieux oculaires
- (B) l'absorption des pigments maculaires
- (C) les pigments visuels dans les segments externes des photorécepteurs

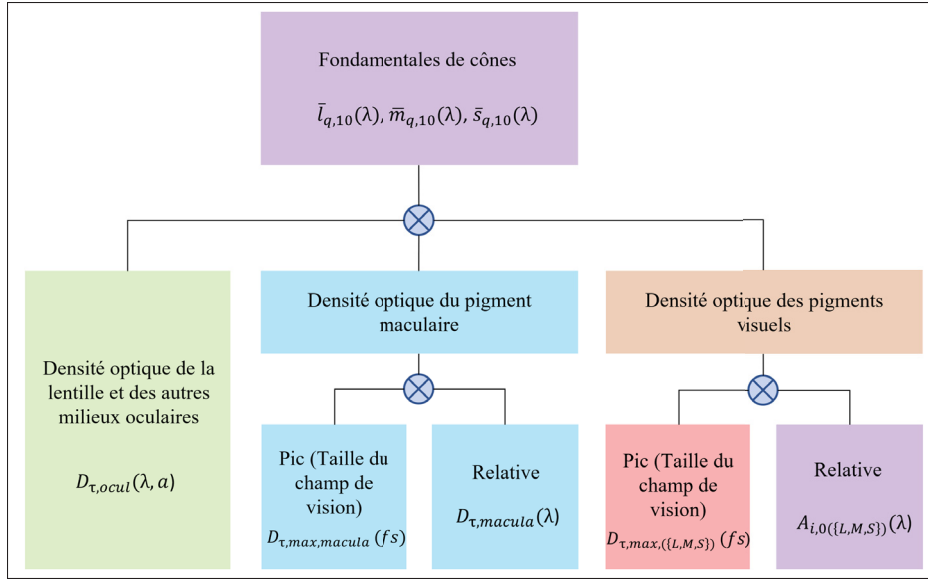


Figure 1.9 Schéma fonctionnel du modèle CIEPO06
Adapté de MacLeod *et al.* (2006)

1.6.1.1 Densité optique de la lentille et des autres milieux oculaires

Parmi celles-ci, la fonction de densité optique des médias oculaires $D_{\tau,ocul}(\lambda)$, où λ est la longueur d'onde, a une composante dépendante de l'âge et affectée par le vieillissement après 20 ans, $D_{\tau,ocul,1}(\lambda)$, et une composante indépendante de l'âge et stable après 20 ans, $D_{\tau,ocul,2}(\lambda)$ (MacLeod *et al.*, 2006).

$$\gamma = \begin{cases} 1 + 0.02(a - 32), & 20 \leq a \leq 60 \\ 1.56 + 0.0667(a - 60), & a > 60 \end{cases} \quad (1.6)$$

$$D_{\tau,ocul}(\lambda, a) = \gamma D_{\tau,ocul,1}(\lambda) + D_{\tau,ocul,2}(\lambda)$$

$$\tau_{ocul}(\lambda, a) = 10^{-D_{\tau,ocul}(\lambda, a)}$$

où a est l'âge en années, et $\tau_{ocul}(\lambda, a)$ est la transmission correspondante à la fonction de densité optique $D_{\tau,ocul}(\lambda, a)$. Les valeurs des deux fonctions $D_{\tau,ocul,1}(\lambda)$ et $D_{\tau,ocul,2}(\lambda)$ sont données dans la table 6.10, page 40 de la référence du modèle CIEPO06 (MacLeod *et al.*, 2006)

1.6.1.2 Densité optique du pigment maculaire

La fonction de densité optique du pigment maculaire $D_{\tau,macula}(\lambda)$ se compose d'une fonction de pic et d'une fonction relative, où seule la fonction de pic varie avec la taille du champ (fs).

$$\begin{aligned} D_{\tau,max,macula}(fs) &= 0.485 \cdot e^{-fs/6.132} \\ \tau_{macula}(\lambda) &= 10^{-D_{\tau,macula}(\lambda)} \end{aligned} \quad (1.7)$$

Comme précédemment, $\tau_{macula}(\lambda)$ est la transmission correspondante à la fonction de densité optique $D_{\tau,macula}(\lambda)$ dont les valeurs sont données dans la table 6.4, page 28 de la référence du modèle CIEPO06.

1.6.1.3 Densité optique des pigments visuels

De même, la densité optique du pigment visuel a deux composantes, le pic en fonction de la taille du champ $D_{\tau,max,(L,M,S)}(fs)$ et l'absorbance spectrale de faible densité $A_{i,0(L,M,S)}(\lambda)$ qui est indépendante de tout paramètre.

$$\begin{aligned} D_{\tau,max,(L)}(fs) &= 0.38 + 0.54 \cdot e^{-fs/1.333} \\ D_{\tau,max,(M)}(fs) &= 0.38 + 0.54 \cdot e^{-fs/1.333} \\ D_{\tau,max,(S)}(fs) &= 0.30 + 0.45 \cdot e^{-fs/1.333} \end{aligned} \quad (1.8)$$

Les valeurs des fonctions $A_{i,0(L)}(\lambda)$, $A_{i,0(M)}(\lambda)$ et $A_{i,0(S)}(\lambda)$ sont données dans la table 6.6, page 30 de la référence du modèle CIEPO06. Elles peuvent être également écrites sous forme d'équations :

$$\begin{aligned}
A_{i,0(L)}(\lambda) &= \log_{10} \left[1 - \alpha_{l,10}(\lambda) \left(1 - 10^{(-D_{\tau,max,(L)})} \right) \right] / (-D_{\tau,max,(L)}) \\
A_{i,0(M)}(\lambda) &= \log_{10} \left[1 - \alpha_{m,10}(\lambda) \left(1 - 10^{(-D_{\tau,max,(M)})} \right) \right] / (-D_{\tau,max,(M)}) \\
A_{i,0(S)}(\lambda) &= \log_{10} \left[1 - \alpha_{s,10}(\lambda) \left(1 - 10^{(-D_{\tau,max,(S)})} \right) \right] / (-D_{\tau,max,(S)})
\end{aligned} \tag{1.9}$$

où $\alpha_{l,10}(\lambda)$, $\alpha_{m,10}(\lambda)$ et $\alpha_{s,10}(\lambda)$ sont les spectres d'absorbance des cônes L , M et S , respectivement, en termes de quanta. Leurs valeurs sont données par la sensibilité fondamentale du cône en termes de quanta divisé par la transmittance à chaque longueur d'onde :

$$\begin{aligned}
\alpha_{l,10}(\lambda) &= \bar{l}_{q,10}(\lambda) / [\tau_{macula}(\lambda) \cdot \tau_{ocul}(\lambda)] \\
\alpha_{m,10}(\lambda) &= \bar{m}_{q,10}(\lambda) / [\tau_{macula}(\lambda) \cdot \tau_{ocul}(\lambda)] \\
\alpha_{s,10}(\lambda) &= \bar{s}_{q,10}(\lambda) / [\tau_{macula}(\lambda) \cdot \tau_{ocul}(\lambda)]
\end{aligned} \tag{1.10}$$

où $\bar{l}_{q,10}(\lambda)$, $\bar{m}_{q,10}(\lambda)$ et $\bar{s}_{q,10}(\lambda)$ sont les fondamentales des cônes L , M et S , respectivement, en termes de quanta. Leurs valeurs sont données dans la table 6.3, page 25 de la référence du modèle CIEPO06.

1.6.1.4 Modèle CMF complet dépendant de l'âge

Finalement, les fondamentales des cônes CIEPO06 peuvent être écrites sous une forme simplifiée comme dans l'équation 1.11.

$$\begin{aligned}
\bar{l}_q(\lambda, a) &= \left[1 - 10^{[-D_{\tau,max,(L)} \cdot A_{i,0(L)}(\lambda)]} \right] \cdot \tau_{macula}(\lambda) \cdot \tau_{ocul}(\lambda, a) \\
\bar{m}_q(\lambda, a) &= \left[1 - 10^{[-D_{\tau,max,(M)} \cdot A_{i,0(M)}(\lambda)]} \right] \cdot \tau_{macula}(\lambda) \cdot \tau_{ocul}(\lambda, a) \\
\bar{s}_q(\lambda, a) &= \left[1 - 10^{[-D_{\tau,max,(S)} \cdot A_{i,0(S)}(\lambda)]} \right] \cdot \tau_{macula}(\lambda) \cdot \tau_{ocul}(\lambda, a)
\end{aligned} \tag{1.11}$$

$A_{i,0(L)}$, $A_{i,0(M)}$, $A_{i,0(S)}$ sont respectivement l'absorbance spectrale à faible densité optique pour les cônes sensibles aux ondes longues, moyennes et courtes (équation 1.9). $D_{\tau,max,(L)}$, $D_{\tau,max,(M)}$

et $D_{\tau, max, (S)}$ (équation 1.8) sont les densités optiques maximales des pigments visuels pour les trois cônes. $\tau_{macula}(\lambda)$ (équation 1.7) et $\tau_{ocul}(\lambda, a)$ (équation 1.6) les transmissions du pigment maculaire et du milieu oculaire (y compris le cristallin), respectivement. La densité optique (ou absorbance) D et la transmission T sont reliées par l'équation : $T = 10^{-D}$ ou $D = \log_{10}(1/T)$

1.6.2 Modèle de Barten pour la fonction de sensibilité au contraste

Dans cette section, nous allons décrire le modèle de Barten (Barten, 1999) pour la fonction de la sensibilité au contraste, ainsi que son extension (Joulán, Brémond & Hautière, 2015) pour un modèle généralisé qui intègre des facteurs dépendants de l'âge de l'observateur. Le modèle CSF complet de Barten est donné par :

$$S(\rho) = \frac{1}{m_t} = \frac{M_{opt}(\rho)}{2k} \sqrt{\frac{XYT}{\Phi_{ph} + \Phi_0/M_{lat}^2(\rho)}} \quad (1.12)$$

Avec :

- ρ : fréquence spatiale (*cycles/deg*)
- m_t : seuil de modulation
- $M_{opt}(\rho)$: fonction de transfert de modulation (MTF - Modulation Transfer Function) optique de l'œil
- k : rapport signal sur bruit
- T : temps d'intégration de l'œil (*secondes*). X, Y : valeurs maximales pour les dimensions spatiales (degrés). Ces paramètres décrivent les dimensions spatiales et temporelle de l'objet observé.
- Φ_{ph} : densité spectrale du bruit photonique (*sec · deg²*)
- Φ_0 : densité spectrale du bruit neuronal (*sec · deg²*)
- $M_{lat}(\rho)$: MTF du processus d'inhibition latérale

1.6.2.1 MTF optique (fonction de transfert de modulation)

La MTF optique décrit le comportement du signal d'entrée traversant les éléments optiques de l'œil. La diffusion, la nature du cristallin et le diamètre de la pupille abaissent le signal atteignant la rétine. Ces facteurs peuvent être considérés comme des filtres passe-bas, et la MTF optique de l'œil peut être décrite par la fonction gaussienne suivante :

$$M_{opt}(\rho) = e^{-2\pi^2\sigma^2\rho^2} \quad (1.13)$$

σ est l'écart type qui dépend de la taille de la pupille à travers l'équation suivante :

$$\sigma = \sqrt{\sigma_0^2 + (C_{ab}d)^2} \quad (1.14)$$

σ_0 est une constante. C_{ab} est une constante sans dimension qui décrit l'augmentation de σ à mesure que la taille de la pupille augmente et d est le diamètre de la pupille en *mm*.

$C_{ab} = 0.08$ arc min/mm. La valeur de σ_0 n'est que partiellement déterminée par l'effet optique de l'œil. Elle est également déterminée par la densité des photorécepteurs. Comme la densité des photorécepteurs diminue avec l'augmentation de la distance du centre de la rétine, σ_0 augmente avec cette distance. Barten considère que pour les observateurs ayant une bonne vision et pour la situation normale de vision fovéale, σ_0 peut être considéré comme constant $\sigma_0 = 0.5$ arc min.

Dans (Joulán *et al.*, 2015), σ est divisée en deux termes, σ_{opt} et ρ_{opt} . σ_{opt} est un terme sans dimension de la MTF optique, et ρ_{opt} est la fréquence de coupure du système optique (l'œil). Les auteurs ont estimé les paramètres ρ_{opt} et σ_0 en tant que des fonctions dépendantes de l'âge en ajustant les données de la CSF disponibles dans la littérature scientifique de la vision.

$$\rho_{opt}(a) = \begin{cases} 35, & a \leq 50 \\ 30, & a > 50 \end{cases} \quad (1.15)$$

$$\sigma_0(a) = 0.42 + 0.26 \times \left[1 - e^{-\left(\frac{a-17}{27.1837}\right)^{1.547}} \right] \quad (1.16)$$

Le diamètre de la pupille dépend généralement de la luminance moyenne de l'objet observé. Pour calculer la taille de la pupille pour une luminance donnée, l'équation suivante peut être utilisée :

$$d = 5 - 3 \tanh \left(0.4 \log \left(LX_o^2/40^2 \right) \right) \quad (1.17)$$

où L est la luminance moyenne en cd/m^2 . X_o est la taille du champ angulaire de l'objet en degrés. Pour un champ rectangulaire X_o^2 doit être remplacé par $X_o Y_o$, et pour un champ circulaire, X_o^2 doit être remplacé par $\frac{\pi}{4} D^2$ où D est le diamètre du champ en degrés. Cette équation n'est valable que pour les jeunes observateurs adultes. Aux âges plus avancés, la taille de la pupille diminue avec l'âge et une autre équation doit être utilisée.

$$d = D + (a - 28.58) \times (0.02132 - 0.009562D) \quad (1.18)$$

où :

$$D = 7.75 - 5.75 \frac{(L \cdot S \cdot F(n)/846)^{0.41}}{(L \cdot S \cdot F(n)/846)^{0.41} + 2} \quad (1.19)$$

L est la luminance moyenne en cd/m^2 , S est l'aire du stimulus en deg^2 , et n est un terme qui décrit la condition de la vision ($n = 1$: vision monoculaire ; $n = 2$: vision binoculaire). Alors, $F(1) = 0.1$ et $F(2) = 1$.

1.6.2.2 Bruit photonique

Le bruit photonique Φ_{ph} est donné par l'équation suivante :

$$\Phi_{ph} = \frac{1}{\eta p E} \quad (1.20)$$

où η est l'efficacité quantique de l'œil qui est définie comme le nombre moyen de photons provoquant une excitation des photorécepteurs, divisé par le nombre de photons entrant dans l'œil. La valeur de η s'est avérée très faible, et est d'environ 3%. p est le facteur de conversion des photons pour la conversion des unités lumineuses pour la densité de flux des photons. Il est défini comme le nombre de photons par unité de temps, par unité de surface angulaire et par unité de flux lumineux par surface angulaire de la lumière entrant dans l'œil. Pour la vision photopique et l'illuminant A (température de couleur $2854^\circ K$), $p = 1.285 \times 10^6$.

La quantité E est proportionnelle à l'éclairement rétinien et peut être calculée à partir de la luminance L de l'objet et de la taille de la pupille d avec l'équation suivante :

$$E(d) = \frac{\pi d^2}{4} L \left(1 - \left(\frac{d}{9.7} \right)^2 + \left(\frac{d}{12.4} \right)^4 \right) \quad (1.21)$$

où d est exprimé en mm

Un modèle de η dépendant de l'âge a été obtenu en ajustant des données de CSF publiées dans la littérature (Joulán *et al.*, 2015) :

$$\eta(a) = 0.019 + 0.023 \times \left[1 - \exp \left(- \left((a - 17) / 13.0645 \right)^{-1.753} \right) \right] \quad (1.22)$$

1.6.2.3 Inhibition latérale

L'inhibition latérale consiste en la soustraction d'un signal spatialement filtré passe-bas d'un signal qui est directement collecté à partir des photorécepteurs. Ce processus implique fortement l'activité des cellules ganglionnaires. À partir d'une évaluation des mesures de sensibilité au contraste publiées, il a été constaté que la FTM du processus d'inhibition latérale peut être décrite par la formule d'approximation suivante (Barten, 1999) :

$$M_{lat}(\rho, e) = \sqrt{1 - \exp\left(-(\rho/\rho_{inh}(e))^2\right)} \quad (1.23)$$

où e est l'excentricité en degrés, $e = 0$ correspond au centre de la fovéa. $\rho_{inh}(e)$ est la fréquence spatiale de coupure qui indique la taille des stimuli qui peuvent être inclus dans le champ récepteur des cellules ganglionnaires. Dans le modèle de base de Barten, uniquement la valeur pour la vision fovéale (c.-à-d. $e = 0$) est rapportée : $\rho_{inh}(0) = 7 \text{ cycles/deg}$. La taille du champ récepteur des cellules ganglionnaires ne semble pas augmenter avec l'âge. Cependant, ρ_{inh} dépend de la densité des cellules ganglionnaires, qui à son tour dépend de l'âge dans la vision périphérique. Ceci résulte dans la l'équation suivante (Joulan *et al.*, 2015) :

$$\rho_{inh}(e) = \rho_{inh}(0) \cdot \sqrt{\frac{N_g(a, e)}{N_g(a, 0)}} \cdot \left[\frac{0.85}{1 + (e/4)^2} + \frac{0.13}{1 + (e/20)^2} + 0.02 \right]^{-0.5} \quad (1.24)$$

$N_g(a, e)$ est la densité des cellules ganglionnaires en ($cellules/deg^2$), a est l'âge en années, et e l'excentricité en degrés.

$$N_g(a, e) = 3N_c(a, 0) \cdot \frac{0.85}{1 + (\frac{e}{b(a)})^2} + \frac{0.15}{1 + (\frac{e}{7.3})^2} \quad (1.25)$$

De même, $N_c(a, e)$ est la densité des cônes en ($cellules/deg^2$) qui est donnée par :

$$N_c(a, e) = (6952.7 - 38.70a) \cdot \exp(-0.35e) + 300 \quad (1.26)$$

où

$$b(a) = -0.404 \cdot e^{-0.01246a} - 0.1792 \cdot \exp(0.01525a) \quad (1.27)$$

Les formules pour $N_g(a, e)$, $N_c(a, e)$ et $b(a)$ sont obtenues par (Joulán *et al.*, 2015) en ajustant les données de la CSF publiées dans les études antérieures.

1.6.2.4 Bruit neuronal

Le bruit neuronal correspond au bruit dans les voies visuelles, entre les photorécepteurs et le cortex visuel. À partir d'une comparaison des mesures de sensibilité au contraste avec les résultats obtenus avec le modèle, la densité spectrale Φ_0 du bruit neuronal peut être estimée à environ $0.03 \times 10^6 \text{ sec deg}^2$ dans la fovéa. En dehors dans la fovéa, elle est fonction de la densité des cellules ganglionnaires, qui dépend de l'âge et l'excentricité.

$$\Phi_0 = \Phi_{neu}(a, e) = \Phi_{neu}(a, 0) \cdot \frac{N_g(a, 0)}{N_g(a, e)} \quad (1.28)$$

où $\Phi_{neu}(a, 0) = 3 \times 10^{-8} \text{ sec} \cdot \text{deg}^2 \forall a$

1.6.2.5 Rapport signal sur bruit

Le dernier paramètre à considérer est le rapport signal sur bruit k , fixé à $k = 3$ dans le modèle de base de Barten. En ajustant les données de CSF publiées dans la littérature, k est modélisé selon la formule suivante (Joulán *et al.*, 2015)

$$k(a) = \begin{cases} 3, & a \leq 50 \\ 4, & a > 50 \end{cases} \quad (1.29)$$

1.6.2.6 Dimensions d'intégration

La fonction de sensibilité au contraste est généralement obtenue en mesurant le contraste minimum pour détecter des patrons de formes sinusoïdales avec différentes fréquences spatiales. Le modèle de Barten considère que les patrons de luminance ont des dimensions spatiales et temporelle limitées. Ces limites sont données par X , Y , et T où la luminance L est supposée nulle en dehors de cet intervalle. Le temps d'intégration de l'œil T est généralement pris comme le minimum entre le temps d'intégration de l'œil T_e et le temps de présentation du stimulus T_o . Le modèle de Barten considère T constant quelles que soient les conditions d'illumination et il est égal à 0.1 seconde. Les dimensions spatiales X et Y sont supposées être limitées par la taille angulaire maximale. Ces limitations peuvent être décrites par les équations suivantes :

$$\begin{aligned} X &= \sqrt{\left(\frac{1}{X_0^2} + \frac{1}{X_{max}^2} + \frac{\rho^2}{N_{max}^2} \right)} \\ Y &= \sqrt{\left(\frac{1}{Y_0^2} + \frac{1}{Y_{max}^2} + \frac{\rho^2}{N_{max}^2} \right)} \end{aligned} \quad (1.30)$$

où X , Y sont exprimés en taille angulaire de l'œil, X_0 et Y_0 sont la taille angulaire de l'objet dans les directions x et y respectivement, X_{max} et Y_{max} sont les dimensions angulaires maximales de la zone d'intégration, et N_{max} est le nombre maximal de cycles.

1.6.2.7 Modèle CSF complet dépendant de l'âge

Le modèle CSF qui généralise celui de Barten (équation 1.12) en incluant des facteurs dépendants de l'âge est donné par (Joulan *et al.*, 2015) :

$$CSF(\rho, a) = \frac{M_{opt}(\rho, a)}{2k(a)} \sqrt{\frac{XYT(\rho)}{\Phi_{opt}(\rho, a) + \Phi_{neu}(\rho, a)/M_{lat}^2(\rho, a)}} \quad (1.31)$$

1.6.3 Seuil de discrimination et saillance en vision

Dans cette section, nous allons présenter les redondances perceptives caractérisant le système visuel humain. Dans un premier temps, nous décrivons les algorithmes spatiaux pour modéliser ces redondances. Plus spécifiquement, la modélisation du seuil différentiel (JND) dans le domaine de transformation en cosinus discrète (DCT) et le domaine du pixel sera introduite. Deuxièmement, nous expliquons comment les profils JND peuvent être modulés par l'ajout des cartes de saillance (SJND). La figure 1.10 présente un cadre simplifié pour le calcul des seuils SJND. Les différentes composantes de la méthode seront détaillées dans la section 1.6.3.1.

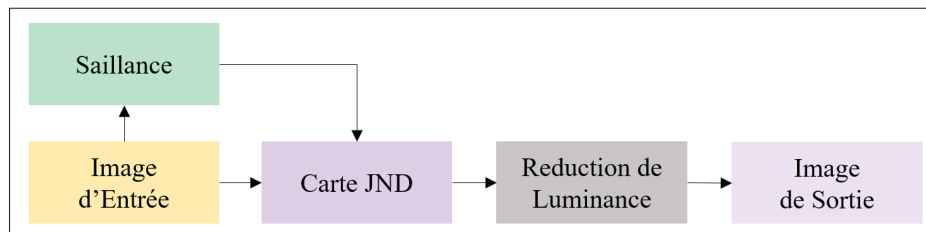


Figure 1.10 Diagramme simplifié du modèle SJND

1.6.3.1 Modèles JND

L'estimation des seuils JND est généralement réalisée en modélisant la relation spatio-temporelle entre la sensibilité visuelle humaine et les effets de masquage. Plusieurs modèles JND ont été développés au cours de la dernière décennie. Ceux-ci peuvent être classés en deux catégories principales (Chen & Liu, 2014) : dans le domaine fréquentiel qui sont basés sur l'utilisation des sous-bandes et dans le domaine spatial basés directement sur les pixels selon que le seuil JND est obtenu dans le domaine compressé ou directement estimé pour chaque pixel dans le domaine de l'image.

1.6.3.1.1 JND dans le domaine fréquentiel

Les modèles JND typiques dans le domaine DCT prennent en compte trois facteurs importants du SVH : la fonction de sensibilité au contraste (CSF), l'adaptation de luminance (LA) et le masquage du contraste (CM) (Wan, Wu, Xie & Shi, 2017). Cette section présente un aperçu général des modèles JND dans le domaine DCT. La section 2.3.1 explique en détail comment les facteurs t_{Base} , f_{La} et f_{C_m} sont calculés dans le cadre du modèle JND sélectionné.

Pour prendre en compte l'effet de la CSF dans le domaine spatial, le canal de luminance de l'image est divisé en $N \times N$ blocs et un seuil de base t_{Base} est estimé.

Le seuil JND de base t_{Base} correspond à la valeur d'intensité de 128. Pour tenir compte du fait que les seuils de visibilité dans les régions très lumineuses et très sombres sont inférieurs à ceux de la région gris moyen, le JND de base est multiplié par un facteur de modification f_{La} , appelé facteur d'adaptation de luminance (Wei & Ngan, 2009).

Le masquage de contraste fait référence à la réduction de la visibilité d'un signal visuel en présence d'un autre (Legge & Foley, 1981). L'effet de masquage est plus fort lorsque les deux signaux visuels ont la même fréquence spatiale, la même orientation et le même emplacement. La sensibilité du SVH à la distorsion est généralement plus élevée dans les régions lisses ou ordonnées et plus faible dans les régions de texture ou désordonnées. Dans (Wan *et al.*, 2017), le masquage de contraste f_{C_m} est obtenu en introduisant une régularité d'orientation dans la classification des blocs.

Le seuil JND final est obtenu en combinant le seuil de base t_{Base} , le facteur d'adaptation de luminance f_{La} , et le facteur de masquage de contraste f_{C_m}

$$dct_{Jnd} = \alpha \cdot t_{Base} \cdot f_{La} \cdot f_{C_m} \quad (1.32)$$

où α est un facteur d'effet de sommation déterminé par l'expérience.

1.6.3.1.2 JND dans le domaine spatial

Les modèles JND dans le domaine des pixels prennent généralement en compte deux facteurs principaux : le masquage de luminance et le masquage de contraste. Dans (Yang, Lin, Lu, Ong & Yao, 2005), un modèle JND de domaine d'image est conçu avec le modèle d'additivité non linéaire pour le masquage (NAMM - nonlinear additivity model for masking). Un paramètre de réduction de gain de commande qui tient compte de l'effet de chevauchement dans le masquage est introduit et permet la coexistence du masquage de luminance et du masquage de contraste. Une autre amélioration de ce modèle a été réalisée par (Wu, Shi, Lin, Liu & Qi, 2013) et (Wu *et al.*, 2017). Dans (Wu *et al.*, 2013), un modèle JND basé sur le principe de l'énergie libre est introduit, qui décompose une image en contenu ordonné et désordonné. Un modèle autorégressif est utilisé pour prédire les régions ordonnées $Jnd_o(x)$, et un effet de dissimulation désordonné est conçu pour mieux estimer les seuils JND des régions désordonnées $Jnd_d(x)$. Le seuil JND global est calculé comme suit :

$$pix_{Jnd}(x) = Jnd_o(x) + Jnd_d(x) - C \times \min\{Jnd_o(x), Jnd_d(x)\} \quad (1.33)$$

où C est le paramètre de réduction de gain dû au chevauchement entre $Jnd_o(x)$ et $Jnd_d(x)$.

Récemment, Wu *et al.* (Wu *et al.*, 2017), a amélioré le masquage spatial $M_s(x)$ en introduisant un facteur de complexité de motif qui est mesuré comme la rareté de l'histogramme des orientations du gradient. En prenant en compte l'effet d'adaptation de luminance $F_{La}(x)$, le JND final est calculé en utilisant un modèle d'additivité non linéaire pour le masquage (NAMM - nonlinear additivity model for masking) comme :

$$pix_{Jnd}(x) = F_{La}(x) + M_s(x) - C \times \min\{F_{La}(x), M_s(x)\} \quad (1.34)$$

où C est le paramètre de réduction de gain déterminé par le chevauchement entre $F_{La}(x)$, $M_s(x)$, déterminé par l'expérience.

1.6.3.2 Facteur de saillance visuelle

Comme mentionné précédemment, les informations de saillance pourraient être utilisées comme facteur de modulation pour ajuster les seuils JND à l'intérieur et à l'extérieur des zones saillantes des images. De plus, (Itti *et al.*, 2002) a montré que la sensibilité aux fréquences spatiales est élevée par l'attention visuelle. Pour prendre en compte ces effets, le seuil de base t_{Base} , qui est fonction de la fréquence spatiale ρ à travers la CSF, et les seuils JND dans le domaine DCT dct_{Jnd} sont modifiés à l'aide de deux fonctions $h(s_n)$ et $g(s_n)$ (Niu, Kyan, Ma, Beghdadi & Krishnan, 2013) et (Hadizadeh, 2016) :

$$\begin{aligned} t_{SBase} &= t_{Base} \times h(s_n) \\ dct_{SJnd} &= dct_{Jnd} \times g(s_n) \end{aligned} \tag{1.35}$$

où s_n est la carte de saillance normalisée du n -ième bloc.

Le seuil JND modulé par la saillance visuelle est donc donné par :

$$dct_{SJnd} = \alpha \cdot [t_{Base} \cdot h(s_n)] \cdot [f_{L_a} \cdot f_{C_m}] \cdot g(s_n) \tag{1.36}$$

1.7 Discussions

L'amélioration des couleurs et du contraste sont parmi les domaines les plus étudiés en traitement d'images. Leur objectif est d'améliorer la qualité visuelle de l'image en fonction d'une métrique spécifique, d'une application particulière ou ciblée sur les préférences d'un observateur spécifique. De nombreux algorithmes ont été proposés par la communauté des chercheurs. L'une des techniques les plus simples est l'égalisation d'histogramme, qui ne fournit pas de bons résultats pour préserver les détails locaux et l'aspect et la couleur naturels de l'image (Gonzalez & Woods, 2008). Pour surmonter ces limitations, les chercheurs ont développé d'autres algorithmes d'histogramme tels que des techniques locales et adaptatives (Kim, 1997).

Une autre méthode plus sophistiquée est la théorie du Retinex et ses variantes (Land & McCann, 1971; Marini & Rizzi, 2000), dont l'objectif est d'imiter la perception du système visuel humain en effectuant une comparaison entre le pixel cible et le point blanc référencé. Certaines des techniques qui tentent d'améliorer le contenu de l'image pour un ensemble particulier d'observateurs ont également été développées. Péli et al. (Peli & Peli, 1984) ont été parmi les premiers à étudier l'utilisation des données du contenu des fréquences spatiales pour l'amélioration du contraste ciblant les personnes malvoyantes. Lawton (Lawton, 1992) a utilisé la CSF du patient cible pour adapter le contenu en améliorant le contraste avec les fréquences les plus importantes de cet individu. Plus récemment, Choudhury (Choudhury & Medioni, 2010) a présenté une approche qui vise à améliorer la qualité visuelle des images à la fois pour les personnes ayant une vision normale et les patients malvoyants. Cette méthode sépare l'image en composantes d'éclairage et de réflectance, puis corrige uniquement la composante d'éclairage tout en essayant d'obtenir la constance des couleurs. Dans (Wang & Luo, 2011), une méthode d'amélioration adaptative des couleurs et du contraste pour les images numériques est proposée. L'intensité, le contraste et la couleur sont modifiés et appliqués aux trois canaux dans l'espace RGB, en fonction des caractéristiques de SVH. Dans (Ueda, Azetsu, Suetake & Uchino, 2015), les chercheurs ont proposé une correction gamma dépendante des données pour des applications à la vision des personnes âgées. Cette approche convertit les composants RGB en définissant le gamma en fonction de chaque valeur de pixel du contraste de teinte, de saturation et de luminosité. Toutes ces méthodes - soit n'abordaient qu'un seul aspect de l'amélioration de l'image - soit n'incorporaient pas d'aspect de personnalisation pour inclure la préférence de l'observateur. Notre méthode, d'autre part, est conçue pour améliorer la couleur et le contraste de l'image en fonction des préférences de l'utilisateur. De plus, il intègre un composant de reciblage de luminance qui s'adapte à la lumière ambiante et à la luminance de crête de l'affichage cible. Enfin, il est conçu pour être entièrement compatible avec la prochaine génération d'écrans à large gamme de couleurs.

CHAPITRE 2

MÉTHODOLOGIE

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons décrire la méthodologie suivie pour les deux grandes parties de notre travail, à savoir la personnalisation du contenu visuel en fonction de l'âge de l'observateur et la modélisation des redondances caractérisant le système visuel humain. En premier, nous allons détailler la méthode de la balance des blancs et les mesures de contraste utilisées. En second, nous allons expliquer la façon d'incorporer la saillance visuelle dans le seuil de discrimination en vision pour optimiser la consommation d'énergie dans les écrans OLED.

2.2 Méthode d'adaptation de contenu en fonction de l'âge

Deux parties de notre méthode d'adaptation du contenu visuel basée sur l'âge consistent en une modification de la couleur basée sur la préférence de blanc de l'observateur et une amélioration du contraste basée sur le niveau de détail préféré de l'observateur. La première étape de notre méthode est une technique d'équilibrage des blancs qui permet la variation de couleur des observateurs, combinée à un algorithme d'extension de gamme qui mappe le contenu de l'espace colorimétrique sRGB à l'espace large gamme de l'écran d'affichage cible. La deuxième étape consiste en une technique de reciblage qui modifie le contraste local en fonction du niveau de détail préféré de l'observateur.

Nous utilisons ici le concept de l'âge effectif pour la couleur et l'âge effectif pour le contraste qui sont les valeurs de l'âge sélectionnées par les observateurs quand ils choisissent leur blanc préféré et leur niveau de détail préféré, respectivement. La figure 2.1 présente les composants détaillés de notre algorithme, qui seront expliqués dans la section suivante.

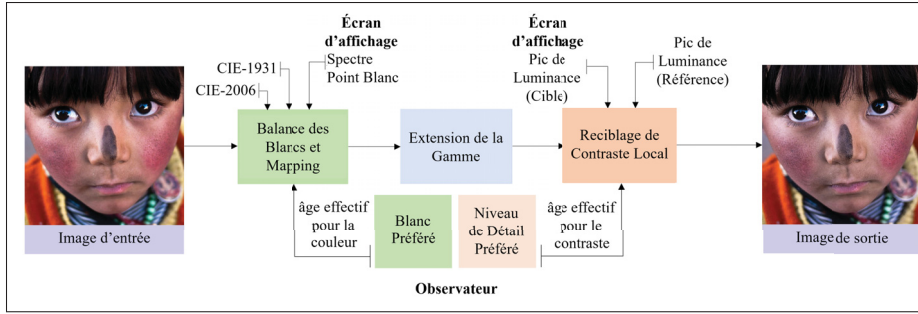


Figure 2.1 Diagramme de l'algorithme d'adaptation de contenu en fonction de l'âge proposé

2.2.1 Balance des blancs

Nous utilisons le modèle CIE-2006 des fonctions de correspondance des couleurs des observateurs (CMF) basées sur l'âge, qui établit une méthode de calcul des réponses des cônes LMS aux stimuli spectraux (Stockman & Sharpe, 2006). Nous utilisons ce modèle pour découvrir la plage de variation attendue plutôt que de prédire les réponses à partir de l'âge uniquement.

L'étape la plus importante de cette première partie consiste à ajuster le point blanc de l'affichage pour qu'il corresponde à la réponse et aux préférences des couleurs liées à l'âge de l'observateur. Nos deux données d'entrée sont l'âge de l'observateur CIE-2006 et la température du corps noir. À partir de ces paramètres et des mesures détaillées des spectres OLED RGB et de la balance des blancs par défaut, nous calculons les multiplicateurs de balance des blancs (r, g, b) en utilisant la procédure présentée dans la figure 2.2.

2.2.1.1 Calibration de l'écran

La première étape de la méthode de la balance des blancs consiste à normaliser les spectres primaires OLED $r(\lambda)$, $g(\lambda)$ et $b(\lambda)$ afin que leur somme soit égale au point blanc de l'écran $x_w = 0.3127$, $y_w = 0.3290$, $z_w = 1 - x_w - y_w$. Ceci est obtenu en les multipliant par les courbes CIE 1931 de l'observateur standard $\bar{x}(\lambda)$, $\bar{y}(\lambda)$ et $\bar{z}(\lambda)$, et en résolvant pour les facteurs d'échelle RGB $\mathbf{J} = (J_r, J_g, J_b)^T$ qui produisent la chromaticité xy mesurée.

$$M_{\bar{x}\bar{y}\bar{z} \rightarrow SPD_{r,g,b}} \mathbf{J} = \begin{pmatrix} \bar{x}(\lambda)r(\lambda) & \bar{x}(\lambda)g(\lambda) & \bar{x}(\lambda)b(\lambda) \\ \bar{y}(\lambda)r(\lambda) & \bar{y}(\lambda)g(\lambda) & \bar{y}(\lambda)b(\lambda) \\ \bar{z}(\lambda)r(\lambda) & \bar{z}(\lambda)g(\lambda) & \bar{z}(\lambda)b(\lambda) \end{pmatrix} \mathbf{J} = y_w^{-1} (x_w, y_w, z_w)^T \quad (2.1)$$

où $M_{\bar{x}\bar{y}\bar{z} \rightarrow SPD_{r,g,b}}$ est la matrice 3×3 des spectres d'émission aux spectres de réponse. Les spectres normalisés sont alors donnés par : $(r, g, b)_n(\lambda) = (r, g, b)(\lambda)J_{r,g,b}$

2.2.1.2 Réponses LMS basées sur l'âge

À partir des réponses des cônes LMS $\overline{LMS}_{age}(\lambda) = (\bar{l}_{age}(\lambda), \bar{m}_{age}(\lambda), \bar{s}_{age}(\lambda))$ pour l'âge donné, basé sur le modèle physiologique CIE-2006, et le spectre du corps noir pour la température de couleur cible spécifiée $M_e(\lambda, T)$ (Hunt & Pointer, 2011, page 83), nous calculons les réponses des cônes LMS basées sur l'âge.

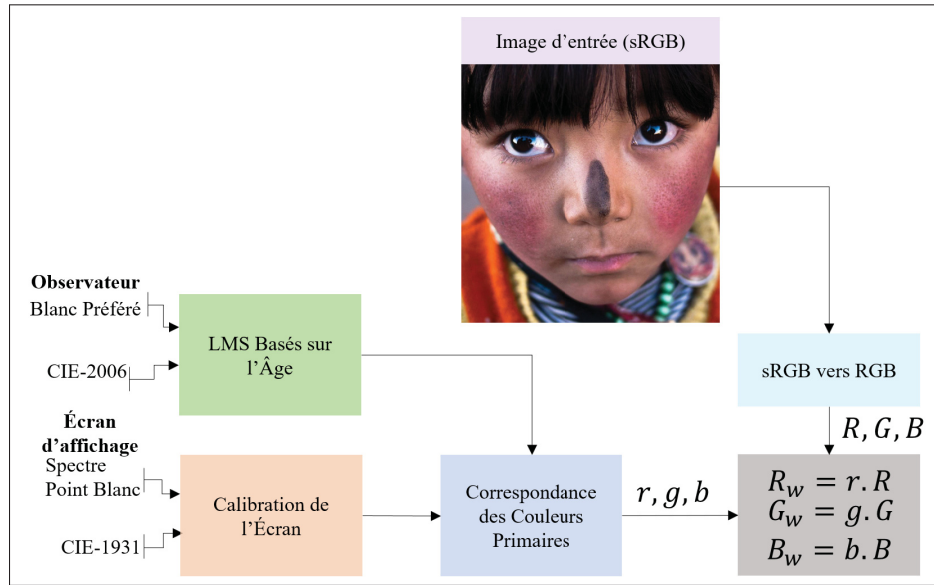


Figure 2.2 Diagramme de la méthode de balance des blancs adaptative

$$\mathbf{w}_{LMS} = \frac{\sum_{\lambda} \left[\overline{LMS}_{age}(\lambda) M_e(\lambda, T) \right]}{\sum_{\lambda} \overline{LMS}_{age}(\lambda)} \quad (2.2)$$

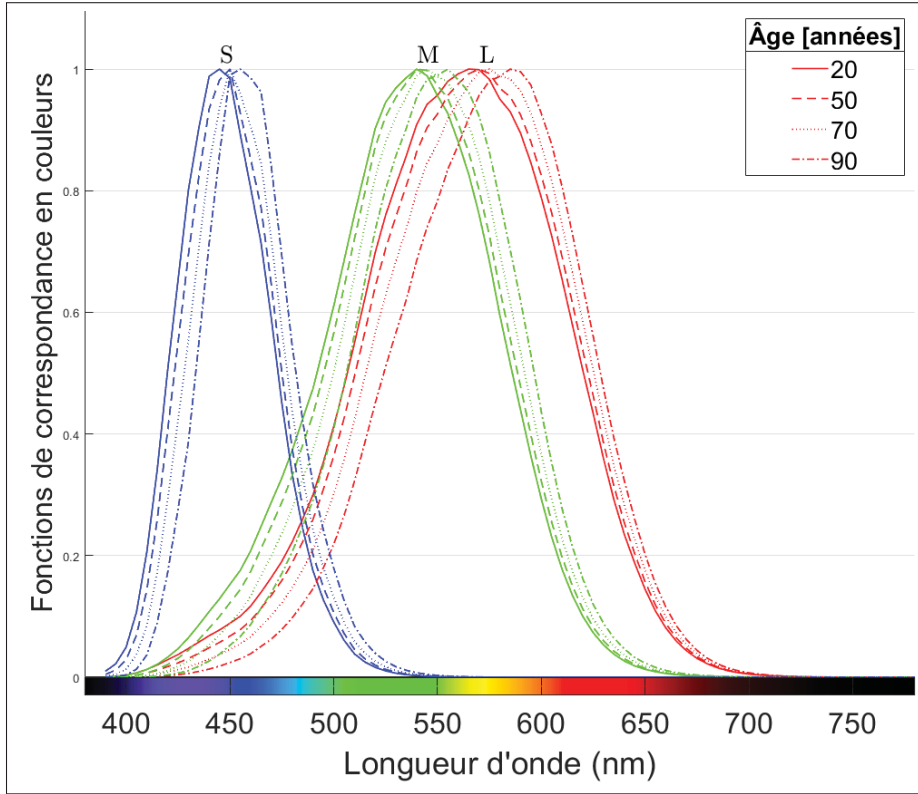


Figure 2.3 Réponses des cônes LMS à l'aide du modèle d'âge CIE-2006

2.2.1.3 Correspondance des couleurs primaires

Par la suite, nous calculons la matrice 3×3 correspondant aux réponses des cônes LMS aux spectres primaires OLED RGB et résolvons le système linéaire pour déterminer les facteurs RGB $\mathbf{x} = (x_r, x_g, x_b)$ qui permettent d'obtenir la correspondance de couleur de corps noir souhaitée.

$$M_{LMS \rightarrow SPD_n(\lambda)_{r,g,b}} \mathbf{x} = \begin{pmatrix} \bar{l}(\lambda)r_n(\lambda) & \bar{l}(\lambda)g_n(\lambda) & \bar{l}(\lambda)b_n(\lambda) \\ \bar{m}(\lambda)r_n(\lambda) & \bar{m}(\lambda)g_n(\lambda) & \bar{m}(\lambda)b_n(\lambda) \\ \bar{s}(\lambda)r_n(\lambda) & \bar{s}(\lambda)g_n(\lambda) & \bar{s}(\lambda)b_n(\lambda) \end{pmatrix} \mathbf{x} = \mathbf{w}_{\overline{LMS}} \quad (2.3)$$

Enfin, diviser ces facteurs de balance des blancs par le maximum des trois, de sorte que le facteur maximum soit 1. Avec $m = \max(x_r, x_g, x_b)$, on obtient les facteurs linéaires : $r = \frac{x_r}{m}$, $g = \frac{x_g}{m}$ et $b = \frac{x_b}{m}$.

Ce sont les facteurs linéaires que nous appliquerons à chaque pixel RGB pour mapper une image sur le point blanc souhaité. Notez qu'il y a deux degrés de liberté dans l'entrée, l'âge et la température de couleur, et deux degrés de liberté dans la sortie, puisque l'un des facteurs RGB est toujours 1.0.

Le graphique de la figure 2.3 montre les fonctions de correspondance des couleurs (CMF) pour certains âges en utilisant le modèle d'âge CIE-2006. La figure 2.4 affiche la différence d'apparence du blanc D65 par rapport à un sujet de référence de 25 ans sur un écran Samsung AMOLED (Galaxy Tab S 10.5) pour les patches 2° et 10°. Ces résultats illustrent la grande variabilité entre les observateurs individuels. Le résultat de cette étape est une image compensée pour la préférence de balance des blancs de l'observateur.

2.2.1.4 Mapping des couleurs

Le prochain objectif principal de cette première partie est de mapper l'image sur le large gamut de l'écran d'affichage cible. Nous utilisons un mappage de couleurs hybride (HCM) (Ward, Yoo, Soudi & Akhavan, 2016) qui est conçu pour préserver une région sélectionnée dans l'espace chromatique tout en exploitant la plus grande gamme de l'affichage cible prévu. Cette méthode préserve les tons terre et de peau tout en élargissant les couleurs les plus saturées à la gamme de destination.

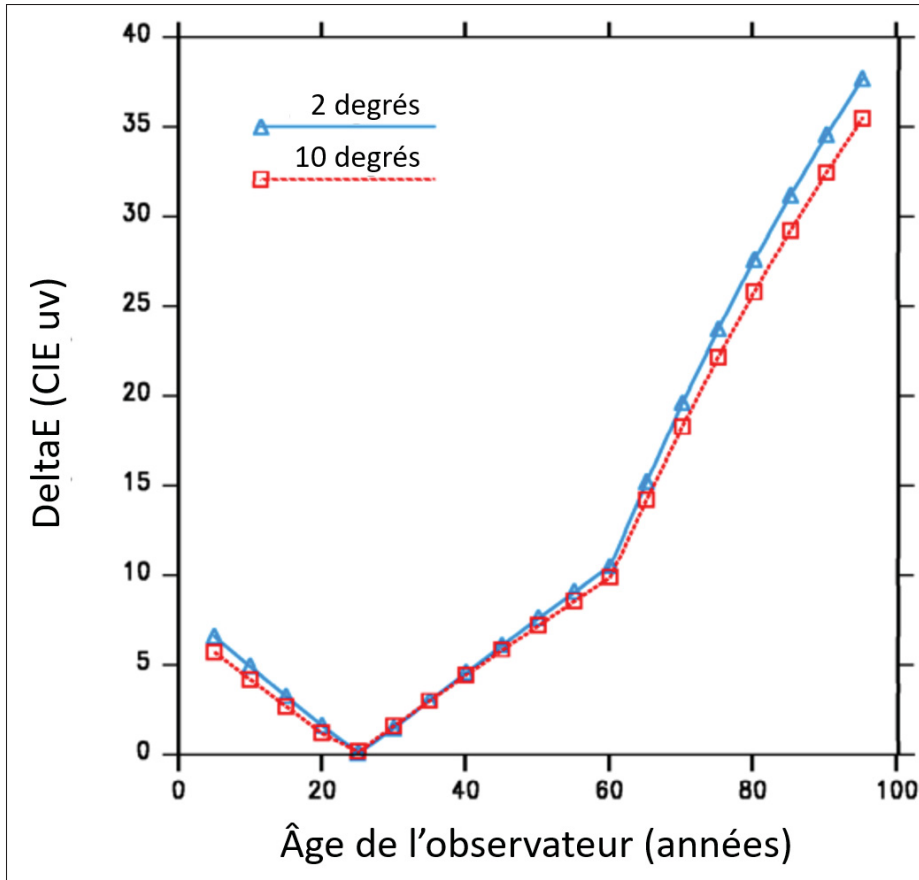


Figure 2.4 Différence d'apparence du blanc D65 par rapport à un sujet de référence de 25 ans sur un écran Samsung AMOLED (Galaxy Tab S 10.5) pour les patchs 2° et 10°

La figure 2.5 illustre l'opération dans l'espace colorimétrique $CIEu'v'$ 1976. Pour les couleurs à l'intérieur de la région sacrée, nous allons mapper la valeur de manière colorimétrique, c'est-à-dire les reproduire le plus fidèlement possible aux valeurs sRGB d'origine l'écran cible.

$$RGB_d = M \cdot RGB_i \quad (2.4)$$

où M est une matrice de mappage 3x3.

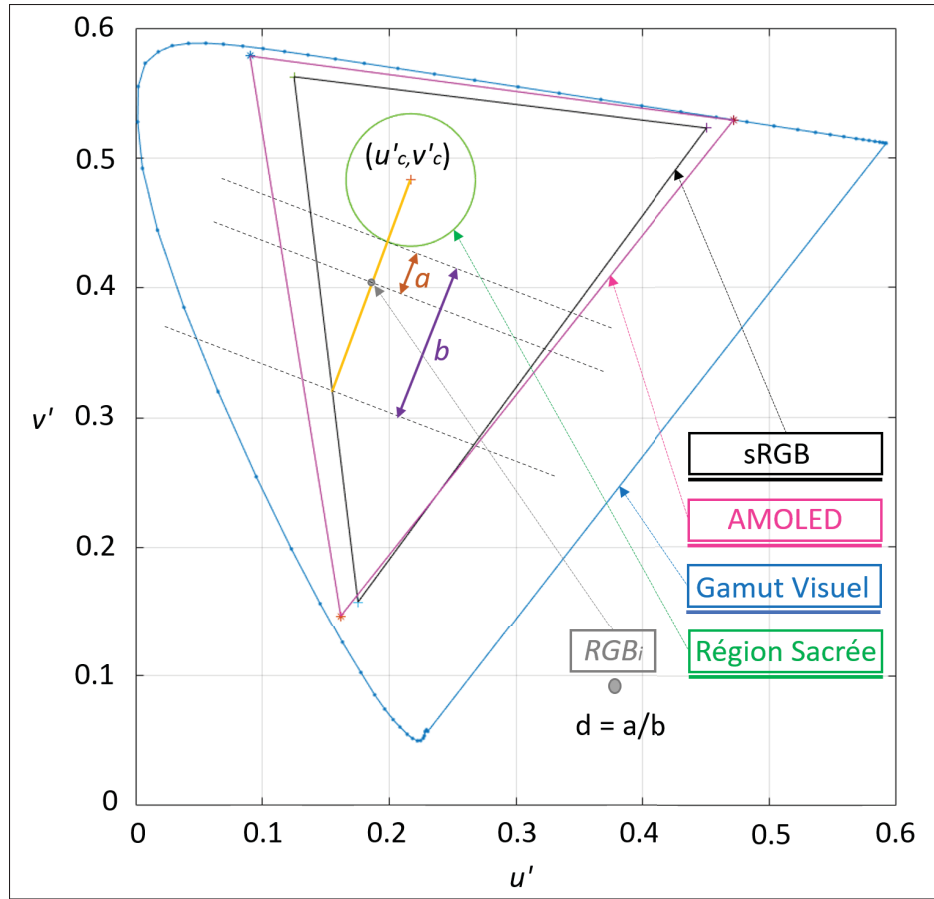


Figure 2.5 Région de couleur sacrée sRGB dans les coordonnées CIE (u' , v')

Pour les couleurs en dehors de la région sacrée, nous interpolons entre RGB_d de l'équation

$$RGB_o = (1 - d^2) \cdot RGB_d + d^2 \cdot RGB_i \quad (2.5)$$

où d est donné par :

$$d = \frac{a}{b} \quad (2.6)$$

En traçant une ligne entre le centre la région sacrée (u'_c, v'_c) et le point RGB_i , les paramètres a et b sont obtenus en mesurant la distance entre l'intersection de cette ligne avec le cercle et le point RGB_i , et le triangle du gamut sRGB, respectivement.

La figure 2.6 illustre un exemple de mapping entre les gamut sRGB et AMOLED.

2.2.2 Fonction de sensibilité au contraste

La capacité du système visuel humain à percevoir et à identifier les objets dans l'environnement varie en fonction de la taille, de la distance, du contraste et de l'orientation de l'objet (Schieber, 2006). La fonction de sensibilité au contraste (CSF) étend et enrichit les informations limitées fournies par les mesures d'acuité en évaluant l'efficacité visuelle d'un individu pour la perception

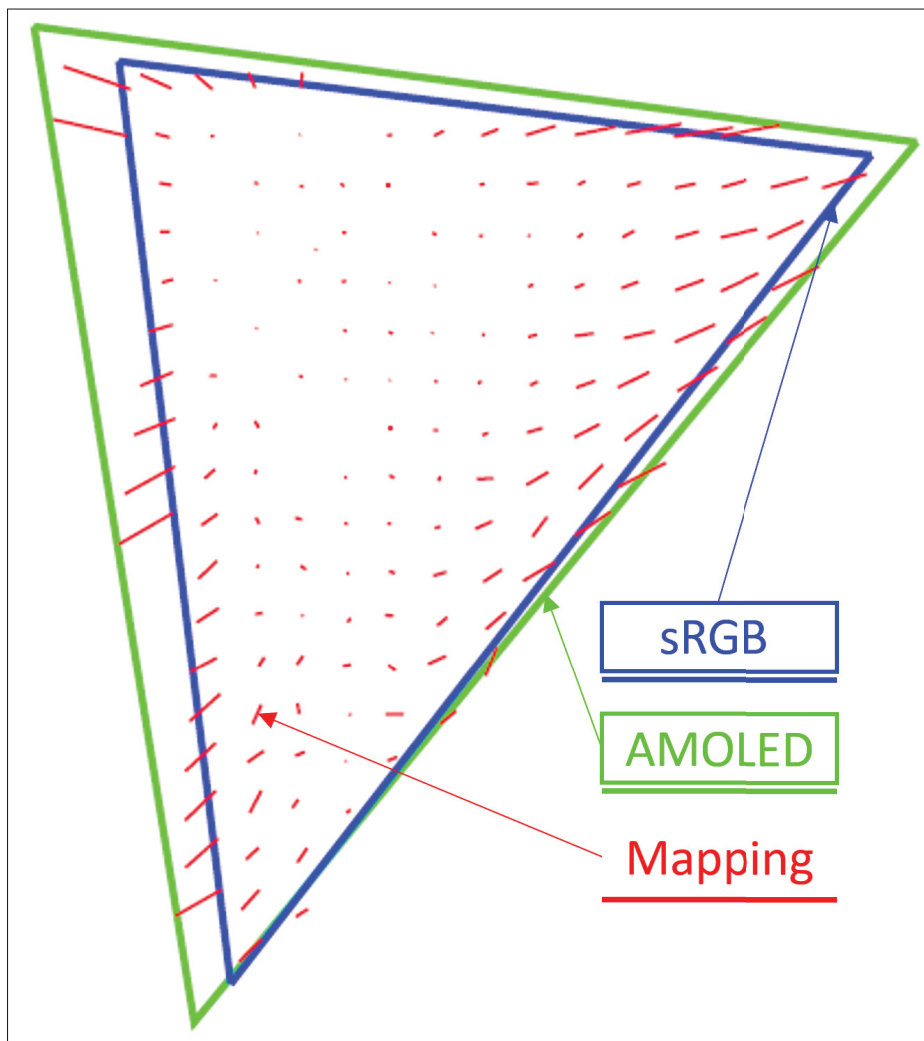


Figure 2.6 Exemple de mapping entre les gamut sRGB et AMOLED

et l'identification d'objets sur une large gamme de tailles, de distances et d'orientations (Schieber, 2006). La CSF est généralement dérivée en mesurant le contraste minimum nécessaire pour détecter des motifs de réseau sinusoidaux avec différentes fréquences spatiales exprimées en cpd (cycles/degré) (Schieber, 2006). Les seuils de faible contraste étant associés à des niveaux élevés de sensibilité visuelle, l'inverse du seuil est calculé et tracé en fonction de la fréquence spatiale.

De nombreuses études rapportent un modèle cohérent de changement lié à l'âge dans la CSF recueillie dans des conditions bien éclairées (vision photopique) (Owsley *et al.*, 1983; Schieber *et al.*, 1992). Pour les cibles dont la fréquence spatiale est comprise entre 4 et 18 cpd, le déclin de la sensibilité au contraste est d'environ 0.3 unité logarithmique en moyenne sur la seconde moitié de la vie adulte (Owsley *et al.*, 1983; Sloane *et al.*, 1988a; Elliott, 1987).

Le graphique de la figure 2.7 montre un exemple de la CSF en fonction de la fréquence spatiale (cpd), pour l'âge de référence de 25 ans et une luminance de 100 cd/m^2 . Le graphique de la figure 2.8 montre la perte de sensibilité entre un observateur d'un âge donné a , et notre observateur de référence de 25 ans, toujours à une luminance de 100 cd/m^2 . Les deux graphes sont calculés à l'aide des équations 2.10 et 2.11 (voir section 2.2.2.2.2.)

Dans les sections suivantes, nous allons définir les parties les plus importantes liées au reciblage de contraste local. Un traitement plus complet du sujet est donné dans les excellentes études de (Mantiuk, Kim, Rempel & Heidrich, 2011) et (Wanat & Mantiuk, 2014).

2.2.2.1 Mesures de contraste

Les mesures de contraste généralement utilisées par la communauté de la vision sont le Contraste de Michelson M , et le Contraste de Weber (ou logarithmique) G lors du calcul du contraste de l'image dans une représentation multi-échelle (Wanat & Mantiuk, 2014).

$$M = \frac{L_{max} - L_{min}}{L_{max} + L_{min}}, \quad G = \frac{1}{2} \log_{10} \left(\frac{L_{max}}{L_{min}} \right) \quad (2.7)$$

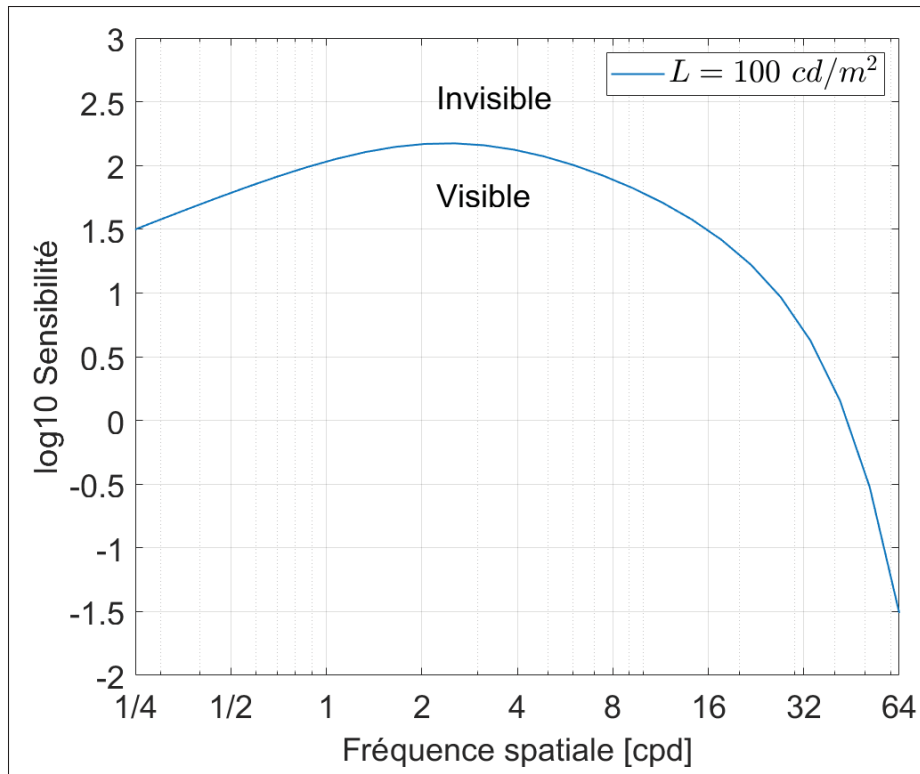


Figure 2.7 Fonction de sensibilité au contraste pour $a = 25$ ans et $L = 100 \text{ cd/m}^2$

où L_{max} et L_{min} sont les valeurs de luminance maximale et minimale d'une onde sinusoïdale.

2.2.2.2 Contraste local

La modification du contraste local, illustrée à la figure 2.9, suivra la méthodologie développée par Wanat et al. (Wanat & Mantiuk, 2014), où les auteurs ont proposé une technique de reciblage de luminance qui modifie les couleurs perçues et le contraste d'une image pour que leur apparence corresponde sous différents niveaux de luminance.

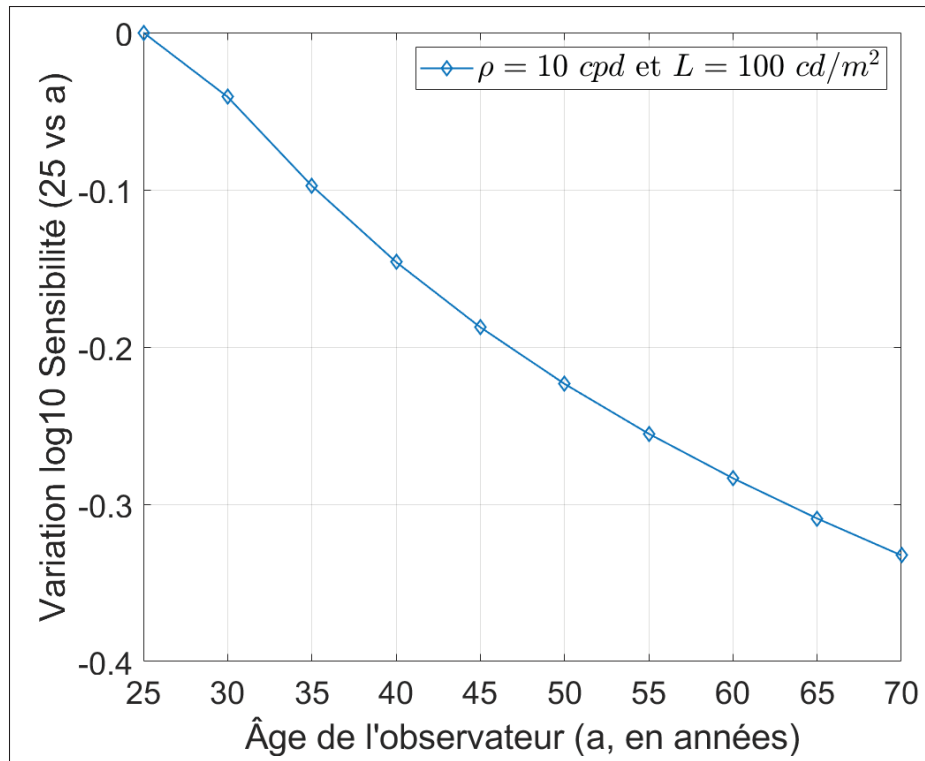


Figure 2.8 Variation de sensibilité pour un observateur par rapport à notre observateur de référence de 25 ans ($\rho = 10$ cpd et $L = 100$ cd/m²)

2.2.2.2.1 Condition de correspondance

Les auteurs ont formulé la condition d'appariement du contraste comme l'appariement de leur contraste supra-seuil, c'est-à-dire que la différence entre le contraste physique M et le seuil de détection M_t doit être constante à travers différents niveaux de luminance :

$$M - M_t = \tilde{M} - \tilde{M}_t \quad (2.8)$$

où M et \tilde{M} sont le contraste de Michelson observé à différentes luminances.

2.2.2.2.2 Relation contraste et CSF

Le seuil de détection M_t est estimé par la fonction CSF

$$M_t = \frac{\Delta L}{L} = \frac{1}{CSF_{hdvdp}(\rho, L_a)} = \frac{1}{S \cdot CSF(\rho, L_a)} \quad (2.9)$$

où ρ est la fréquence spatiale en cycles par degrés, L_a est la luminance d'adaptation en cd/m^2 , et S est la sensibilité absolue du SVH, nécessaire pour ajuster la CSF pour une expérience. Pour calculer la CSF à partir de l'équation 2.9, nous utilisons la formule de Mantiuk et al. (Mantiuk et al., 2011), et nous supposons qu'elle est égale à la CSF de notre âge de référence de 25 ans.

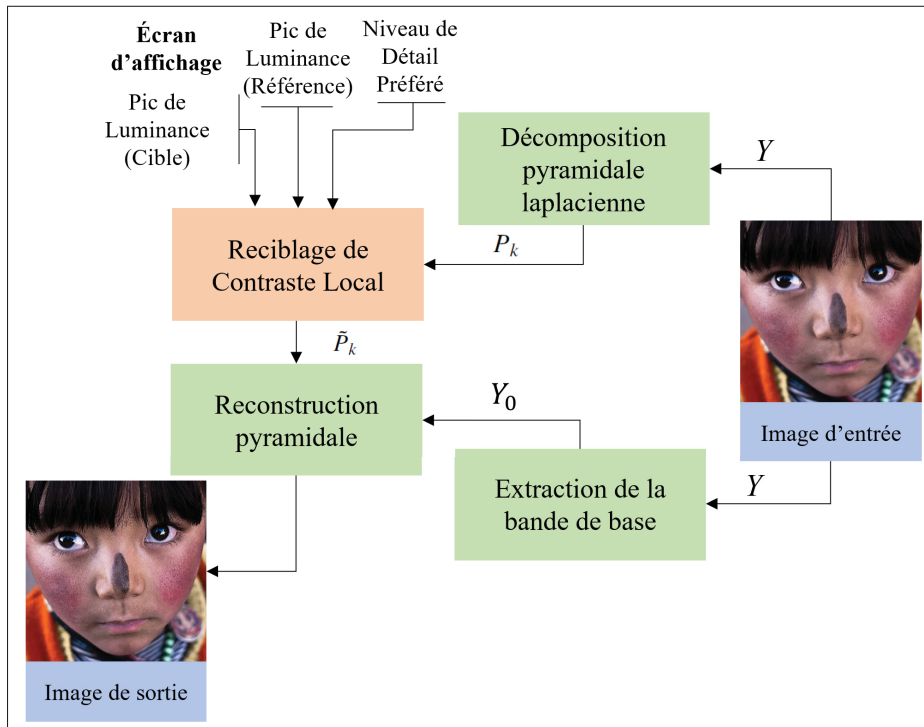


Figure 2.9 Diagramme de la méthode de reciblage du contraste local

Pour intégrer le facteur âge dans l'équation 2.9, nous utilisons un nouveau modèle de la fonction de sensibilité au contraste (Joulán *et al.*, 2015), qui est une extension de celui proposé par Barten (Barten, 1999) avec dépendances d'âge a .

$$CSF_B(\rho, L_a, a) = \frac{1}{m_t(\rho, a)} = \frac{M_{opt}(\rho, a)}{2k(a)} \sqrt{\frac{(XYT)(\rho)}{\Phi_{ph}(a) + \Phi_0(a)/M_{lat}^2(\rho, a)}} \quad (2.10)$$

où CSF_B est la fonction de sensibilité au contraste (sans unité), ρ est la fréquence spatiale en cycles par degrés, L_a est la luminance d'adaptation en cd/m^2 , a est l'âge en années, m_t est le seuil de modulation, $M_{opt}(\rho)$ la FTM optique (fonction de transfert de modulation) qui décrit le comportement du signal d'entrée traversant les éléments optiques de l'œil, k le rapport signal sur bruit, X , Y et T sont la zone d'intégration spatiale et temporelle de l'œil, Φ_{ph} est le bruit de photons qui décrit les fluctuations statistiques du nombre de photons incidents absorbés par les photorécepteurs. Φ_0 est le bruit neuronal, et $M_{lat}(\rho)$ est le terme d'inhibition latérale (Barten, 1999). Le schéma fonctionnel du modèle utilisé est représenté sur la figure 2.10, où les composants qui dépendent de l'âge sont représentés en vert, et m_n désigne la modulation moyenne du bruit interne.

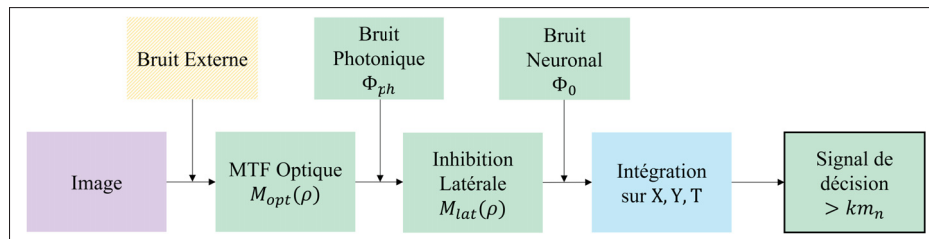


Figure 2.10 Schéma fonctionnel du traitement de l'information et du bruit selon le modèle CSF de Barten
Adapté de Barten (1999)

Nous utilisons le modèle de l'équation 2.10 pour prédire la perte de sensibilité entre notre observateur de référence (25 ans) et un observateur à un âge donné a .

$$CSF_{loss}(\rho, L_a, a) = CSF_B(\rho, L_a, 25) - CSF_B(\rho, L_a, a) \quad (2.11)$$

La fonction CSF_{loss} dépendra à la fois de la fréquence spatiale ρ et de la luminance d'adaptation L_a . Ainsi, la CSF de l'équation 2.9 sera modifiée en fonction de la préférence de niveau de détail de l'observateur qui correspond à l'âge effectif de l'observateur.

$$M_t = \frac{1}{CSF_{hdrvdp}(\rho, L_a, a)} = \frac{1}{CSF_{hdrvdp}(\rho, L_a) - CSF_{loss}(\rho, L_a, a)} \quad (2.12)$$

Le graphique de gauche de la figure 2.11 montre les mesures des données de la CSF pour deux tranches d'âge, 24 ans (ligne continue), et 73 ans (ligne pointillée) et pour 3 niveaux de luminance (0.107, 3.38, 107 cd/m^2) en fonction de la fréquence spatiale (en cpd). Le graphique de droite illustre la perte de sensibilité du groupe d'âge de 73 ans par rapport au groupe d'âge de 24 ans (Sloane *et al.*, 1988a). Nous remarquons la perte de sensibilité pour le groupe des personnes âgées par rapport aux jeunes. La perte se produit à tous les niveaux de luminance et est plus prononcée pour les fréquences spatiales plus élevées.

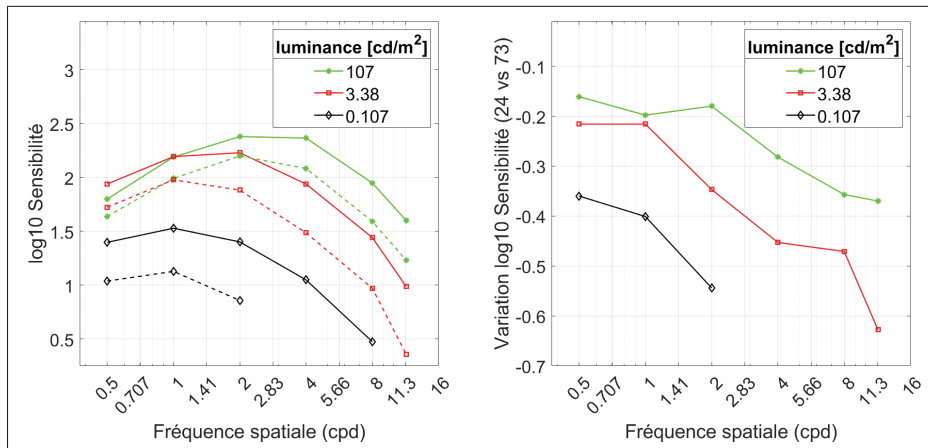


Figure 2.11 Mesures CSF pour deux groupes d'âge
Adapté de Sloane *et al.* (1988a)

2.2.2.2.3 Décomposition pyramidale

Pour effectuer le reciblage de contraste local, l'image I est décomposée en bandes passe-bas et passe-haut à l'aide de la pyramide laplacienne, et calculée pour les valeurs de luminance $\log l = \log(Y)$, où Y est la luminance de l'image I . Le contraste à large bande localisé est défini par (Wanat & Mantiuk, 2014) :

$$c(x, y) = \sqrt{\left(g_\sigma * [l(x, y) - (g_\sigma * l)(x, y)]^2\right)}(x, y) \quad (2.13)$$

où $*$ désigne la convolution, g_σ est le noyau gaussien et σ est l'écart type de g_σ donné par :

$$\sigma = 0.5 \frac{R_{ppd}}{\rho} \quad (2.14)$$

où R_{ppd} est la résolution d'affichage angulaire de l'affichage (en pixels par degré visuel). La fréquence spatiale ρ peut être calculée à partir de σ (donnée en pixels) et R_{ppd} comme :

$$\rho = 2^{-(k+1)} R_{ppd} \quad (2.15)$$

où $k = 1, \dots, N$ est le niveau de la pyramide, et $k = 1$ représente le niveau le plus fin. Le reciblage de contraste est effectué comme une amélioration locale de la pyramide laplacienne (Wanat & Mantiuk, 2014) :

$$\tilde{P}_k(x, y) = P_k(x, y) \cdot m_k(x, y) \quad (2.16)$$

P_k fait référence au niveau de la pyramide de l'image source, et m est la modification de contraste définie par :

$$m_k(x, y) = \frac{c_k(x, y) - G(M_t) + G(\tilde{M}_t)}{c_k(x, y)} \quad (2.17)$$

2.2.2.2.4 Reconstruction de l'image

La reconstruction de l'image rehaussée en termes de contraste se fait en sommant tous les niveaux traités des pyramides $\tilde{P}_k(x, y)$ avec l'ajout de la bande de base Y_0 (qui n'a pas été modifiée par l'étape du contraste local).



Figure 2.12 Image compensée à l'aide de l'algorithme d'adaptation du contenu proposé

La figure 2.12 montre le résultat de notre algorithme lorsqu'il est appliqué à une image de test. C'est important de préciser que pour une reproduction plus fidèle de la couleur et du contraste, les images doivent être visualisées sur un écran calibré. L'image d'en haut à gauche est l'originale, tandis que l'image d'en bas à droite est compensée à la fois pour la couleur et le contraste, avec un âge effectif de 57 ans et 54 ans, respectivement. On remarque facilement que la couleur de la peau et le blanc sont plus naturels dans l'image traitée, ainsi que les détails qui sont plus prononcés. L'image compensée paraît naturelle à la fois en couleur et en contraste, et le contenu est personnalisé selon les préférences spécifiques de l'observateur.

2.3 Algorithmes spatiaux de la vision

Afin de réduire la complexité du modèle d'adaptation du contenu décrit dans la section précédente ainsi que de rendre le procédé plus économe en énergie, les algorithmes qui modélisent les redondances perceptuelles du système visuel humain seront détaillés ainsi que la méthode permettant de réduire la puissance des écrans OLED. En premier, nous allons décrire en détail le calcul des profils SJND dans le domaine de la DCT ainsi que l'intégration du facteur de la saillance visuelle. En second, une application pour optimiser la consommation d'énergie OLED sera présentée.

2.3.1 Modèle JND dans le domaine DCT et basé sur la saillance

Le schéma détaillé du modèle SJND est donné dans la figure 2.13. Dans cette section, nous allons expliquer les différentes composantes de ce modèle.

La formulation générale des seuils JND dans le domaine de la DCT avec un facteur de saillance est donnée comme suit :

$$\begin{aligned} dct_{SJnd} &= \alpha \left[\cdot t_{Base} \cdot f_{\rho}(s_n) \right] \cdot \left[f_{L_a} \cdot f_{C_m} \right] \cdot f_{dct_{jnd}}(s_n) \\ pix_{Jnd} &= IDCT(dct_{SJnd}) \end{aligned} \quad (2.18)$$

2.3.1.1 CSF dans le domaine spatial

Pour prendre en compte l'effet de la CSF dans le domaine spatial, le canal de luminance de l'image est divisé en $N \times N$ blocs et un seuil de base t_{Base} est calculé à l'aide de l'équation suivante :

$$t_{Base} = \frac{G}{\Delta L} \cdot \frac{s \cdot \exp(c \cdot \rho_{i,j})^d}{a(b + c \cdot \rho_{i,j})(\phi_i \phi_j)(r + (1-r) \cdot \cos^2(\psi_{i,j}))} \quad (2.19)$$

où $a = 2.6$, $b = 0.0192$, $c = 0.114$, $d = 1.1$, $r = 0.6$, et $s = 0.25$ sont des constantes établies empiriquement. $\rho_{i,j}$ est la fréquence spatiale en cycles par degrés pour la sous-bande (i, j) -ième dans le bloc DCT

$$\rho_{i,j} = \frac{1}{2N} \sqrt{\left(\frac{i}{\theta_x}\right)^2 + \left(\frac{j}{\theta_y}\right)^2} \quad (2.20)$$

où i, j sont les indices horizontaux et verticaux du coefficient DCT à l'emplacement (i, j) pour $i, j \in 0, 1, \dots, N-1$. N est la taille du bloc DCT qui est fixée à 8 dans notre implémentation. θ_x et θ_y sont les angles visuels d'un pixel dans les directions horizontale et verticale, respectivement.

$$\theta_m = 2 \arctan\left(\frac{P_m}{2 \times v_d}\right), \quad m = x, y \quad (2.21)$$

où P_x et P_y sont la largeur et la hauteur d'un pixel dans le moniteur, et v_d est la distance de visualisation. Pour les pixels carrés, dont le ratio d'aspect est égal à 1, l'équation 2.21 pourrait être réécrite comme :

$$\theta_x = \theta_y = 2 \arctan\left(\frac{1}{2 \times R_{vh} \times H}\right) \quad (2.22)$$

où R_{vh} est le rapport entre la distance de visualisation et la hauteur de l'écran, et H est la résolution verticale de l'écran. G est le nombre de niveaux de gris (256 pour une quantification 8 bits), $\Delta L = L_{max} - L_{min}$ où L_{max} et L_{min} sont la luminance de l'affichage les valeurs correspondant aux niveaux de gris maximum et minimum (c'est-à-dire 255 et 0), ϕ_i et ϕ_j sont des facteurs de normalisation DCT

$$\phi_m = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, & m = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & m > 0 \end{cases} \quad (2.23)$$

Le terme $(r + (1 - r) \cdot \cos^2(\psi_{i,j}))$ est pour prendre en compte l'effet oblique qui indique que le SVH est plus sensible aux composantes fréquentielles horizontales et verticales ($i = 0$ ou $j = 0$) que les composantes diagonales ($i = j$). $\psi_{i,j}$ est l'angle directionnel donné par :

$$\psi_{i,j} = \arcsin \left(\frac{2\rho_{i,0} \cdot \rho_{0,j}}{\rho_{i,j}^2} \right) \quad (2.24)$$

2.3.1.2 Adaptation de luminance

Le facteur d'adaptation de luminance est donné par la formule suivante :

$$f_{L_a} = \begin{cases} 1 + \frac{(60-\bar{I})}{150}, & \bar{I} \leq 60 \\ 1, & 60 < \bar{I} < 170 \\ 1 + \frac{(\bar{I}-170)}{425}, & \bar{I} \geq 170 \end{cases} \quad (2.25)$$

où \bar{I} est la valeur d'intensité moyenne du bloc DCT $N \times N$, qui est égale à la valeur de la composante DC correspondante.

2.3.1.3 Masquage de contraste

Pour modéliser l'effet de masquage de contraste, les blocs du domaine DCT sont classés en cinq catégories, à savoir, **Smooth**, **Orderly-Edge**, **Disorderly-Edge**, **Orderly-Texture** et **Disorderly-Texture**, avec des poids relatifs pour chaque bloc. La formulation finale pour le masquage de contraste f_{C_m} est donnée par l'équation suivante :

$$f_{C_m} = \begin{cases} \Psi, & \text{for } (i^2 + j^2) \leq 16, \text{ in Smooth and Orderly-Edge block} \\ \Psi \cdot \min \left(4, \max \left(1, \left(\frac{C(n, i, j)}{t_{Base} \cdot f_{L_a}} \right)^\epsilon \right) \right), & \text{others} \end{cases} \quad (2.26)$$

où ψ est l'étendue de l'effet de masquage de contraste (Wan *et al.*, 2017), $C(n, i, j)$ est le (i, j) -ième coefficient DCT dans le n -ième bloc, et ϵ est un paramètre empirique déterminé par expérience et fixé à 0.36.

2.3.1.4 Facteur de saillance visuelle

Pour prendre en compte les effets de la saillance visuelle, nous suivons la méthodologie développée dans (Niu *et al.*, 2013) et (Hadizadeh, 2016), la fréquence spatiale $\rho_{i,j}$ et les seuils JND dans le domaine DCT dct_{Jnd} sont modifiés à l'aide de deux fonctions $f_\rho(s_n, \theta_\rho)$ et $f_{dct_{Jnd}}(s_n, \theta_{dct_{Jnd}})$:

$$\rho_{i,j}^s = \rho_{i,j} \times f_\rho(s_n, \theta_\rho) \quad (2.27)$$

$$dct_{SJnd}(\theta) = dct_{Jnd} \times f_{dct_{Jnd}}(s_n, \theta_{dct_{Jnd}}) \quad (2.28)$$

où s_n est la carte de saillance normalisée du n -ième bloc .

$$s_n = \frac{s - s_{min}}{s_{max} - s_{min}} \quad (2.29)$$

$f_\rho(s_n, \theta_\rho)$ est une fonction sigmoïde définie par un vecteur à 4 coefficients : $\theta_\rho = [\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4]$ comme suit :

$$f_\rho(s_n, \theta_\rho) = \alpha_1 \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{1 + \exp(\alpha_2 (s_n - \alpha_3))} \right) + \alpha_4 \quad (2.30)$$

$f_{dct_{Jnd}}(s_n, \theta_{dct_{Jnd}})$ est également une fonction sigmoïde définie par un vecteur à 4 coefficients : $\theta_{dct_{Jnd}} = [\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4]$ comme suit :

$$f_{dct_{Jnd}}(s_n, \theta_{dct_{Jnd}}) = \beta_1 \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{1 + \exp(\beta_2 (s_n - \beta_3))} \right) + \beta_4 \quad (2.31)$$

Les paramètres $\theta = (\theta_\rho, \theta_{dct_{Jnd}})$ des deux fonctions de modulation $f_\rho(s_n, \theta_\rho)$ et $f_{dct_{Jnd}}(s_n, \theta_{dct_{Jnd}})$ peuvent être déterminés expérimentalement comme dans (Niu *et al.*, 2013) ou sont obtenus via un cadriciel d'optimisation (Hadizadeh, 2016).

$$\theta^* = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} |\operatorname{PSNR}(\mathbf{D}(\theta)|\mathbf{Y}) - \lambda \operatorname{VSI}(\hat{\mathbf{I}}(\theta)|\mathbf{I}, \mathbf{S})| \quad (2.32)$$

où I est l'image d'entrée dont le canal de luminance est Y , $D(\theta)$ est une version bruitée de Y définie comme :

$$\mathbf{D}(\theta) = \operatorname{DCT}^{-1} \left(\operatorname{DCT}(\mathbf{Y}) + \eta \mathbf{f} \odot \mathbf{dct}_{S_{Jnd}}(\theta) \right) \quad (2.33)$$

\mathbf{f} est une matrice aléatoire dont les éléments sont soit -1 soit $+1$, η est un paramètre de contrôle pour le niveau de bruit, \odot est la multiplication au niveau des pixels. $\hat{\mathbf{I}}$ est une version bruitée de

\mathbf{I} et \mathbf{S} est la carte de saillance visuelle de \mathbf{I} . $VSI(\hat{\mathbf{I}}(\theta)|\mathbf{I}, \mathbf{S})$ est un score de qualité obtenu en utilisant une métrique objective de la qualité de l'image à référence complète telle que l'indice de saillance visuelle (Zhang, Shen & Li, 2014). $PSNR(\mathbf{D}(\theta)|\mathbf{Y})$ est le PSNR de $D(\theta)$ par rapport à \mathbf{Y} , et λ est un paramètre de régularisation (Hadizadeh, 2016).

2.3.1.5 Estimation des seuils JND dans le domaine des pixels

Une fois que les seuils JND dans le domaine compressé ont été estimés à l'aide de l'équation 1.32 ou 1.36, une conversion dans le domaine des pixels est nécessaire afin d'utiliser la carte JND dans la procédure de réduction de puissance. Les auteurs de (Zhang, Lin & Xue, 2008) proposent une approche pour estimer les seuils JND dans le domaine des pixels à partir des seuils JND dans le domaine DCT.

$$pix_{Jnd}(x) = IDCT(dct'_{Jnd}) \quad (2.34)$$

où dct'_{Jnd} est donné par :

$$dct'_{Jnd} = \begin{cases} sign(\mathbf{DCT}(\mathbf{Y}))dct_{Jnd} & |\mathbf{DCT}(\mathbf{Y})| \geq dct_{Jnd} \\ 0 & \text{autrement.} \end{cases} \quad (2.35)$$

2.3.2 Méthode de réduction de puissance des écrans OLED

Dans cette section, la méthode de réduction du coût d'alimentation de l'image est détaillée. Un schéma du cadre général de la méthode est présenté dans la figure 2.14.

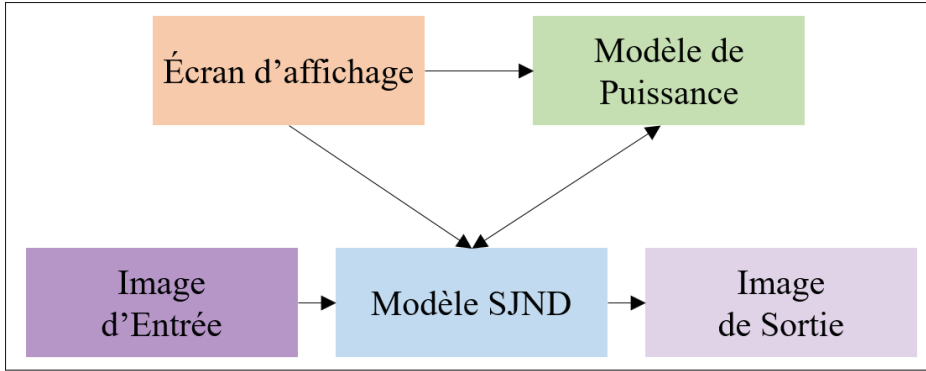


Figure 2.14 Cadre général de la méthode de réduction de puissance pour les écrans OLED

Comme mentionné précédemment, le coût énergétique de l’affichage d’une image dans un écran OLED dépend principalement de la luminosité de l’écran d’affichage et des valeurs RGB des pixels individuels, plus précisément de la composante de luminance de l’image Y . De plus, le seuil JND pour un pixel spécifique fournit une mesure de combien nous pouvons changer sa luminance pour avoir une image résultante perceptiblement indiscernable de l’original.

Soit I l’image couleur d’origine. Premièrement, nous estimons les seuils JND dans le domaine des pixels $pix_{Jnd}(x)$ en utilisant les équations 1.33, 1.34, ou 2.34. Soit $I_{YC_bCr} = (Y, C_b, Cr)$ l’image couleur d’origine dans l’espace couleur perceptuel YC_bCr , où Y est la composante de luminance, C_b et Cr sont les canaux de chrominance. Étant donné $pix_{Jnd}(x)$, une image couleur résultante est générée en soustrayant $pix_{Jnd}(x)$ de la composante de luminance :

$$I'_{YC_bCr} = (Y - \gamma \times pix_{Jnd}(x), C_b, Cr) \quad (2.36)$$

où $\gamma \geq 0$ est un paramètre qui contrôle la qualité visuelle de l’image résultante. Choisir $0 < \gamma \leq 1$ résulterait en une image qui est perceptiblement indiscernable de l’original tout en utilisant moins d’énergie puisque sa composante de luminance est réduite. Choisir $\gamma > 1$ permet une meilleure économie d’énergie, mais avec une perte de qualité acceptable.

CHAPITRE 3

VALIDATION EXPÉRIMENTALE

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons décrire la validation expérimentale des algorithmes computationnels de vision sur lesquels nous avons travaillés. En premier, nous commençons par décrire les étapes pour valider notre méthode d'adaptation du contenu en fonction des préférences des observateurs sur le plan des couleurs et du niveau de détail. Par la suite, l'approche suivie pour l'optimisation de la consommation sur les écrans OLED sera détaillée.

3.2 Personnalisation de contenu

Nous commençons par décrire les étapes suivies pour valider la méthode de personnalisation du contenu visuel.

3.2.1 Évaluation subjective

La figure 3.1 montre le dispositif mis en œuvre pour l'évaluation subjective de la méthode. La configuration de l'étude subjective est comme suit :

1. Un observateur utilisera une application pour sélectionner la couleur préférée. Ceci correspond à son âge effectif pour la couleur.
2. Un observateur utilisera une application pour sélectionner le contraste préféré. Ceci correspond à son âge effectif pour le contraste.
3. Les valeurs de l'âge sélectionnées (couleur et contraste) sont envoyées à l'ordinateur. Matlab est utilisé pour générer les paires pour toute les images de l'étude.
4. Les images traitées sont envoyées à la tablette, une paire à la fois, et affichées côte à côte.
5. L'observateur aura accès à une interface sur une deuxième tablette pour choisir l'image préférée. Les résultats sont sauvegardés localement dans un fichier Excel.

6. Lorsque toutes les images ont été traitées pour un observateur, les résultats sont renvoyés à Matlab.
7. À la fin de l'étude, un rapport final est généré en compilant les résultats de tous les observateurs.

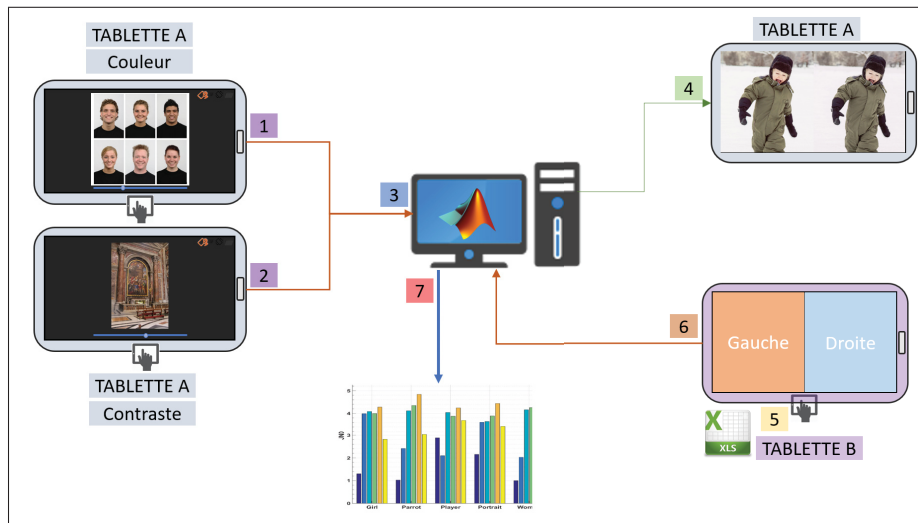


Figure 3.1 Dispositif pour l'évaluation subjective

3.2.1.1 Description de l'évaluation subjective

Nous avons effectué une évaluation subjective des performances de notre modèle unifié d'adaptation de contenu en fonction de l'âge en utilisant l'approche de comparaison par paire introduite dans (Eilertsen, Wanat, Mantiuk & Unger, 2013). L'expérience a été menée dans la même pièce, qui a un éclairage relativement constant de 50 Lux. Sur la base de mesures internes, cela correspond à une luminance cible de 32 cd/m^2 pour la tablette de visualisation. Cette valeur a été maintenue constante pendant l'expérience. La tablette de visualisation est la Samsung AMOLED Galaxy Tab S 10.5, avec une résolution de 2560×1600 , et se trouvait à 50 cm de distance de l'observateur, à environ 90 degrés par rapport aux yeux de l'observateur.

Pour déterminer l'âge effectif de l'observateur, l'observateur s'est vu présenter deux vidéos qui montrent séparément le changement de couleur et de détails d'une image. Dans la première

vidéo, on leur a proposé un contrôle d'axe 1D pour trouver leurs paramètres de point blanc préféré, qui correspondent à la dimension de couleur liée à l'âge. Dans la deuxième vidéo, leur paramètre de niveau de détail préféré, qui correspond à la dimension de contraste liée à l'âge.

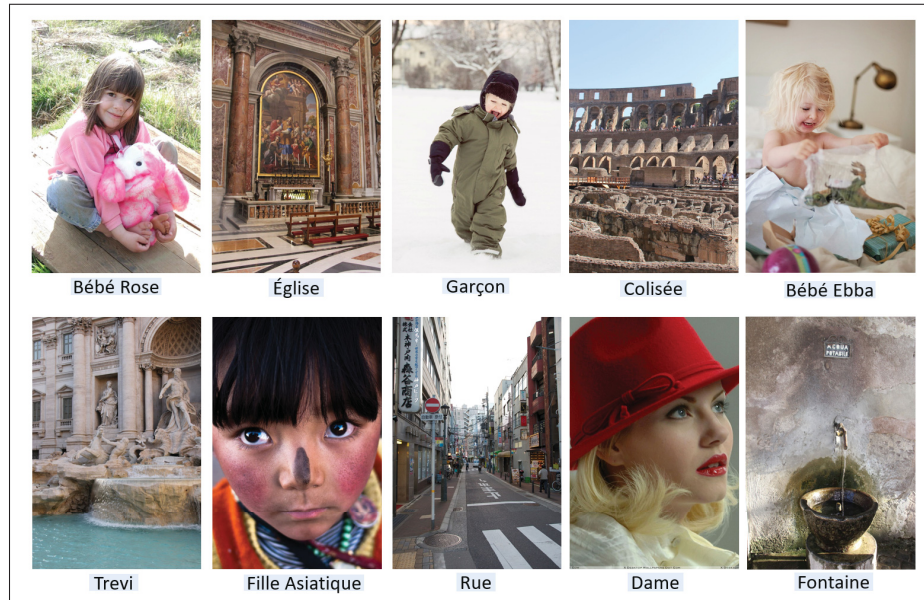


Figure 3.2 Images utilisées lors de l'évaluation subjective

Nous avons utilisé les 10 images illustrées dans la figure 3.2. Ces images sont traitées par 3 modèles différents, notre méthode d'adaptation unifiée du contenu des couleurs et des contrastes UCA (pour Unified Content Adaptation), uniquement l'adaptation des couleurs CCA (Color Content Adaptation) et l'image originale SDS (Same Driving Signal). Nous avons demandé à 30 observateurs naïfs de comparer le résultat présenté. Nos observateurs ont été invités à choisir l'image qui leur semble la plus naturelle et la plus réaliste de la paire. Pour chaque observateur, 30 paires d'images au total ont été affichées à l'aide de la tablette Samsung AMOLED Galaxy Tab S, 10 paires pour CCA :UCA, 10 paires pour CCA :SDS et 10 paires pour SDS :UCA. L'affichage des paires d'images a été aléatoire et une image noire est affichée pendant 2 secondes entre chaque paire d'images consécutives. Les observateurs ont été invités à sélectionner l'une des images affichées comme image préférée en fonction de la sensation globale de la couleur et

du niveau de détails. Nos observateurs se composent de 7 femmes et 23 hommes âgés de 23 à 60 ans. En moyenne, l'ensemble de l'expérience pour un observateur a duré environ 10 minutes.

La figure 3.3 montre les résultats du traitement de la couleur (âge effectif : 32) et du contraste (âge effectif : 33) (UCA) avec les images originales (SDS) et uniquement l'adaptation du contenu des couleurs (CCA). Quelques-unes des images incluent à la fois des scènes intérieures et extérieures avec beaucoup de détails, et des portraits où les visages des gens sont proches de la caméra. Notre méthode maintient la couleur blanche, les tons de peau et de terre naturels tout en améliorant le contraste local pour une meilleure visualisation.



Figure 3.3 Exemples d'adaptation de contenu avec des images originales

3.2.1.2 Résultats de l'évaluation subjective

Nous avons utilisé la méthode de comparaison par paires avec une évaluation de la différence juste perceptible (JND) dans notre expérience. Cette méthode a été récemment utilisée pour l'évaluation subjective dans la littérature (Wanat & Mantiuk, 2014; Eilertsen *et al.*, 2013; Rezagholizadeh, Akhavan, Soudi, Kaufmann & Clark, 2016). Nous avons utilisé la méthode bayésienne de Silverstein et Farrel (Silverstein & Farrel, 2001), qui maximise la probabilité que les résultats de la comparaison par paires rendent compte de l'expérience sous les hypothèses de variances égales et de distributions non corrélées. Lors d'une procédure d'optimisation, une valeur de qualité pour chaque image est calculée pour maximiser la probabilité, modélisée par une distribution binomiale. Puisque nous avons 3 conditions de comparaison (UCA, CCA, SDS), cette approche bayésienne convient. Elle est plus fréquente lorsque l'on compare un grand nombre de conditions et elle est connue pour être robuste aux réponses unanimes.

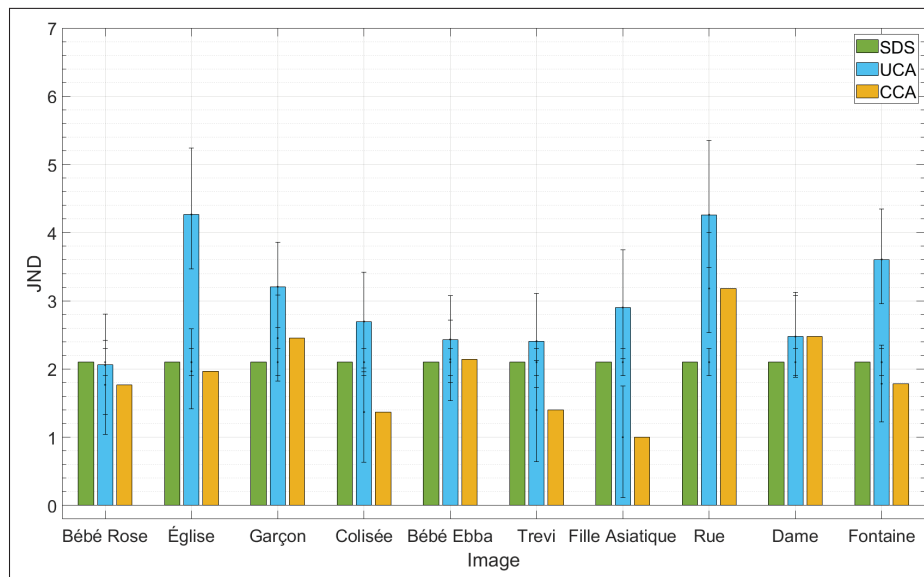


Figure 3.4 Résultats de l'évaluation subjective pour la méthode de l'adaptation du contenu en fonction de l'âge

La figure 3.4 montre les résultats de l'évaluation subjective par paire représentant les valeurs JND pour chacune des 10 images, y compris des barres d'erreur qui désignent des intervalles

de confiance à 95% calculés par bootstrap. UCA : notre proposition d'adaptation du contenu visuel en couleur et contraste unifiée en fonction de l'âge, SDS : image originale et CCA : seule adaptation du contenu en couleur. Cette méthode d'évaluation calcule la valeur JND en utilisant la définition dans (Eilertsen *et al.*, 2013). Pour discriminer entre les choix, seules les différences relatives peuvent être utilisées. Ainsi, les valeurs absolues de JND ne sont pas très pertinentes prises isolément. Une méthode qui a une valeur JND élevée est préférable aux méthodes avec des valeurs JND plus petites, où 1 JND correspond à un seuil de discrimination de 75%. La figure 3.4 représente la valeur JND pour chaque scène, plutôt que la valeur moyenne, car le JND est une valeur relative qui peut également être significative par rapport aux autres. Pour calculer les intervalles de confiance, nous avons utilisé une méthode numérique, connue sous le nom de bootstrap (Varian, 2005). Nous avons généré 500 échantillons aléatoires, puis calculé les 2.5^{eme} et 97.5^{eme} centiles pour chaque point JND. Comme les JND et les intervalles de confiance pour JND sont des valeurs relatives, les valeurs JND pour le mode que nous choisissons comme référence, SDS, sont égales. Pour 9 des images, notre proposition d'adaptation de contenu d'âge unifiée est la méthode la plus préférée avec des différences JND de 0.31 ~ 2.2 entre elle et la deuxième méthode la plus préférée. Nous remarquons également que lorsque seule la couleur est compensée, les observateurs ont préféré l'image non traitée dans 6 cas. La raison de ce résultat, à notre avis, est que les gens sont plus habitués à voir des images non traitées dans une variété d'écrans. Par exemple, dans les images où il y a de l'eau (Trevi) et le ciel (Colisée), les couleurs des images traitées sont très différentes du mode SDS, ce qui rend difficile la prise de décision sans référence.

3.2.1.3 Relation entre l'âge effectif et l'âge réel

L'âge effectif est la valeur de l'âge sélectionnée par les observateurs quand ils choisissent leurs couleur et contraste préférés. Nous pouvons illustrer la différence entre l'âge effectif et l'âge réel des observateurs en analysant leurs histogrammes. Dans la figure 3.5, le graphique du haut représente l'âge réel des observateurs (38.45 ± 9.73), le graphique du milieu représente leur âge effectif pour la couleur (37.86 ± 10.93), et le graphique du bas représente leur âge effectif pour

le contraste (43.68 ± 8.97). Nous remarquons qu'en moyenne, l'âge effectif pour le contraste est plus grand que l'âge effectif pour la couleur.

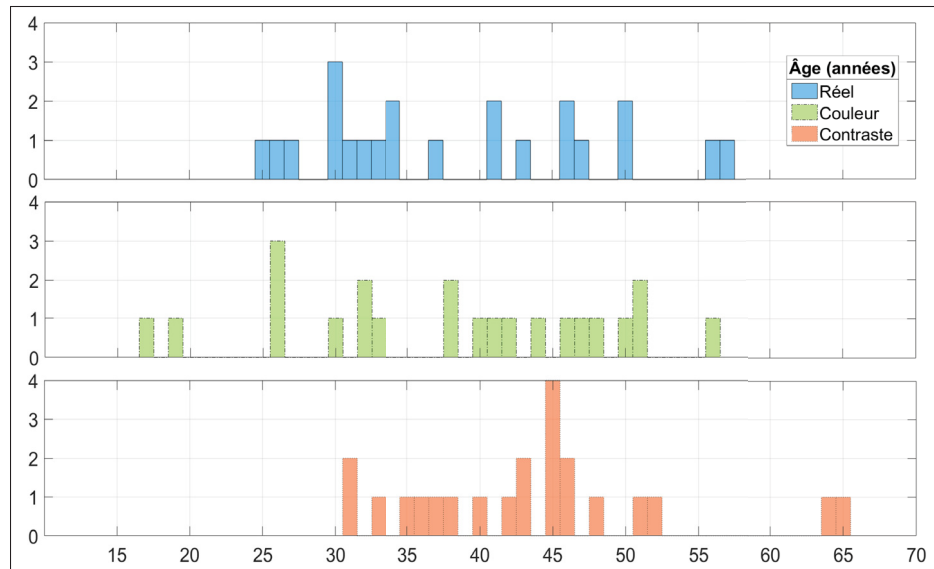


Figure 3.5 Histogramme des âges des observateurs

Nous pouvons également analyser la relation entre l'âge effectif et l'âge réel des observateurs en traçant dans la figure 3.6 les valeurs des âges pour la couleur et le contraste sélectionnées par les observateurs en fonction de leur âge réel. L'âge effectif pour la couleur est représenté par un carré, et celui pour le contraste est représenté par un cercle. À côté de chaque symbole est également rapporté un numéro identifiant l'observateur. Pour la couleur, le numéro est de couleur magenta et est souligné. Pour le contraste, le numéro est en bleu et en surligné. Nous remarquons qu'il n'y a pas de corrélation entre l'âge effectif et l'âge réel. Ces résultats sont en accord avec l'observation des auteurs de (Sarkar *et al.*, 2010), qui ont également constaté qu'il n'y a pas corrélation suffisante entre l'âge réel et les paramètres dépendant de l'âge incorporés dans le modèle CIE-2006. Cela peut se produire en raison de la variabilité aléatoire des observateurs.

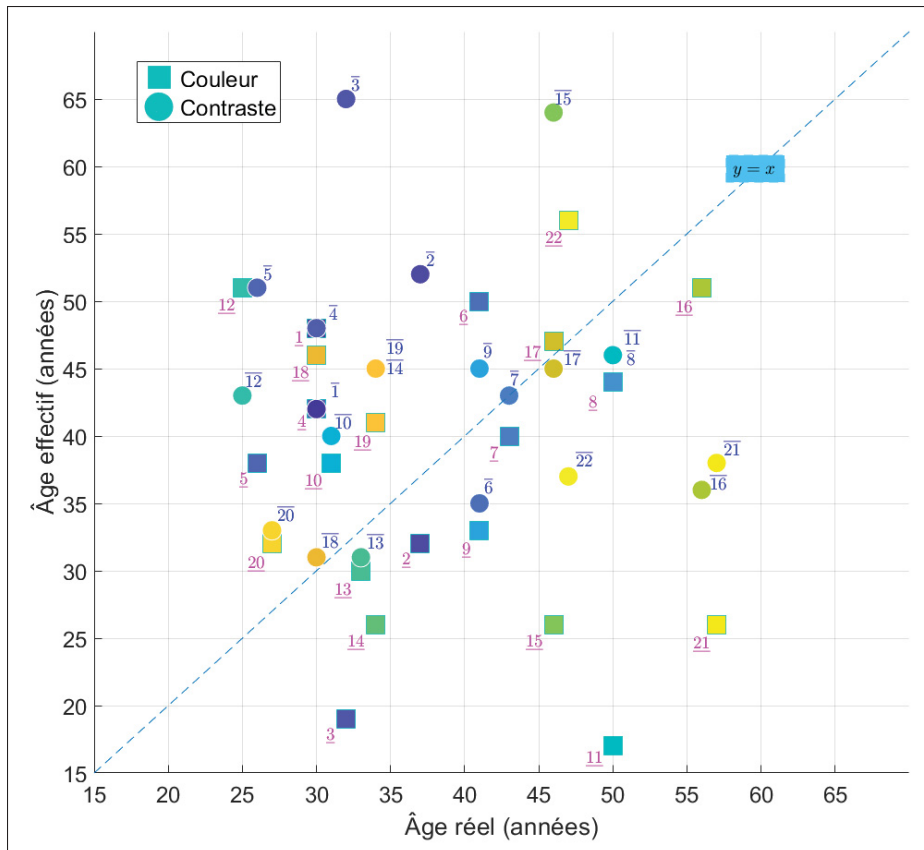


Figure 3.6 Relation entre l'âge effectif des observateurs et leur âge réel

3.2.2 Conclusion sur la partie personnalisation du contenu visuel

Nous avons présenté une méthode qui adapte la couleur et le contraste à l'âge effectif de l'observateur, et avons montré que cette méthode était préférée aux méthodes d'adaptation de la couleur seulement (CCA) ou l'image sans traitement (SDS) en moyenne dans les images contenant du blanc naturel et des niveaux de détail élevés. La clé de notre méthode est de fusionner une procédure d'ajustement de la balance des blancs basée sur l'âge avec une amélioration du contraste local basée sur un modèle CSF qui intègre l'âge effectif de l'observateur.

3.2.3 Limitations sur la partie personnalisation du contenu visuel

L'un des résultats importants de l'étude est qu'il n'y a pas de corrélation entre l'âge réel et l'âge effectif choisi pour le contraste et la couleur. Nous avons mis en œuvre une méthode simple utilisant une vidéo et un curseur mobile pour sélectionner le contraste et la couleur préférés. Bien que cette méthode ait été efficace pour déterminer une estimation de l'âge effectif, elle est basée sur le traitement d'une seule image et peut donc ne pas être la plus efficace.

Une autre observation à souligner également est que notre méthode pour déterminer l'âge effectif est testée uniquement dans les conditions d'illumination ambiantes avec un éclairage relativement constant de 50 Lux. Ces conditions correspondent à la vision photopique. Des études supplémentaires sont nécessaires pour étendre la procédure pour déterminer l'âge effectif pour toutes les gammes de luminance (en particulier la vision mésopique et scotopique).

3.3 Optimisation de la consommation sur écrans OLED

Dans cette section, nous voulons évaluer la consommation d'énergie des images avant et après leur traitement. Pour cela, nous utilisons un nouveau modèle de puissance développé en interne et qui prend en compte chaque valeur de pixel ainsi que la luminosité de l'écran. En premier, nous voulons sélectionner le meilleur modèle spatial en évaluant la qualité visuelle avec une série de simulations. Par la suite, en utilisant le meilleur modèle, nous évaluons le coût d'affichage sur un téléphone intelligent (modèle Google Pixel) en faisant varier les valeurs de γ entre 1 et 2, et la luminosité de l'écran.

3.3.1 Comparaison des performances visuelles des modèles JND

Dans l'expérience suivante, nous voulons procéder à une analyse objective des performances pour sélectionner le meilleur des 3 modèles JND décrits dans les sections précédentes. Les deux premiers modèles sont basés sur des pixels, dénotés JND1 (équation 1.33) (Wu *et al.*, 2013) et JND2 (équation 1.34) (Wu *et al.*, 2017). Le troisième est calculé dans le domaine DCT (Wan *et al.*, 2017), dénoté JND3 (équation 1.32).

Le critère suivi pour notre comparaison est le suivant : pour un certain pourcentage de réduction de la puissance (5%, 10%, 15% et 20%) par rapport à l'image non traitée, quelle est la mesure de la qualité visuelle. Pour ce dernier point, nous avons utilisé les métriques suivantes :

- PSNR : Pour une évaluation objective de la qualité. Le PSNR n'est pas bien corrélé avec la perception visuelle.
- SSIM : Utilise la mise en œuvre simplifiée de l'auteur original (Wang, Bovik, Sheikh & Simoncelli, 2004). La métrique SSIM est mieux corrélée avec la perception visuelle.
- VQI-VSI (Visual Quality (Saliency) Index) : Une métrique qui prend en compte les informations de saillance et qui est plus liée à l'évaluation subjective. Elle est encore mieux corrélée avec la perception visuelle (Zhang *et al.*, 2014).

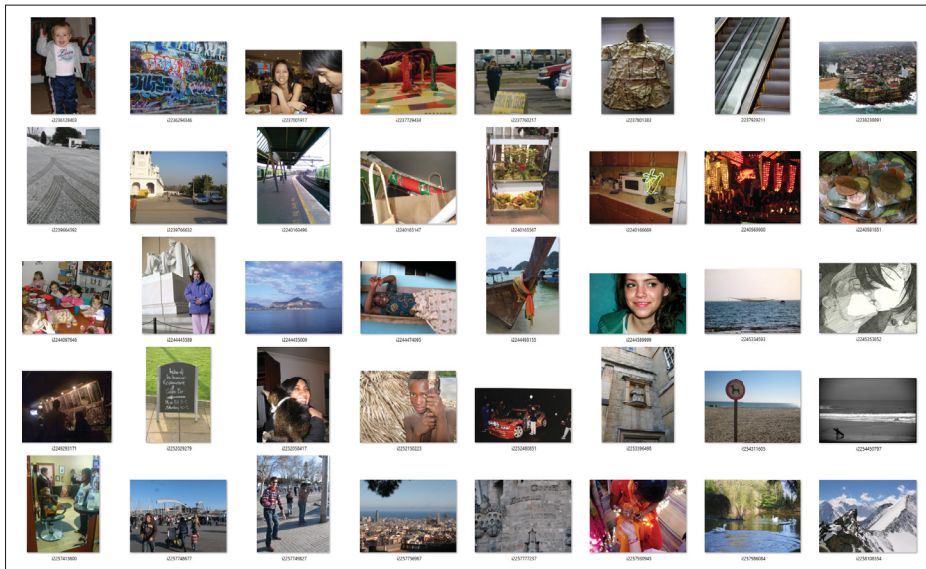


Figure 3.7 Quelques images de la base MIT
Tiré de Bylinskii *et al.* (2019)

Nous avons effectué les simulations en utilisant la base d'images MIT (Bylinskii *et al.*, 2019) qui contient 1003 scènes naturelles d'intérieur et d'extérieur. La valeur de chaque métrique de qualité pour une cible d'économie donnée est la moyenne sur toutes les images de la base. Nous avons sélectionné cette base de données, car les cartes de saillance sont également fournies. Le format des images est JPEG et les dimensions sont de 1024×768 . Le graphique 3.8 présente les

résultats de la comparaison.

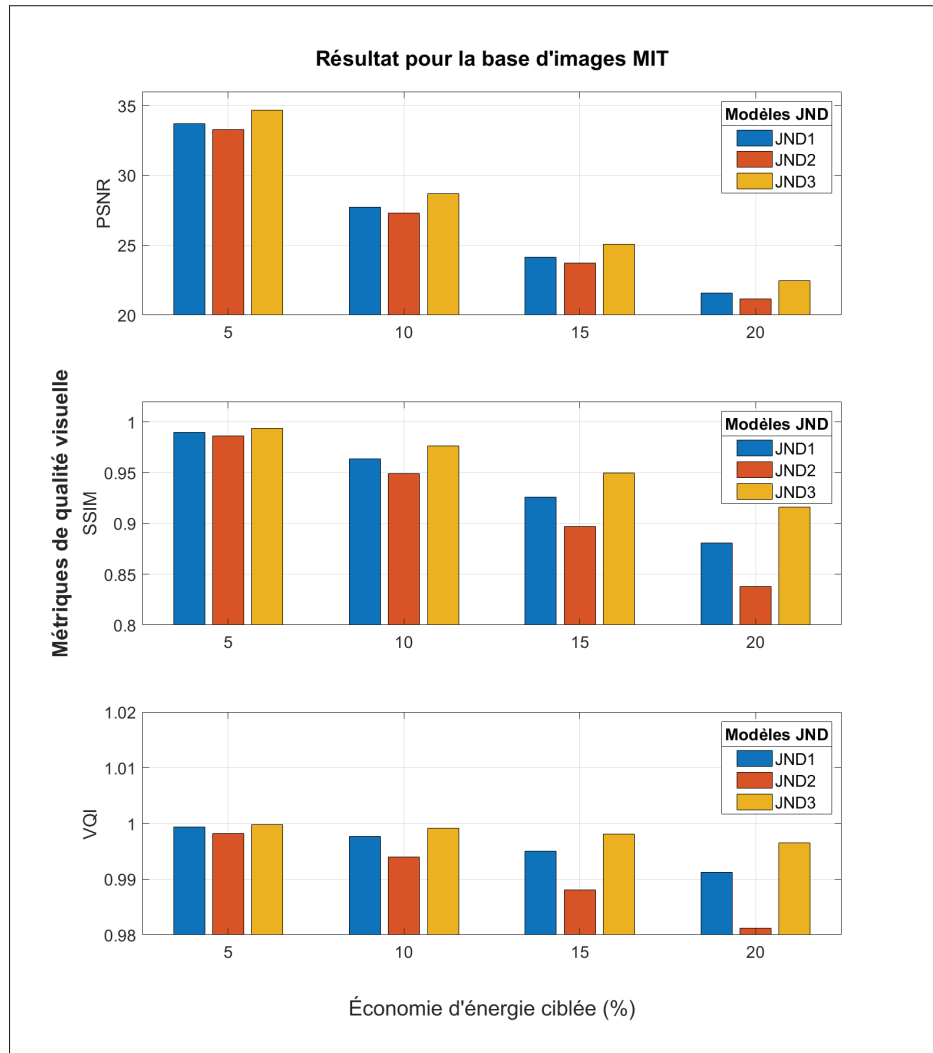


Figure 3.8 Comparaison objective de la qualité visuelle des 3 modèles JND

Nous remarquons qu'en moyenne, le modèle JND3 présente les meilleures performances pour les 3 métriques considérées. Pour *SSIM* et *VQI*, les modèles JND1 et JND3 sont proches pour des cibles d'économie d'énergie de 5% et 10%. Par contre, pour les cibles 15% et 20%, JND3 est clairement gagnant. Le modèle JND2 est le moins performant pour toutes les métriques considérées. Pour des cibles d'économie de 5%, 10% et 15%, le modèle JND3 a un $SSIM \geq 0.95$,

ce qui nous indique que l'image originale et l'image modifiée sont très similaires sur le plan de la qualité visuelle. Pour la suite de cette section, nous considérons le modèle décrit par l'équation 2.34 et qui correspond au modèle JND3 auquel sont ajoutées les cartes de saillance visuelles en utilisant l'approche décrite dans (Hadizadeh, 2016), et qui est dénoté SJND.

3.3.2 Applications de la méthode de réduction de puissance

Dans cette section, nous voulons détailler quelques expériences menées pour valider d'une manière objective les performances de la méthode de réduction de puissance.

3.3.2.1 Estimation de la réduction de puissance avec un appareil de mesure

Dans cette première expérience, nous voulons valider la méthode de réduction de puissance en utilisant un appareil de mesure pour estimer la puissance de chaque image.



Figure 3.9 Résultats visuels montrant la qualité de la méthode de réduction de puissance. À gauche l'image originale, au milieu l'image traitée pour $\gamma = 1$, à droite l'image traitée pour $\gamma = 2$

Tiré de Bylinskii *et al.* (2019)

La figure 3.9 montre un exemple visuel comparant l'image originale avec les images traitées par la méthode de réduction de puissance en utilisant le modèle SJND de l'équation 1.32 pour deux valeurs différentes du paramètre de contrôle γ et une luminosité de l'écran de 100%. À ce niveau de luminosité, le coût d'affichage d'une image complètement noire sur le Google Pixel est égal à 220 mW. Cette valeur est appelée *offset*. Les économies d'énergie entre parenthèses sont

calculées en ne considérant pas cette valeur. Colonne de gauche : l'image originale, puissance mesurée : 640 mW. Colonne du milieu : image traitée pour $\gamma = 1$, puissance mesurée : 587 mW, économie d'énergie : 8.28% (12.65%) et $SSIM = 0.9960$. Colonne de droite : image traitée pour $\gamma = 2$, puissance mesurée : 556 mW, économie d'énergie : 13.13% (20.10%) et $SSIM = 0.9842$. Les économies sont pour le Google Pixel. L'image est tirée de la base MIT (Bylinskii *et al.*, 2019).

3.3.2.2 Estimation de la réduction de puissance avec le modèle de puissance

Dans les sections qui suivent, nous utilisons un modèle de puissance développé en interne qui prend en compte chaque valeur de pixel et la luminosité de l'écran d'affichage (Gerhardt *et al.*, 2018).

3.3.2.2.1 Pourcentage cible de réduction fixé

Pour notre deuxième expérience, nous voulons fixer à l'avance le pourcentage cible de la réduction de puissance. La figure 3.10 montre un exemple visuel qui détaille le résultat à chaque étape de la méthode. Nous comparons l'image originale avec les images traitées par la méthode de réduction de puissance en utilisant le modèle SJND de l'équation 1.32 pour deux valeurs cibles différentes du pourcentage de réduction de puissance 10% et 20%. La luminosité de l'écran est égale à 100% et la valeur de l'*offset* est considérée dans les calculs. En partant de la gauche : Colonne n.3 : l'image originale. Colonne n.2 : la carte thermique obtenue en superposant les valeurs de la saillance sur l'image originale. Les valeurs de la saillance sont entre 0 et 1, et les valeurs proches du rouge sont les zones les plus saillantes selon les mesures fournies par les auteurs de la base de données MIT. Colonne n.1 : la carte SJND obtenue en appliquant l'algorithme SJND (résultat de l'équation 2.34). Les valeurs de la carte SJND sont entre 0 et 255. Colonnes 4 (5) : Image traitée avec une économie cible de 10% (SSIM correspondant). Colonnes 6 (7) : Image traitée avec une économie cible de 20% (SSIM correspondant). Les économies sont pour le Google Pixel. Les images sont tirées de la base MIT (Bylinskii *et al.*, 2019).



Figure 3.10 Résultats visuels montrant les différentes étapes de la méthode de réduction de puissance

3.3.2.2.2 Paramètre γ fixé

Dans cette troisième expérience, nous utilisons le modèle SJND de l'équation 1.32 pour évaluer les performances sur différents types d'images : naturelle, personnes, graphiques... Pour obtenir les cartes de saillance, nous utilisons l'approche développée par (Zhang, Gu & Li, 2013). Ce modèle donne de bons résultats tout en étant rapide en temps de calcul. Nous considérons trois cas test où le paramètre γ est égal à 1 , 2 ou 3, la luminosité de l'écran sur $scBr=0.5$ ou $scBr = 1$.

Nous menons l'expérience sur 40 images en simulant le coût d'affichage sur les appareils Google Pixel et Blu Vivo. Le tableau 3.1 présente les résultats montrant combien est économisé sur le plan du coût d'affichage en moyenne et comment sa qualité est conservée ou diminuée selon l'approche choisie. Les images choisies représentent différents types de contenu, des scènes d'images naturelles au type d'images de type navigateur Internet simulant des images typiques

utilisées dans les téléphones intelligents. Sans surprise, une valeur γ plus élevée signifie une économie d'énergie plus élevée, mais une perte de qualité d'image. Les différences entre les deux appareils peuvent s'expliquer par leurs différentes propriétés de consommation d'énergie.

Tableau 3.1 Performances de la méthode de réduction de consommation

Appareil	γ	SSIM	Économie (%)	
			$scBr = 1$	$scBr = 0.5$
Google Pixel	1	0.9870	7.3053	6.4002
	2	0.9636	14.3079	12.5444
	3	0.9371	21.4698	18.8144
Blu Vivo	1	0.9870	8.1754	7.9423
	2	0.9636	16.0231	15.5712
	3	0.9371	24.0403	23.3618

3.3.2.2.3 Relation entre le niveau de réduction et la qualité de l'image

La figure 3.11 présente deux graphiques à barres où chaque économie d'énergie d'image est représentée par une paire de graphiques à barres superposés : rouge clair pour $scBr = 100\%$, $JND = 1$, bleu pour $scBr = 100\%$, $JND = 2$. Cette figure est une bonne information supplémentaire pour évaluer les performances globales de nos algorithmes spatiaux. Nous pouvons plus facilement repérer les valeurs aberrantes et vérifier avec notre base de données d'images de test.

Par exemple dans les deux sous-figures on peut observer que les images 1 (marché), 33(vidéo 3), 34(vidéo 4) et 40(coucher du soleil) en abscisse ont un bon potentiel d'économie d'énergie, mais une certaine perte de qualité selon le score SSIM. Ces images représentent un mélange de contenu naturel et purement graphique (jeux vidéo).

Ces informations peuvent nous aider à adapter les stratégies pour diminuer la consommation électrique de l'affichage en fonction du contenu affiché.

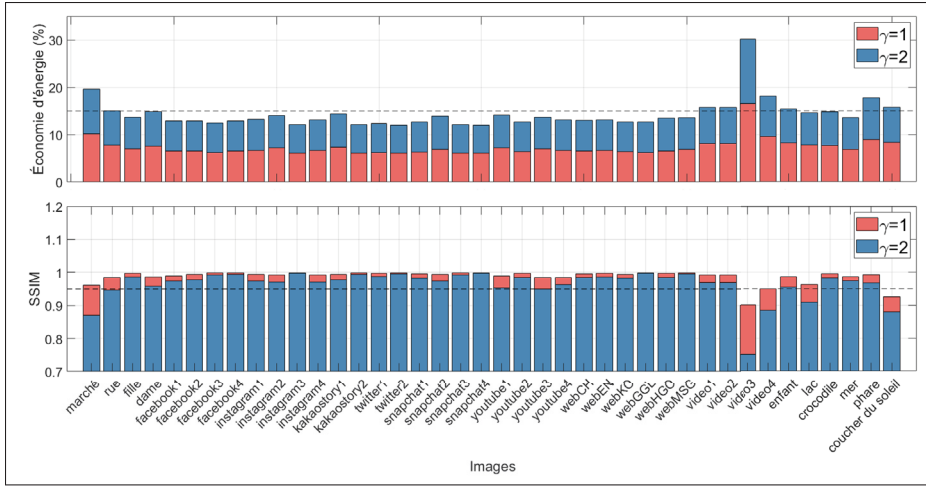


Figure 3.11 Résultats d'économie d'énergie et SSIM par rapport aux images de test sur l'axe X

3.3.2.2.4 Relation entre γ fixé et le niveau de pixel moyen

Soit $I_{YC_bCr} = (Y, C_b, Cr)$ l'image couleur d'origine dans l'espace couleur perceptuel YC_bCr . Le niveau de pixel moyen (APL - average pixel level) est défini comme la moyenne normalisée de la composante de luminance Y (Poynton, 2012, page 64). Pour une image I codée sur 8 bits, et on notant cette valeur APL_I , on a :

$$APL_I = \frac{1}{255} \frac{\sum_{n=1}^N y_n}{N} \quad (3.1)$$

où y_n est la valeur de Y pour le pixel n , et N est le nombre de pixels dans l'image.

La figure 3.12 confirme que l'application d'algorithmes spatiaux visant à diminuer la luminance réduira le niveau de pixel moyen et donc diminuera la consommation électrique de l'image. Les images non modifiées sont affichées sur ce graphique sous forme de petits carrés colorés. Une fois les algorithmes appliqués, leur nouveau coût est affiché sous forme de cercles pour $\gamma = 1$ ou de losanges pour $\gamma = 2$, leur taille étant fonction du pourcentage de réduction de la consommation électrique de l'appareil multipliée par le score SSIM. On peut observer que tous les coûts sont décalés vers la gauche et vers le bas signifiant une réduction globale du coût

d'affichage pour tous les types d'images. L'axe X représente le niveau de pixel moyen et l'axe Y représente la sortie DPCM en milliwatt (mW).

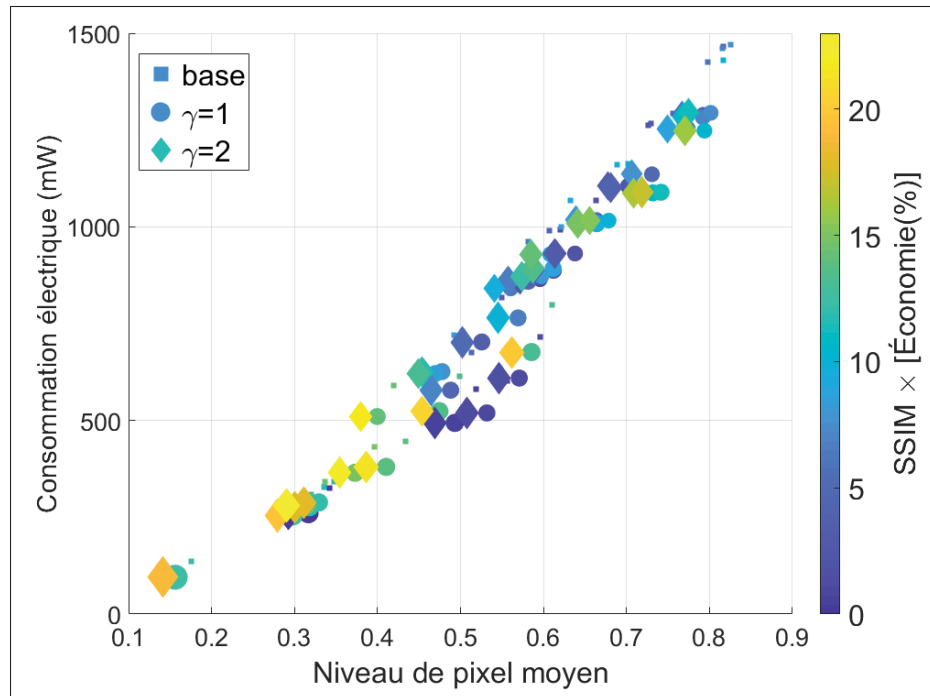


Figure 3.12 Résultats de deux simulations pour le Google Pixel à $scBr = 1$ en fonction du niveau de pixel moyen de l'image

3.3.3 Évaluation subjective

Dans cette section, nous voulons détailler l'étude subjective que nous avons menée pour valider les algorithmes spatiaux développés. Le but est de comparer les performances de l'algorithme JND3 avec l'algorithme SJND pour différentes valeurs cibles du pourcentage de réduction, à savoir 10%, 15% et 20%. Dans une première tablette, nous montrons les 2 résultats côte à côte, JND3 et SJND. Nous montrons également l'image originale dans une autre tablette, à titre de référence. Les observateurs sont invités à choisir l'une des images gauche ou droite (une image est traitée avec l'algorithme JND3 et l'autre avec l'algorithme SJND) qu'ils considèrent proche sur le plan de la qualité visuelle avec l'image de référence. Les observateurs ont également un

troisième choix : SIMILAIRE s'ils considèrent que les 2 images sont similaires sur le plan de la qualité.

En faisant leur choix de quelle image est la plus proche de la référence, les observateurs sont invités à faire attention aux aspects suivants : la couleur, la luminosité, le bruit, le niveau de détails. Les images sont affichées d'une manière aléatoire et une image noire est insérée pendant 2 secondes entre chaque paire d'images consécutive. Nos observateurs se composent de 17 personnes. En moyenne, l'expérience pour un observateur a duré entre 10 et 20 minutes.



Figure 3.13 Images utilisées lors de l'évaluation subjective pour comparer les modèles JND3 et SJND
Tiré de Bylinskii *et al.* (2019)

La figure 3.13 montre les 16 images que nous avons utilisées. Ces images sont traitées par les deux modèles JND3 et SJND pour trois valeurs cibles du pourcentage de réduction de puissance : 10%, 15% et 20%. Pour chaque observateur, 48 paires d'images au total ont été affichées à l'aide de la tablette de visualisation, 16 paires pour la valeur cible 10%, 16 paires pour 15% et 16 paires pour 20%.

Tableau 3.2 Résultats détaillés de l'évaluation subjective des modèles JND

Choix Économie	JND3	%	SJND	%	Similaire	%
10%	41	15.07%	91	34.93%	140	51.47%
15%	49	18.01%	115	42.28%	108	39.71%
20%	35	12.86%	149	54.78%	88	32.35%
Total	125	15.31%	355	43.50%	336	41.18%

La table 3.2 montre les résultats de l'évaluation subjective en compilant le total des observateurs pour chacun des trois choix : JND3, SJND ou SIMILAIRE. Nous remarquons que pour la cible d'économie de 10%, SIMILAIRE est choisi dans 51.47% des cas, SJND dans 34.93%, et JND3 dans 15.07%. Pour une cible d'économie plus grande 20%, SJND est choisi dans 54.78% des cas et JND3 à seulement 12.86%. Nous pouvons conclure qu'en moyenne, le modèle SJND est subjectivement meilleur que le modèle JND3. Nous pouvons également dire qu'à mesure que la valeur du paramètre γ augmente, et par de même le pourcentage de réduction de puissance, l'écart de qualité perceptuelle entre le modèle SJND et JND3 augmente.

3.3.4 Conclusion pour la partie saillance visuelle

Nous avons présenté une méthode pour modifier l'image en prenant en compte les redondances perceptuelles du système visuel humain. Notre démarche s'est appuyée sur l'utilisation des concepts de JND et de saillance visuelle et leur combinaison en un modèle plus général. Pour valider notre modèle, nous avons utilisé un nouveau modèle de puissance pour les écrans OLED développé en interne. Nous avons montré que la combinaison de la saillance visuelle avec les

cartes JND donne un modèle plus efficace pour réduire la consommation des écrans OLED tout en préservant la qualité perceptuelle de l'image.

3.3.5 Limitations pour la partie saillance visuelle

La principale limitation de notre méthode est que l'énergie nécessaire pour exécuter l'algorithme en temps réel n'est pas considérée dans les calculs. Dans notre étude de la réduction de la puissance pour les écrans OLED, le coût du traitement des modèles JND et de saillance visuelle n'est pas pris en compte. En fonction du contenu de l'image et du niveau de qualité souhaité, ce coût peut effectivement annuler une partie des économies réalisées.

3.4 Discussion

Bâtir une plateforme de personnalisation de contenu visuel est une tâche complexe qui nécessite de tenir compte de plusieurs facteurs. Non seulement une telle plateforme doit produire des images et des vidéos avec une excellente qualité perceptuelle mais, en outre, elle doit fonctionner en temps réel sur une large gamme d'appareils tout en ayant un impact minimal sur la consommation d'énergie. En plus des caractéristiques de l'environnement, de l'écran d'affichage et des conditions de visionnement, nous devons aussi tenir compte de la variabilité de la vision entre observateurs.

Afin de construire une suite logicielle complète, plusieurs modèles du système visuel humain (SVH) doivent être utilisés, et leurs interactions analysées. Parmi les modèles de perception qui ont été largement étudiés par la communauté scientifique, nous pouvons citer les fonctions de correspondance des couleurs (CMF), la fonction de sensibilité au contraste (CSF), la différence juste perceptible (JND) et l'attention visuelle (VA).

L'âge est un des facteurs qui contribue le plus à la variabilité de la perception des couleurs et du contraste entre observateurs, et des modèles de CMF et CSF ayant des facteurs dépendants de l'âge ont été récemment publiés. L'intégration d'algorithmes de JND et AV aux modèles d'adaptation du contenu en fonction de l'âge permet de construire une solution complète qui

réalise l'objectif de personnalisation tout en réduisant la consommation d'énergie des écrans OLED.

Les résultats de l'évaluation subjective pour la méthode de personnalisation du contenu visuel en fonction de l'âge effectif des observateurs (figure 3.4) sont intéressants à plus d'un point. En premier sur le plan de qualité perceptuelle, ces résultats nous confirment que la combinaison de la couleur et du contraste est la méthode préférée à l'adaptation des couleurs uniquement ou la méthode automatique de l'écran de visualisation. Par la suite, en analysant la relation entre l'âge effectif et l'âge réel des observateurs (figure 3.6), nous avons confirmé les observations de quelques études ultérieures (Mantiuk & Ramponi, 2015; Sarkar *et al.*, 2010). L'âge réel des observateurs n'est pas le seul facteur qui influence la sensibilité du système visuel humain, et une analyse du modèle CIE-2006 (MacLeod *et al.*, 2006) montre qu'il n'y a pas de corrélation suffisante entre l'âge réel des observateurs et la facteur âge incorporé dans le modèle. Se basant sur ces observations, nous avons développé une méthode d'acquisition de l'âge effectif pour les deux dimensions, à savoir les couleurs et le contraste. Cette méthode est simple à mettre en pratique, mais présente l'inconvénient d'être basée sur le traitement d'une seule image, et une méthode plus efficace est possible. Finalement, notre méthode est évaluée dans des conditions d'illumination ambiante correspondant à la vision photopique, où seuls les cônes sont en fonctionnement. Il serait intéressant d'étudier la contribution des bâtonnets en étendant la méthode aux visions mésopique et scotopique.

Pour réaliser le second objectif qui est de réduire la complexité algorithmique de la méthode afin de minimiser la consommation des écrans OLED, des algorithmes qui modélisent les redondances perceptuelles du SVH ont été étudiés, à savoir le seuil de discrimination en vision et la saillance visuelle. Pour incorporer les modèles JND, nous avons exploré ceux calculés dans le domaine fréquentiel, en utilisant la DCT, et le domaine spatial, ou domaine des pixels. Le graphique 3.8 montre que le modèle utilisant la DCT est meilleur sur le plan de la qualité visuelle sur le plan de trois métriques différentes, PSNR, SSIM et VQI. Les résultats de l'évaluation subjective comparant un modèle JND dans le domaine fréquentiel avec ou sans l'ajout du facteur

de la saillance visuelle (tableau 3.2) montrent que le modèle complet avec l'attention visuelle produit des images avec une meilleure qualité perceptuelle.

CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Dans ce travail de recherche, nous avons abordé deux problématiques auxquelles Irystec est confronté avec leurs outils d'adaptation à l'âge. La première est d'unifier les modèles ayant l'âge comme paramètre et basés sur les fonctions de correspondance en couleurs (CMF) et la fonction de sensibilité au contraste (CSF) afin de développer un modèle unifié pour adapter le contenu d'une image en fonction de l'âge effectif de l'observateur. La deuxième est de rendre le procédé plus économe en énergie tout en gardant autant que possible la qualité perceptive du contenu. Nous avons démontré dans notre étude de l'adaptation du contenu en fonction de l'âge que la combinaison de la couleur et du contraste en tenant compte des préférences individuelles des observateurs est la meilleure approche. Elle est préférée à l'adaptation de la couleur uniquement et l'option de l'adaptation automatique par l'écran d'affichage. Nous avons également démontré que notre méthode pour déterminer l'âge effectif est la bonne approche à suivre au lieu de prendre directement l'âge réel de l'observateur. Notre étude a démontré la grande variabilité qui existe entre les observateurs sur le plan de la préférence des couleurs et des niveaux de détail. Ce résultat est en concordance avec la plupart des études publiées dans la littérature scientifique.

Pour poursuivre l'étape de l'amélioration de l'image avec le but de réduire la consommation des écrans OLED, nous avons exploré l'utilisation des redondances caractérisant le système visuel humain. Notre approche s'est appuyée sur l'utilisation conjointe des modèles JND et de saillance visuelle en un modèle unifié. Notre étude subjective a montré que le modèle basé sur la saillance visuelle comme facteur de modulation pour les modèles JND donne de meilleurs résultats sur le plan de la qualité perceptuelle de l'image.

Nous pouvons envisager plusieurs pistes de continuation pour améliorer et étendre les modèles développés dans ce mémoire. Le premier concerne la méthode pour la détermination de l'âge effectif. L'un des résultats importants de l'évaluation subjective est qu'il n'y a pas de corrélation entre l'âge réel et l'âge effectif pour la couleur et le contraste. Ce résultat était attendu et confirme

la découverte d'autres recherches sur la vision des couleurs. Nous avons mis en œuvre une méthode simple utilisant une vidéo et un curseur mobile pour sélectionner le contraste et la couleur préférés. Bien que cette méthode ait été efficace pour déterminer une estimation de l'âge effectif, elle est basée sur le traitement d'une seule image et peut donc ne pas être la plus adéquate. Il est possible d'améliorer cette méthode en incorporant des mesures JND dans la détermination de l'âge effectif. Par exemple, présenter à l'observateur une image avec un objet caché et utiliser un curseur jusqu'à ce que l'observateur voie cet objet. Cet objet peut être un simple texte ou une forme cachée dans la scène.

Une autre direction pour la recherche future impliquerait des stimuli dépendants du temps. La CSF temporelle des personnes âgées est proche de celle des personnes plus jeunes pour les basses fréquences temporelles (lorsque les stimuli se déplacent lentement). Mais à des fréquences temporelles élevées, les performances des personnes âgées diminuent considérablement. La principale difficulté pour les personnes âgées est d'identifier la direction du stimulus. Un modèle de CSF dans le domaine temporel est proposé par Barten.

ANNEXE I

INSTRUCTIONS POUR LES ÉTUDES SUBJECTIVES

Cette annexe détaille les instructions données aux observateurs des deux études subjectives réalisées durant ce mémoire.

1. Étude subjective sur la personnalisation du contenu visuel en fonction de l'âge de l'observateur

1.1 Directives pour l'expérience

L'expérience prendra environ 10 minutes. Veuillez vous asseoir devant l'écran.

1.2 Objectif

Le but de l'expérience est de comparer les images compensées en préservant votre préférence pour la couleur blanche et les détails avec des images non traitées.

1.3 Configuration

Veuillez vous asseoir devant l'écran. Tout d'abord, deux vidéos contenant le changement de couleur et les détails seront affichées. Après avoir choisi la meilleure couleur et les meilleurs détails des vidéos, quelques ensembles d'images seront affichés côte à côte, l'un est compensé et l'autre non.

1.4 Tâche

Votre tâche consiste en deux étapes. La première étape consiste à choisir la meilleure couleur et les meilleurs détails des vidéos **qui vous paraissent aussi naturels que possible**. (Pour faciliter le réglage, se concentrer sur la couleur blanche de l'image du graphique.) Pour choisir une couleur naturelle,

1. Il vous sera présenté deux vidéos qui montrent le changement de la couleur et des détails d'une image séparément, veuillez ne pas lire les vidéos (ne cliquez pas sur le bouton de lecture).
2. En utilisant la barre de défilement, vous pouvez faire défiler le changement de couleur ou de détails. Veuillez trouver la meilleure couleur et les meilleurs détails pour vous, puis cliquez sur le bouton suivant. Votre préférence sera enregistrée.

Dans la deuxième étape, quelques ensembles d'images (gauche et droite) seront affichés. Veuillez choisir l'une des deux images qui vous semble **la plus naturelle et la plus réaliste**.

Pour sélectionner l'une des images de la paire, veuillez sélectionner le bouton Gauche ou Droite dans une autre tablette.

Lorsque vous jugez la meilleure couleur pour vous, veuillez faire attention à :

- Quelle image a le blanc le plus naturel ?
- Quelle image a les détails les plus naturels ?

N'hésitez pas à demander si vous avez des questions

2. Étude subjective sur l'optimisation de la puissance sur les écrans OLED

2.1 Directives d'expérience

L'expérience prendra environ 10 à 20 minutes. Veuillez vous asseoir devant l'écran.

2.2 Objectif

Le but de l'expérience est de comparer 2 méthodes de traitement d'image différentes, en jugeant la qualité d'image globale du résultat de la méthode.

2.3 Configuration

Il y a 2 tablettes (blanche et grise) et la tablette blanche montre une image de référence. La tablette grise vous montre 2 images, côte à côte, qui sont le résultat de 2 méthodes de traitement d'image différentes.

2.4 Tâche

Votre tâche consiste à répondre quelle image de la tablette grise est la plus proche de l'image de référence (sur la tablette blanche). Pour obtenir une réponse, vous devez cocher l'une des options (Gauche / Droite / Identique). Lorsque vous jugez quelle image est la plus proche de la référence, veuillez faire attention à :

1. Couleur
2. Luminosité
3. Bruit
4. Détails

Si vous pensez que les deux images ont la même différence entre elles-mêmes et la référence, veuillez choisir "Identique".

N'hésitez pas à demander si vous avez des questions.

ANNEXE II

INSTRUCTIONS EN ANGLAIS

1. Age-dependent visual content personalization

1.1 Experiment briefing

The experiment will take approximately 10 minutes to complete. Please sit in front of the screen.

1.2 Purpose

The goal of the experiment is to compare the compensated images preserving your preference of the white color and details with non-processed images.

1.3 Setup

Please sit in front of the screen. First, two videos containing the change of color and details will be shown. After choosing the best color and details from the videos, a few sets of images will be shown side by side, one is compensated and another is not.

1.4 Task

Your task consists of two steps. First step is to choose the best color and details from the videos **looking as natural as possible to you**. (It makes the adjustment easier to focus on white color from the chart image.) To choose a natural color,

1. You will be presented with two videos that show the changing of an image's color and details separately, please do not play the videos (do not click play button, first).
2. Using the scrollbar, you can scroll through the change in the color or details. Please find the best color and details for you, then click the next button. Your preference will be recorded.

In the second step , few sets of images (left and right) will be shown. Please choose one of the two images which is **more natural and realistic to you**.

To select one of the pair images, please select the button Left or Right in another tablet.

When judging the best color for you, please pay attention to :

- Which image has the more natural looking white ?
- Which image has the more natural looking details ?

Do not hesitate to ask if you have any questions

2. OLED power consumption optimization

2.1 Experiment briefing

The experiment will take approximately 10~20 minutes to complete. Please sit in front of the screen.

2.2 Purpose

The goal of the experiment is to compare 2 different image processing method, by judging the overall image quality of the method's result.

2.3 Setup

There are 2 tablets (white and grey) and the white-tablet shows a reference image. The grey-tablet shows you 2 images, side by side, which are the result of 2 different image processing method.

2.4 Task

Your task is to answer which image from grey-tablet is closer to the reference image (on the white-tablet). For answer, you have to check one of options (Left / Right / Same). When judging which image is closer to the reference, please pay attention to :

1. Color
2. Brightness
3. Noise
4. Details

If you feel both image have a same amount of difference between itself and reference, please choose 'Same'.

Do not hesitate to ask if you have any questions.

BIBLIOGRAPHIE

- Anderson, C. H., Van Essen, D. C. & Olshausen, B. A. (2005). Chapter 3 - Directed Visual Attention and the Dynamic Control of Information Flow. Dans Itti, L., Rees, G. & Tsotsos, J. K. (Éds.), *Neurobiology of Attention* (pp. 11-17). Burlington : Academic Press. doi : 10.1016/B978-012375731-9/50007-0.
- Asano, Y., Fairchild, M. D. & Blondé, L. (2016). Individual Colorimetric Observer Model. *PLOS ONE*, 11(2), 1-19. doi : 10.1371/journal.pone.0145671.
- Barbur, J. & Stockman, A. (2010). Photopic, Mesopic and Scotopic Vision and Changes in Visual Performance. Dans Dartt, D. A. (Éd.), *Encyclopedia of the Eye* (pp. 323-331). Oxford : Academic Press. doi : 10.1016/B978-0-12-374203-2.00233-5.
- Barten, P. G. (1999). *Contrast sensitivity of the human eye and its effects on image quality*. (Thèse de doctorat, Institute for Perception Research, Eindhoven). Repéré à <https://doi.org/10.1117/3.353254>.
- Borji, A. & Itti, L. (2012). Exploiting local and global patch rarities for saliency detection. *2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 478-485. doi : 10.1109/CVPR.2012.6247711.
- Borji, A. & Itti, L. (2013). State-of-the-Art in Visual Attention Modeling. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35(1), 185-207. doi : 10.1109/T-PAMI.2012.89.
- Brainard, D. H. & Stockman, A. (2010). Colorimetry. Dans Bass, M. (Éd.), *Handbook of Optics, Volume III - Vision and Vision Optics* (éd. 3, vol. 3, pp. 294-349). The McGraw-Hill Companies, Inc.
- Buckley, A., Yates, C. & Underwood, I. (2009). Towards a generic OLED lifetime model. *Journal of the Society for Information Display*, 17, 611-616. doi : 10.1889/JSID17.7.611.
- Bylinskii, Z., Recasens, A., Borji, A., Oliva, A., Torralba, A. & Durand, F. (2016). Where Should Saliency Models Look Next? *Computer Vision – ECCV 2016*, pp. 809–824. doi : 10.1007/978-3-319-46454-1_49.
- Bylinskii, Z., Judd, T., Borji, A., Itti, L., Durand, F., Oliva, A. & Torralba, A. (2019). MIT Saliency Benchmark. Repéré le 2022-06-08 à <http://saliency.mit.edu/>.
- Carroll, J., Neitz, J. & Neitz, M. (2002). Estimates of L :M cone ratio from ERG flicker photometry and genetics. *Journal of Vision*, 2(8), 1-1. doi : 10.1167/2.8.1.

- Carter, E., Ohno, Y., Pointer, M., Robertson, A., Seve, R., Schanda, J. & Witt, K. (2004). *COLORIMETRY* (Rapport n°15). CIE Central Bureau, Autriche : CIE. Repéré à <https://www.cdvplus.cz/file/3-publikace-cie15-2004/>.
- Chen, X. (2016). *Smartphone Power Consumption Characterization and Dynamic Optimization Techniques for OLED Display*. (Thèse de doctorat, University of Pittsburgh). Repéré à <http://d-scholarship.pitt.edu/28086/>.
- Chen, Z. & Liu, H. (2014). JND modeling : Approaches and applications. *2014 19th International Conference on Digital Signal Processing*, pp. 827-830. doi : 10.1109/ICDSP.2014.6900782.
- Chou, C.-H. & Li, Y.-C. (1995). A perceptually tuned subband image coder based on the measure of just-noticeable-distortion profile. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 5(6), 467-476. doi : 10.1109/76.475889.
- Choudhury, A. & Medioni, G. (2010). Color contrast enhancement for visually impaired people. *2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Workshops*, pp. 33-40. doi : 10.1109/CVPRW.2010.5543571.
- Cooper, E. A., Jiang, H., Vildavski, V., Farrell, J. E. & Norcia, A. M. (2013). Assessment of OLED displays for vision research. *Journal of Vision*, 13(12), 16-16. doi : 10.1167/13.12.16.
- Cornia, M., Baraldi, L., Serra, G. & Cucchiara, R. (2017). A Deep Multi-Level Network for Saliency Prediction.
- Cornia, M., Baraldi, L., Serra, G. & Cucchiara, R. (2018). Predicting Human Eye Fixations via an LSTM-Based Saliency Attentive Model. *IEEE Transactions on Image Processing*, 27(10), 5142-5154. doi : 10.1109/TIP.2018.2851672.
- Coutrot, A. & Guyader, N. (2017). Learning a time-dependent master saliency map from eye-tracking data in videos. *CoRR*, abs/1702.00714. Repéré à <http://arxiv.org/abs/1702.00714>.
- Crassini, B., Brown, B. & Bowman, K. (1988). Age-Related Changes in Contrast Sensitivity in Central and Peripheral Retina. *Perception*, 17(3), 315-332. doi : 10.1068/p170315. PMID : 3067210.
- Dartnall, H., Bowmaker, J. & Mollon, J. (1983). Human visual pigments : microspectrophotometric results from the eyes of seven persons. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B, Biological sciences*, 220(1218), 115—130. doi : 10.1098/rspb.1983.0091.

- de Faria, B. M., Duman, F., Zheng, C. X., Waisbourd, M., Gupta, L., Ali, M. H., Zangalli, C. S., Lu, L., Wizov, S. S., Spaeth, E., Richman, J. & Spaeth, G. L. (2015). Evaluating Contrast Sensitivity in Age-Related Macular Degeneration Using a Novel Computer-Based Test, the Spaeth/Richman Contrast Sensitivity Test. *Retina*, 35(7), 1465-1473. doi : 10.1097/IAE.0000000000000474.
- Dong, M. & Zhong, L. (2012). Chameleon : A Color-Adaptive Web Browser for Mobile OLED Displays. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 11(5), 724-738. doi : 10.1109/TMC.2012.40.
- Dong, M., Choi, Y.-S. K. & Zhong, L. (2009). Power modeling of graphical user interfaces on OLED displays. *2009 46th ACM/IEEE Design Automation Conference*, pp. 652-657.
- Duan, L., Wu, C., Miao, J., Qing, L. & Fu, Y. (2011). Visual saliency detection by spatially weighted dissimilarity. *CVPR 2011*, pp. 473-480. doi : 10.1109/CVPR.2011.5995676.
- Eilertsen, G., Wanat, R., Mantiuk, R. K. & Unger, J. (2013). Evaluation of Tone Mapping Operators for HDR-Video. *Computer Graphics Forum*, 32(7), 275-284. doi : 10.1111/cgf.12235.
- Elliott, D. B. (1987). Contrast sensitivity decline with ageing : a neural or optical phenomenon? *Ophthalmic and Physiological Optics*, 7(4), 415-419. doi : 10.1111/j.1475-1313.1987.tb00771.x.
- Elliott, D. B., Sanderson, K. & Conkey, A. (1990). The reliability of the Pelli-Robson contrast sensitivity chart. *Ophthalmic and Physiological Optics*, 10, 21-24. doi : 10.1111/j.1475-1313.1990.tb01100.x.
- Erdem, E. & Erdem, A. (2013). Visual saliency estimation by nonlinearly integrating features using region covariances. *Journal of Vision*, 13(4), 11-11. doi : 10.1167/13.4.11.
- Evans, K. K., Horowitz, T. S., Howe, P., Pedersini, R., Reijnen, E., Pinto, Y., Kuzmova, Y. & Wolfe, J. M. (2011). Visual attention. *WIREs Cognitive Science*, 2(5), 503-514. doi : 10.1002/wcs.127.
- Fairchild, M. D. & Wyble, D. R. (2007). Mean observer metamerism and the selection of display primaries. *Proc. 15th IS&T/SID Color Imaging Conf*, pp. 151-156.
- Fang, Y., Chen, Z., Lin, W. & Lin, C.-W. (2012). Saliency Detection in the Compressed Domain for Adaptive Image Retargeting. *IEEE Transactions on Image Processing*, 21(9), 3888-3901. doi : 10.1109/TIP.2012.2199126.

- Faro, A., Giordano, D., Pino, C. & Spampinato, C. (2010). Visual attention for implicit relevance feedback in a content based image retrieval. *Proceedings of the 2010 Symposium on Eye-Tracking Research & Applications*, pp. 73–76.
- Fortier, F.-X. & Cloutier, S. (2016). Constant-Stress Accelerated Degradation Life Test of an Organic Light-Emitting Diode Display under Violet Light. *Engineering*, 08, 45-51. doi : 10.4236/eng.2016.82005.
- Frisby, J. P. & Stone, J. V. (2010). Chapter 17 - Seeing Color. Dans *Seeing, Second Edition : The Computational Approach to Biological Vision* (éd. second edition). The MIT Press.
- Gerhardt, J., Kedjar, M., Yoo, H., Akhavan, T. & Vazquez, C. (2018, 11). OLED power consumption model and its application to a perceptually lossless power reduction algorithm. 2018, 25-31. doi : 10.2352/ISSN.2169-2629.2018.26.25.
- Goferman, S., Zelnik-Manor, L. & Tal, A. (2012). Context-Aware Saliency Detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 34(10), 1915-1926. doi : 10.1109/TPAMI.2011.272.
- Goldstein, E. B. (2013). Chapter 2 - The Beginnings of Perception. Dans *Sensation and Perception* (éd. Ninth Edition, pp. 21-52).
- Gonzalez, R. C. & Woods, R. E. (2008). Chapter 3 - Intensity Transformations and Spatial Filtering. Dans *Digital Image Processing* (éd. Third Edition, pp. 122-143).
- Guild, J. & Petavel, J. E. (1931). The colorimetric properties of the spectrum. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical or Physical Character*, 230(681-693), 149-187. doi : 10.1098/rsta.1932.0005.
- Hachicha, W., Beghdadi, A. & Cheikh, F. A. (2013). Stereo image quality assessment using a binocular just noticeable difference model. *2013 IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 113-117. doi : 10.1109/ICIP.2013.6738024.
- Hadizadeh, H. (2016). A saliency-modulated just-noticeable-distortion model with non-linear saliency modulation functions. *Pattern Recognition Letters*, 84, 49-55. doi : 10.1016/j.patrec.2016.08.011.
- Hadizadeh, H. (2017). Energy-Efficient Images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 26(6), 2882-2891. doi : 10.1109/TIP.2017.2690523.
- Heinke, D. & Humphreys, G. (2005). Computational models of visual selective attention : A review. *Connectionist Models in Psychology*, 273-312.

- Helga, K. (1995). Facts and Figures Concerning the Human Retina. Dans Kolb Helga, Fernandez Eduardo, N. R. (Éd.), *Webvision : The Organization of the Retina and Visual System [Internet]* (pp. 1817-1825). Salt Lake City (UT) : University of Utah Health Sciences Center. Repéré à <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK11556/>.
- Hofer, H., Carroll, J., Neitz, J., Neitz, M. & Williams, D. (2005). Organization of the Human Trichromatic Cone Mosaic. *The Journal of neuroscience : the official journal of the Society for Neuroscience*, 25, 9669-79. doi : 10.1523/JNEUROSCI.2414-05.2005.
- Hua, X.-S., Mei, T. & Li, S. (2008). When multimedia advertising meets the new Internet era. *2008 IEEE 10th Workshop on Multimedia Signal Processing*, pp. 1-5. doi : 10.1109/MMSP.2008.4665039.
- Hunt, R. W. G., Pointer(auth.), M. R. & Kriss(eds.), M. A. (2011). Chapter 2 - Spectral Weighting Functions. Dans *Measuring Colour, Fourth Edition* (éd. Fourth Edition, pp. 19-40).
- Hunt, R. & Pointer, M. (2011). Chapter 4 - Light Sources. Dans A. Kriss, M. & W. MacDonald, L. (Éds.), *Measuring Colour* (éd. 4, vol. 4, pp. 74-97). Chichester, United Kingdom : Wiley-IS&T Series in Imaging Science and Technology.
- Hwang, C., Pushp, S., Koh, C., Yoon, J., Liu, Y., Choi, S. & Song, J. (2017). RAVEN : Perception-Aware Optimization of Power Consumption for Mobile Games. *Proceedings of the 23rd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, (MobiCom '17), 422-434. doi : 10.1145/3117811.3117841.
- ISO/IEC JTC 1/SC 29 Coding of audio, picture, multimedia and hypermedia information. (2004, 09). ISO/IEC 15444-1 :2004 Information technology — JPEG 2000 image coding system : Core coding system — Part 1. Repéré à <https://www.iso.org/standard/37674.html>.
- ISO/IEC JTC 1/SC 29 Coding of audio, picture, multimedia and hypermedia information. (2013, 12). ISO/IEC 23008-2 :2013 Information technology — High efficiency coding and media delivery in heterogeneous environments — Part 2 : High efficiency video coding. Repéré à <https://www.iso.org/standard/35424.html>.
- Itti, L., Koch, C. & Niebur, E. (1998). A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(11), 1254-1259. doi : 10.1109/34.730558.
- Itti, L. & Koch, C. (2001). Computational modeling of visual attention. *Nature Reviews Neuroscience*, 2, 194-203. doi : 10.1038/35058500.

- Itti, L., Braun, J. & Koch, C. (2002). Modeling the Modulatory Effect of Attention on Human Spatial Vision. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 14. Repéré à <https://proceedings.neurips.cc/paper/2001/file/cbef46321026d8404bc3216d4774c8a9-Paper.pdf>.
- Jan, L.-M., Cheng, F.-C., Chang, C.-H., Ruan, S.-J. & Shen, C.-A. (2016). A Power-Saving Histogram Adjustment Algorithm for OLED-Oriented Contrast Enhancement. *Journal of Display Technology*, 12(4), 368-375. doi : 10.1109/JDT.2015.2491998.
- Jarvis, J. R. (1977). On Fechner-Benham subjective colour. *Vision Research*, 17, 445-451.
- Jayant, N., Johnston, J. & Safranek, R. (1993). Signal compression based on models of human perception. *Proceedings of the IEEE*, 81(10), 1385-1422. doi : 10.1109/5.241504.
- Joulán, K., Brémond, R. & Hautière, N. (2015). Towards an Analytical Age-Dependent Model of Contrast Sensitivity Functions for an Ageing Society. *The Scientific World Journal*, 2015, 1-11. doi : 10.1155/2015/625034.
- Judd, T., Ehinger, K., Durand, F. & Torralba, A. (2009). Learning to predict where humans look. *2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision*, pp. 2106-2113. doi : 10.1109/ICCV.2009.5459462.
- Kedjar, M., Ward, G., Yoo, H., Soudi, A., Akhavan, T. & Vazquez, C. (2017). A Unified Color and Contrast Age-Dependent Visual Content Adaptation. *Image Analysis and Processing - ICIAP 2017*, pp. 765-778.
- Kim, Y.-T. (1997). Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 43(1), 1-8. doi : 10.1109/30.580378.
- Kluender, K. R., Levi, D. M. & Wolfe, J. M. (2018). Chapter 2 - The First Steps in Vision : From Light to Neural Signals. Dans *Sensation & perception* (éd. Fifth Edition, pp. 34-59). Sinauer Associates Is an Imprint of Oxford University Press.
- Koch, C. & Ullman, S. (1987). Shifts in Selective Visual Attention : Towards the Underlying Neural Circuitry. Dans Vaina, L. M. (Éd.), *Matters of Intelligence : Conceptual Structures in Cognitive Neuroscience* (pp. 115-141). Dordrecht : Springer Netherlands. doi : 10.1007/978-94-009-3833-5_5.
- Koden, M. (2017). Chapter 8 - OLED Displays. Dans *OLED displays and lighting* (pp. 127-146). Wiley-IEEE Press.

- Kutas, G., Kwak, Y., Bodrogi, P., Park, D.-S., Lee, S.-D., Choh, H.-K. & Kim, C.-Y. (2008). Luminance contrast and chromaticity contrast preference on the colour display for young and elderly users. *Displays*, 29(3), 297-307. doi : <https://doi.org/10.1016/j.displa.2007.08.012>.
- Lakshminarayanan, V. (2019). Maxwell, color vision, and the color triangle. *Light in Nature VII*, 11099, 54 – 66. doi : 10.1117/12.2529364.
- Land, E. H. & McCann, J. J. (1971). Lightness and Retinex Theory. *J. Opt. Soc. Am.*, 61(1), 1–11. doi : 10.1364/JOSA.61.000001.
- Lawton, T. (1992). Image enhancement filters significantly improve reading performance for low vision observers. *Ophthalmic & physiological optics : the journal of the British College of Ophthalmic Opticians (Optometrists)*, 12(2), 193-200. doi : 10.1111/j.1475-1313.1992.tb00289.x.
- Le Meur, O., Coutrot, A., Liu, Z., Rämä, P., Le Roch, A. & Helo, A. (2017). Visual Attention Saccadic Models Learn to Emulate Gaze Patterns From Childhood to Adulthood. *IEEE Transactions on Image Processing*, 26(10), 4777-4789. doi : 10.1109/TIP.2017.2722238.
- Legge, G. & Foley, J. (1981). Contrast masking in human vision. *Journal of the Optical Society of America*, 70(12), 1458-71. doi : 10.1364/JOSA.70.001458.
- Li, D., Guo, B., Shen, Y., Li, J. & Huang, Y. (2016). Making Image More Energy Efficient for OLED Smart Devices. *Mobile Information Systems*, 2016, 8. doi : 10.1155/2016/6575931.
- Li, Z. & Atick, J. J. (1994). Toward a Theory of the Striate Cortex. *Neural Computation*, 6(1), 127-146. doi : 10.1162/neco.1994.6.1.127.
- Liming Zhang, W. L. (2013a). Chapter 1 - Introduction to Visual Attention. Dans *Selective Visual Attention : Computational Models and Applications* (pp. 1-24). Wiley-IEEE Press.
- Liming Zhang, W. L. (2013b). Chapter 8 - Application of Attention Models in Image Processing. Dans *Selective Visual Attention : Computational Models and Applications* (pp. 270-303). Wiley-IEEE Press.
- Lu, Z., Lin, W., Yang, X., Ong, E. & Yao, S. (2005). Modeling visual attention's modulatory aftereffects on visual sensitivity and quality evaluation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(11), 1928-1942. doi : 10.1109/TIP.2005.854478.
- Macefield, R. (2009). How to Specify the Participant Group Size for Usability Studies : A Practitioner's Guide. *J. Usability Studies*, 5(1), 34–45.

- MacLeod, D., Mollon, J., Moreland, J. et al. (2006). *Fundamental Chromaticity Diagram with Physiological Axes - Part 1*. CIE Central Bureau, Autriche : CIE. Repéré à http://www.cvrl.org/people/stockman/pubs/tc136_14.pdf.
- Malacara, D. (2011). Chapter 5 - CIE Color Specification System. Dans *Color Vision and Colorimetry : Theory and Applications* (éd. 2, pp. 75-102). SPIE Press.
- Mantiuk, R. K. & Ramponi, G. (2015). Human vision model including age dependencies. *2015 23rd European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, pp. 1616-1620. doi : 10.1109/EUSIPCO.2015.7362657.
- Mantiuk, R., Kim, K. J., Rempel, A. G. & Heidrich, W. (2011). HDR-VDP-2 : A Calibrated Visual Metric for Visibility and Quality Predictions in All Luminance Conditions. 30(4), 1-14. doi : 10.1145/2010324.1964935.
- Marini, D. & Rizzi, A. (2000). A computational approach to color adaptation effects. *Image and Vision Computing*, 18(13), 1005-1014. doi : [https://doi.org/10.1016/S0262-8856\(00\)00037-8](https://doi.org/10.1016/S0262-8856(00)00037-8).
- Maxwell, J. C. & Stokes, G. G. (1860). On the theory of compound colours, and the relations of the colours of the spectrum. *Proceedings of the Royal Society of London*, 10, 404-409. doi : 10.1098/rspl.1859.0074.
- Miller, M. E., Alessi, P. J., Ludwicki, J. E., White, C. J. & Basile, J. M. (2009). 67.2 : Perceptual Effects of Reducing Blue Power. *SID Symposium Digest of Technical Papers*, 40(1), 1010-1013. doi : 10.1889/1.3256457.
- Mullen, K. T. (1985). The contrast sensitivity of human colour vision to red-green and blue-yellow chromatic gratings. *The Journal of Physiology*, 359, 381-400.
- Nguyen, P. B., Beghdadi, A. & Luong, M. (2013). Perceptual watermarking using a new Just-Noticeable-Difference model. *Signal Processing : Image Communication*, 28(10), 1506-1525. doi : <https://doi.org/10.1016/j.image.2013.09.011>.
- Niu, Y., Kyan, M. J., Ma, L., Beghdadi, A. & Krishnan, S. S. (2013). Visual saliency's modulatory effect on just noticeable distortion profile and its application in image watermarking. *Signal Processing : Image Communication*, 28(8), 917-928. doi : 10.1016/j.image.2012.07.009.
- on Vision, N. R. C. U. C. (1985). CONTRAST SENSITIVITY FUNCTION. National Research Council (US) Committee on Vision. Emergent Techniques for Assessment of Visual Performance. Washington (DC). Repéré à <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK219042/>.

- Owsley, C., Sekuler, R. & Siemsen, D. (1983). Contrast sensitivity throughout adulthood. *Vision research*, 23(7), 689-699. doi : 10.1016/0042-6989(83)90210-9.
- Owsley, C. (2011). Aging and vision. *Vision Research*, 51(13), 1610-1622. doi : <https://doi.org/10.1016/j.visres.2010.10.020>. Vision Research 50th Anniversary Issue : Part 2.
- Pan, J., McGuinness, K., Sayrol, E., O'Connor, N. & i Nieto, X. G. (2016). Shallow and Deep Convolutional Networks for Saliency Prediction.
- Pan, J., Ferrer, C. C., McGuinness, K., O'Connor, N. E., Torres, J., Sayrol, E. & i Nieto, X. G. (2018). SalGAN : Visual Saliency Prediction with Generative Adversarial Networks.
- Park, M. & Song, M. (2016). Saving Power in Video Playback on OLED Displays by Acceptable Changes to Perceived Brightness. *Journal of Display Technology*, 12(5), 483-490. doi : 10.1109/JDT.2015.2501318.
- Pedersen, M. (2015). Evaluation of 60 full-reference image quality metrics on the CID :IQ. *2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pp. 1588-1592. doi : 10.1109/ICIP.2015.7351068.
- Peli, E. & Peli, T. (1984). Image enhancement for the visually impaired. *Optical Engineering*, 23(1), 47-51. Repéré à <https://www.spiedigitallibrary.org/journals/optical-engineering/volume-23/issue-1/230147/Image-Enhancement-For-The-Visually-Impaired/10.1117/12.7973251.pdf>.
- Peters, R. J., Iyer, A., Itti, L. & Koch, C. (2005). Components of bottom-up gaze allocation in natural images. *Vision Research*, 45(18), 2397-2416. doi : <https://doi.org/10.1016/j.visres.2005.03.019>.
- Poynton, C. (2012). Chapter 5 - Contrast, brightness, contrast, and brightness. Dans *Digital video and HD : Algorithms and interfaces* (éd. 2). Morgan Kaufmann.
- Purves, D. et al. (2011). Chapter 11 - Vision : The Eye. Dans *Neuroscience* (éd. 5th, pp. 229-256). Sinauer Associates.
- Qi, F., Zhao, D., Fan, X. & Jiang, T. (2016). Stereoscopic video quality assessment based on visual attention and just-noticeable difference models. *Signal, Image and Video Processing*, 10(4), 737-744.
- Ren, Z., Gao, S., Chia, L.-T. & Tsang, I. W.-H. (2014). Region-Based Saliency Detection and Its Application in Object Recognition. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 24(5), 769-779. doi : 10.1109/TCSVT.2013.2280096.

- Rezagholizadeh, M., Akhavan, T., Soudi, A., Kaufmann, H. & Clark, J. J. (2016). A Retargeting Approach for Mesopic Vision : Simulation and Compensation. *Color Imaging XXI : Displaying, Processing, Hardcopy, and Applications, San Francisco, California, USA, February 14-18, 2016*, pp. 1–12. Repéré à <http://ist.publisher.ingentaconnect.com/contentone/ist/ei/2016/00002016/00000020/art00017>.
- Saipullah, K. M., Anuar, A., Ismail, N. A. & Soo, Y. (2012). Measuring Power Consumption for Image Processing on Android Smartphone. *American Journal of Applied Sciences*, 9(12), 2052-2057. doi : 10.3844/ajassp.2012.2052.2057.
- Sarkar, A., Blondé, L., Callet, P. L., Autrusseau, F., Stauder, J. et al. (2010). Modern displays : Why we see different colors, and what it means ? *2nd European Workshop on Visual Information Processing (EUVIP)*, pp. 1-6. doi : ff10.1109/EUVIP.2010.5699137ff.
- Schacter, D. L., Gilbert, D. T. & Wegner, D. M. (2010). Chapter 4 - Sensation and Perception. Dans *Psychology, Second Edition* (éd. 2nd, pp. 125-173). Worth Publishers.
- Schieber, F., Kline, D., Kline, T. & Fozard, J. (1992). *The Relationship Between Contrast Sensitivity and the Visual Problems of Older Drivers*. SAE Technical Paper 920613.
- Schieber, F. (2006). Seven - Vision and Aging. Dans Birren, J. E., Schaie, K. W., Abeles, R. P., Gatz, M. & Salthouse, T. A. (Éds.), *Handbook of the Psychology of Aging (Sixth Edition)* (éd. Sixth Edition, pp. 129-161). Burlington : Academic Press. doi : 10.1016/B978-012101264-9/50010-0.
- Silverstein, D. A. & Farrell, J. E. (2001). Efficient method for paired comparison. *Journal of Electronic Imaging*, 10(2), 394 – 398. doi : 10.1117/1.1344187.
- Sloane, M. E., Owsley, C. & Alvarez, S. L. (1988a). Aging, senile miosis and spatial contrast sensitivity at low luminance. *Vision research*, 28, 1235-1246. doi : 10.1016/0042-6989(88)90039-9.
- Sloane, M. E., Owsley, C. & Jackson, C. A. (1988b). Aging and luminance-adaptation effects on spatial contrast sensitivity. *J. Opt. Soc. Am. A*, 5(12), 2181–2190. doi : 10.1364/JO-SAA.5.002181.
- Soudi, A., Rezagholizadeh, M. & Akhavan, T. (2016). 22-2 : Invited Paper : Irystec DriveSafe, Ambient Adaptive Software, Makes Driving Safer. *SID Symposium Digest of Technical Papers*, 47, 267-270. doi : 10.1002/sdtp.10661.
- Stiles, W. S. & Burch, J. M. (1959). N.P.L. Colour-matching Investigation : Final Report (1958). *Optica Acta : International Journal of Optics*, 6(1), 1-26. doi : 10.1080/713826267.

- Stockman, A. & Sharpe, L. (2006). Physiologically-based colour matching functions. 13-20.
- Stockman, A. & Sharpe, L. T. (2000). The spectral sensitivities of the middle- and long-wavelength-sensitive cones derived from measurements in observers of known genotype. *Vision Research*, 40(13), 1711-1737. doi : [https://doi.org/10.1016/S0042-6989\(00\)00021-3](https://doi.org/10.1016/S0042-6989(00)00021-3).
- Ueda, C., Azetsu, T., Suetake, N. & Uchino, E. (2015). Gamma correction-based image enhancement for elderly vision. *2015 15th International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT)*, pp. 141-144. doi : 10.1109/ISCIT.2015.7458327.
- Varian, H. (2005). Bootstrap tutorial. *Mathematica Journal*, 9(4), 768–775.
- von Helmholtz, H. L. F. (1924-25). Volume II - The Sensations of Vision. Dans Southall, J. P. C. (Éd.), *Helmholtz's treatise on physiological optics*. Ithaca, New York : The Optical Society of America. Repéré à <https://vlp.mpiwg-berlin.mpg.de/library/data/lit39650?>
- Wan, W., Wu, J., Xie, X. & Shi, G. (2017). A Novel Just Noticeable Difference Model via Orientation Regularity in DCT Domain. *IEEE Access*, 5, 22953-22964. doi : 10.1109/ACCESS.2017.2699858.
- Wanat, R. & Mantiuk, R. K. (2014). Simulating and Compensating Changes in Appearance between Day and Night Vision. *ACM Trans. Graph.*, 33(4), 1-12. doi : 10.1145/2601097.2601150.
- Wang, J., Borji, A., Kuo, C.-C. J. & Itti, L. (2016). Learning a Combined Model of Visual Saliency for Fixation Prediction. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25, 1-1. doi : 10.1109/TIP.2016.2522380.
- Wang, Y. & Luo, Y. (2011). Adaptive color contrast enhancement for digital images. *Optical Engineering*, 50(11), 1 – 14. doi : 10.1117/1.3655500.
- Wang, Z., Bovik, A., Sheikh, H. & Simoncelli, E. (2004). Image quality assessment : from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(4), 600-612. doi : 10.1109/TIP.2003.819861.
- Ward, G., Yoo, H., Soudi, A. & Akhavan, T. (2016). Exploiting Wide-Gamut Displays. (5), 163-167. doi : 10.2352/ISSN.2169-2629.2017.32.163.
- Wei, Z. & Ngan, K. N. (2009). Spatio-Temporal Just Noticeable Distortion Profile for Grey Scale Image/Video in DCT Domain. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 19(3), 337-346. doi : 10.1109/TCSVT.2009.2013518.

- wikimedia commons. (2006). File :Electromagnetic spectrum -eng.svg. Repéré le 2022-06-08 à https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Electromagnetic_spectrum_-eng.svg.
- wikimedia commons. (2014). File :Diagram of human eye without labels.svg. Repéré le 2022-06-08 à https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Diagram_of_human_eye_without_labels.svg.
- wikimedia commons. (2016). File :Draw car.png. Repéré le 2022-06-08 à https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Draw_car.png.
- wikimedia commons. (2021). File :CIExy1931.svg. Repéré le 2022-06-08 à <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:CIExy1931.svg>.
- Rod cell. (2022). Dans *Wikipedia*. Repéré le 2022-06-08 à https://en.wikipedia.org/wiki/Rod_cell.
- Wright, W. D. (1929). A re-determination of the trichromatic coefficients of the spectral colours. 30(4), 141–164. doi : 10.1088/1475-4878/30/4/301.
- Wu, J., Shi, G., Lin, W., Liu, A. & Qi, F. (2013). Just Noticeable Difference Estimation for Images With Free-Energy Principle. *IEEE Transactions on Multimedia*, 15(7), 1705-1710. doi : 10.1109/TMM.2013.2268053.
- Wu, J., Li, L., Dong, W., Shi, G., Lin, W. & Kuo, C.-C. J. (2017). Enhanced Just Noticeable Difference Model for Images With Pattern Complexity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 26(6), 2682-2693. doi : 10.1109/TIP.2017.2685682.
- Yang, X., Lin, W., Lu, Z., Ong, E. & Yao, S. (2005). Motion-compensated residue preprocessing in video coding based on just-noticeable-distortion profile. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 15(6), 742-752. doi : 10.1109/TCSVT.2005.848313.
- Yu, Y., Wang, B. & Zhang, L. (2010). Saliency-based compressive sampling for image signals. *IEEE signal processing letters*, 17(11), 973–976.
- Zhang, J. & Sclaroff, S. (2013). Saliency Detection : A Boolean Map Approach. *2013 IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 153-160. doi : 10.1109/ICCV.2013.26.
- Zhang, L., Gu, Z. & Li, H. (2013). SDSP : A novel saliency detection method by combining simple priors. *2013 IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 171-175. doi : 10.1109/ICIP.2013.6738036.
- Zhang, L., Shen, Y. & Li, H. (2014). VSI : A Visual Saliency-Induced Index for Perceptual Image Quality Assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*, 23(10), 4270-4281. doi : 10.1109/TIP.2014.2346028.

- Zhang, X., Lin, W. & Xue, P. (2008). Just-noticeable difference estimation with pixels in images. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 19(1), 30-41. doi : 10.1016/j.jvcir.2007.06.001.
- Zhang, X., Wang, S., Gu, K., Lin, W., Ma, S. & Gao, W. (2016). Just-noticeable difference-based perceptual optimization for JPEG compression. *IEEE Signal Processing Letters*, 24(1), 96–100.
- Zhaoping, L. & Dayan, P. (2006). Pre-Attentive Visual Selection. *Neural Networks*, 19(9), 1437-1439. doi : 10.1016/j.neunet.2006.09.003.
- Zhou, F., Kang, S. B. & Cohen, M. F. (2014). Time-Mapping Using Space-Time Saliency. *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 3358-3365. doi : 10.1109/CVPR.2014.429.