

Optimisation du Rendu d'Images à l'Aide d'un CAM Spatial

Olivier Tulet, Mohamed-Chaker Larabi et Christine Fernandez Maloigne

Laboratoire SIC, Université de Poitiers
Blvd Marie et Pierre Curie, BP30179
86 962 Futuroscope Cedex

{tulet,Larabi,maloigne}@sic.univ-poitiers.fr

Résumé

De nos jours, garantir la qualité couleur des produits manufacturés est un réel challenge. C'est pour cette raison que des outils performants comme les modèles d'apparence couleur ont été développés. Malgré les nombreux phénomènes de visions pris en compte par ces modèles, l'influence des fréquences spatiales n'est cependant pas traitée. Une première étude basée sur des tests psychophysique a été réalisée afin de compléter ces modèles. Les résultats obtenus étaient encourageant et une extension de ce nouveau modèle aux images a donc été développée. C'est cette extension qui est décrite dans ce papier avec quelques résultats et une expérience subjective permettant de valider notre méthode.

Mots clefs

Rendu d'images, s-CIECAM, contenu spatial, tests psychophysiques.

1 Introduction

La qualité de la reproduction de la couleur est devenue un défi très important dans l'industrie. En fonction du dispositif utilisé, la couleur ne semble pas toujours identique comme par exemple l'image à l'écran qui semble différente de sa reproduction papier via une imprimante. Ce problème concerne le paradigme du WYSIWYG (what you see is what you get : ce que vous voyez est ce que vous aurez) pour lequel de nombreux modèles d'apparence couleur (CAM : Color Appearance Model) ont été développés [1].

Le principal objectif du CAM est d'assurer une bonne reproduction de la couleur à travers différents dispositifs en introduisant les caractéristiques du système visuel humain (SVH)[2]. De nombreux CAM existent et sont dédiés à diverses applications comme l'industrie textile, l'imprimerie, etc. Ces modèles ont été développés pour répondre à la requête incessante du monde industriel appelant à la nécessité d'avoir un standard garantissant la qualité. La CIE (Commission Internationale de l'Éclairage) a normalisé en 1997 le CIECAM97 qui a ensuite été amélioré pour devenir le CIECAM02.

Le CAM normalisé par la CIE prend en compte l'environnement d'un objet coloré afin de compenser son

influence sur notre perception de la couleur. Ce CAM est décrit à l'aide de la figure 1 [5].

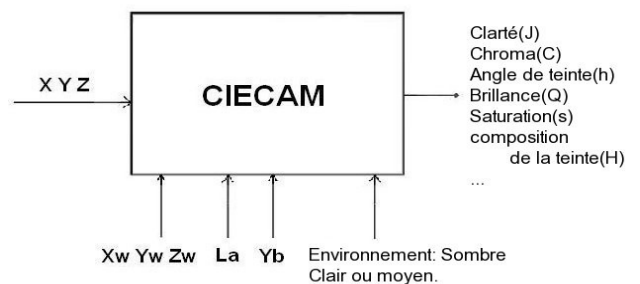


Figure 1. Diagramme d'entrée/sortie du CIECAM.

Afin de réaliser cette transformation, le CAM effectue de nombreuses étapes complexes comme l'adaptation chromatique ou le calcul de la réponse des cônes, jusqu'à la transposition dans un espace perceptuel.

Ainsi, ce modèle permet de corriger divers phénomènes qui modifient notre perception de la couleur. Mais ne prend pas en compte l'aspect spatial contenu dans certains stimuli (comme une texture par exemple).



Figure 2. Exemple des effets spatiaux sur notre perception de la couleur.

La figure 2 montre un exemple de l'influence des fréquences spatiales sur notre perception. En effet, la couleur à droite et celle à gauche sont identiques seulement le rouge nous semble plus clair à droite. Ceci est dû à la fréquence spatiale qui module le stimulus.

Plusieurs constructions scientifiques ont soulevé le problème de la nécessité d'intégrer ces critères spatiaux dans les CAMs.

A l'aide d'une étude psychophysique une réponse a été donné à cette attente sous la forme d'un modèle incorporé dans le CIECAM02 [8]. Cependant, ces modèles aux vues de leurs structures ne prennent en compte que des stimuli simples et leur extension aux images est plus que nécessaire.

Dans cette contribution, nous proposons un modèle spatial destiné aux images. Ce dernier utilise une approche dans le domaine de Fourier en exploitant un découpage en bandes de fréquences. L'étude du voisinage et de l'orientation du pixel permet d'estimer la luminance de l'arrière plan qui sera utilisée pour corriger le pixel.

Cet article est organisé de la manière suivante : La section 2 décrit le modèle développé et les expériences ayant permis sa construction. La section 3 est dédiée à l'extension de ce modèle s-CIECAM aux images. Enfin la section 4 décrit les résultats obtenus ainsi que les différents tests effectués afin de valider notre approche. Nous terminerons cette contribution par quelques conclusions et nous introduirons quelques perspectives.

2 Le s-CIECAM

Une nouvelle version du modèle d'apparence couleur CIECAM02 prenant en compte les fréquences spatiales d'un stimulus a été développée à l'aide d'expériences psychophysiques.

Ces expériences sont basées sur un ajustement de l'angle de teinte, de la clarté ou de la chroma d'un stimulus jusqu'à ce que ce dernier apparaisse de la même couleur que celle d'un stimulus de référence. La figure 3 montre une capture d'écran de ce test pour un stimulus de référence bleu.

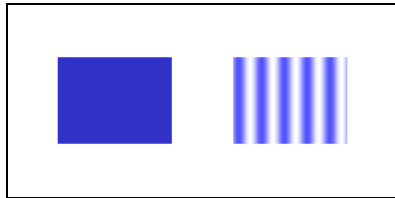
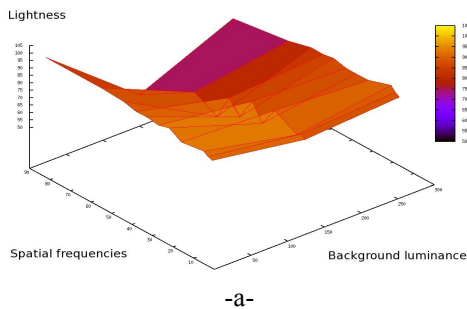


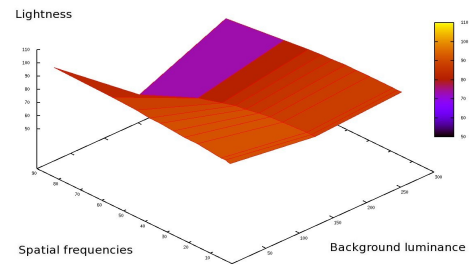
Figure 3. Exemple de test

A l'aide de ce test, l'influence des fréquences spatiale sur notre perception a été mesurée pour plusieurs fréquences sur trois fonds à luminances différentes (noir, blanc et gris).

La figure 4 illustre les résultats obtenus pour la clarté du rouge ainsi que le modèle associé.



-a-



-b-

Figure 4. Résultats pour la clarté du rouge: a-mesurée, b-modélisée

Les résultats obtenus de l'expérience précédemment décrite représentent la différence perçue pour l'angle de teinte, la clarté et la chroma en fonction de la fréquence spatiale et de la luminance de l'arrière plan.

Ces résultats ont été modélisé par des courbes dont les paramètres ont été identifiés à l'aide de la méthode des moindres carrés(cf figure 4-b).

La figure suivante décrit le diagramme de l'approche proposée et baptisée s-CIECAM qui sera généralisée aux images dans les prochaines sections. Elle représente l'intégration d'un modèle spatial dans le standard CIECAM02.

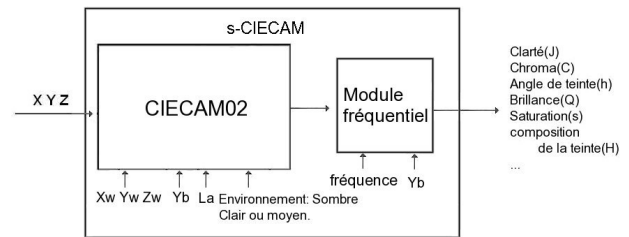


Figure 5. Diagramme d'entrée/sortie du s-CIECAM.

Ainsi, ce modèle est capable de prédire tous les effets comme le CIECAM02 (l'adaptation chromatique ou le contraste simultané...) avec en plus une adaptation spatiale.

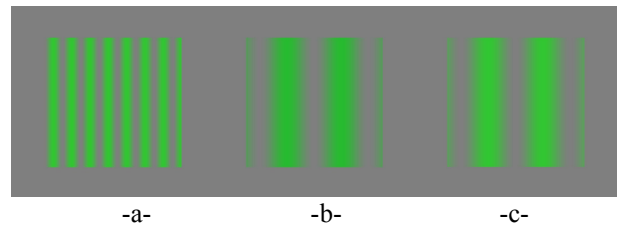


Figure 6. Exemple d'une application du S-CIECAM. a- stimulus d'entrée à la fréquence f. b- stimulus à la fréquence f' de la même couleur que (a). c- Correction spatiale.

La figure 6 montre un exemple de correction pour un stimulus vert sur un fond gris. Le stimulus en entrée est

modulé à une fréquence f . Quand cette fréquence diminue jusqu'à F , on obtient le stimulus de la figure 6-b. Il est facile de remarquer que ces deux couleurs semblent différentes. En utilisant le s-CIECAM développé, il est facile d'effectuer une correction laquelle est présentée par la figure 6-c et dont la couleur se rapproche plus de celle du stimulus d'entrée. Cependant, si les résultats obtenus sont encourageants, le s-CIECAM est seulement capable de corriger des stimuli et n'est pas adapté à la correction d'images.

3 Extension aux images

L'extension du s-CIECAM développé n'est pas évidente. En effet, les images sont constituées de pixels qui peuvent être considérés comme autant de stimuli. En partant de cette remarque, nous devons associer à chaque pixel une fréquence et une luminance d'arrière plan.

L'approche que nous avons adoptée peut être résumée par la figure 7. L'image d'entrée est tout d'abord transposée dans l'espace couleur XYZ et ensuite dans le domaine de Fourier. Cet espace est décomposé en 17 bandes de fréquences comme le montre la figure 8. Cette décomposition correspond aux basses, moyennes et hautes fréquences suivant 8 orientations.

Dans un premier temps, les basses fréquences sont supprimées du domaine fréquentiel pour préserver la qualité de l'image. Les autres zones avec des fréquences plus élevées vont être traitées de la manière suivante :

- Pour chacune de ces 16 bandes de fréquence, une fréquence moyenne est définie en fonction de la taille de l'image et de la distance entre son affichage et l'œil de l'observateur.
- Ensuite la transformée de Fourier inverse est appliquée séparément pour chacune de ces zones pour obtenir 16 images différentes qui représentent le contenu d'une bande de fréquence avec une valeur moyenne de fréquence et une orientation.

Par exemple, la première zone donne une image ayant une forte corrélation avec les fréquences moyennes horizontales de l'image contrairement à la zone 11 qui donne une image ayant une forte corrélation avec les hautes fréquences verticales.

Pour chaque pixel et chaque composante (J, C et h), 16 coefficients sont calculés en fonction de la bande de fréquence et de la manière décrite par l'équation 1 :

$$a_i^k = \frac{B^k(i)}{\sum_{i=0}^{16} a_i^k} \quad (1)$$

où k est l'indice de la composante (J, C ou h) et où les $B^k(i)$ est la valeur de la composante k au point considéré pour la bande de fréquence i .

Ces coefficients seront utilisés plus tard afin de pondérer la luminance de l'arrière plan ainsi que la fréquence moyenne dans laquelle se trouve le pixel.

L'équation 2 décrit l'opération effectuée pour obtenir la fréquence d'une composante (ici la clarté j) pour un pixel donné.

$$F_k = \frac{\sum_{i=1}^8 a_i^k M1 + \sum_{i=9}^{16} a_i^k M2}{\sum_{i=1}^{16} a_i^k} \quad (2)$$

où $M1$ et $M2$ sont les moyennes des hautes et moyennes fréquences obtenus en fonction de la taille de l'image et de la distance écran/observateur.

La fréquence finale F est obtenue en moyennant les trois fréquences des composantes F_J , F_C et F_h .

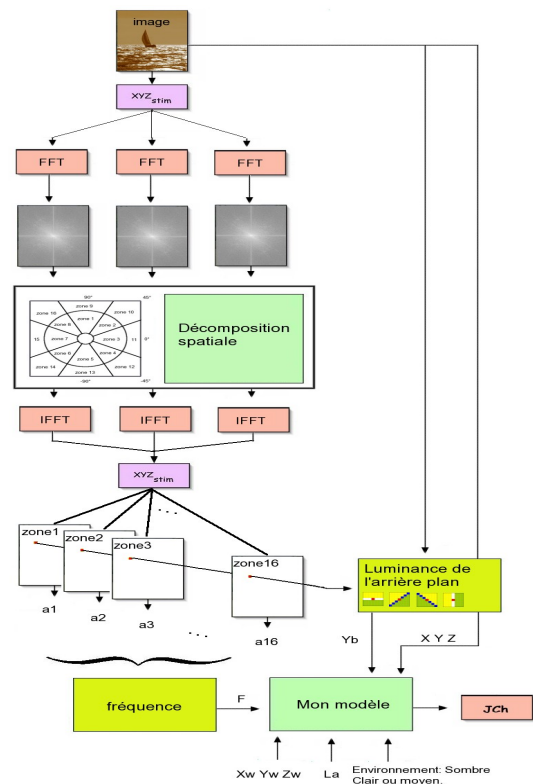


Figure 7. Diagramme de l'extension du s-CIECAM.

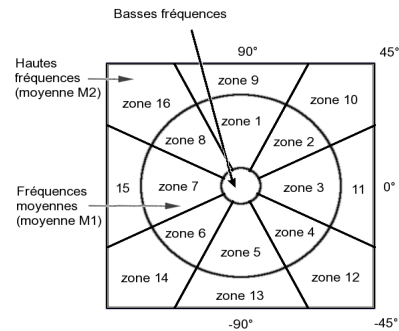


Figure 8. Décomposition dans le domaine de Fourier.

Pour chaque pixel, nous avons déterminé une fréquence spatiale qui peut être utilisée directement, pour corriger le pixel considéré, à l'aide du s-CIECAM. Cependant, nous avons encore besoin de connaître les autres entrées de ce modèle comme par exemple la luminance de l'arrière plan qui dépend du voisinage du pixel. Les autres données entrées sont considérées comme fixe car elles sont communes à tous les pixels de l'image. Cela concerne la valeur du blanc de référence ($X_w Y_w Z_w$), la luminance du champ adaptatif (L_a) et les conditions propres à l'environnement de l'expérience (F_i, c, n_c).

De la même manière que pour la fréquence, une luminance d'arrière plan est calculée pour chaque pixel et les mêmes coefficients a_i pondèrent la valeur de luminance de l'arrière plan. Cette valeur est tirée directement de l'image d'entrée et dépend de l'orientation du voisinage du pixel.



Figure 9. Le pixel (en rouge) et son voisinage en fonction de l'orientation de la zone observée.

Par exemple, si l'on se trouve dans la première zone il y aura une forte corrélation avec les fréquences horizontales. Donc, afin de spécifier une luminance d'arrière plan, ce sont les moyennes des pixels au dessus et au dessous qui vont être considérées. Si la luminance moyenne des pixels au dessus est éloignée de celle du pixel considéré, alors c'est la moyenne de luminance des pixels du dessous qui est considérée comme arrière plan. Si les deux moyennes sont éloignées de celle du pixel considéré, la moyenne de ces deux est choisie comme arrière plan.

A l'issue du calcul de la luminance de l'arrière plan, tous les paramètres nécessaires à notre modèle s-CIECAM sont disponibles. Le premier pas sera donc de transposer chaque pixel dans l'espace couleur perceptuel composé par la clarté, la chroma et l'angle de teinte. Une fois cette étape effectuée il est possible d'appliquer le s-CIECAM inverse pour obtenir une correction de l'image et ainsi l'avoir dans d'autres conditions que les conditions d'entrées.

Afin d'obtenir une meilleure image et ainsi valider les avantages de notre approche, nous avons choisi de ne faire varier que la fréquence. Pour ce faire, le pixel en entrée est considéré comme appartenant à un stimulus uniforme (de fréquence nulle) et le s-CIECAM inverse est utilisé avec la fréquence obtenue avec l'équation 1.

4 Résultats expérimentaux

4.1 Application du s-CIECAM

La figure 10 montre un exemple des résultats obtenus à l'aide du s-CIECAM. Dans cette figure, il est possible de

comparer l'image originale (figure 10-a) et sa correction à l'aide de notre modèle (figure 10-b). L'image corrigée semble plus naturelle que l'originale.

Plusieurs tests ont été lancés afin de valider notre approche. Premièrement nous avons effectué une mesure de fidélité entre l'image corrigée et son originale en utilisant la métrique SSIM[10]. Métrique qui évalue la fidélité d'une reproduction.

Le tableau 1 donne les valeurs de similarité pour l'image de la figure 10. Ce tableau montre bien que pour chaque composante on a très peu de variation.

Composante	Rouge	Vert	Bleu
Fidélité	99.57%	99.26%	97.96%

Table 1: Mesure de fidélité entre l'image originale et l'image corrigée de la figure 10(SSIM).

Le modèle a été appliqué sur 17 images provenant de la base Kodak et la fidélité entre la correction et l'image originale est toujours élevée. La distance CIE ΔE_{2000} [9] a aussi été utilisée et les résultats corroborent ceux obtenus avec le SSIM mais d'un point de vue colorimétrique.



-a-



-b-



-c-

Figure 10. Exemple de résultats : a- image d'entrée, b- Image corrigée par le modèle, c- Différence ΔE_{2000} entre a et b.

Il est facile de remarquer sur la figure 10 que l'image corrigée semble plus naturelle que l'originale. La figure 10-c montre l'erreur générée par la correction à l'aide du CIE ΔE_{2000} . Dans cette figure, le noir représente les

pixels non modifiés, les zones bleues sont les zones ayant une différence moyenne et enfin les zones rouges sont les zones où il y a une forte différence. Nous pouvons remarquer à partir de cette figure que les zones texturées sont fortement corrigées (en rouge) contrairement aux zones uniformes, comme le toit par exemple, qui reste pratiquement inchangées.

Une autre mesure a été réalisée afin de prouver que cette méthode ne consiste pas seulement à une augmentation de la clarté. Le tableau 2 donne ainsi une moyenne des corrections sur les 3 composantes perceptuelles (J, C et h) de l'image de la figure 11. Les valeurs de ce tableau démontrent qu'il n'y a pas que la clarté qui est modifiée mais aussi la chroma et la teinte même si les changements de cette dernière composante sont faibles.

Composante	J	C	h
Moyenne des corrections	6.19	9.00	0.16

Table 2: Moyenne des corrections obtenues pour l'image de la figure 11.

4.2 Validation psychophysique

Afin de valider notre s-CIECAM, nous avons mené une expérience psychophysique basée sur un choix forcé. Cette expérience subjective a été effectuée sur les 17 images mentionnées précédemment. Pour ce test, 15 observateurs ont participé. Observateurs dont la vision a été vérifiée à l'aide d'un test d'acuité ainsi que d'un test d'Ishara afin de valider leur bonne perception des couleurs.

Il a seulement été demandé à ces observateurs de choisir l'image qui leur semblait la meilleure (la plus naturelle) entre une originale et une image corrigée par notre modèle, donnés dans un ordre aléatoire.

Ces expériences ont eu lieu dans une salle normalisée respectant des conditions standards [3] (calibration de l'écran, couleur des murs...). Trois répétitions sont effectuées pour chacune des 17 comparaisons afin de vérifier la stabilité de l'opinion de l'observateur et si la différence entre ces deux images est toujours perceptible.

Les résultats obtenus ont subi des tests statistiques multiples afin d'éliminer les observations menées de façon aléatoire. Ces derniers sont représentés par la figure 12 avec le pourcentage de choix de l'image corrigée contre l'originale.

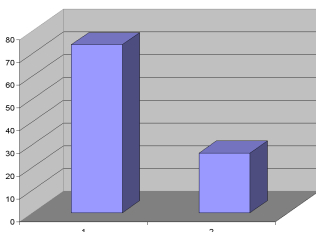


Figure 12. Diagramme montrant le pourcentage de choix de l'image corrigée(1) par rapport à l'originale(2).

5 Conclusions

Dans cette contribution un nouveau modèle basé sur des expériences psychophysiques a été décrit. Ce s-CIECAM a été étendu aux images à l'aide d'une méthode qui permet de prendre en compte les informations spatiales.

Différents tests ont été présentés afin de valider les résultats obtenus. Les images corrigées semblent plus naturelles que les images originales. Ces résultats sont vraiment encourageants et une des futures directions de notre travail est l'inclusion de notre modèle dans les applications de rendu (notamment celle liées aux images HDR : High dynamic range).

Enfin une autre perspective est l'étude et l'intégration des fréquences temporelles dans notre modèle dans le but d'améliorer le rendu de séquences d'images pour une application au cinéma numérique.

Références

- [1] M.D.Fairchild, "Color appearance model". Addison-Wesley, Massachussets (1997).
- [2] N. Moroney, M.D. Fairchild, R.W.G. Hunt, C.J Li, M.R. Luo, and T. Newman, "The CIECAM02 color appearance model," IS&T/SID 10th Color Imaging Conference, Scottsdale, 23-27 (2002).
- [3] ITU-R Recommendation BT.500-10, "Methodology for the subjective assessment of the quality of television pictures", ITU, Geneva, Switzerland (2000).
- [4] ISO3664, "Viewing Conditions for Graphic Technology and Photography", ISO (1999).
- [5] M.R. Luo and R.W.G. Hunt, "The Structure of the CIE 1997 Colour Appearance Model (CIECAM97s)," Color Res. Appl., 23, (1997).
- [6] Garette M. Johnson "The quality of appearance", Munsell Colour Science Laboratory.
- [7] Brian A. Wandell "Foundations of vision", Sinauer Associates, Inc, Sunderland, Massachussets(1995).
- [8] Tulet Olivier, "Study of the influence of background on colour appearance of spatially modulated patterns", CIE, Paris(2006)
- [9] G. Sharma, W. Wu, E. N. Dalal , "The CIEDE2000 Color-Difference Formula: Implementation Notes, Supplementary Test Data, and Mathematical Observations," Color Research and Application, vol. 30, no. 1, pp. 21-30, Feb. 2005.
- [10] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity", IEEE trans. Image Processing, vol. 13, pp.600-612, Apr. 2004.