

Détection de contours couleur par coopération de modèles statistiques et de mesures psychophysiques de perception

Christophe CHARRIER¹, Hocine CHERIFI²

¹ Université Laval

Département de génie électrique et de génie informatique, LRTS
Québec, Qc., Canada, G1K 7P4

² Université de Bourgogne

Laboratoire LIRSIA (EA1871), Faculté des Sciences Mirande
BP 400, 21011 Dijon cedex, France
charrier@gel.ulaval.ca, cherifi@crid.u-bourgogne.fr

Résumé – Parmi les facteurs influençant directement notre attention visuelle, la qualité des contours prend une part prépondérante dans le résultat final. Dès lors, une détection correcte et perceptuellement significative de ceux-ci est nécessaire. Nous proposons un détecteur de contours couleur basé sur une modélisation statistique de l'image et des mesures psychophysiques de perception. Les résultats obtenus permettent de conclure à un gain substantiel vis-à-vis du rendu des contours pour des images de complexité relativement importante.

Abstract – Among all known factors influencing our visual attention, the edge preservation is one of the most important to judge the final quality of an image. Thus, the best the edge detection, the best image quality is. The problem of edge detection is tackled by combining a region and edge image model and an optimization of statistical parameters using psychophysical measures of the edge perception. Results obtained let us conclude to a best edge preservation for color image of relatively high complexity.

1 Introduction

La perception de la qualité des images est directement contrôlée par des facteurs perceptuels liés à la vision bas niveau ainsi qu'à la vision haut niveau [1]. Il est communément admis que les facteurs de la vision bas niveau influençant notre attention visuelle sont :

le contraste. Le système visuel humain convertit alors une image de luminance en contraste [2],

la taille. FINDLAY [3] a montré que la taille de la région joue également un rôle sur notre attention visuelle,

les contours. Les régions dont la forme est longue et étroite (*i.e.*, contours) sont des attracteurs visuels potentiels [2],

le mouvement est également l'une des caractéristiques qui attire le plus notre attention [1].

Les primitives contours sont ainsi un des éléments prépondérants puisqu'elles influent directement sur la perception de la qualité des images et les traitements ultérieurs. Il est donc nécessaire d'obtenir une carte des contours perceptuellement significative.

Cependant, la détection de contour des images couleur ne peut être abordée comme une simple extension des travaux pour les images monochromes [4]. Pour s'en convaincre il suffit d'essayer d'approximer une région rouge et une région verte par une seule couleur. Selon le système de représentation choisi le résultat obtenu peut être jaune (dans le spectre), gris (CIE $L^*a^*b^*$) ou gris-jaune (RVB).

Quel que soit l'espace choisi aucune de ces couleurs n'est perceptuellement identique au rouge ou au vert. Le traitement des images couleur peut donc être singulièrement améliorée en prenant en compte les exigences dictées par le système visuel humain (SVH).

Afin de réaliser une détection perceptuellement significative des contours, l'optimisation du modèle statistique proposé par des expérimentations psychophysiques semble être le meilleur compromis entre efficacité et complexité de mise en œuvre. Cette approche permet entre autre d'éviter une sursegmentation qui constitue généralement le problème majeur des détecteurs de contour.

2 Définition du modèle statistique

La séparation des pixels contour des pixels région s'effectue sous l'hypothèse qu'une image couleur est composée de régions connexes dans lesquels les pixels sont perceptuellement identiques. Une approche directe consiste à modéliser les probabilités conjointes d'un nombre de pixels voisins dans une clique locale [5]. Dans [6], les auteurs ont utilisé cette modélisation pour des pixels à niveau de gris. Ici, nous nous proposons d'étendre cette approche à la dimension colorimétrique. Face à la difficulté de mise en œuvre d'un tel modèle, on se propose de modéliser la distribution du voisinage des différences colorimétriques entre paires de voisinage.

Si l'on considère une paire de voisinage de pixels (Y_i, Y_j)

dans l'image Y , cette différence est alors modélisée par la variable aléatoire $d_{i,j} = \|Y_i - Y_j\|$, où Y_i et Y_j sont considérées en tant que variables aléatoires provenant de la même région et de même moyenne. Dès lors la fonction de densité de $d_{i,j}$ pour $(i, j) \in R$ est définie par :

$$f(d_{i,j} = g | (i, j) \in R) = \frac{1}{2\sqrt{p_i}\sigma} \exp\left(-\frac{g^2}{4\sigma^2}\right) \quad (1)$$

où R représente l'ensemble contenant toutes les paires de voisinage (i, j) où i et j sont les indices des pixels de même valeur perceptuelle.

De même, la fonction de densité de $d_{i,j}$ pour $(i, j) \in C$ est définie par :

$$f(d_{i,j} = g | (i, j) \in C, h) = \frac{1}{2\sqrt{p_i}\sigma} \exp\left(-\frac{(g-h)^2}{4\sigma^2}\right) \quad (2)$$

où E représente l'ensemble contenant toutes les paires de voisinage (i, j) où i et j sont les indices des pixels de valeur colorimétrique différente suivant un seuil de perception des contours h .

Ainsi la fonction de densité de toutes les variables $d_{i,j}$ pour l'image entière est définie par :

$$\begin{aligned} f(d_{i,j} = g) &= p_r f(d_{i,j} = g | (i, j) \in R) \\ &+ \frac{p_c}{2} f(d_{i,j} = g | (i, j) \in C, h) \\ &+ \frac{p_c}{2} f(d_{i,j} = g | (i, j) \in C, -h) \end{aligned} \quad (3)$$

où p_r représente la proportion de pixels provenant des régions et p_c celle provenant des contours—définis comme les frontières entre les régions, tel que $p_r + p_c = 1$.

Les deux derniers termes de l'équation 3, qui sont des probabilités associées aux contours, représentent l'effet de symétrie d'une paire de contour. Il s'agit simplement de savoir si la paire de contours (i, j) possède des caractéristiques identiques à la paire de contours (j, i) à un signe près.

La probabilité qu'une paire de pixels définisse une région est donnée par :

$$P(R | d_{i,j} = g) = \frac{p_r f(d_{i,j} = g | (i, j) \in R)}{f(d_{i,j} = g)} \quad (4)$$

où $P(R | d_{i,j} = g)$ représente la probabilité conditionnelle qu'une paire de pixel (i, j) soit une région lorsque la différence colorimétrique $d_{i,j}$ est égale à g . Cette probabilité conditionnelle peut également s'écrire comme suit :

$$\begin{aligned} P(R | d_{i,j} = g) &= p_r \exp\left(-\frac{X^2}{4\sigma^2}\right) / \left[p_r \exp\left(-\frac{g^2}{4\sigma^2}\right) + \right. \\ &\left. \frac{p_c}{2} \left(\exp\left(-\frac{(g-h)^2}{4\sigma^2}\right) + \exp\left(-\frac{(g+h)^2}{4\sigma^2}\right) \right) \right] \end{aligned} \quad (5)$$

De même la probabilité conditionnelle $P(C | d_{i,j} = g)$ qu'une paire de pixels appartienne à un contour peut s'exprimer comme :

$$\begin{aligned} P(C | d_{i,j} = g) &= \left(\frac{p_c}{2} f(d_{i,j} = g | (i, j) \in C, h) + \right. \\ &\left. \frac{p_c}{2} f(d_{i,j} = g | (i, j) \in C, -h) \right) / f(d_{i,j} = g) \end{aligned} \quad (6)$$

soit

$$\begin{aligned} P(C | d_{i,j} = g) &= \\ &\frac{p_c}{2} \left(\exp\left(-\frac{(g-h)^2}{4\sigma^2}\right) + \exp\left(-\frac{(g+h)^2}{4\sigma^2}\right) \right) / \\ &\left[p_r \exp\left(-\frac{X^2}{4\sigma^2}\right) + \right. \\ &\left. \frac{p_c}{2} \left(\exp\left(-\frac{(g-h)^2}{4\sigma^2}\right) + \exp\left(-\frac{(g+h)^2}{4\sigma^2}\right) \right) \right] \end{aligned} \quad (7)$$

Les proportions p_r et p_c dépendent étroitement de la valeur du seuil h intervenant lors du calcul de la distance colorimétrique. Une possibilité de réglage du seuil h repose sur estimation approximative du pourcentage de contours présent dans l'image. Afin d'affiner cette première approximation, la valeur du seuil h a été ajustée à l'aide de tests psychophysiques [7].

3 Ajustement perceptuel de h

Afin de sélectionner la valeur du seuil h permettant d'obtenir la meilleure carte de contour au sens perceptuel, nous avons utilisé des tests psychophysiques.

3.1 environnement expérimental

La base utilisée est composée de 15 images couleur dont la « complexité » varie d'une image de texture à une image de synthèse.

Les calculs des différences colorimétriques sont effectués dans l'espace couleur $L^*a^*b^*$ en utilisant la formule de distance définie par la CIE [8]. Cet espace couleur est une approximation d'un espace couleur uniforme dans lequel la mesure de distance colorimétrique tente de se rapprocher de la différence perceptuelle des couleurs. Ainsi, une même valeur de distance colorimétrique doit correspondre à une même variation perceptuelle de couleur, et ce quelle que soit la couleur des pixels utilisés. De plus, la dynamique de chacune des composantes des pixels est ramenée entre 0 et 1. Ceci nous a alors permis d'utiliser cinq valeurs différentes de h (0.01, 0.02, 0.03, 0.04 et 0.05) sélectionnés selon une progression linéaire à partir de 0.01.

Pour les 15 images couleur de la base et pour chacune des cinq valeurs du seuil h , nous avons générés cinq cartes de contours.

Durant les tests, les cinq cartes de contour ainsi que l'image originale sont affichées simultanément sur un écran SUN piloté par une carte graphique de type GC14/SX. La résolution spatiale de cet écran est de 1152 par 900 pixels avec un codage des couleurs de 8 bits par canal. L'image originale a subi au préalable une correction gamma pour annuler les déviations colorimétriques dues à la réponse non linéaire du moniteur [9].

Lors de l'utilisation de tests psychophysiques, dix observateurs qui avaient tous une vision normale des couleurs ont été sélectionnés. Ils possèdent en plus une acuité visuelle correcte, avec ou sans correction.

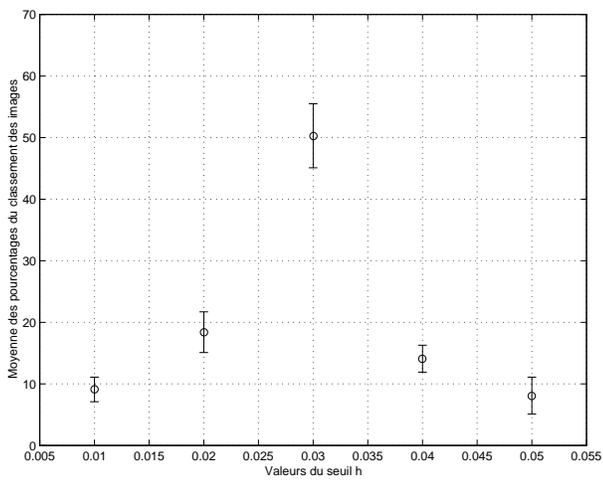


Figure 1: Pourcentage moyen des meilleures images contours sélectionnées par les observateurs en fonction de la valeur de h .

3.2 Mesures et Résultats

Durant les tests, le sujet doit sélectionner la meilleure carte de contours perçue. La figure 1 présente les résultats obtenus pour tous les observateurs, qui ne diffèrent guère des résultats obtenus pour les observateurs pris séparément. Nous remarquons que :

- pour une valeur supérieure à 0.04, les images de contours obtenues présentent peu de différences pour les observateurs. Ceci est dû au fait que le seuil étant « relativement important » les grandes différences colorimétriques présentes dans un voisinage de l'image originale ne sont pas considérées comme des contours potentiels,
- Pour valeurs inférieures à 0.02, les observateurs ont tous indiqués qu'il y avait une surdétection des contours. Ceci est en partie imputable au fait qu'avec un tel seuil, la moindre variation « colorimétrique » est interprétée comme un contour.

En se plaçant dans un contexte d'ajustement perceptuel, la valeur du seuil h permettant un équilibre entre les contours et les régions est égale à 0.03.

4 Performances de la méthode

De façon à évaluer les performances du détecteur de contour qui a été perceptuellement optimisé, nous utilisons également des tests psychophysiques.

4.1 Environnement expérimental

La série d'images décrite dans la section 3.1 a été utilisée pour évaluer les performances du détecteur de contour proposé. Pour chacune de ces images, une carte de contours avec l'approche proposée et une seconde en utilisant le gradient de CUMANI [10] ont été générées. La meilleure carte de contour de CUMANI, au sens perceptuel, a été créée en utilisant un masque 3×3 ainsi qu'une valeur de seuillage à 20. Le choix de ces paramètres a été validé



(a) image originale

(b) Carte des contours selon la méthode de CUMANI.



(c) Carte des contours selon la méthode proposée.

Figure 2: Image du gradient de CUMANI (b) et image des contours via la méthode proposée (c) obtenues à partir de l'image originale (a)

selon un test psychophysique, à l'instar de celui utilisé lors la recherche de la valeur perceptuellement optimisée de h .

Les images ont toujours été présentées à chaque sujet en alternant aléatoirement la position de la première image (à droite ou à gauche de l'image originale) sur l'écran. Cependant, l'image doit avoir été présentée 80 fois à droite et 80 fois à gauche. Nous avons ainsi utilisé 160 présentations pour chaque triplet d'images afin d'obtenir un grand nombre de réponses et surtout pour éviter le biais lié à l'accoutumance du sujet. Ainsi, nous obtenons un estimé de la sensibilité de l'observateur de meilleure qualité.

La figure 2 représente l'image originale (a), l'image des contours obtenue via le gradient de CUMANI (b) et celle obtenue via la méthode proposée.

4.2 Mesures psychophysiques de la qualité

Afin de comparer les deux méthodes, nous avons utilisé la technique du choix forcé qui permet de quantifier la sensibilité de l'observateur. Cette sensibilité, appelée *mesure de sensibilité*, est dans ce cas définie à l'aide de l'es-

timé deux probabilités $p(D)$ (Décision Correcte) et $p(FA)$ (Fausse Alarme). Cette mesure de sensibilité d' , représente simplement la distance entre la moyenne de la distribution du <stimulus 1> et de la distribution du <stimulus 2>. Il est toutefois utile de noter que la sensibilité d' caractérise uniquement la paire de stimuli et non la méthode qui est à l'origine de chacun des stimuli. Sous l'hypothèse d'avoir une réponse non biaisée, la mesure de la sensibilité d' peut s'exprimer sous la forme suivante [7] :

$$d' = \frac{1}{\sqrt{2}}[z(P(D)) - z(P(FA))]. \quad (8)$$

où $z[\cdot]$ est la fonction inverse de la fonction de distribution normale.

4.3 Résultats

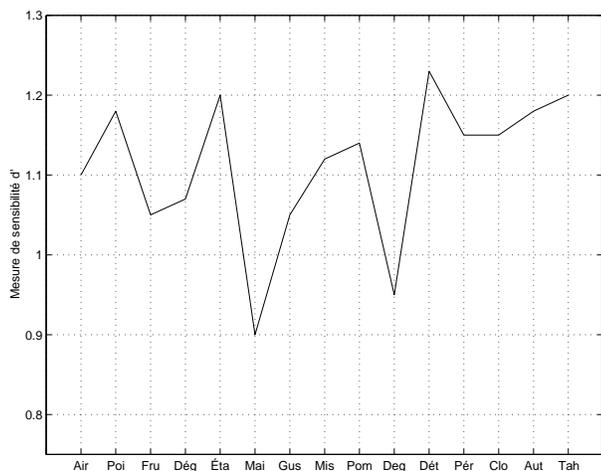


Figure 3: Mesures de sensibilité pour toutes les images testées.

La figure 3 présente les mesures de sensibilité obtenues pour toutes les images testées. Plusieurs remarques peuvent alors être formulées :

- si l'on considère les valeurs de d' inférieures à 1, on note que les images correspondantes (images « Mai » et « Deg ») contiennent peu de contours complexes. En effet ceux-ci sont pratiquement tous de type horizontal ou vertical. Dans ce cas, les deux méthodes de détection fournissent des résultats identiques.
- pour des valeurs de la sensibilité comprises entre 1 et 1.15, on observe que les images associées possèdent des contours plus complexes que précédemment (notamment, des contours obliques et non fermés). Pour cette catégorie d'images, la technique proposée préserve légèrement mieux les contours.
- pour des valeurs de d' supérieures à 1.15, les images correspondantes présentent non seulement des contours complexes mais également des plages de dégradé de couleur. Dans ce cas, le gradient de CUMANI considère un dégradé de couleurs en plusieurs régions distincte, et introduit alors des contours fictifs.

Selon les résultats obtenus, la méthode proposée permet une meilleure détection des contours lorsque ceux présents dans l'image sont de type complexes. De même, on obtient une meilleure préservation des régions de dégradé.

5 Conclusion

Un détecteur de contour, basé sur une coopération de modèles statistiques et de mesures psychophysiques de perception, a été développé. Ainsi, afin de réaliser une détection perceptuellement significative des contours, une optimisation des modèles statistiques par des expérimentations psychophysiques a été mise en place. Les résultats obtenus ont permis de mettre en évidence que la détection est plus efficace lorsque les contours sont de nature complexe sont présents dans l'image. De plus, les régions composées des dégradés de couleur sont mieux conservés. En effet, le détecteur de contour proposé n'introduit pratiquement pas de contours fictifs dans ce type de régions colorimétriques.

Références

- [1] E. Niebur and C. Koch, *The attentive brain*. MIT Press, 1997.
- [2] J. W. Senders, "Distribution of attention in static and dynamic scenes," in *SPIE*, vol. 3016, (San Jose, California), pp. 186–194, Feb. 1997.
- [3] J. M. Findlay, "The visual stimulus for saccadic eye movement in human observers," *Perception*, vol. 9, pp. 7–21, Sept. 1980.
- [4] Computer Vision Group, "<http://iris.usc.edu/vision-notes/bibliography/edge1029.html>," *University of Southern California*, 2000.
- [5] P. Perona and J. Malik, "Scale space and edge detection using anisotropic diffusion," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, pp. 629–639, 1990.
- [6] C. H. Li and P. C. Yuen, "A probabilistic image model for smoothing and compression," in *International Conference on Information Technology: Coding and Computing*, (Las Vegas (Nevada)), pp. 36–41, Mar. 2000.
- [7] N. A. Macmillan and C. D. Creelman, *Detection theory: a user's guide*. Cambridge University Press, 1990.
- [8] CIE, "Industrial colour-difference evaluation," tech. rep., Bureau central de la CIE, 1995.
- [9] A. B. Watson, K. R. K. Nielsen, A. Poirson, *et al.*, "Use of a raster framebuffer in vision research," *Behavior research methods, instruments, & computers*, vol. 18, no. 6, pp. 587–594, 1986.
- [10] A. Cumani, P. Grattoni, and A. Giuducci, "An edge-based description of color images," *Computer Vision Graphics and Image Processing*, vol. 53, pp. 313–323, July 1991.