

Extraction de traits caractéristiques perceptuels dans des images couleur et métriques de similarité associées

Mathieu Carnec

Patrick Le Callet

Dominique Barba

Équipe Image et Vidéo Communications/IRCCyN

École polytechnique de l'université de Nantes
Rue Christian Pauc, La Chantrerie, 44 NANTES Cedex 3

{mathieu.carnec, patrick.lecallet, dominique.barba}@univ-nantes.fr

Résumé

Dans cet article, plusieurs traits caractéristiques perceptuels sont extraits pour décrire des images. Leurs méthodes d'extraction sont détaillées. Des métriques de similarité permettant de comparer, entre autres, ces traits caractéristiques sont également données. Ces traits caractéristiques et métriques de similarité ont été utilisés dans des applications permettant de mesurer la qualité d'images ou de reconnaître des visages. Les performances obtenues en termes d'évaluation de qualité montrent l'utilité de ces traits caractéristiques et de leurs métriques de similarité qui peuvent être employés dans d'autres domaines comme la description d'images pour l'indexation ou la reconnaissance de formes.

Mots clefs

Traits caractéristiques, métriques de similarité, système visuel humain, description réduite d'images, évaluation de qualité.

1 Introduction

Les images, en tant que tableaux bidimensionnels de pixels, sont bien souvent des ensembles d'informations de trop bas niveau pour pouvoir aider à la décision. Il est alors nécessaire de transformer ces informations dans un espace approprié ou de construire des représentations d'images de plus haut niveau. Dans ce deuxième cas, les types de traits caractéristiques qui représentent une image et leur utilisation sont profondément liés. Pour des applications visant des utilisateurs et pour des décisions ayant un rapport avec la perception humaine, il peut être intéressant d'extraire des traits caractéristiques comparables à ceux utilisés par le système visuel humain (SVH). De tels traits caractéristiques perceptuels ont montré leur utilité dans l'évaluation de qualité des images.

Cet article présente une description du SVH et des stimuli auxquels il est sensible. Puis des traits caractéristiques perceptuels sont présentés et leurs méthodes d'extraction sont détaillées. Ensuite, des métriques de similarité sont données, permettant de comparer ces traits ca-

ractéristiques. Puis, des applications possibles de ces traits caractéristiques perceptuels et de ces métriques de similarité sont proposées. Enfin, les performances de certaines de ces applications en évaluation de qualité sont données.

2 Le système visuel humain

Le système visuel humain (SVH) est un ensemble d'éléments fortement reliés les uns aux autres. Si nous négligeons les contre-réactions ("feedbacks"), le SVH peut être décrit par le modèle fonctionnel présenté figure 1 [1] [2].

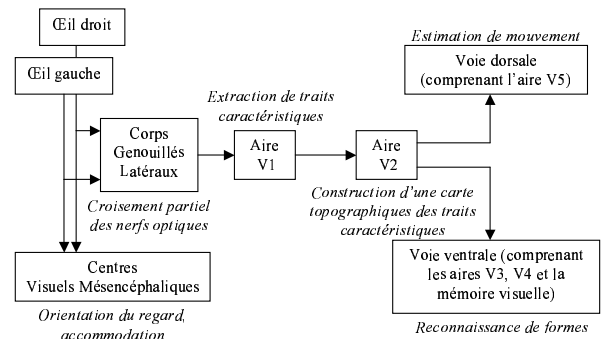


Figure 1 – Modèle fonctionnel du système visuel humain

Dans ce modèle, nous pouvons distinguer les éléments suivants :

- les yeux : au fond de chaque oeil, les capteurs photo-électriques de la rétine acquièrent l'information visuelle et l'envoient au cortex visuel par les nerfs optiques ;
- les corps genouillés latéraux (CGL) : ils sont le siège d'un croisement partiel de nerfs optiques tel qu'à leur sortie des CGL, chaque nerf optique transporte l'information de la partie du champ visuel qui lui est opposée (le nerf optique gauche porte les informations de la partie droite du champ visuel et vice versa) [1] ;

- l’aire V1 : elle extrait des traits caractéristiques à partir des informations fournies par les nerfs optiques, détecte des lignes orientées [3] [4] et code l’orientation des bordures des objets [1];
- l’aire V2 : elle repère les traits caractéristiques (extraits par l’aire V1) les uns par rapport aux autres en construisant une carte d’organisation topographique de ces traits caractéristiques [5];
- la voie ventrale : elle effectue une reconnaissance de formes en comparant les représentations fournies par l’aire V2 à celles stockées dans une mémoire visuelle (il existe en fait au moins deux mémoires visuelles différentes : une à très court terme et une à long terme) [6];
- la voie dorsale : elle estime le mouvement des objets présents dans le champ visuel grâce aux représentations topographiques fournies par l’aire V2 [5];
- les centres visuels mésencéphaliques : ils sont constitués du colliculus supérieur qui contrôle l’orientation du regard et les saccades oculaires mais également du pretectum qui réalise l’accommodation (courbure du cristallin en fonction de la distance entre l’oeil et l’objet regardé) et l’adaptation à la lumière (adaptation de la perception en fonction de la dynamique des signaux parvenant à la rétine) [2].

Parmi les contre-réactions qui n’apparaissent pas dans le modèle présenté figure 1, nous pouvons citer une contre-réaction allant de la voie dorsale vers les centres visuels mésencéphaliques afin d’orienter le regard vers un objet en mouvement. Mais il existe de nombreuses autres contre-réactions comme celles qui permettent de concentrer l’attention sur des objets difficiles à reconnaître ou nécessitant l’exploration d’un champ visuel important.

3 Traits caractéristiques perceptuels

L’extraction de traits caractéristiques dans des images peut permettre de mesurer la qualité de celles-ci. Certains auteurs extraient des traits caractéristiques directement à partir du signal d’image [7] [8]. Afin de prendre en compte les spécificités du SVH, plusieurs traitements consécutifs peuvent être appliqués à une image afin d’en obtenir une représentation perceptuelle appropriée à l’extraction des traits caractéristiques recherchés. Dans cet article, la transformation d’une image en représentation perceptuelle modélise le dispositif d’affichage mais aussi des phénomènes importants de la vision humaine comme la sensibilité au contraste et l’effet de masquage.

3.1 Représentation perceptuelle d’une image

De manière à prendre en compte l’image vue par l’observateur, le comportement du dispositif d’affichage est modélisé par une fonction non linéaire (appelée couramment “fonction gamma”). Cette fonction transforme les données d’une image (représentée en composantes RVB) en luminances physiques (exprimées en candella par mètre

carré). Pour la composante rouge, la fonction utilisée est la suivante :

$$L_R = \text{Offset}_R + L_{R,\max} * \left(\frac{R}{R_{\max}}\right)^{\gamma_R} \quad (1)$$

avec :

- L_R : luminance physique de la composante rouge,
- Offset_R : valeur de la luminance pour une composante rouge nulle (typiquement 0.23 cd/m^2),
- $L_{R,\max}(R)$: luminance maximale de la composante rouge,
- R_{\max} : valeur maximale de la composante rouge (255 pour un codage sur 8 bits),
- γ_R : paramètre dépendant de l’écran utilisé (typiquement 2.4).

Les relations entre L_V et V (pour la composante verte) et entre L_B et B (pour la composante bleue) sont respectivement du même type mais avec des différences dans les valeurs de $L_{R,\max}$, $L_{V,\max}$ et $L_{B,\max}$. Pour un moniteur TV à tube cathodique (CRT) standard calibré selon la recommandation ITU-T BT.500-11 [9], ces valeurs sont les suivantes :

- $L_{R,\max} = 18.310 \text{ cd/m}^2$
- $L_{V,\max} = 58.672 \text{ cd/m}^2$
- $L_{B,\max} = 9.376 \text{ cd/m}^2$

Dans un deuxième temps, les luminances (L_R , L_V , L_B) sont converties dans l’espace colorimétrique de Krauskopf [10]. Cet espace a été validé comme espace colorimétrique perceptuel [11] car c’est dans cet espace que la présence d’un stimuli sur un axe colorimétrique perturbe le moins possible la perception d’un signal porté par un autre axe. L’espace de Krauskopf contient une composante achromatique notée A et deux composantes chromatiques antagonistes notées $Cr1$ (axe rouge-vert) et $Cr2$ (axe bleu-jaune). La conversion s’effectue à l’aide de la transformation suivante :

$$\begin{pmatrix} A \\ Cr1 \\ Cr2 \end{pmatrix} = L_{\max} \begin{pmatrix} \frac{0.2244}{L_{R,\max}} & \frac{0.6811}{L_{V,\max}} & \frac{0.0942}{L_{B,\max}} \\ \frac{0.0891}{L_{R,\max}} & \frac{-0.0617}{L_{V,\max}} & \frac{-0.0275}{L_{B,\max}} \\ \frac{-0.1029}{L_{R,\max}} & \frac{-0.2874}{L_{V,\max}} & \frac{0.3903}{L_{B,\max}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L_R \\ L_V \\ L_B \end{pmatrix} \quad (2)$$

avec $L_{\max} = L_{R,\max} + L_{V,\max} + L_{B,\max}$

Ensuite, seule la composante A va subir de nouveaux traitements alors que les composantes $Cr1$ et $Cr2$ resteront inchangées.

Les valeurs de la composante A (représentant les luminances achromatiques) sont divisées par la luminance achromatique moyenne afin de produire une image de contraste (“contraste global” de Daly [12]). Une fonction de sensibilité au contraste (CSF : *Contrast Sensitivity Function*) peut alors être appliquée. Cette CSF est de la forme filtre passe-bande et modélise la sensibilité du

SVH aux fréquences spatiales de l'image. La sensibilité au contraste d'un stimulus de fréquence f et d'orientation θ est notée $CSF(f, \theta)$. Elle est égale à l'inverse du seuil différentiel de visibilité (SDV) pour cette fréquence f et cette orientation θ , le SDV étant la différence minimale d'amplitude entre un stimulus et son voisinage pour que le stimulus soit perçu. Dans le plan fréquentiel 2D, la CSF est modélisée par la tranformation suivante [12] :

$$CSF(f, \theta) = \min \left(S\left(\frac{f}{bf_a * bf_e * bf_\theta}, l, s\right), S(f, l, s) \right) \quad (3)$$

avec :

- f : fréquence spatiale radiale (en cycles par degré visuel),
- θ : orientation (en degrés),
- l : luminance d'adaptation (en cd/m^2),
- s : aire de l'image (en degrés²),
- $S(f, l, s) = ((3.23 * (f^2 * s)^{-0.3})^5 + 1)^{\frac{1}{5}} * A_1 * 0.9 * f * e^{-B_1 * 0.9 * f} * \sqrt{1 + 0.06 * e^{B_1 * 0.9 * f}}$
- $A_1 = 0.801 * (1 + \frac{0.7}{f})^{0.2}$
- $B_1 = 0.3 * (1 + \frac{100}{f})^{0.15}$
- bf_a, bf_e, bf_θ : paramètres dépendant de la distance d'observation, de l'excentricité et de l'orientation.

Les paramètres bf_a , bf_e et bf_θ sont donnés par les équations suivantes :

$$bf_a = 0.856 * d^{0.4} \quad (4)$$

$$bf_e = \frac{1}{1 + 0.24 * e} \quad (5)$$

$$bf_\theta = 0.15 * \cos(4 * \theta) + 0.85 \quad (6)$$

avec :

- d : distance d'observation (en mètres),
- e : excentricité (en degrés),
- θ : orientation (en degrés).

L'image qui résulte du filtrage par la CSF est ensuite décomposée en sous-bandes. Chaque sous-bande est accordée sur une gamme de fréquences spatiales et une gamme d'orientations. Pour des raisons pratiques, cette décomposition est appliquée dans le domaine spectral à l'aide de 17 filtres Cortex [13] mais des décompositions similaires peuvent être effectuées avec des fonctions de Gabor ou des ondelettes. Le plan fréquentiel 2D est partitionné de la manière représentée sur la figure 2. Ce partitionnement provient d'expériences de psychophysique effectuées dans notre équipe [14].

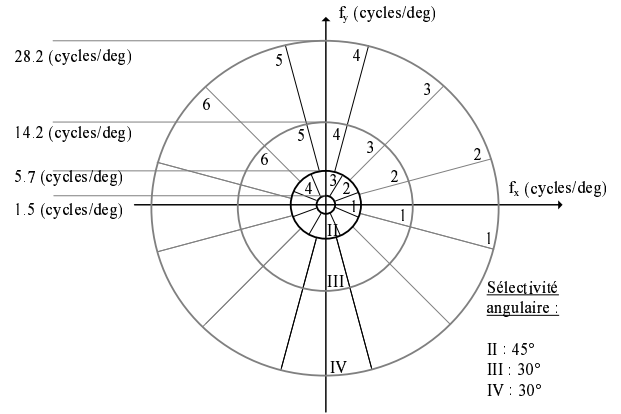


Figure 2 – Partitionnement du plan fréquentiel pour la décomposition en sous-bandes perceptuelles de la composante achromatique A

Cette décomposition en sous-bandes de la composante A permet de modéliser l'effet de masquage. Cet effet traduit l'accroissement de la difficulté à percevoir un signal (appelé signal masqué) lorsqu'il est en présence d'un autre signal (appelé signal masquant). Cet effet est maximal quand le signal masqué et le signal masquant sont proches en fréquences spatiales et en orientation. Ici, seul l'effet de masquage entre signaux de même sous-bande est pris en compte. Cette prise en compte consiste à calculer, pour chaque emplacement (x, y) de chaque image en sortie d'une sous-bande, l'élévation locale E du seuil de différentiel visibilité (SDV), cette élévation étant due à la présence du signal masquant. Seule une élévation du SDV est calculée car le SDV a déjà été pris en compte en utilisant la CSF. La forme de la fonction d'élévation par rapport à l'amplitude du signal masquant est représentée sur la figure 3.

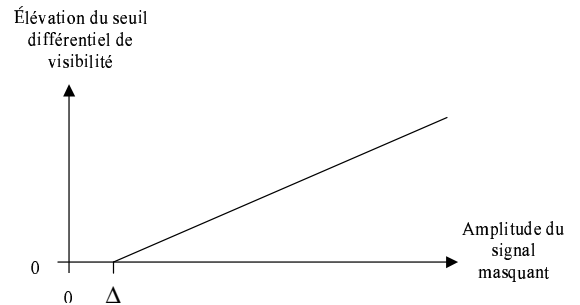


Figure 3 – Élévation du seuil différentiel de visibilité en fonction de l'amplitude du signal masquant

Ce calcul de l'élévation E du SDV utilise la relation suivante [12] :

$$E_{\rho,\theta}(x,y) = (1 + (k_1 * (k_2 * |I_{sb_{\rho,\theta}}(x,y)|)^s)^b)^{\frac{1}{b}} \quad (7)$$

avec :

- $k_1 = 0.0153$,
- $k_2 = 392.5$,
- $I_{sb_{\rho,\theta}}(x,y)$: amplitude du signal à l'emplacement (x,y) dans la sous-bande (ρ,θ) (ρ représentant la sélectivité en fréquences radiales et θ indiquant la sélectivité angulaire),
- s, b : paramètres dépendant de la bande de fréquences radiales considérée.

Cette élévation permet de connaître le seuil de visibilité local d'un stimulus en fonction de sa fréquence spatiale (CSF) mais aussi de son voisinage (masquage). Chaque échantillon des 17 sous-bandes de la représentation perceptuelle peut alors être normalisé par le seuil de visibilité local afin de représenter sa valeur perçue.

La représentation perceptuelle finale contient donc :

- 17 sous-bandes (accordées selon une gamme de fréquences radiales et une gamme d'orientations) pour la composante achromatique A ,
- une composante chromatique $Cr1$,
- une composante chromatique $Cr2$.

Les composantes $Cr1$ et $Cr2$ n'ont pas été filtrées par une CSF et n'ont pas été décomposées en sous-bandes car elles contiennent peu d'information structurelle or c'est principalement ce type d'information qui nous intéresse. Des traits caractéristiques perceptuels vont maintenant pouvoir être extraits de la représentation perceptuelle.

3.2 Extraction des traits caractéristiques perceptuels

Dans l'aire V1 du SVH, chaque cellule est sensible à une gamme de fréquences spatiales, une gamme d'orientations et une partie du champ visuel (appelée "champ récepteur"). Les cellules de l'aire V1 sont sensibles à des contrastes orientés. Il est donc intéressant d'extraire de telles informations. Pour cela, nous allons extraire des segments orientés à des points P_i situés sur les extrema locaux dans les images en sortie des sous-bandes de la composante A .

Cette extraction utilise un algorithme original de "stick growing". Cet algorithme, présenté figure 4, consiste à essayer de construire un segment centré sur P_i dans toutes les directions. Chaque point du segment doit être situé sur une valeur supérieure à un seuil exprimé en pourcentage de la valeur au point P_i . Une valeur du seuil de 50% de la valeur au point P_i , déterminée empiriquement, est utilisée car elle produit, sur des images naturelles variées, des segments comparables à ceux que l'on pourrait extraire manuellement pour représenter le contenu de l'image. Le résultat de l'algorithme est le segment le plus long. Une fois que la longueur L_i et l'orientation O_i de ce segment ont été

déterminées, l'algorithme de "stick growing" est employé, mais cette fois uniquement dans la direction orthogonale au segment trouvé, afin de déterminer sa largeur notée W_i . Enfin, l'amplitude Am_i de la sous-bande au point P_i est mesurée. Cet algorithme de "stick growing" présente deux avantages. Tout d'abord, il permet de mesurer l'orientation locale avec une grande précision angulaire. De plus, il est plus rapide que des méthodes classiques comme les banques de filtres car cet algorithme se compose principalement de calculs d'adresses mémoire et de comparaisons à un seuil.

Finalement, les segments orientés sont décrits par leur orientation O , leur longueur L , leur largeur W et leur amplitude Am .

D'autre part, les valeurs moyennes des composantes A_i , $Cr1_i$ et $Cr2_i$ sont extraites au point P_i . Elles sont respectivement notées \overline{A}_i , $\overline{Cr1}_i$ et $\overline{Cr2}_i$. Chaque valeur moyenne est calculée sur un voisinage circulaire de rayon 0.1 degré visuel, ce qui correspond à un dixième du rayon de la zone fovéale. Ce rayon a été déterminé afin d'obtenir une valeur moyenne très locale de chaque composante.

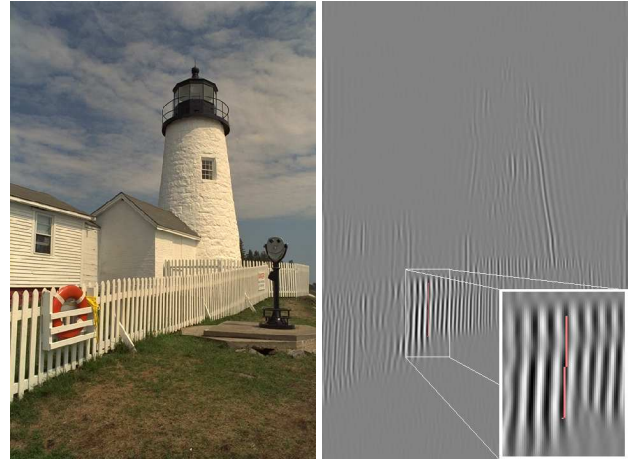


Figure 4 – Extraction de segments orientés dans l'image d'une sous-bande sur l'image "lighthouse1" de la base d'images LIVE : image testée (gauche), image de la sous-bande d'indices $\rho = III$ and $\theta = 1$ (droite) et exemple de segment extrait (agrandissement)

4 Métriques de similarité

Chaque type de trait caractéristique a une unité et une dynamique qui lui sont propres. C'est aussi le cas d'une différence en deux traits caractéristiques de même type (entre deux largeurs par exemple ou entre deux valeurs moyennes locales de la composante A). Pour comparer deux traits caractéristiques, il peut alors être intéressant d'avoir une métrique de similarité qui produise des résultats appartenant à une seule dynamique, quelque soit le type de traits caractéristiques comparés.

Pour cela, nous calculons un coefficient de correspondance qui est une différence absolue normalisée. En pratique, nous calculons la correspondance entre un trait caractéristique extrait d'une image de référence *Iref* et son équivalent extrait d'une image dégradée *Ideg*. Le coefficient de correspondance $C(F_{R,i}, F_{D,i})$ entre deux traits caractéristiques ($F_{i,Iref}$ et $F_{i,Ideg}$ est défini comme la différence absolue entre les deux traits caractéristiques, normalisée par l'amplitude du trait caractéristique dans l'image de référence *Iref* comme indiqué dans la relation suivante :

$$C(F_{i,Iref}, F_{i,Ideg}) = \max(0, 1 - \left| \frac{F_{i,Iref} - F_{i,Ideg}}{F_{i,Iref}} \right|) \quad (8)$$

Néanmoins, l'équation précédente n'a pas de sens pour comparer deux orientations. En effet, pour une différence entre deux orientations (traits caractéristiques notés O_i), la normalisation ne peut se faire par la valeur de l'orientation dans l'image originale (par exemple, normaliser en divisant par 0° n'aurait aucun sens). Or, le plus grand écart angulaire possible entre deux structures est $\frac{\pi}{2}$. Par conséquent, nous utilisons la fonction *DiffNorm*(O_i), périodique de période π , représentée sur la figure 5.

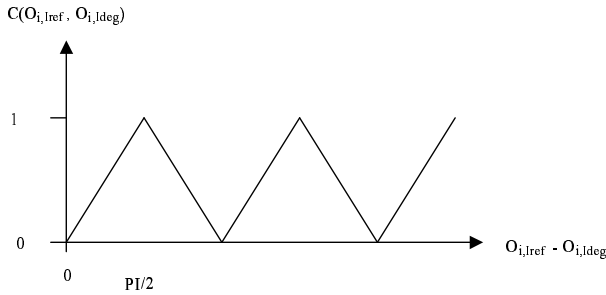


Figure 5 – Fonction $C(O_{i,Iref}, O_{i,Ideg})$ (pour le trait caractéristique "orientation")

Chaque coefficient de correspondance appartient donc à la dynamique $[0; 1]$. La valeur 1 montre une égalité entre les deux traits caractéristiques alors que la valeur 0 indique que la différence entre les deux traits caractéristiques est au moins égale à la valeur du trait caractéristique dans l'image de référence.

Les coefficients de correspondance ayant la même dynamique, quelque soit le type de trait caractéristique pris en compte, des traits caractéristiques de type différents peuvent alors être combinés au sein d'une métrique de similarité locale en utilisant leurs coefficients de correspondance. Par exemple, une métrique de similarité locale peut combiner l'orientation et la longueur des segments orientés, de la manière suivante :

$$SL_i = \frac{1}{2}[C(0_{i,Iref}, 0_{i,Ideg}) + C(L_{i,Iref}, L_{i,Ideg})] \quad (9)$$

Les mesures de similarité locale peuvent ensuite être combinées (par une moyenne arithmétique ou géométrique par exemple) pour produire une mesure de similarité globale entre les deux images.

5 Exemples d'application et performances

Des applications logicielles qui utilisent ces traits caractéristiques et métriques de similarité sont disponibles gratuitement sur internet à l'adresse <http://www.dcapplications.t2u.com/>. Le but de ces applications est de noter la qualité visuelle d'images qui ont été dégradées par différents traitements comme du codage (JPEG, JPEG2000, LAR [15]) ou du flou. La mesure des performances de ces applications montre qu'elles fournissent des notes de qualité qui sont hautement corrélées avec le jugement humain de la qualité. En effet, des coefficients de corrélation linéaires supérieurs à 0.91 ont été mesurés sur trois bases d'images notées par des observateurs humains lors de tests subjectifs. Le coefficient de corrélation linéaire est égal à 0.913 sur 150 images de la base de notre équipe (base IVC). Cette base a été constituée à partir de 10 images originales (de scènes naturelles) ayant subi des codages JPEG, JPEG2000, LAR et l'application d'un flou binomial. Le coefficient de corrélation linéaire est égal à 0.972 sur les 204 images JPEG de la base d'images notées LIVE [16] et égal à 0.957 sur les 198 images JPEG2000 images de cette même base. La base LIVE a été construite à partir de 29 images de scènes naturelles dégradée par un codage JPEG ou JPEG2000. Ces performances montrent que le critère de qualité mis au point (qui combine tous les traits caractéristiques présentés) donne des résultats bien meilleurs que ceux des critères classiques dans l'évaluation de qualité d'images (comme le PSNR ou la MSE) mais également de meilleurs résultats que les critères de l'état de l'art comme UQI [7] ou SSIM [8]. En effet, sur la base IVC et sur les images JPEG et JPEG2000 de la base LIVE, le critère UQI fournit des coefficients de corrélation linéaire de 0.809, 0.907 et 0.881 respectivement. Sur ces mêmes bases d'images notées, les coefficients de corrélation linéaire du critère SSIM sont respectivement 0.779, 0.958 et 0.942. Quant au PSNR, ses coefficients de corrélation sont respectivement de 0.633, 0.858 et 0.880. Les traits caractéristiques présentés et leurs métriques de similarité permettent donc de mesurer précisément de faibles différences (dues au codage ou au flou) entre deux images.

Une application a également été réalisée pour la reconnaissance de visages. Elle a montré que les traits caractéristiques présentés et leurs métriques de similarité présentés peuvent également permettre de reconnaître une

image parmi d'autres [17].

6 Conclusion

Cet article a présenté un modèle simplifié du système visuel humain et la construction d'une représentation perceptuelle d'une image. A partir de cette représentation perceptuelle, plusieurs traits caractéristiques sont extraits. Les méthodes d'extraction ont été décrites. Puis des méthodes de comparaison de ces traits caractéristiques ont été proposées. Ces traits caractéristiques et leurs métriques de similarité ont été utilisés dans plusieurs applications visant surtout à prédire la qualité d'images dégradées par différents codages. Les performances des applications présentées montrent l'utilité des traits caractéristiques perceptuels décrits et des métriques de similarité présentés. Ces traits caractéristiques pourraient donc servir à d'autres domaines comme la description d'images pour l'indexation ou la reconnaissance de formes. Plus généralement, les performances indiquées montrent l'intérêt d'intégrer une modélisation perceptuelle dans une application destinée à des utilisateurs humains.

Références

- [1] Jean Bullier. Organisation anatomique et fonctionnelle des voies visuelles. Dans *École de printemps NSI (Neurosciences et Sciences de l'Ingénieur-Association des connexionnistes en thèse)*, pages 1–17, 6-10 mai 1997.
- [2] Emmanuel Marilly. *Pré-processeur de vision fovéale. Application à la vision active*. Thèse de doctorat, Université du Havre, 1999.
- [3] H.C. Nothduft et C.Y. Li. Texture discrimination : Representation of orientation and luminance differences in cells of the cat striate cortex. Dans *Vision Research, Vol. 25, No 1*, pages 99–113, 1985.
- [4] D. H. Hubel et T. N. Wiesel. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex. Dans *J. Physiol. Lond., Vol. 160*, pages 106–154, 1962.
- [5] William Bechtel et Robert N. McCauley. Heuristic identity theory (or back to the future) : The mind-body Problem Against the background of research strategies in cognitive neuroscience. Dans *Proceedings of the 21st Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 1999.
- [6] P.H. Schiller. The effects of v4 and middle temporal (MT) area lesions on visual performances in the rhesus monkey. Dans *Visual Neuroscience, Vol. 10*, pages 717–746, 1993.
- [7] Zhou Wang. Universal quality index. Dans *IEEE Signal Processing Letters*, volume 9, pages 81–84, March 2002.
- [8] Zhou Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, et E. P. Simoncelli. Image quality assessment : From error measurement to structural similarity. Dans *Proceedings of ICIP (IEEE International Conference on Image Processing)*, volume 13, 2004.
- [9] I.T.U. Recommendation BT.500-11. Methodology for the subjective assessment of the quality of television pictures. Rapport technique, I.T.U. CCIR, 2002.
- [10] J. Krauskopf, D. R. Williams, et D. W. Heeley. Cardinal directions of color space. Dans *Vision Research*, volume 22, pages 1123–1131, 1982.
- [11] Abdelhakim Saadane, Laurent Bedat, et Dominique Barba. Perceptual quantization of chromatic components. Dans *Proceedings of SPIE, Human Vision and Electronic Imaging III*, pages 202–209, July 1998.
- [12] Scott Daly. *The Visible Differences Predictor : An Algorithm for the Assessment of Image Fidelity*, chapitre 14, pages 179–206. MIT Press, 1993.
- [13] Andrew B. Watson. The cortex transform : Rapid computation of simulated neural images. Dans *Computer vision, graphics and image processing*, volume 39, pages 311–327, 1987.
- [14] Hakim Senane, Abdelhakim Saadane, et Dominique Barba. Image coding in the context of a psychovisual image representation with vector quantization. Dans *Proceedings of ICIP (IEEE International Conference on Image Processing)*, Washington, pages 97–100, October 1995.
- [15] O. Déforges et J. Ronsin. Locally adaptative method for progressive still image coding. Dans *IEEE International Symposium on Signal Processing and its Applications*, 1999.
- [16] H. R. Sheikh, Z. Wang, L. Cormack, et A. C. Bovik. Live image quality assessment database. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>.
- [17] Mathieu Carnec et Dominique Barba. Pattern recognition based on the perception and the behavior of the human visual system. Dans *Proceedings of Digital Signal Processing, Santorini, Greece*, 2002.