

# Simplification d'images couleurs par analyse de contraste en multirésolution

Christophe Duperthuy et Jean-Michel Jolion

Laboratoire Reconnaissance de Formes et Vision,  
Bâtiment 403, INSA Lyon,  
20, avenue Albert Einstein  
69621 Villeurbanne Cedex, France

## RÉSUMÉ

Nous abordons dans ce papier le problème de la simplification extrême d'une image numérique couleur, suivant un principe de rehaussement du contraste multirésolution : la représentation simplifiée que nous obtenons (même grossière) peut alors s'avérer utile pour un transfert ou un traitement de l'image, du type de ce qui est nécessaire dans les applications d'indexation et de recherche dans les banques d'images.

## ABSTRACT

We address in this paper the problem of color image simplification, by means of multiresolution contrast enhancement : we thus obtain a (rough) representation that could be of help for picture transmission or treatment, such that indexation and search within an image database.

## 1 Introduction

Le domaine des bases d'images est actuellement en pleine expansion. Il est également générateur de questions sur lesquelles travaillent de nombreuses équipes de recherche. Tout particulièrement, l'indexation et plus exactement la recherche d'une information image au sein d'une base nécessite le développement d'outils permettant un accès à la fois robuste et rapide. Les techniques actuelles abordent ce problème sous la forme de mesures de similarités entre images.

Dans le cas des images couleurs, l'outil de référence est l'histogramme des couleurs [7]. Ses avantages principaux en sont bien-sûr la simplicité et la rapidité de manipulation. De plus l'histogramme constitue un outil facilement normalisable et invariant à de nombreuses transformations globales de l'image. En contrepartie, l'histogramme ne peut rendre compte de la distribution spatiale des informations dans l'image, que l'on doit alors caractériser par d'autres paramètres [4].

Dans le cadre de notre étude, nous avons décidé d'aborder une approche complémentaire : la simplification de l'image couleur.

## 2 Principes

### 2.1 Choix du système *TSL*

Notre objectif est d'appauvrir l'image couleur initiale, tout en conservant le maximum d'informations utiles pour des mesures de similarité. Pour cela, notre hypothèse est que toute mesure de ressemblance entre deux images doit être cohérente vis-à-vis de la ressemblance perceptuelle que

pourrait exprimer un opérateur humain. En effet, cet opérateur est le plus souvent à l'origine de la requête et représente donc une référence incontournable.

Ainsi, notre approche consiste à simplifier le signal couleur, tout en conservant les contrastes principaux [3]. Partant d'une image en niveaux de gris, notre algorithme de simplification produit une image binaire. Nous montrons dans ce papier son extension au cas des images couleurs. Les images simplifiées permettront alors une recherche rapide bien que grossière, qui sera complémentaire de l'approche à base d'histogrammes.

Notre choix s'est donc porté sur la représentation de type *TSL* (teinte, saturation et luminance) qui est plus discriminante que la simple représentation *RVB*, même si elle apparaît comme moins utilisée à l'heure actuelle. L'algorithme de conversion du système *RVB* au système *TSL* est tiré de [5].

### 2.2 Simplification de chaque composante

Les composantes *T*, *S* et *L* étant décorréliées par rapport à la représentation *RVB*, nous pouvons tout à fait les traiter indépendamment : chaque composante est alors simplifiée sous la forme d'une image binaire, qui conserve au mieux les contrastes. Les composantes *S* et *I* ne posent aucun problème et nous obtenons les cartes binaires  $S_b$  et  $I_b$  respectivement. En revanche, la composante de teinte *T*, de par sa nature circulaire (angle compris entre  $[0^\circ, 360^\circ[$ ), nécessite un pré-traitement particulier.

Afin de pouvoir traiter la teinte de manière classique (continue dans un intervalle  $[0, Max]$ ), nous devons la ramener sur une échelle non-circulaire, en opérant un seuil sur les teintes (le seuil permettra de « couper » arbitrairement la composante *T*). Ici, les techniques classiques de seuillage sont trop coûteuses.

teuses, la teinte étant définie à valeurs réelles. Nous pouvons alors utiliser un algorithme spécifique en multirésolution [2], ou un algorithme inspiré des statistiques robustes [6].

Dans ce dernier cas, nous classons les valeurs de  $T$  par ordre croissant dans une tableau  $H_T$ , puis nous recherchons la *vallée* la plus large sur  $H_T$  pour un horizon de  $h$  points ( $h$  étant fixé à 1000 points dans nos expérimentations). Le seuil correspond alors au milieu de cette vallée : nous opérons donc un recalage de l'image  $T$ , en une image  $T'$ . Cette dernière peut alors être simplifiée sous forme binaire  $T'_b$ .

### 3 Résultats

#### 3.1 Image test

Sur la Figure 1.a est présentée l'image du *Mandrill*, extraite de la bibliothèque d'images du GDR-PRC Information Signal ImageS. Cette image est de taille  $512 \times 512$  et les entropies des plans rouge, vert et bleu sont respectivement 7.71, 7.48 et 7.75, indiquant un bonne utilisation de la dynamique du signal.

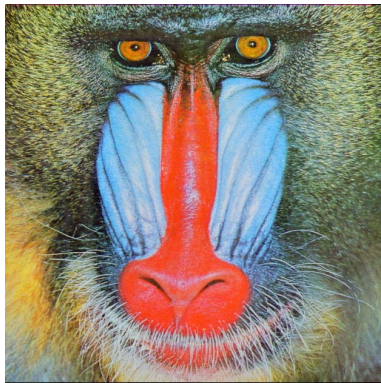


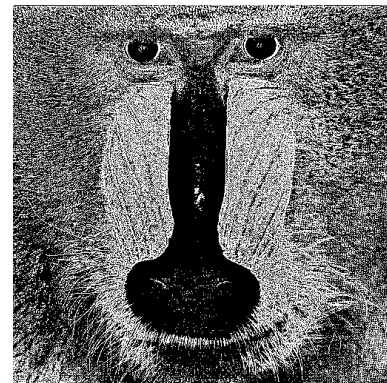
FIG. 1 — Mandrill.

#### 3.2 Cartes simplifiées

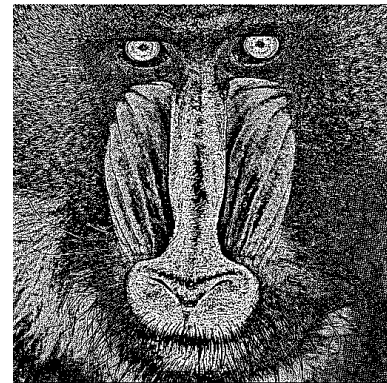
**Teinte** La carte binaire de teinte  $T'_b$  (Figure 2.a) *partitionne* l'image en deux composantes distinctes. La première composante correspond aux teintes de type rouge-orange : en noir sur la carte, il s'agit principalement du museau, des yeux, et d'une partie de la fourrure. La deuxième composante (en blanc) correspond aux autres couleurs, principalement les parties gauches et droites du museau (en bleu), et de petites transitions sur la fourrure (gris-bleu). En réalité, cette carte  $T'_b$  est ternaire, puisqu'elle peut contenir des indéterminations de teinte en certains points : dans le cas présent, seuls quatre pixels ont une teinte indéfinie.

**Saturation** Sur la carte binaire de saturation  $S_b$  (Figure 2.b) apparaissent en blanc les pixels pour lesquels, la saturation est significative (couleurs plutôt pures). Nous retrouvons principalement le museau, les yeux et une partie du pelage (quadrant inférieur gauche) pour lesquels nous percevons clairement les couleurs. Le reste de l'image (en noir) correspond aux pixels

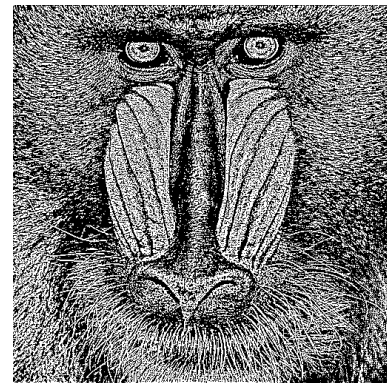
dont la couleur n'est pas significativement saturée : il s'agit des niveaux de gris et des pastels (les reflets sur le museau, les moustaches blanches, la fourrure grise, le pourtour des yeux et les pupilles en noir).



(a)



(b)



(c)

FIG. 2 — Cartes binaires (a) pour la teinte  $T'_b$  (b) pour la saturation  $S_b$  (c) pour la luminance  $I_b$ .

**Luminance** Enfin, la Figure 2.c correspond à la carte binaire de la luminance : elle représente les contrastes significatifs de l'intensité lumineuse et conserve relativement bien l'information initiale. En effet, les parties gauche et droite du museau apparaissent en clair (densité de points blancs plus élevée) par rapport à la partie centrale, plus sombre. De même, les texturations du pelage, du museau et des moustaches sont relativement bien conservées.

Du reste, l'image  $I_b$  ne nous pose aucun problème pour

identifier *un babouin* (au même titre que les cartes  $T'_b$  et  $S_b$ , à ceci près que leurs contrastes paraissent moins naturels). Il semble alors que l'utilisation de ces cartes binaires pour faire des mesures de similarité présente un intérêt certain en termes d'occupation mémoire (stockage et algorithme) et en termes calculatoires.

## 4 Reconstruction couleur

### 4.1 Modes colorimétriques

La carte « binaire » des teintes contient trois phases : noir, blanc et indéfini. Ces valeurs ne correspondant pas directement à des teintes, il peut s'avérer utile d'évaluer deux teintes dominantes (une pour chaque phase noire et blanche) à partir de la carte  $T$  d'origine.

Nous choisissons donc de calculer les modes colorimétriques  $C_0$  et  $C_1$  comme suit :

$$C_0 = \text{Mode}\{T(P)/T'_b(P) = 0\}$$

et

$$C_1 = \text{Mode}\{T(P)/T'_b(P) = 1\}$$

Nous obtenons alors la carte binaire des teintes  $T_b$  en remplaçant les valeur 0 et 1 dans  $T'_b$  par  $C_0$  et  $C_1$ .

A partir des cartes simplifiées  $T_b$ ,  $S_b$  et  $I_b$ , une image couleur simplifiée peut être reconstruite, pour un besoin d'affichage par exemple. Ainsi la Figure 4.a correspond à l'image simplifiée du *Mandrill* en appliquant l'algorithme de conversion du système *TSL* vers le système *RGB*.

Les modes colorimétriques sont respectivement  $C_0 = 37^\circ$  (rouge) et  $C_1 = 233^\circ$  (cyan). L'information couleur est ainsi globalement conservée : la partie centrale du museau ressort en rouge ; les parties latérales paraissent relativement peu colorées, la couleur cyan étant plutôt marquée autour des yeux. Par reconstruction, nous obtenons aussi deux couleurs supplémentaires correspondants aux cas où  $I_b = 0$  : les yeux du *Mandrill* et une partie du pelage sont de couleur orangée, de même que les ombrages du museau ressortent en bleu (marine).

### 4.2 Analyse des cartes binaires

Chaque image binaire peut être analysée en termes de bruits, de textures, de contours et de régions [1] : cette analyse peut permettre d'une part une définition plus précise de nombreux paramètres (*e.g.* quantité de bruits dans chaque phase, ...) et une simplification supplémentaire des images d'autre part. Par exemple, les images de *a*, *b* et *c* de la Figure 3 correspondent aux cartes simplifiées de  $T'_b$ ,  $S_b$  et  $I_b$  respectivement, obtenues par élimination des bruits et des textures fines.

En recombinaison des cartes simplifiées de la Figure 3, nous obtenons l'image couleur de la Figure 4.b. Cette dernière est naturellement plus grossière puisque nous en avons supprimé les détails. Les couleurs de l'image apparaissent alors plus clairement, sous forme de taches homogènes : en particulier, les parties latérales du museau ressortent plus colorées.

Dès lors, de multiples combinaisons deviennent possibles à partir des cartes binaires : la Figure 4.c est reconstruite à partir de la carte sur-simplifiée de la teinte Figure 3.a et des cartes binaires  $S_b$  et  $I_b$  (Figure 2.b-c).

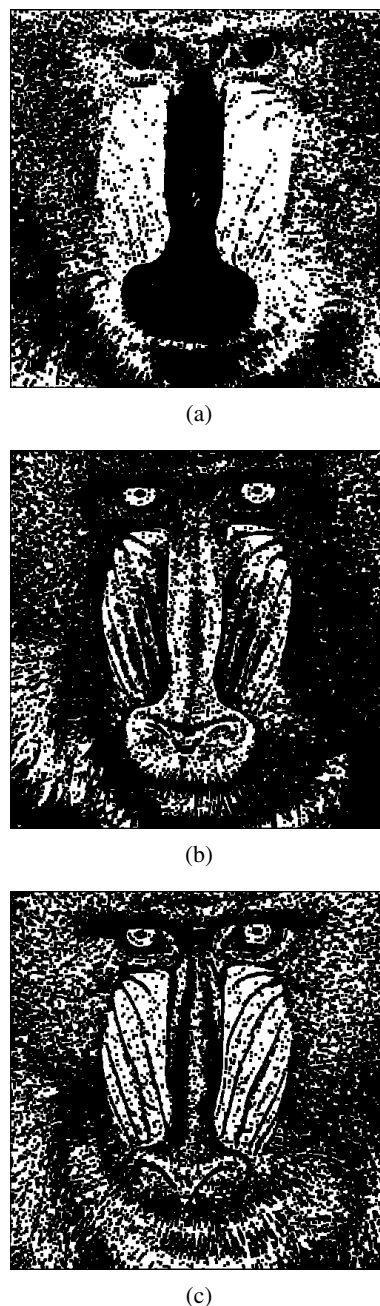


FIG. 3 — Cartes simplifiées et dé-texturées pour la teinte (a), la saturation (b), et la luminance (c).

## 5 Discussion

Le rehaussement du contraste multirésolution permet une simplification extrême des images couleurs : alors que l'image originale de la Figure 1 est codée en 24 bits par pixel, les images de la Figure 4 ne nécessitent plus que 3 bits par pixel, plus deux valeurs réelles pour mémoriser les teintes  $C_0$  et  $C_1$ . Bien-sûr, ces dernières ne constituent pas une représentation

exacte de l'original, mais elles en conservent l'information principale.

Nous pouvons alors utiliser ce mode de représentation pour la transmission d'images simplifiées : par exemple, dans le cadre des banques d'images accessible sur le réseau, la transmission d'images simplifiées pour réaliser son choix, peut permettre un gain de temps (et de bande passante) non négligeable.

D'autre part, le contenu sémantique des images couleurs simplifiées est relativement proche des images originales : les cartes binaires  $T_b$ ,  $S_b$  et  $I_b$  peuvent alors servir pour évaluer des mesures de similarité. Aussi, la décomposition de l'image couleur étant réalisée dans un environnement pyramidal, nous pouvons adopter une approche de type *coarse-to-fine* à moindre coût.

## 6 Conclusion

L'originalité de ce travail réside principalement dans la définition d'un contraste couleur en multirésolution. Ce dernier fournit alors des images simplifiées visuellement correctes, pour une compression chromatique importante (validée pour d'autres images couleurs *RVB*).

Il subsiste néanmoins quelques faiblesses dans le cadre des images couleur à palettes (GIF, BMP...) : en effet, ces dernières occasionnent un *échantillonnage* non régulier de la palette des couleurs, qui fausse par la suite le calcul de nos modes colorimétriques.

D'autre part, l'étude des cartes binaires  $T_b$ ,  $S_b$  et  $I_b$  (en termes de bruits, de textures, de contours, *etc.*) peut offrir un ensemble de critères discriminants, particulièrement utiles pour une indexation automatique de banques d'images.

## Références

- [1] C.Duperthuy, J.-M. Jolion. *Towards a generalized primal sketch*. Proc. 8<sup>th</sup> Workshop on Theoretical Foundations of Computer Vision, 1996, à paraître (SpringerWien-NewYork).
- [2] J.-M. Jolion, A. Rosenfeld. *Coarse-fine bimodality analysis of circular histograms*. Pattern Recognition Letters, 10, 1989, 201–207.
- [3] J.-M. Jolion. *Analyse multirésolution du contraste dans les images numériques*. Traitement du signal, 11(3), 1994, 245–255.
- [4] Z.N. Li, B. Yan. *Recognition kernel for content-based search*. Proc. Int. IEEE Conf. SMC, 1996, 472–477.
- [5] I. Pitas. *Digital Image Processing Algorithms*. Prentice Hall, 1993.
- [6] P.J. Rousseeuw, A.M. Leroy. *Robust Regression & outlier detection*. John Wiley & Sons, Inc., 1987.
- [7] H.D. Wactlar, T. Kanade, M.A. Smith, S.M. Stevens. *Intelligent access to digital video : Informedia project*. IEEE Computer, 29(5), 1996, 46-52.



(a)



(b)



(c)

FIG. 4 — Images couleurs simplifiées du Mandrill : (a) à partir des cartes  $a$ ,  $b$  et  $c$  de la Figure 2 (b) à partir des cartes  $a$ ,  $b$  et  $c$  de la Figure 3 (c) à partir de la carte  $a$  de la Figure 3 et des cartes  $b$  et  $c$  de la Figure 2.