

# Détection de contours par Transformation Quasi-Mixing

Ph. CORNU, A. SMOLARZ

LM2S, Université de Technologie de Troyes, 12 rue Marie Curie, BP 2060, F - 10010 Troyes Cedex

{philippe.cornu, andre.smolarz}@utt.fr

**Résumé** – Nous présentons dans cet article une nouvelle approche pour l'extraction de contours. Cette approche est basée sur l'utilisation d'une transformation dite "quasi-mixing", c'est-à-dire, sur l'utilisation d'une permutation spécifique des pixels de l'image vérifiant certaines propriétés de nature statistique. Pour cette méthode, nous donnons des exemples variés et des éléments relatifs aux performances de l'algorithme proposé.

**Abstract** – In this paper, we introduce a new approach in the field of edge detection. This approach is based on the use of a "quasi-mixing" transformation, that is, a specific permutation of the pixels of the images which verifies some statistical properties. For this method, we give some examples and some elements about the performance of the proposed algorithm.

## 1. Introduction

Nous proposons ici une nouvelle approche pour la détection de contours, qui est basée sur l'utilisation d'une transformation Quasi-Mixing (ou transformation QM). Ce type de transformation a été introduit dans [4]. Nous en donnons les éléments nécessaires pour cette présentation.

### 1.1 Les transformations QM

Une transformation  $f : M \rightarrow M$  où l'ensemble  $M$  est continu ( $M = [0, 1] \times [0, 1]$  par exemple) est dite mixing si elle a la propriété, par itération, de "bien mélanger" asymptotiquement les points de  $M$  (voir [1] ou [2]). Une définition intuitive est donnée dans [1] pp. 18-19 : " soit  $M$  un shaker rempli d'un liquide incompressible comportant 10 % de gin, 90 % de martini. Supposons que le gin occupe initialement une portion  $A$  de  $M$ . Après  $n$  agitations  $f$ , le gin occupe la portion  $f_n(A)$ . Physiquement, il est naturel d'espérer que, pour  $n$  assez grand, la proportion de gin contenue dans un volume quelconque  $B$  de  $M$  sera de l'ordre de 10 % ". Une transformation ne peut pas être mixing dans le cas discret fini (voir [2]) qui est celui des images numériques. Toutefois, le passage du cas continu au cas fini fait apparaître une propriété que nous nommons quasi-mixing (propriété de bien mélanger (statistiquement) les éléments). En termes d'image  $I$ , le mélange se traduit, par itération de  $f$ , par le fait que pour un  $n$  convenable,  $f_n(I)$  présente les caractéristiques d'une texture microscopique. Dans l'ensemble des systèmes dynamiques mixings présentés dans [1], nous n'utilisons ici que la Transformation du Boulanger (TB) qui est décrite dans [4] dans le cas discret fini. La TB étant une permutation, elle est bijective et périodique, et la période est fonction de la taille de l'image. Selon le nombre d'itérations, on obtient des textures différentes. Nous avons déterminé (voir [5]) le nombre d'itérations qui sont nécessaires pour obtenir la "meilleure" texture. La Fig. 1.b montre la texture obtenue par itération de la TB sur l'image de la Fig. 1.a.

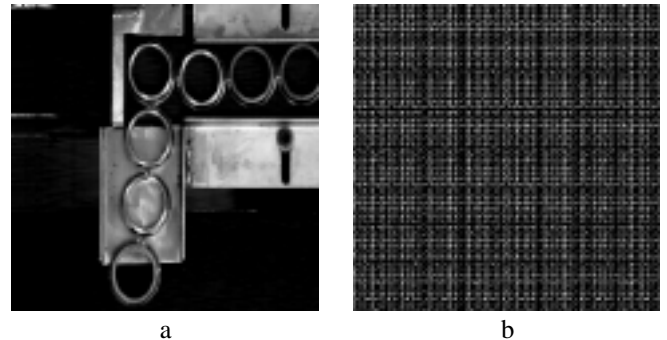


FIG. 1 : Image *Bagues* originale (a) et mixée (b)

Le point essentiel ici est la propriété de reconstruction locale décrite plus en détail dans [4]. Schématiquement, si l'on prend une partie de la texture (Fig. 1.b) choisie selon des critères prenant en compte l'aspect périodique de cette texture (et basés sur les propriétés des transformations QM), avec le nombre *ad hoc* d'itérations de la TB, on retrouve une version de taille réduite de l'image de départ. Si on assemble des copies de la partie choisie de la texture pour obtenir la taille de l'image de départ, par itérations de la TB on obtient une image proche de l'originale (la Fig. 2.a a ainsi été obtenue à partir de quatre copies du quart supérieur gauche de la texture (Fig. 1.b)).

### 1.2 Esquisse de la méthode

L'approche que nous proposons ici est une approche frontière (voir [3]). Elle repose exclusivement sur l'utilisation d'une transformation quasi-mixing, et ne fait intervenir aucun calcul de gradient ni de dérivée seconde ni du laplacien... (voir [3] ou [6]).

Le principe général de notre méthode est le suivant :

- calcul de la texture associée à l'image ;
- extraction d'une partie de la texture obtenue et reconstruction de l'image à partir de celle-ci par application de la transformation QM inverse ;
- création de l'image différence entre l'image originale et l'image reconstruite puis seuillage.

### 1.3 Contenu de l'article

La partie 2 est consacrée à la présentation de la méthode, en mettant l'accent sur le devenir des pixels par transformation QM. Nous montrons ensuite comment le choix de la partie de texture que l'on utilise a un impact sur les caractéristiques des contours que l'on obtient.

La partie 3 est dédiée à la présentation des résultats obtenus et à leur discussion. Nous concluons cet article en présentant quelques perspectives.

## 2. La méthode

La méthode repose sur la manière dont opère la TB pour distribuer les pixels de l'image de départ (Fig. 1.a) dans l'image de texture (Fig. 1.b), et qui est exploitée lors de la phase de reconstruction menant à l'image a de la Figure 2. Le résultat avant seuillage est présenté à la Figure 2.b où l'image est simplement obtenue par différence entre l'image de la Figure 1.a et celle de la Figure 2.a.

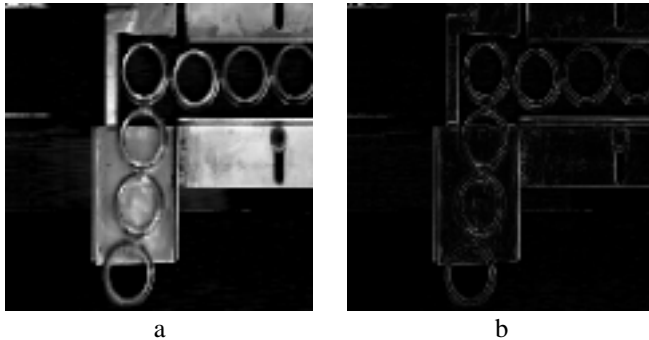


FIG. 2 : Image *Bagues* reconstruite et image différence

### 2.1 Le principe de la méthode

Afin de présenter simplement le principe de notre approche, nous allons, montrer sur deux exemples - dans le cas d'une image  $256 \times 256$  par exemple - le devenir de quelques pixels lors de la transformation Image Texture puis lors de la reconstruction de l'image à partir d'un quart de la texture dans le premier cas, puis de la moitié supérieure de cette même texture dans le second cas.

Prenons par exemple les pixels  $P_1(43, 37)$ ,  $P_2(43, 38)$ ,  $P_3(44, 37)$  et  $P_4(44, 38)$  (repérés par leurs coordonnées) de l'image d'origine, soit schématiquement la configuration :

$P_1$	$P_2$
$P_3$	$P_4$

Dans la texture, ces pixels ont respectivement pour coordonnées (220, 85), (92, 85), (220, 213) et (92, 213). Il y en a donc un dans chaque quart de la texture. Si maintenant, comme dans le cas illustré par la Fig. 2, nous prenons le quart supérieur gauche de la texture, nous obtenons, après reconstruction, la configuration suivante :

$P_2$	$P_2$
$P_2$	$P_2$

Si nous avons pris la moitié supérieure de la texture, après duplication et superposition puis après reconstruction, nous aurions obtenu la configuration suivante :

$P_2$	$P_2$
$P_4$	$P_4$

Maintenant, dans le premier cas (quart de texture), si les quatre pixels sont de même niveau de gris ou de niveaux très voisins (zone homogène), alors, par différence de l'image d'origine et de l'image reconstruite, nous allons obtenir des pixels noirs ou très voisins du noir (niveau de gris 0). Inversement, si nous sommes sur une région frontière avec par exemple les pixels 1 et 3 d'un niveau de gris donné et les pixels 2 et 4 d'un autre niveau, alors la différence des deux images fera apparaître cette frontière en rendant proche de zéro les niveaux de gris des pixels de la partie droite du bloc, mais pas ceux de la partie gauche. Il en va de même pour l'autre cas (demi texture).

### 2.2 Impact du choix de la partie de texture

Il est clair que, selon le choix fait (quart de texture, demi texture...), on obtient des images reconstituées qui ne sont pas identiques, ce qui implique que ce choix impacte certaines caractéristiques des contours que l'on détecte. En effet (voir l'exemple ci-dessus), le choix d'une demi texture horizontale ou verticale va donner des résultats sensiblement différents. La différence se situe dans la capacité à renforcer ou atténuer les lignes verticales ou horizontales, c'est-à-dire que le choix opère un peu à la manière d'un filtre. En fait, chaque choix *ad hoc* d'une partie de la texture a cette propriété de sorte qu'une combinaison par fusion de résultats obtenus de cette manière doit permettre d'améliorer la qualité des contours que l'on peut extraire. Nous illustrons cet aspect à l'aide d'une image présentant de nombreuses lignes horizontales ou verticales (l'image *Bagues*).

Dans la première image (Figure 3.a : différence entre l'image d'origine et l'image reconstruite), on a utilisé la moitié gauche de la texture associée à l'image. Apparaissent les lignes horizontales et sont masquées les lignes verticales. Un résultat inverse (lignes verticales mises en évidence et lignes horizontales masquées) est obtenu en utilisant la moitié supérieure de la texture comme on peut le voir sur la Figure 3.b.

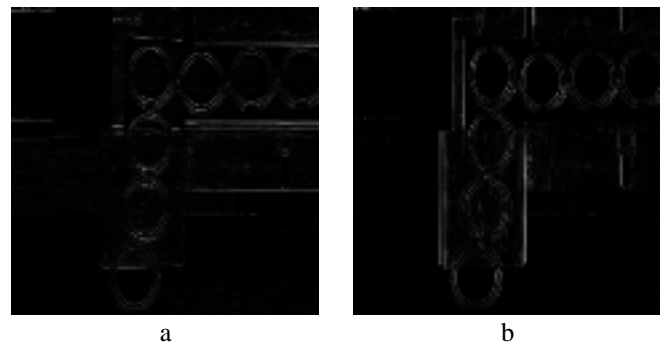


FIG. 3 : Avec demi texture gauche (a) et supérieure (b)

### 3. Résultats

Les images utilisées ont été prises dans la banque d'images du GDR ISIS et sélectionnées principalement à partir de celles qui sont proposées dans [3] pour que le lecteur puisse disposer d'un point de comparaison pour ce qui est des contours extraits. Compte tenu de la limitation en termes de place, nous avons choisi des scènes naturelles offrant un large ensemble de dynamiques et de contours.

#### 3.1 Méthodologie

Afin de pouvoir disposer de points de comparaison, pour toutes les images présentées, la procédure a été la même :

- les images originales (images de gauche) n'ont fait l'objet d'aucun prétraitement. Elles sont en  $256 \times 256$  pixels et codées sur 8 bits, en niveaux de gris ;
- dans tous les cas, la transformation utilisée a été la TB, la texture étant obtenue au bout de 8 itérations ;
- on a utilisé le quart supérieur gauche de la texture ;
- l'image est reconstruite par application de la TB inverse ;
- l'image différence est alors la seconde image. Faute de place, nous ne présentons pas les images seuillées. Il convient de noter que le choix du seuil peut être dicté par des considérations (subjectives) de rendu de contour. C'est la raison pour laquelle nous avons préféré présenter l'image différence ;
- aucun post-traitement n'a été appliqué ;

#### 3.2 Discussion

Pour l'image Bagues (Fig. 4), les niveaux de gris sont compris entre 0 et 255. Le résultat obtenu montre une bonne prise en compte des reflets, une identification claire des différentes zones de l'image. Les bagues sont bien extraites sans avoir toutefois, pour certaines, des contours parfaitement fermés. Il y a moins d'artéfacts liés aux reflets que dans les images présentées dans [3] mais les contours des bagues sont un peu moins bien localisés.

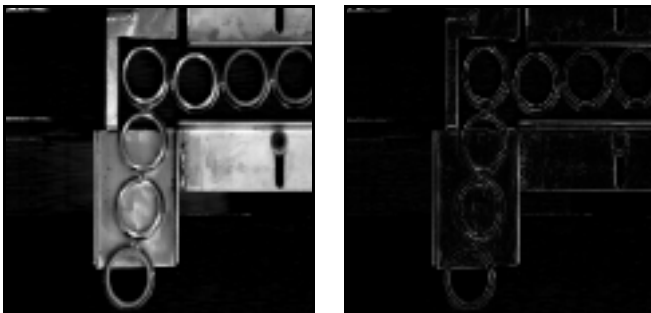


FIG. 4 : L'image *Bagues*

L'image Couloir (Fig. 5) présente aussi une bonne dynamique (0-255). On retrouve les principaux éléments des contours (lignes sur le sol, limites des couloirs). Les variations d'éclairage génèrent quelques parasites qui restent acceptables (voir les images de contour dans [3]).



FIG. 5 : L'image *Couloir*

L'image Aquitaine (Fig. 6 - dynamique de 0 à 255) est complexe par le mélange de zones (homogènes, texturées...) mais aussi par la géométrie et la taille des différents éléments de la scène. Les éléments principaux sont bien détectés, mais peut-être trop de détails restent-ils présents (lignes dans certains champs par exemple) - résultat à comparer avec ceux qui sont présentés dans [3].

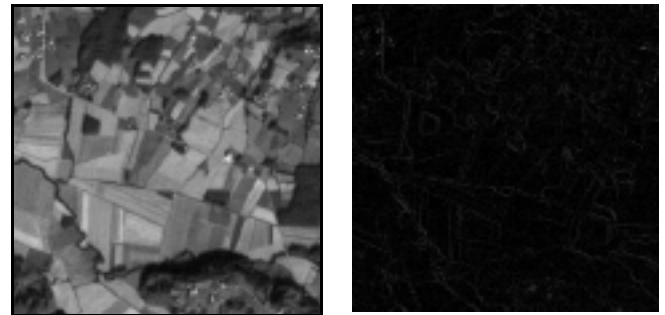


FIG. 6 : L'image *Aquitaine*

Pour l'image Bureau (0 - 255 pour les niveaux de gris, Fig. 7), le résultat présenté montre que pour les zones éclairées les contours sont extraits correctement. Dans les zones plus sombres, le résultat est moins visible.

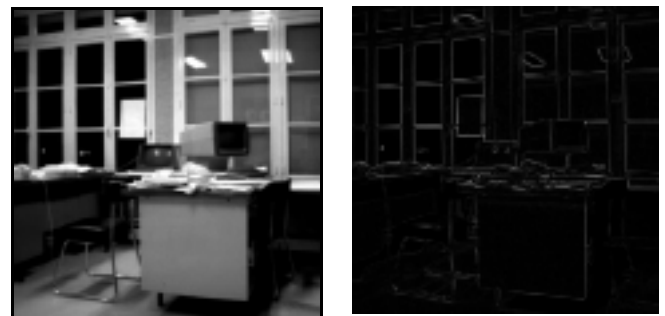


FIG. 7 : L'image *Bureau*

En ce qui concerne l'image Coronaires (Fig. 8), la dynamique est beaucoup plus restreinte (39-157) et les contours de certains (petits) vaisseaux ne sont pas toujours bien délimités (peu de transitions). Pour ces derniers, les résultats ne sont pas toujours satisfaisants. Pour les autres vaisseaux, les contours sortent correctement (bien qu'un peu épais).

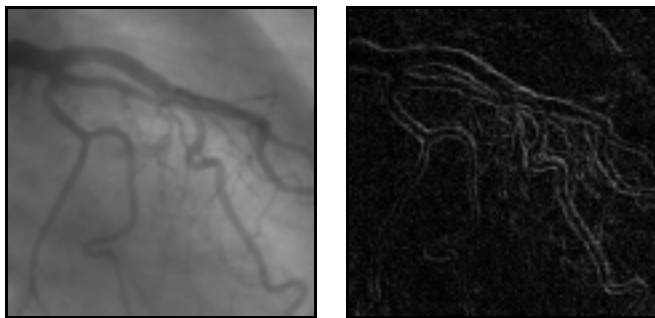


FIG. 8 : L'image Coronaires

L'image Muscle (niveaux de gris allant de 44 à 249 - Fig. 9) comporte des éléments de trois types : des fibres foncées plutôt homogènes, des fibres claires texturées et des zones claires entre les fibres. Certains contours sont bien détectés, d'autres moins, surtout dans les zones texturées.

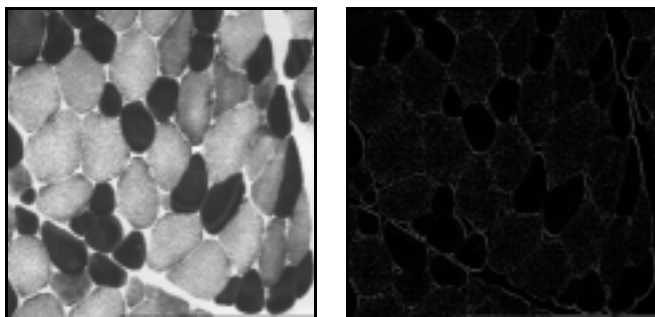


FIG. 9 : L'image Muscle

### 3.3 Complexité (esquisse)

En termes de complexité des calculs (hors seuillage), la première étape (passage de l'image de la Fig. 1.a à celle de la Fig. 1.b), qui est une permutation, consiste en un réadressage des pixels de l'image qui peut se réaliser en une seule étape. Il n'y a ici aucune opération arithmétique : cette première étape est donc très rapide.

Lors de la deuxième phase, le traitement fait à partir du quart de la texture pour donner l'image montrée Fig. 2.a est essentiellement identique à celui de la première étape. Il ne comporte aucune opération arithmétique et est donc tout aussi rapide que celui de la première phase.

La dernière étape - la différence entre l'image montrée Fig. 1 et celle de la Fig. 3 - recèle les seules opérations arithmétiques de l'ensemble du processus (une soustraction et une valeur absolue par pixel). La comparaison avec les calculs que nécessitent les méthodes classiques (voir par exemple [3]) en nombre d'opérations montre que la méthode que nous proposons est assez efficace (en effet, la moindre convolution requiert des opérations - dont des multiplications - en plus grand nombre).

### 3.4 Comparaison

Il est assez difficile de comparer cette approche aux approches classiques tout comme il n'est pas aisé de comparer ces approches classiques entre elles (voir [6] p. 243-244 par exemple : "Par ailleurs, ne disposant pas de définition unique de contour, il est impossible de mesurer

l'efficacité d'un algorithme d'extraction de contour dans le cas général. Ceci rend impossible la comparaison objective et rigoureuse des algorithmes."). C'est la raison pour laquelle, afin de pouvoir faire, malgré tout, des comparaisons en termes de résultats, c'est-à-dire de contours extraits, nous avons pris - pour illustrer notre approche - un sous-ensemble des images utilisées dans [3] dans les chapitres consacrés à l'extraction de contour.

## 4. Conclusion

Cette méthode a été utilisée sur de nombreuses images avec, dans l'ensemble, de bons résultats. Il convient de noter que les résultats les moins bons sont ceux que l'on obtient avec des images ayant une très faible dynamique et très peu de variations dans les niveaux de gris.

Un autre intérêt - en dehors de la simplicité de mise en œuvre de la méthode et de sa rapidité - réside dans la possibilité (dont nous n'avons qu'esquissé la présentation) d'isoler ou de masquer certaines composantes du contour à partir du choix de la partie de texture que l'on utilise. Il y a là une réflexion à mener sur la relation liant la partie de texture utilisée et les résultats, ainsi que sur le problème de la fusion des contours résultant des calculs menés avec différentes parties de la texture associée à l'image via la TB.

En résumé, on peut dire que la méthode que nous présentons donne des résultats intéressants dans un grand nombre de situations, et ce, rapidement (en termes de temps de calcul). Toutefois, cette méthode semble donner de meilleurs résultats dès l'instant où les régions sont relativement homogènes. Inversement, plus la zone est texturée plus on observe un phénomène de bruit qui, compte tenu du fonctionnement de la méthode, est tout à fait logique. D'autre part, de petits détails sont parfois absents de l'image différence (et donc de l'image seuillée) comme on peut le voir sur l'image Coronaires (Fig. 8). Ceci résulte du choix de la partie de texture (dans notre cas, un quart de la texture) par rapport à la taille du détail (nombre de pixels). Un de nos objectifs sera de minimiser ces problèmes.

## Références

- [1] V. I. Arnold et A. Avez. *Problème ergodiques de la mécanique classique*. Gauthier-Villars, Paris 1967.
- [2] P. Billingsley. *Ergodic Theory and Information*. John Wiley & Sons, Inc., New-York 1965.
- [3] J.-P. Cocquerez et S. Philipp. *Analyse d'images : filtrage et segmentation*. Masson, Paris, 1995.
- [4] Ph. Cornu et A. Smolarz. *Caractérisation d'images par textures associées*. Traitement du signal, 2002, vol. 19, p. 29-35.
- [5] Ph. Cornu et A. Smolarz. *Caractérisation de la signature textuelle d'une image*. 18ème colloque GRETSI'01, 10-13 septembre 2001, Toulouse.
- [6] M. Kunt, G. Granlund, M. Kocher, *Traitement numérique des images*, Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, 1993.