

Nouvelles perspectives en détection de contours : Textures et images multispectrales

Marie-Flavie Auclair Fortier^{1*}, Djemel Ziou¹, Costas Armenakis² et Shengrui Wang¹

¹Département de mathématiques
et informatique
Université de Sherbrooke
2500 Blv Université, Sherbrooke
Québec, Canada, J1K 2R1

²Centre d'information
topographique
Géomatique Canada
615 Booth Str, Ottawa
Ontario, Canada, K1A 0E9

Résumé

Ce document présente deux détecteurs de contours. Le premier est un nouveau Laplacien pour les images multispectrales. Dans le cas de ces images, les contours sont moins bien définis que pour les images à niveaux de gris. Nous développons le Laplacien multispectral à partir d'une mesure de contraste multispectral présentée dans Cumani [1]. Le deuxième détecteur est destiné aux images de textures. Les contours de texture ne sont pas seulement les points de variation de l'intensité moyenne mais peuvent être les points de variation des moments d'ordre supérieur. Nous calculons donc les images des moments. Nous y appliquons ensuite un détecteur de contours. Nous utilisons l'approche multispectrale pour combiner les différents moments. Le Laplacien multispectral donne des résultats valides à un signe près. En ce qui concerne les contours de texture, en appliquant un détecteur de contours sur l'image de variance d'une image de textures, nous trouvons des contours plus nets qu'avec la détection sur l'image d'intensité.

Abstract

We present two edge detectors. The first one is for multispectral images. Multispectral edges are not as well defined as graylevel edges. We derive a multispectral Laplacian from a multispectral contrast function developed by Cumani [1]. The second detector is for textural images. Textural edges can be points where there is a variation in the mean intensity or in higher order moment images. We compute these images and we apply a multispectral edge detector to combine the different images.

1 Introduction

Une image est une projection d'une scène tridimensionnelle dans un plan bidimensionnel. Dépendamment du type de capteur utilisé, une image peut être à niveaux de gris (une bande) ou multispectrale (plusieurs bandes). Dans le cas des images à niveaux de gris, des phénomènes physiques, géométriques et photométriques dans la scène engendrent des variations dans l'image. Ces variations sont appelées contours. Il existe plusieurs types de contours dont les marches, les lignes et les jonctions. Les contours de type marche (figure 1a) ont fait l'objet de nombreuses études, et plusieurs détecteurs ont été proposés [8]. Une classe importante de détecteurs de contours est celle comportant le calcul des dérivées de l'image. Les contours de type marche sont détectés aux maxima de la valeur absolue de la première dérivée (figure 1b) ou aux passages par zéro de la seconde dérivée (figure 1c). En deux dimensions, la première dérivée se traduit approximativement par le gradient et la deuxième par le Laplacien ou la deuxième dérivée directionnelle dans la direction du gradient. Dans le cas des images multispectrales, les contours sont cependant moins bien définis. Il existe un détecteur gradient multispectral [4, 5] ainsi qu'une deuxième dérivée directionnelle [1], mais aucun Laplacien n'a encore été défini. Ainsi, dans un premier temps, nous développons un tel opérateur Laplacien à l'aide des définitions présentées dans l'article de Cumani [1]. Concernant les images de textures, à notre connaissance, il n'existe aucun détecteur de contours de texture basé sur les images des moments supérieurs, même si ils sont une des méthodes les plus simples pour décrire la texture. Dans un deuxième temps, nous proposons un algorithme pour la détection de contours de texture basé sur les moments de l'image. Un

*Ce travail a été financé par le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada ainsi que par Géomatique Canada.

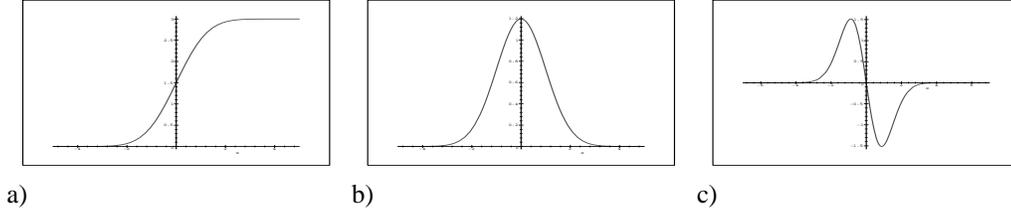


FIG. 1 – (a) Contour de type marche. (b) Dérivée première. (c) Dérivée seconde.

problème qui se pose est la fusion des contours calculés sur les différentes images de moments. Comme dans le cas multispectral, cette fusion peut se faire au niveau des contours ou bien au niveau des images de moments. Nous avons opté pour l'utilisation d'un détecteur multispectral pour fusionner les images de moments et n'extraire qu'une seule image de contours.

À la section 2, nous présentons le Laplacien multispectral. La section 3 présente une nouvelle approche pour la détection des contours de texture. Finalement, la section 4 présente la conclusion.

2 Images multispectrales

Une image multispectrale est formée de plusieurs bandes (e.g. trois images dans le cas de la couleur, sept dans le cas Landsat-TM). Elle peut être vue comme la fonction $f : \mathbb{R}^2 \Rightarrow \mathbb{R}^m$ où m est le nombre de bandes. Cette fonction fait correspondre à un point (x, y) , un vecteur de fonctions $\mathbf{f} = (f_1(x, y), f_2(x, y), \dots, f_m(x, y))$. Ainsi, pour $m = 1$, nous avons le cas des images monochromatiques.

Beaucoup d'efforts ont été mis sur la détection des contours dans les images à niveaux de gris, mais les images multispectrales ont été un peu négligées. L'approche la plus couramment utilisée consiste à trouver les contours dans les différentes images et ensuite à effectuer une fusion des images de contours résultantes [2]. Cependant, la fusion des contours est complexe. Ainsi, Cumani [1] définit un opérateur du second ordre basé sur la dérivée directionnelle (dans la direction du gradient) d'une fonction de contraste calculée à partir de plusieurs bandes. Plus récemment, Drewniok [5], basé sur les travaux de Cumani [1] et Di Zenzo [4], a montré comment étendre le concept de gradient à une image multispectrale. Ce détecteur est applicable à des images contenant un nombre arbitraire de bandes sous deux conditions, la première étant que les informations dans les différentes bandes doivent être corellées et la deuxième étant que le niveau de bruit doit y être équivalent. En nous basant sur la définition de la fonction de contraste de Cumani, nous développons un opérateur Laplacien multispectral. Mentionnons que le Laplacien, montre des propriétés utiles dans la détection de certains types de jonctions [3, 7].

2.1 Fonction de contraste

Dans cette section, nous rappelons les définitions nécessaires pour l'élaboration de notre Laplacien multispectral. Le lecteur intéressé pourra trouver un complément dans [1, 4, 5]. L'idée principale consiste à chercher une mesure du contraste dans l'image et l'utiliser pour définir un Laplacien. La première dérivée directionnelle de \mathbf{f} dans la direction $\vec{u} = (u_1, u_2)$, est elle-même un vecteur à m composantes :

$$\frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \vec{u}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial \vec{u}} \\ \frac{\partial f_2}{\partial \vec{u}} \\ \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial \vec{u}} \end{pmatrix}.$$

Nous cherchons la direction $\vec{\eta}$, qui correspond à la plus grande pente de la fonction, c'est-à-dire telle que $\|\frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \vec{\eta}}\|$ est maximale. Dans le cas de la norme Euclidienne nous avons :

$$D_{\vec{u}} = \left\| \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \vec{u}} \right\|^2 = Eu_1^2 + 2Fu_1u_2 + Gu_2^2 \quad (1)$$

où

$$E = \sum_{i=1}^m \left(\frac{\partial f_i}{\partial x} \right)^2, F = \sum_{i=1}^m \frac{\partial f_i}{\partial x} \frac{\partial f_i}{\partial y}, G = \sum_{i=1}^m \left(\frac{\partial f_i}{\partial y} \right)^2.$$

$D_{\vec{u}}$ définit donc une mesure du contraste au carré dans une direction \vec{u} quelconque.

Le contraste maximal, λ_{max} , correspond à la plus grande valeur propre de $\mathbf{J}^t \mathbf{J}$, avec \mathbf{J} la matrice Jacobien de \mathbf{f} tandis que la direction de cette variation maximale, $\vec{\eta}$ correspond au vecteur propre associé :

$$\lambda_{max} = \frac{E + G + \sqrt{(E - G)^2 + 4F^2}}{2}$$

et $\vec{\eta} = \pm(F, \lambda_{max} - E).$ (2)

Donc, λ_{max} et $\vec{\eta}$ correspondent à la définition de module au carré et de la direction du gradient multispectral. Notons que la composante en y de $\vec{\eta}$, soit $\lambda_{max} - E$, est toujours positive alors que la composante en x , soit F , peut être positive ou négative.

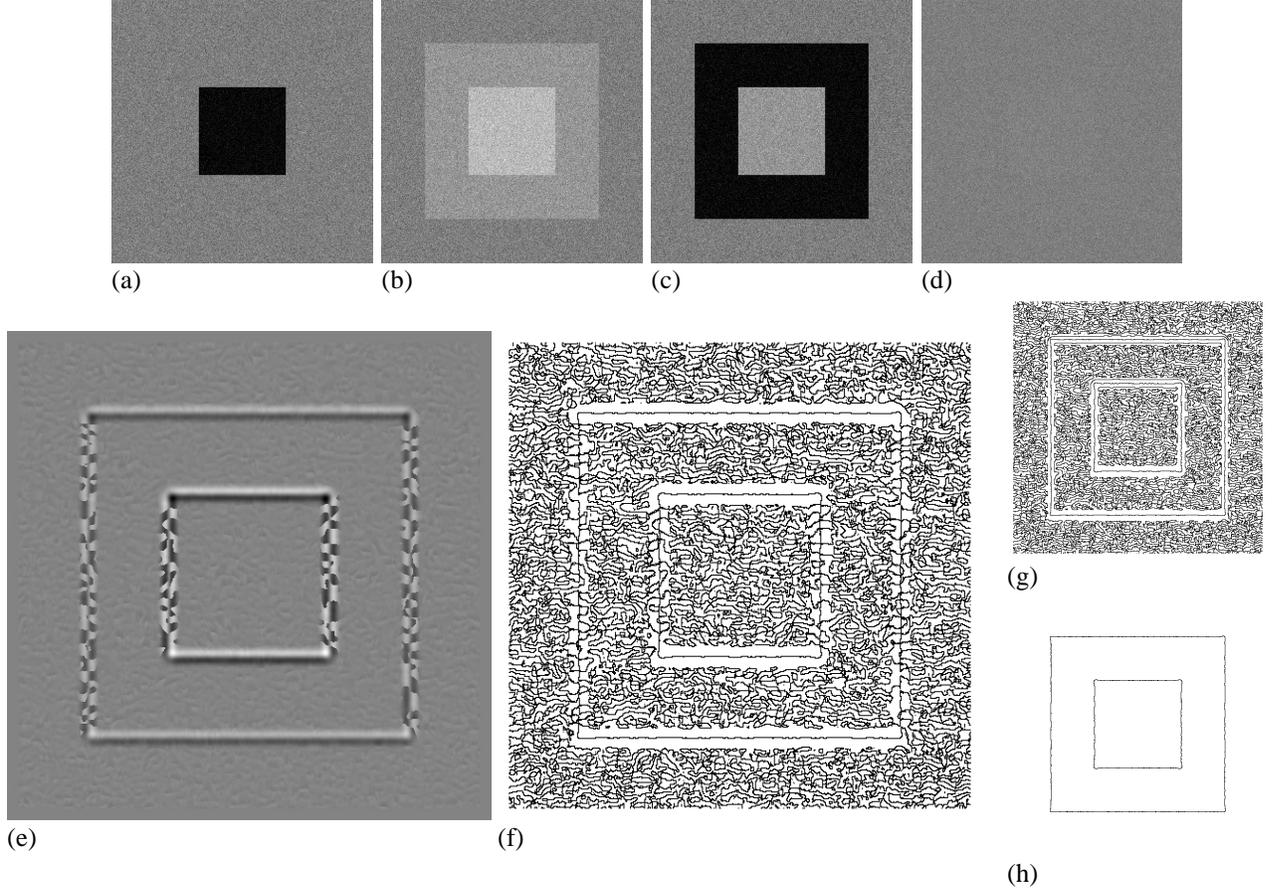


FIG. 2 – Image synthétique. (a) Bande bleue. (b) Bande verte. (c) Bande rouge. (d) Image d'intensité. (e) Laplacien multispectral non corrigé. (f) Passages par zéro. (g) Passages par zéro du Laplacien corrigé. Les pixels corrigés sont ceux dont le module de gradient, λ_{max} , est dans les 10% supérieur. (h) Passages par zéro après un seuillage à 92% du module du gradient.

2.2 Définition du Laplacien multispectral

Dans cette section, nous développons notre Laplacien multispectral. Le Laplacien est un opérateur du second ordre qui peut être défini comme $f_{\vec{v}\vec{v}} + f_{\vec{p}\vec{p}}$ où $f_{\vec{v}\vec{v}}$ et $f_{\vec{p}\vec{p}}$ sont les deuxièmes dérivées directionnelles de f dans une direction $\vec{v} = (v_1, v_2)$ quelconque, et dans la direction $\vec{p} = (-v_2, v_1)$ perpendiculaire à \vec{v} respectivement. La deuxième dérivée directionnelle de f dans une direction \vec{u} quelconque peut être définie, à partir de la fonction de contraste multispectral au carré (équation 1), de la façon suivante :

$$\mathbf{f}_{\vec{u}\vec{u}} = \frac{\partial(\pm\sqrt{D_{\vec{u}}})}{\partial\vec{u}} = \pm \left(\frac{E_x u_1^3 + (2F_x + E_y) u_1^2 u_2}{2\sqrt{D_{\vec{u}}}} + \frac{(2F_y + G_x) u_1 u_2^2 + G_y u_2^3}{2\sqrt{D_{\vec{u}}}} \right) \quad (3)$$

où E_x, E_y, F_x, F_y, G_x et G_y représentent les dérivées en x et en y de E, F et G respectivement. Étant donné que nous dérivons la valeur absolue de la fonction de contraste, il reste donc une indétermination quand au signe de la dérivée seconde.

Nous avons expérimentalement trouvé que les meilleures directions à utiliser sont les directions des axes x et y . Nous trouvons donc une expression pour le Laplacien :

$$L = \mathbf{f}_{xx} + \mathbf{f}_{yy} = \frac{1}{2} \left(\left(\pm \frac{E_x}{\sqrt{E}} \right) + \left(\pm \frac{G_y}{\sqrt{G}} \right) \right) \quad (4)$$

Nous avons quatre possibilités pour L . Nous devons choisir une de ces possibilités en déterminant le signe des contrastes en x et y , car c'est ce signe qui détermine le signe de l'équation 3. Selon l'équation 1, les contrastes en x et y sont $\pm\sqrt{E}$ et $\pm\sqrt{G}$ respectivement. La composante en x de l'orientation du gradient, $\vec{\eta}$, nous indique le signe du contraste en x et la composante en y de $\vec{\eta}$ nous indique le signe du contraste en y . Étant donné que $\lambda_{max} - E$ est toujours positif, nous fixons le contraste en y à $+\sqrt{G}$. Le signe de F (voir équation 2) nous permet donc de déterminer le signe du contraste en x , soit $\pm\sqrt{E}$. Maintenant, nous pou-

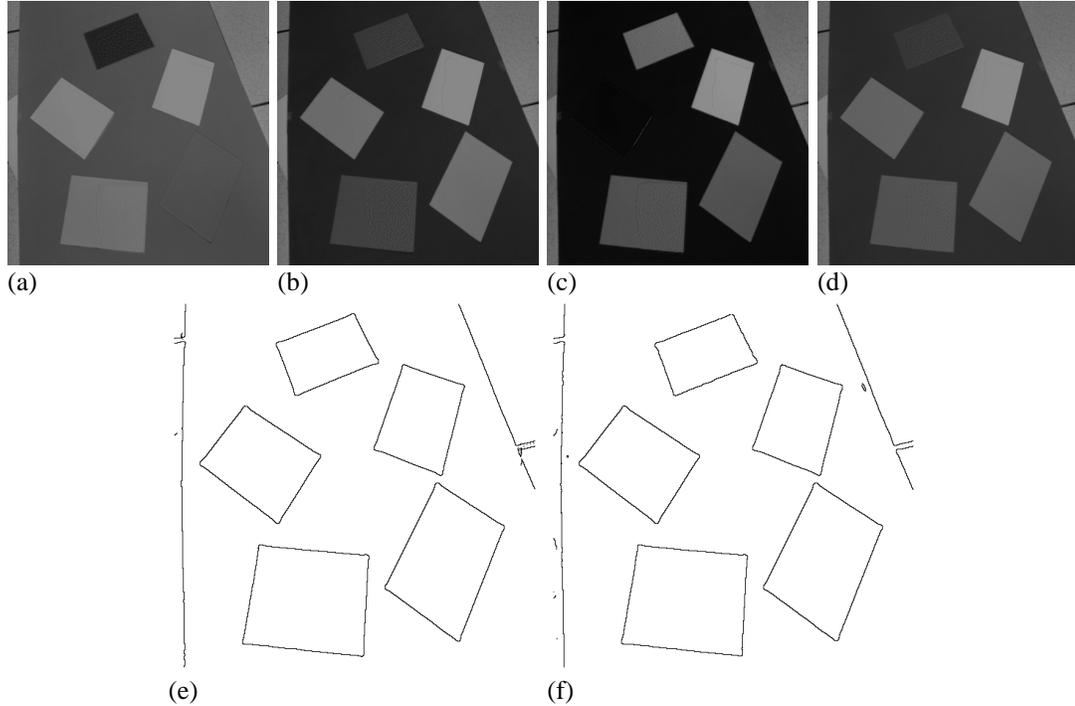


FIG. 3 – Image réelle (INRIA-Syntim ©copyright). (a) Bande rouge. (b) Bande verte. (c) Bande bleue. (d) Image d'intensité. (e) Contours de l'image couleur obtenus par le Laplacien multispectral ($\sigma = 3$). (f) Contours de l'image d'intensité obtenus par le Laplacien sur sur l'image 3d ($\sigma = 3$).

vons exprimer L de la façon suivante :

$$L = \begin{cases} \pm \frac{1}{2} \left(\frac{E_x}{\sqrt{E}} + \frac{G_y}{\sqrt{G}} \right) & \text{si } F \geq 0 \\ \pm \frac{1}{2} \left(-\frac{E_x}{\sqrt{E}} + \frac{G_y}{\sqrt{G}} \right) & \text{si } F < 0. \end{cases} \quad (5)$$

2.3 Problème de l'orientation

Selon l'équation 5, nous avons encore deux possibilités pour le Laplacien, soit $\pm|L|$. Ceci est dû au fait que l'orientation du gradient multispectral, $\vec{\eta}$, est définie comme un vecteur propre et donc son signe n'est pas spécifié (voir équation 2). Étant donné que la composante en y de $\vec{\eta}$, $\lambda_{max} - E$, est positive, l'orientation calculée se situe dans l'intervalle $[0, \pi]$. Il y a donc une confusion entre θ et $\theta + \pi$. Selon la procédure décrite précédemment pour obtenir l'équation 5, ce sont les signes des composantes de $\vec{\eta}$ qui déterminent le signe du Laplacien. La confusion d'orientation de $\vec{\eta}$ cause donc une inversion du signe du Laplacien. Prenons par exemple deux pixels voisins dont les Laplaciens sont de signes opposés. Nous avons deux cas possibles. Le premier cas est qu'un contour passe entre les deux pixels et alors les orientations de gradient sont cohérentes (i.e. la différence entre les deux orientations est inférieure à $\pi/2$). Le deuxième cas est celui où aucun contour ne passe entre les deux pixels. La différence de signes des Laplaciens est donc due à une incohérence dans les orientations. Dans le

deuxième cas, il est possible de corriger le Laplacien en inversant son signe pour un des deux pixels. Ces situations de changements brusques d'orientation se font essentiellement aux endroits où la tangente du contour est verticale parce que l'intervalle de l'orientation est $[0, \pi]$ (voir figures 8, 2e et 2f).

La procédure que nous utilisons pour corriger le Laplacien se base sur le fait que dans les endroits où le gradient a un sens (régions voisines des contours), il ne devrait pas y avoir de changements brusques de son orientation (supérieur à $\pi/2$). Si dans ces endroits, nous trouvons un tel changement, nous modifions l'orientation de π . Cette correction ne concerne pas les régions où l'intensité est constante puisque le vecteur gradient est nul. Ainsi, nous n'effectuons la correction que dans les régions autour des contours, c'est-à-dire où λ_{max} est supérieur à un certain seuil. Nous prenons un pixel appartenant à une de ces régions et, considérant que son orientation est correcte, nous propageons la correction dans toute la région grâce à un algorithme de remplissage de taches utilisé en infographie [6].

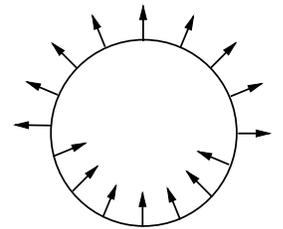


FIG. 8 – Contour avec l'orientation du gradient multispectral.

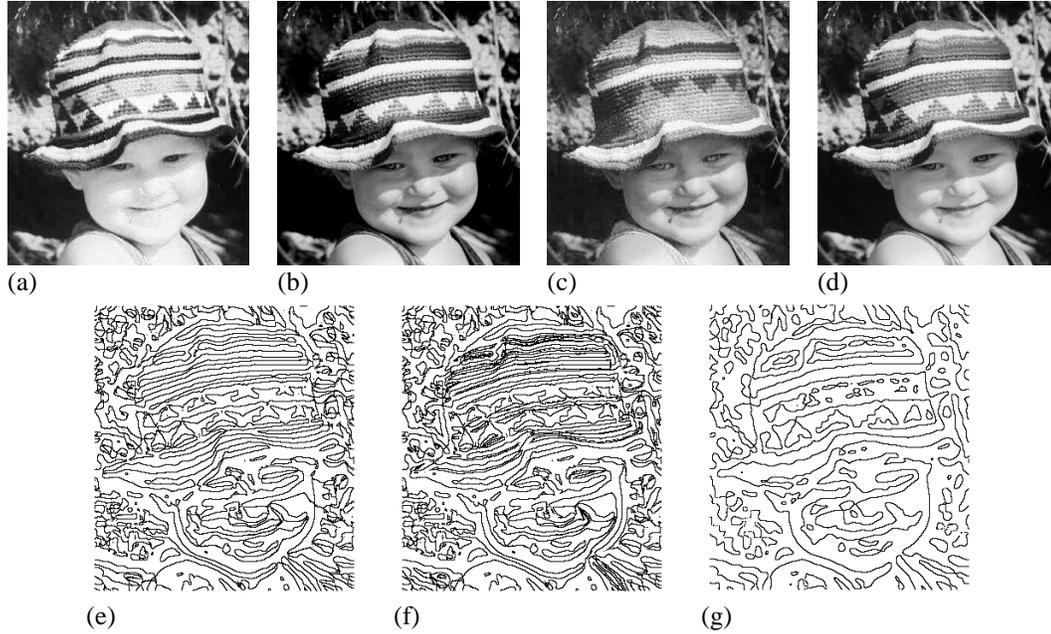


FIG. 4 – Image réelle. (a) Bande rouge. (b) Bande verte. (c) Bande bleue. (d) Image d'intensité. (e) Passages par zéro du Laplacien multispectral non corrigé de l'image couleur (a, b et c). (f) Passages par zéro du Laplacien multispectral corrigé. (g) Passages par zéro du Laplacien de l'image d.

2.4 Algorithme

L'algorithme comporte quatre étapes. La première étape consiste à calculer les dérivées premières et secondes de chaque bande en x et y à l'aide de convolutions avec les masques des dérivées de la Gaussienne. Ensuite, pour chaque pixel de l'image, nous calculons le module et l'orientation du gradient, λ_{max} et $\vec{\eta}$, à l'aide de l'équation 2, et le Laplacien, L , à l'aide de l'équation 5. La troisième étape consiste à corriger le Laplacien. Pour ce faire, nous balayons l'image pour trouver un pixel non traité où λ_{max} est supérieur à un seuil S . Ce pixel sert de germe pour la correction. Nous marquons ce pixel comme étant traité. Nous balayons colonne par colonne (ou ligne par ligne) la région définie par tous les pixels connexes au germe et dont λ_{max} est supérieur à S . Ce balayage s'effectue en partant du germe et en s'assurant que chaque paire de pixels comparés contient un pixel traité et un non traité. Pour chaque paire de pixels, si la différence d'orientation est supérieure à $\pi/2$ et inférieure à $3\pi/2$, nous modifions l'orientation de π et inversons le signe de L du pixel non traité. Ensuite, nous marquons ce pixel comme étant traité. Nous continuons à balayer l'image et appliquons la correction à une autre région jusqu'à ce que le balayage de l'image soit complété. La quatrième étape consiste à détecter les passages par zéro. Pour chacun des pixels, s'il n'est pas déjà marqué comme un passage par zéro, nous comparons dans quatre directions ($0, \pi/4, \pi/2$ et $3\pi/4$). Quand il y a un changement de signe dans une des directions, nous marquons le pixel, dont la valeur absolue du Laplacien est la

moins élevée, comme étant un passage par zéro.

2.5 Résultats

La figure 2 montre une image couleur synthétique (figures 2a, 2b, 2c) fabriquée de façon à ce que l'intensité totale des trois bandes dans chaque région soit constante (figure 2d). Il est donc évident que l'utilisation d'un détecteur Laplacien sur cette image d'intensité ne fournirait aucun contour. L'image 2e montre le Laplacien multispectral avant correction. Nous pouvons noter le problème d'orientation décrit à la section 2.3. A cause du bruit, le Laplacien oscille entre le positif et le négatif dans les régions de contours verticaux. La figure 2f montre les passages par zéro de l'image 2e. Nous remarquons que nous avons des faux passages par zéro qui ne sont pas dus au bruit. La figure 2g montre les passages par zéro après la correction du Laplacien. Cette correction induit de nouveaux contours qui sont en fait les frontières des régions de correction. Ces contours possèdent un λ_{max} faible et donc ils peuvent être éliminés par un seuillage (figure 2h). La figure 3e présente le résultat du Laplacien multispectral sur une image couleur (figures 3a, 3b et 3c). La figure 3f présente les contours obtenus à partir du Laplacien de l'image d'intensité de cette même image (figure 3d). Il est à noter que les deux images de contours sont semblables. Ceci montre la validité de notre Laplacien multispectral dans le cas des contours de type marche. Par contre, les lignes (voir côtés de 3e) ont généré deux contours indésirables. Ceci est dû au fait qu'aux points centraux des lignes, la dé-

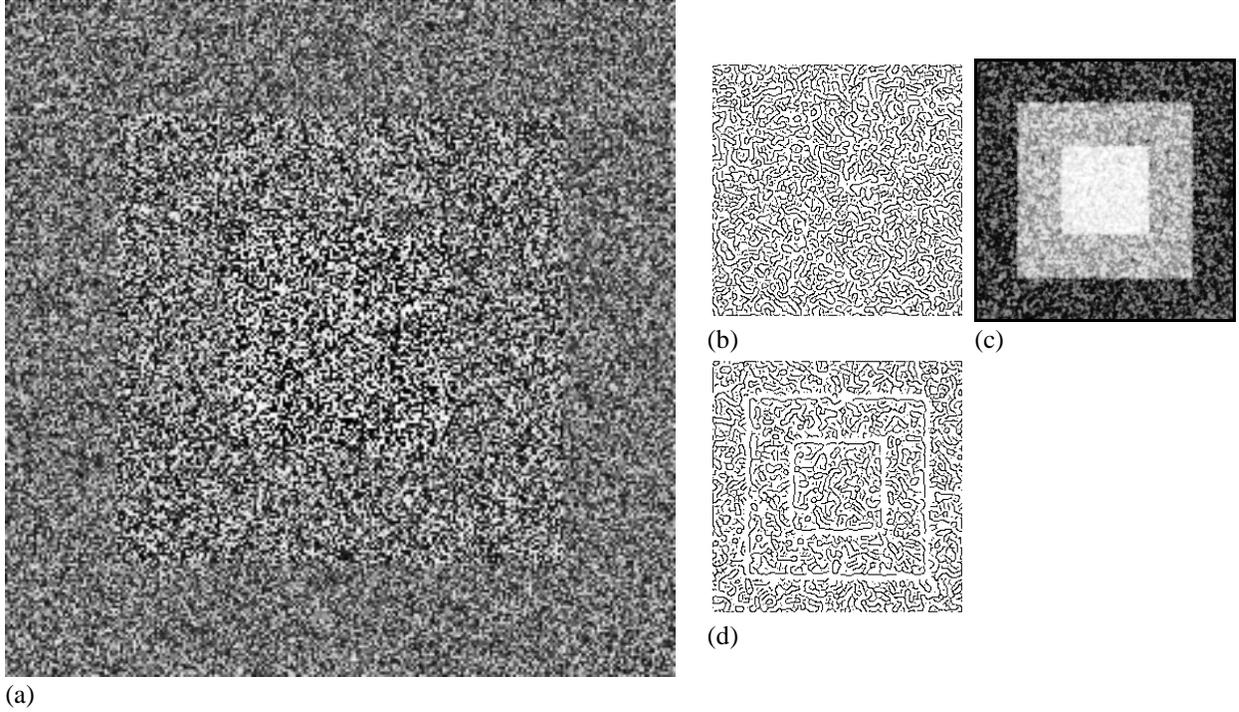


FIG. 5 – (a) Image synthétique. Les niveaux de gris moyens dans les trois régions sont les mêmes. (b) Détection de contours par le gradient de la Gaussienne ($\sigma_{di} = 2.24$). (c) Image de variance ($\sigma_m = 1$). (d) Contours de l'image de variance obtenus par le gradient de la Gaussienne ($\sigma_{dm} = 2$).

riée première est nulle et cela fausse la correction du signe du Laplacien. Comme nous le voyons, cette nouvelle technique donne d'excellents résultats sur cette image simple. Malheureusement, ce n'est pas le cas sur des images complexes. En effet, la correction du Laplacien est sensible au seuil (figures 4e et 4f). Cependant, nous pouvons remarquer que les triangles du chapeau sont mieux détectés en 4e et 4f qu'en 4g.

3 Images de textures

Habituellement, les détecteurs Laplacien et gradient sont utilisés pour extraire les contours de type marche; c'est-à-dire les contours correspondant à un point d'inflexion de l'image convoluée avec un filtre passe-bas. Cependant, il existe des contours visibles ne correspondant pas à un point d'inflexion de l'image lissée. En d'autres termes, la moyenne locale des niveaux de gris d'une telle image reste constante. Donc, un détecteur Laplacien ou gradient ne trouve pas ces contours. Cependant, les moments d'ordre supérieur peuvent présenter des points d'inflexion. À titre d'exemple, la moyenne des niveaux de gris de l'image de la figure 5a est constante (figure 5b). Cependant, la variance présente un contour de type marche (figures 5c et 5d). Nous appelons contours de texture, les points d'inflexion de l'image et de ses moments. Nous proposons une nouvelle

approche pour la détection des contours de texture. Il s'agit de calculer les moments locaux et d'extraire les contours de ces images à l'aide d'un détecteur gradient ou Laplacien. Une fois les moments locaux calculés, nous avons plusieurs images à niveaux de gris dont nous voulons combiner les contours. Nous pouvons considérer ce vecteur d'images comme une image multispectrale (c.f. section 3.2). C'est donc dans cette optique que nous utilisons un détecteur multispectral (gradient ou Laplacien) pour extraire une seule image de contours de texture.

3.1 Calcul des moments

Le calcul des moments d'ordre n d'une image I au point (x, y) s'effectue de la manière suivante :

$$M_n(x, y) = E_{(x,y)}[(I(u, v) - E_{(u,v)}[I(s, t)])^n]$$

où $E_{(x,y)}[h(u, v)]$ est l'espérance d'une fonction quelconque $h(u, v)$ calculée sur un voisinage du point (x, y) . $E_{(x,y)}[h(u, v)]$ peut être définie comme étant la convolution de $h(x, y)$ et de la Gaussienne d'échelle σ , $g_\sigma(x, y)$. Par exemple, le calcul de l'image de variance est effectué comme suit :

$$\begin{aligned} M_2(x, y) &= E_{(x,y)}[I^2(u, v)] - E_{(x,y)}^2[I(u, v)] \\ &= (I^2(x, y) * g_\sigma(x, y)) - (I(x, y) * g_\sigma(x, y))^2. \end{aligned}$$

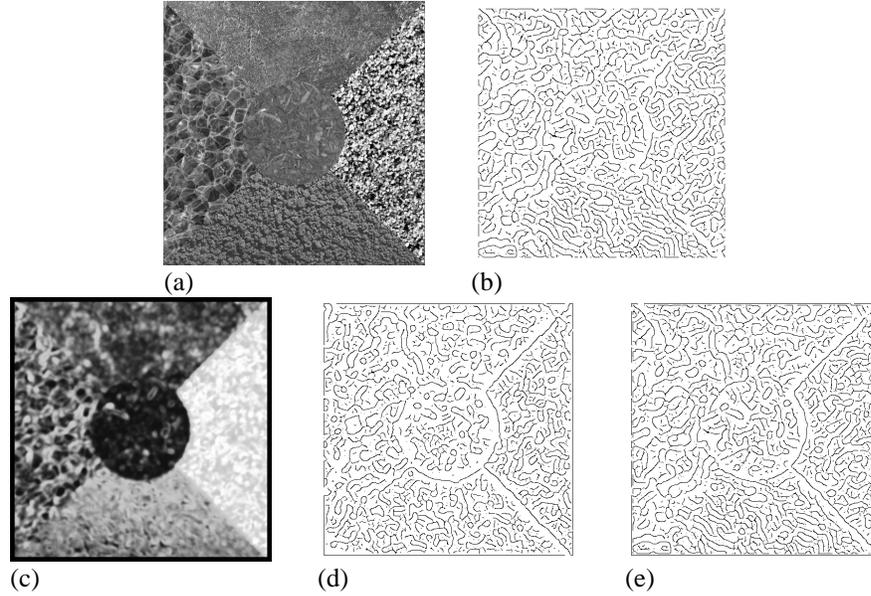


FIG. 6 – (a) Mixture de textures de Brodatz. (b) Contours obtenus par un gradient de la Gaussienne ($\sigma_{di} = 5$). (c) Image de variance ($\sigma_m = 3$). (d) Contours de l’image de variance obtenus par gradient de la Gaussienne ($\sigma_{dm} = 4$). (e) Contours de l’image originale et de l’image de variance par le gradient multispectral ($\sigma_{di} = 5$, $\sigma_{dm} = 4$).

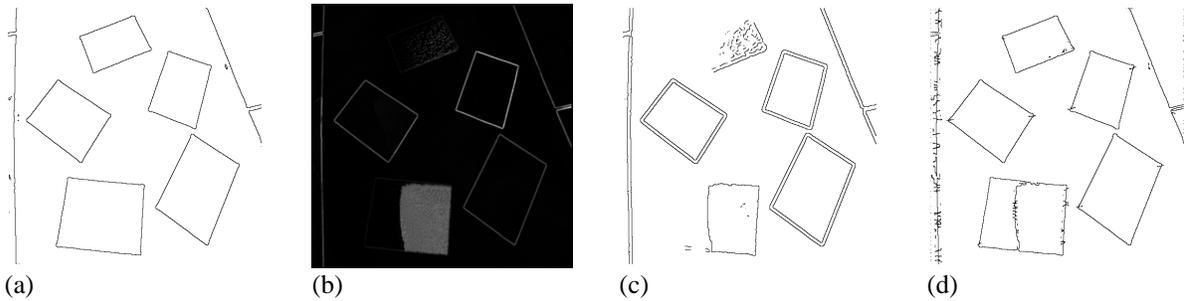


FIG. 7 – (a) Contours de l’image 3b obtenus par le Laplacien de la Gaussienne ($\sigma_{di} = 3$). (b) Image de variance de 3b ($\sigma_m = 1$). (c) Contours de l’image de variance obtenus par le Laplacien de la Gaussienne ($\sigma_{dm} = 2.83$). (d) Contours de l’image originale et de l’image de variance obtenus par le Laplacien multispectral (non-correcté) ($\sigma_{di} = 3$ et $\sigma_{dm} = 2.83$).

De cette manière, les moments sont donc calculés sur un voisinage circulaire et pondéré. Nous observons que les contours de l’image de variance sont plus nets (figure 5c). Ils correspondent à des variations de type marche. La figure 5d présente les contours obtenus par un détecteur gradient.

3.2 Combinaison des contours

Rappelons que l’objectif est de fusionner l’image originale et les différentes images de moments pour en combiner les contours significatifs. Si un contour est présent dans une ou plusieurs images, il devrait être présent dans l’image de contours de texture. Pour cela, nous utilisons un détecteur multispectral comme celui décrit précédemment. Cependant, il peut arriver qu’un contour soit présent dans plusieurs images, mais sous une forme différente. Par exemple, un contour de type marche dans l’image d’intensité se tra-

duit par un contour de type ligne dans l’image de variance (figure 7a et 7c). Dans cet exemple, nous voudrions privilégier le contour d’intensité plutôt que de variance en ajoutant une pondération à chaque image. Notre vecteur de fonctions deviendrait alors $\mathbf{f} = (\alpha_1 I(x, y), \alpha_2 M_2(x, y), \dots)$. Jusqu’à présent, nous avons utilisé un poids de 1 pour toutes les images.

Pour pouvoir utiliser le Laplacien multispectral, nous posons deux conditions, qui sont les mêmes que celles de Drewniok [5]. La première est que les informations dans les différentes bandes doivent être corrélées. Comme les moments sont calculés à partir de l’image d’intensité, cette condition est respectée. La deuxième condition est que le niveau de bruit doit être comparable dans les différentes bandes. Dans le calcul des moments, nous avons déjà un effet de lissage puisqu’ils sont calculés à l’aide de convolution avec une Gaussienne. Nous avons un second effet de

lissage dans le calcul des dérivées en x et y des moments. Pour l'image d'intensité, nous n'avons que l'effet de lissage dû au calcul des dérivées. Pour que la différence des niveaux de bruit soit annulée, il faut ajuster l'échelle utilisée pour calculer les dérivées des moments pour que le lissage total des moments soit approximativement le même que le lissage de l'intensité, c'est-à-dire :

$$\sigma_{di} \simeq \sqrt{\sigma_m^2 + \sigma_{dm}^2}$$

où σ_{di} est l'échelle utilisée pour calculer les dérivées de l'intensité, σ_m est l'échelle utilisée pour le calcul du moment et σ_{dm} est l'échelle utilisée pour calculer les dérivées du moment.

3.3 Résultats

Nous avons testé le détecteur de textures sur des images de synthèse et des images réelles. La figure 5a présente une image synthétique à une bande construite de façon à ce que le niveau de gris moyen soit le même dans les trois régions alors que la variance du bruit varie. Comme l'image 5b le montre, une détection de contours par un opérateur gradient ne donne pas des contours évidents, alors que l'oeil peut percevoir les différentes régions. La figure 5c présente l'image de variance obtenue à partir de l'image 5a. Les contours de l'image de variance sont présentés à la figure 5d. Les contours des trois régions sont visibles. La figure 6a présente une image de plusieurs textures naturelles. La figure 6c présente l'image de variance. Les figures 6b et 6d sont les résultats de la détection des contours des images 6a et 6c respectivement. Nous remarquons de meilleurs contours entre les régions dans l'image 6d. L'image 6e présente le résultat de la détection de contours en utilisant à la fois l'image d'intensité et l'image de variance. Pour ce faire, nous avons utilisé le détecteur gradient multispectral. Sur cette image, le contour de la zone de droite est mieux fermé que dans 6d et le contour du coin supérieur gauche de 6b est conservé. Par contre une partie du contour de la région inférieure de 6d est perdue. Nous n'avons pas cherché la pondération optimale des deux images. La figure 7 présente le résultat d'une détection de type Laplacien sur l'image 3b. Cette image présente un contour de texture à l'intérieur du rectangle en bas à gauche. Comme on le voit sur la figure 7a, ce contour n'apparaît pas. Par contre, il apparaît clairement sur les figures 7b et 7c qui sont respectivement l'image de variance et les passages par zéro du Laplacien. Les contours des autres rectangles sont soit doubles ou disparus. La figure 7d présente les passages par zéro du Laplacien multispectral développé à section 2. Les contours de type marche des deux images sont conservés.

4 Conclusion

Dans ce document, nous avons présenté un nouveau détecteur Laplacien pour les images multispectrales construit à partir de la fonction de variation de contraste présentée dans [1]. Nous avons ensuite présenté une nouvelle approche pour la détection des contours de textures en calculant d'abord les images des moments d'ordre supérieur puis en y appliquant un détecteur de contours. Nous combinons les contours des moments d'ordre supérieur et de l'intensité à l'aide d'un détecteur multispectral.

Le Laplacien multispectral donne des résultats valides à un signe près. Cependant il est sensible au seuil et présente un problème dans le cas des contours de type ligne. Pour réduire la sensibilité au seuil, la détermination des régions de correction pourrait être améliorée. Dans l'optique de cerner le problème des lignes et autre types de contour, un objectif futur est de vérifier le comportement du Laplacien multispectral en considérant différents types de contours.

En ce qui concerne les contours de textures, il serait intéressant d'effectuer une étude de l'effet de l'échelle. Il serait intéressant aussi de vérifier la pertinence d'une pondération des différentes images, par exemple pour augmenter l'impact de l'intensité par rapport à la variance ou vice-versa.

Références

- [1] A. Cumani. Edge Detection in Multispectral Images. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 53(1):40–51, 1991.
- [2] C. J. Delcroix and M. A. Abidi. Fusion of Edge Maps in Color Images. *Proc. SPIE-Int. Soc. Opt. Eng.*, 1001:454–554, 1988.
- [3] R. Deriche and G. Giraudon. A Computational Approach for Corner and Vertex Detection. *The International Journal of Computer Vision*, 10(2):101–124, 1993.
- [4] S. DiZeno. A Note on the Gradient of a Multi-Image. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 33:116–125, 1986.
- [5] C. Drewniok. Multi-Spectral Edge Detection: Some Experiments on Data from Landsat-TM. *Int. Journal of Remote Sensing*, 15(18):3743–3765, 1994.
- [6] J. Foley, A. Van Dam, S. Feiner, and J. Hughes. *Computer Graphics: Principles and Practice*. The Systems Programming Series. Addison-Wesley, 1996.
- [7] S. Tabbone. Detecting Junction Using Laplacian of Gaussian Operator. In *Proceedings of the 12th International Conference on Pattern Recognition*, pages 52–56, 1994.
- [8] D. Ziou and S. Tabbone. Edge Detection Techniques - An Overview. *Int. Journal of Pattern Recognition and Image Analysis*, 8(4), 1998.