

Gradient couleur multiéchelle pour la segmentation d'images

Multiscale Color Gradient for Image Segmentation

par A. ANWANDER^{1,2}, B. NEYRAN¹, A. BASKURT³

¹ CREATIS, Unité de recherche CNRS (UMR 5515), affiliée à l'INSERM INSA de Lyon, Bat. 502, 69621 Villeurbanne Cedex

² LAFARGE CEMENTS, Centre de Viviers

³ LIGIM, EA 1899, Université Claude Bernard Lyon 1

résumé et mots clés

Cet article présente une nouvelle méthode de calcul du gradient d'une image couleur de type vidéo. Ces images multispectrales ont la particularité, soit pour la transmission soit pour le stockage, de présenter une bande passante réduite des composantes couleur par rapport à celle de la luminosité. L'utilisation des méthodes classiques de calcul du gradient multispectral amplifie le bruit présent dans les composantes couleur. Nous reprenons le gradient vectoriel de Lee et Cok [22] en introduisant le calcul des dérivées partielles à une échelle différente suivant la composante traitée. Nous montrons qu'une pondération est nécessaire entre les dérivées des composantes couleur et celle de la composante luminosité pour obtenir le gradient couleur multiéchelle (GCM). La mise en œuvre du GCM sur des images microscopiques couleur illustre les avantages de notre méthode. L'apport du GCM est montré avec des résultats de détection de contour effectuée sur l'image gradient. Enfin, une segmentation par contours actifs des cristaux de clinker de ciment (application industrielle) est également mise en œuvre à partir de l'image gradient issu du GCM.

Traitement d'image, segmentation d'image, couleur, gradient, contour, caméra vidéo, contour actif.

abstract and key words

This paper presents a new gradient model for video color images. These multispectral images have the characteristic, either for the transmission or for storage, to present a reduced bandwidth of color components compared to that of luminosity. The use of traditional methods of determination of the multispectral gradient amplifies the noise from the color components. We adapt the vector gradient from Lee and Cok [22], and introduce the computation of the partial derivatives at different scales according to the resolution of each component. We show that a weight is necessary between the derivatives of color and luminosity components to obtain the multiscale color gradient (MCG). The application of the MCG on microscopic color images illustrates the advantages of our method. The contribution of the MCG is shown with results of edge detection from the gradient image. Finally, segmentation by active contours of crystals in microscopic images of cement clinker (industrial application) is realized using the MCG image.

Image processing, Image segmentation, Image color analysis, Image edge analysis, Video cameras, Active contour.

1. introduction

Durant les dernières années, l'utilisation de caméras couleur et les traitements d'images couleur se sont considérablement développés. La mise en œuvre de ces traitements se fait en prenant quelques précautions suivant le mode d'acquisition de ces images.

Lorsqu'on s'intéresse à l'acquisition d'images couleur (caméra et carte d'acquisition), deux approches différentes peuvent être distinguées :

- Soit le traitement numérique d'image couleur est l'objectif premier de l'acquisition. Dans ce cas, le système est composé d'une caméra avec trois capteurs CCD et d'une carte d'acquisition numérisant les signaux distincts *RVB* (rouge, vert, bleu). Ces trois signaux, ou dans un espace plus perceptuel la luminosité, la teinte et la saturation, présentent la même bande passante et les traitements numériques peuvent être appliqués indifféremment sur chaque composante.
- Soit le système d'acquisition répond seulement à un besoin de visualisation et de stockage des images couleur. Il se compose alors, pour des raisons bien compréhensibles de prix, d'une simple caméra couleur mono-CCD associée à une carte d'acquisition comportant un seul convertisseur pour le signal vidéo couleur. Ce type de système permet aussi d'accéder aux signaux « primaires » *RVB* mais ils ne sont alors qu'artificiellement reconstruits par l'électronique de l'acquisition. La caméra prend directement en compte, au niveau de l'acquisition, les caractéristiques de la vision humaine et principalement le fait que la résolution de la luminosité soit plus grande que celle associée aux composantes couleur. La transmission des images vidéo couleur utilise également ces caractéristiques et réserve seulement une petite partie de la bande passante aux composantes couleur.

Dans la littérature sur le traitement numérique d'images couleur, on rencontre généralement l'hypothèse de l'utilisation d'une caméra trois CCD. En pratique, un algorithme de traitement qui utilise une chaîne d'acquisition mono-CCD, comme cela est souvent le cas, doit tenir compte du sous-échantillonnage des signaux de couleur. La numérisation du signal vidéo introduit une résolution spatiale fictive et identique pour les trois canaux. Le manque d'information dans les signaux couleur, produit par la bande passante réduite du signal vidéo, ou par le sous-échantillonnage dans la caméra, se traduit par une définition réduite et un niveau de bruit augmenté pour ces composantes. Cette caractéristique est particulièrement gênante, pour l'application d'un opérateur gradient couleur.

Dans cette étude, nous nous intéressons au calcul du gradient couleur dans le cas défavorable d'acquisition avec une caméra couleur mono-CCD. Quand on considère le calcul du gradient d'images multi-composantes ou vectorielles, on rencontre deux approches. La première consiste à fusionner les résultats du cal-

cul séparé du gradient de chaque composante (approche gradient scalaire) [10]. La deuxième prend en compte, dès le départ, l'information vectorielle dans le calcul du gradient (approche gradient vectoriel) [10] [22] [26] [28]. Ces calculs sont menés dans l'espace *RVB*. Pour tenir compte des caractéristiques spectrales différentes des composantes couleur dans un espace séparant la luminance et la chrominance, nous présentons un gradient couleur vectoriel multiéchelle, appelé ici *GCM*. Les calculs du gradient sont alors menés dans l'espace $Y C_B C_R$.

Nous présentons dans le paragraphe 2 les caractéristiques de l'œil et ses conséquences sur la bande passante retenue pour les différentes normes vidéo. Dans le paragraphe 3, nous présentons les travaux existants sur le calcul du gradient d'image couleur. Le gradient couleur multi-échelle est développé au paragraphe 4. Dans le paragraphe 5, nous rappelons rapidement deux utilisations du gradient pour la segmentation. Le paragraphe 6 présente la mise en œuvre du *GCM* principalement sur des images microscopiques couleur de clinker. La détection des contours à partir du *GCM* est comparée avec les contours obtenus à partir d'un gradient classique. Une segmentation par contours actifs à partir du *GCM* illustre l'apport du *GCM* dans la segmentation d'images couleur. Il s'agit dans cette phase de généraliser la segmentation par contour actif aux données vectorielles couleur en tenant compte des caractéristiques spectrales différentes des composantes. Les conclusions sont présentées au paragraphe 7.

2. problématique d'images vidéo couleur

Même si notre objectif est d'effectuer le traitement d'images vidéo couleur, ce type d'image est plutôt destiné à être observé par un opérateur humain. Les caractéristiques de ces images et leur mode d'acquisition sont donc très liés aux propriétés de la vision humaine.

2.1. caractéristiques de l'œil et normes vidéo

L'œil visualise le monde avec une résolution limitée. La rétine sépare deux points proches seulement s'ils sont éloignés d'une distance minimale. Cette distance dépend de la coloration des objets. L'étude de la sensibilité de l'œil aux fréquences spatiales aboutit pour la composante achromatique à une fréquence de coupure moyenne de 6 cy/d° (cycles par degré) [24], alors qu'elle n'est qu'entre 1 à 2 cy/d° pour les signaux chromatiques [9]. Le système visuel humain est environ trois fois moins sensible aux détails spatiaux dans la chrominance que dans la luminance.

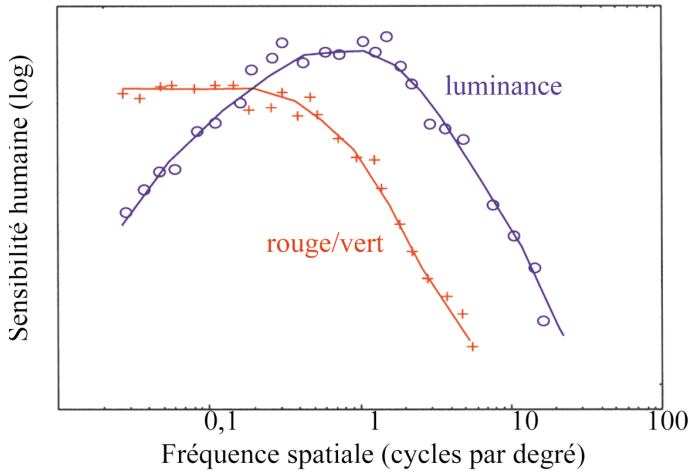


Figure 1. – Fonction de sensibilité au contraste pour la luminance et les couleurs rouge/vert d'après [24].

La figure 1 représente la sensibilité humaine au contraste comme fonction des fréquences spatiales exprimées en cycles par degré de l'angle visuel.

Pour un signal dont la teinte varie entre les couleurs complémentaires bleue/jaune, le comportement passe-bas de l'œil est plus important que celui des couleurs rouge/vert et n'est pas représenté ici.

La résolution d'une caméra matricielle dépend du nombre d'éléments photosensibles de son capteur CCD. Une caméra couleur trois-CCD est construite autour de trois capteurs d'une taille identique pour les trois canaux de l'image couleur. Tandis qu'une caméra couleur mono-CCD utilise un seul capteur CCD couleur. Cette matrice est dotée de filtres chromatiques différents pour chaque élément dans un ordre vertical ou mosaïque (figure 2).

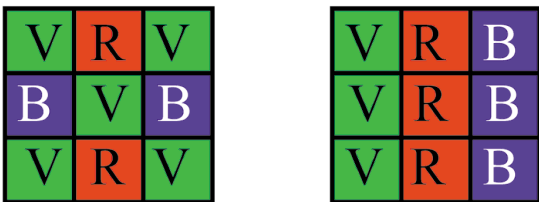


Figure 2. – Exemple de filtres chromatiques dans une caméra mono-CCD.

Des techniques de filtrage des signaux des éléments photosensibles, comme dans le cas de la rétine de l'œil [8], permettent de restituer une image couleur dans un espace qui sépare la luminance et la chrominance [21]. La résolution de la luminance correspond à la taille du capteur élémentaire, mais la définition des signaux de couleur est réduite d'un facteur d'environ 2 à 3. Ce sous-échantillonnage est lié à l'utilisation d'un seul capteur.

Les normes vidéo PAL et SECAM définissent un espace couleur où les trois composantes sont moins corrélées que dans l'espace d'acquisition RVB_{PAL} . Cet espace couleur YUV_{PAL} permet de dissocier la composante luminance Y des composantes couleur UV . Le codage des composantes du signal vidéo analogique utilise des bandes passantes adaptées à la résolution spatiale de l'œil. Les bandes passantes du signal S-vidéo sont de 5,5 MHz pour la luminance Y et seulement de 2 MHz pour les signaux de couleur UV . Celles du signal vidéo composite sont respectivement de 3,8 MHz et de 0,6 Mhz. En conséquence, dans le cas d'un codage en vidéo composite, une image issue d'une caméra couleur mono-CCD subit un sous-échantillonnage des composantes couleur encore plus important que l'image directement reconstruite par la caméra. Cette imperfection reste quasi-imperceptible à l'œil en raison des limitations spatiales de la rétine.

2.2. espace des couleurs

Les coefficients de normalisation des signaux UV de la norme vidéo PAL et SECAM sont appropriés pour la vidéo analogique afin de réduire la bande passante utilisée. Concernant la vidéo numérique, la transformation des images RVB dans l'espace couleur YC_bC_r [1] permet de mieux utiliser les 8 bits de dynamique des composantes couleur. La littérature propose plusieurs définitions de la transformation RVB vers YC_bC_r . Elles diffèrent essentiellement par la nature des capteurs et phosphores RVB utilisés. Les couleurs primaires rouge, vert et bleu sont notamment spécifiées différemment pour les normes de la télévision européenne et américaine. Pour les définitions européennes, la transformation de l'espace RVB_{PAL} en YC_bC_r [1] est définie par :

$$\begin{aligned} Y &= LumaRouge \times R + LumaVert \times V + LumaBleu \times B \\ C_b &= (B - Y) / (2 - 2 \times LumaBleu) \\ C_r &= (R - Y) / (2 - 2 \times LumaRouge) \end{aligned} \quad (1)$$

avec les pondérations (2) qui indiquent la contribution de chaque couleur primaire à la luminance Y [25] :

$$\begin{aligned} LumaRouge &= 0,222 \\ LumaVert &= 0,707 \\ LumaBleu &= 0,071 \end{aligned} \quad (2)$$

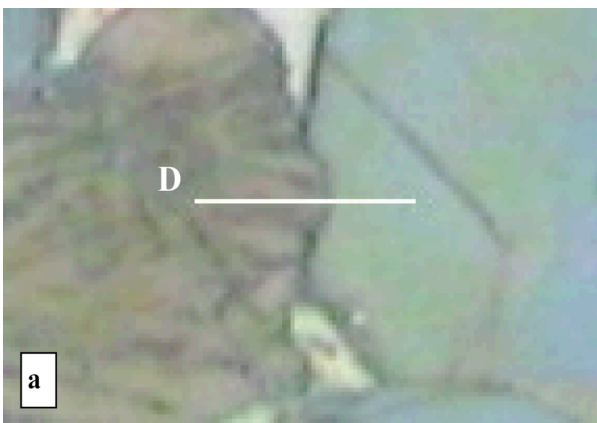
on obtient :

$$\begin{pmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,222 & 0,707 & 0,071 \\ -0,119 & -0,381 & 0,5 \\ 0,5 & -0,454 & -0,046 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R_{PAL} \\ V_{PAL} \\ B_{PAL} \end{pmatrix} \quad (3)$$

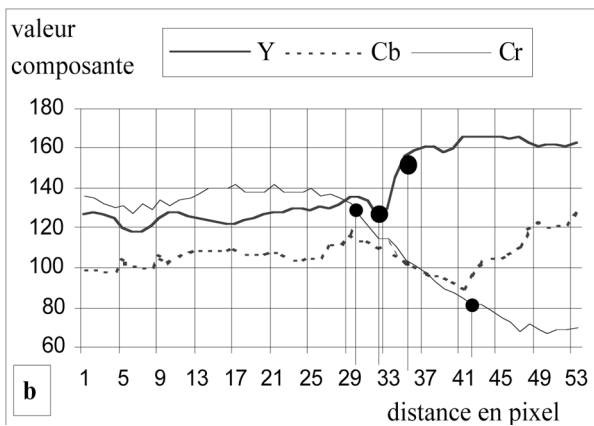
Pour les couleurs primaires de la norme américaine RVB_{NTSC} , on utilise des pondérations différentes et on obtient une matrice de transformation différente. Les formules (1) restent valables quelle que soit le système utilisé.

2.3. étude de la nature des images vidéo

Afin d'illustrer le comportement passe-bas de la chaîne d'acquisition pour la chrominance, nous avons comparé les longueurs de transition entre deux objets couleur pour les trois composantes Y, C_b, C_r , dans une image réelle. La ligne **D** dans la figure 3a indique la position du profil analysé. La figure 3b représente le niveau des trois composantes.



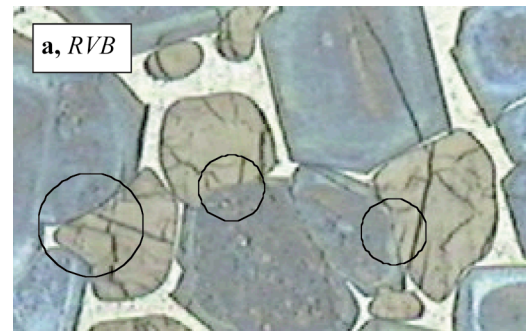
(a)



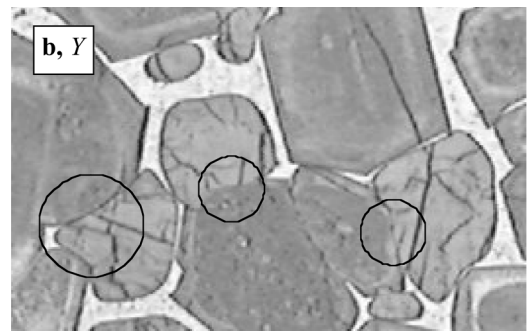
(b)

Figure 3. – (a) Transition entre deux cristaux de clinker de ciment (image microscopique) de couleur différente. (b) Variations des composantes Y, C_b, C_r suivant la ligne D.

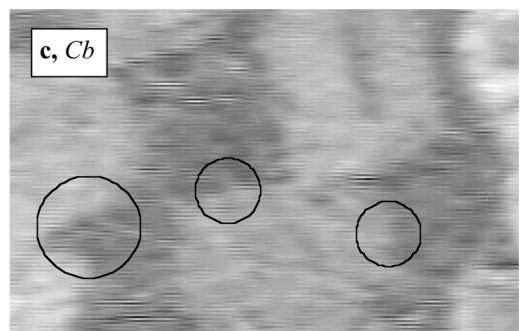
Nous remarquons que la transition est beaucoup plus rapide pour la composante Y (environ 4 pixels entre deux paliers) que pour la composante rouge-vert C_r (environ 12 pixels). Ce rapport d'environ 1 sur 3 correspond aussi au rapport des bandes passantes d'une image S-vidéo (2/5,5), ainsi qu'au rapport des fréquences de coupure de la sensibilité de l'œil (figure 1). Dans cet exemple, l'influence de la composante C_b est faible pour la localisation du contour.



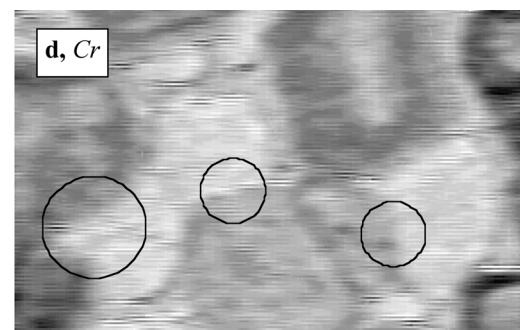
(a) RVB



(b) Y



(c) C_b



(d) C_r

Figure 4. – (a) Zoom sur une image couleur. (b) luminance Y de l'image. (c) chrominance C_b ; (d) chrominance C_r .

Le comportement passe bas de la chaîne d'acquisition pour les composantes couleur est également visible dans l'image des différentes composantes dans un espace luminance-chrominance. La figure 4 représente une section d'une image microscopique couleur et ses composantes YC_bC_r après recadrage de l'histogramme de chaque image.

Les images des deux composantes de la chrominance C_b et C_r (figure 4 c et d) montrent la nature basse résolution de la chaîne d'acquisition. Les bords des objets sont moins nets que sur l'image de la luminance Y . La basse résolution des composantes C_B et C_R n'est pas liée aux images étudiées mais aux particularités de la chaîne d'acquisition : caméra mono-CCD et transmission par signal S-vidéo. De plus, les images présentent un effet de lignage dû à la norme vidéo qui transmet les lignes paires et impaires séparément. Le résultat est un bruit haute fréquence sur les colonnes de l'image. Ces deux caractéristiques induisent des difficultés dans la segmentation de l'image couleur. Une première détection de contours peut être faite en utilisant seulement la luminance Y . La détection des contours couleur, qui ne sont pas ou peu visibles dans l'image de la luminance (voir les régions indiquées avec un cercle dans la figure 4), nécessite l'information chrominance pour être détectés. L'intégration des trois composantes de caractéristiques différentes (en particulier en résolution et niveau de bruit), exige un opérateur de détection de contours spécialisé qui est présenté dans les paragraphes suivants.

3. gradient couleur

Le calcul du gradient des images multi-composantes ou vectorielles peut se faire suivant deux approches. La première consiste à traiter chaque composante séparément de manière identique à une image scalaire puis à fusionner les résultats (approche gradient scalaire). La deuxième est de prendre en compte, dès le départ, l'information vectorielle dans le calcul du gradient (approche gradient vectoriel).

3.1. approche scalaire

Soit une image multi-composante $\mathbf{I}(x, y) : \mathcal{R}^2 \rightarrow \mathcal{R}^m$ avec les composantes $I_i(x, y) : \mathcal{R}^2 \rightarrow \mathcal{R}, i = 1, 2, \dots, m$. La définition du gradient porte sur un champ scalaire. Si on effectue la somme algébrique du gradient calculé sur chacune des composantes, les signes opposés des différents composantes peuvent aboutir à une compensation du gradient d'une composante par une autre. La norme L_2 peut alors être utilisée pour calculer le gradient scalaire défini par la racine carrée de la somme du carré du gradient calculé indépendamment sur chaque composante :

$$\|\nabla_{sca}\mathbf{I}\| = \sqrt{\sum_{i=1}^m \left((I_i)_x \right)^2 + \sum_{i=1}^m \left((I_i)_y \right)^2} \quad (4)$$

Cette méthode permet de ne calculer que la norme du gradient, et non pas sa direction de part l'absence d'information sur le signe des composantes x et y . Comme les algorithmes de détection des contours utilisent la direction du gradient pour la recherche des maxima locaux, nous avons choisi la direction du gradient de la composante luminance comme approximation.

3.2. approche vectoriel

Di Zenzo [19] a introduit une définition du gradient d'une image multi-composante dans l'espace couleur RVB . Il propose une extension du gradient scalaire en utilisant des notations de tenseur. Lee et Cok [22] utilise la généralisation mathématique du gradient d'un champ scalaire à un champ vectoriel. Cette approche a été étendue par Sapiro [26][28] et Blomgren [10]. Le gradient vectoriel est défini comme les variations locales de l'image vectorielle. La différence entre les valeurs de \mathbf{I} aux points P et Q est donnée par : $\Delta\mathbf{I} = \mathbf{I}(P) - \mathbf{I}(Q)$ (c'est la longueur d'arc dans l'espace \mathcal{R}^m). Si la distance dans l'image $d(P, Q)$ entre P et Q tend vers zéro, la différence vectorielle devient l'élément d'arc :

$$d\mathbf{I} = \frac{\partial\mathbf{I}}{\partial x}dx + \frac{\partial\mathbf{I}}{\partial y}dy \quad (5)$$

Pour trouver la direction des variations locales maximales et sa valeur associée, nous prenons la norme au carré de la variation vectorielle de :

$$(d\mathbf{I})^2 = \left(\frac{\partial\mathbf{I}}{\partial x}dx \right)^2 + \left(\frac{\partial\mathbf{I}}{\partial y}dy \right)^2 + 2 \left(\frac{\partial\mathbf{I}}{\partial x} \right)^T \left(\frac{\partial\mathbf{I}}{\partial y} \right) dx dy \quad (6)$$

La forme quadratique (6) est appelée *première forme fondamentale* [11] d'une surface dans l'espace \mathcal{R}^m paramétrée par (x, y) . Elle peut être écrite sous la forme matricielle :

$$(d\mathbf{I})^2 = (dx \ dy) \underbrace{\begin{pmatrix} E & F \\ F & G \end{pmatrix}}_M \begin{pmatrix} dx \\ dy \end{pmatrix} \quad (7)$$

avec

$$\begin{cases} E = \left(\frac{\partial R}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial V}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial B}{\partial x} \right)^2 \\ F = \frac{\partial R}{\partial x} \frac{\partial R}{\partial y} + \frac{\partial V}{\partial x} \frac{\partial V}{\partial y} + \frac{\partial B}{\partial x} \frac{\partial B}{\partial y} \\ G = \left(\frac{\partial R}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial V}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial B}{\partial y} \right)^2 \end{cases} \quad (8)$$

Les variations de \mathbf{I} sont extrémales dans les directions des vecteurs propres $(\cos \theta_{1,2}, \sin \theta_{1,2})^T$ de la matrice \mathbf{M} . La direction des vecteurs propres et leur valeur propre associée sont données respectivement par (9) et (10).

$$\begin{aligned} \theta_1 &= \arctan \frac{E - \lambda_1}{F} \\ \theta_2 &= \theta_1 + \pi/2 \end{aligned} \quad (9)$$

$$\lambda_{1,2} = \frac{1}{2} \left(E + G \pm \sqrt{(E - G)^2 + 4F^2} \right) \quad (10)$$

La plus grande valeur propre λ_1 de la matrice \mathbf{M} est égale à la valeur maximale de la forme quadratique (7). La direction θ_1 du vecteur propre associé correspond à la direction (modulo π) du gradient vectoriel. Le signe du gradient reste indéfini. Pour une image scalaire, la matrice \mathbf{M} a seulement une valeur propre λ_1 différente de zéro. Elle est égale au module carré du gradient. Dans ce cas, le module du gradient est donc défini comme la racine carrée de λ_1 :

$$\|\nabla I\| = \sqrt{\lambda_1} \quad (11)$$

Pour un pixel d'une image \mathbf{I} vectorielle, la deuxième valeur propre λ_2 peut être non-nulle. La variation minimale de \mathbf{I} associée à ce point est alors non-nulle. Dans ce cas, les contours ne sont pas seulement caractérisés par λ_1 mais par la prédominance de cette valeur par rapport au λ_2 . Sapiro [26][28] propose de calculer le gradient vectoriel à travers une fonction de λ_1 et λ_2 . Il donne un choix cohérent par la norme :

$$\|\nabla_{vec} \mathbf{I}\| = \sqrt{\lambda_1 - \lambda_2} \quad (12)$$

Prendre la différence des valeurs propres à la place de la plus grande valeur permet de réduire le bruit dans l'image de gradient. Blomgren et Chan [10] proposent de tenir compte des deux valeurs propres en considérant leur somme.

$$\|\nabla_{vec} \mathbf{I}\| = \sqrt{\lambda_1 + \lambda_2} \quad (13)$$

4. gradient couleur multi-échelle (GCM) proposé

Le Gradient Couleur Multiéchelle (GCM) que nous proposons dans cette étude, est une extension du gradient vectoriel aux images vidéo couleur. De part l'origine (caméra mono-CCD et signal S-vidéo), les composantes $YC_B C_R$ sont de nature (luminance et chrominance) et de bande passante différente. Cette particularité n'est aucunement prise en compte si le calcul du

gradient vectoriel est effectué sur les composantes RVB . En effet, cet espace ne permet pas de distinguer la nature différente des composantes luminance et chrominance. Nous proposons de calculer le gradient vectoriel dans l'espace $YC_B C_R$ en adaptant ce calcul à la nature et à la bande passante de ces composantes. Afin de tenir compte des différentes bandes passantes, le calcul du gradient se fait par un traitement à une échelle différente sur la luminosité et sur la couleur. Le facteur d'échelle est intégré dans le calcul numérique des dérivées partielles. Pour tenir compte de la nature des composantes, elles sont ensuite pondérées en fonction de leur contenu informationnel.

4.1. calcul des dérivées partielles

L'image couleur $\mathbf{I}(x, y) : \mathcal{R}^2 \rightarrow \mathcal{R}^3$ est une fonction vectorielle de dimension 3 ($YC_b C_r$) du plan image (x, y) . La matrice \mathbf{D} des dérivées spatiales partielles de l'image $I = (I_1, I_2, I_3)^T$ est définie par :

$$\mathbf{D}(x, y) = \begin{pmatrix} \partial I_1 / \partial x & \partial I_1 / \partial y \\ \partial I_2 / \partial x & \partial I_2 / \partial y \\ \partial I_3 / \partial x & \partial I_3 / \partial y \end{pmatrix} \quad (14)$$

Les filtrages numériques correspondants aux éléments de la matrice \mathbf{D} (dérivation précédée d'un lissage) doivent être adaptés aux caractéristiques fréquentielles de chacune des composantes. Ce traitement peut être fait par l'approximation discrète des dérivées partielles $\partial I_i / \partial x$ et $\partial I_i / \partial y$ par l'opérateur de Canny-Deriche [18] qui est optimal au sens de la détection et de la localisation des contours. Cet opérateur intègre les étapes de dérivation et de lissage et permet un réglage de l'échelle spatiale avec un paramètre de filtrage α . La réponse impulsionnelle $f_\alpha(x, y)$ du filtre séparable de lissage de Deriche est définie par :

$$f_\alpha(x, y) = (k(\alpha|x| + 1)e^{-\alpha|x|}) (k(\alpha|y| + 1)e^{-\alpha|y|}) \quad (15)$$

avec un coefficient de normalisation $k = \alpha/4$. Une valeur faible du paramètre de filtrage α donne une réponse impulsionnelle assez étendue, tandis qu'une valeur élevée rend la réponse impulsionnelle étroite.

Le calcul du gradient se fait à partir des dérivées selon x et y du produit de convolution d'une composante de l'image couleur I_i avec le filtre de lissage $f_\alpha : I_i(x, y) * f_\alpha(x, y)$. Avec la dérivation de l'opérateur séparable, on obtient les filtres de dérivation suivant x et y :

$$\begin{aligned} \frac{\partial f_\alpha(x, y)}{\partial x} &= \eta x e^{-\alpha|x|} (\alpha|y| + 1) e^{-\alpha|y|} \\ \frac{\partial f_\alpha(x, y)}{\partial y} &= \eta y e^{-\alpha|y|} (\alpha|x| + 1) e^{-\alpha|x|} \end{aligned} \quad (16)$$

avec une constante de normalisation $\eta = -\alpha^3/4$ [14]. La dérivée directionnelle selon x est le résultat d'un lissage suivant la direction y et d'une dérivation suivant la direction x . On désignera par la suite par

$$\left. \frac{\partial I_i}{\partial x} \right|_{\alpha} = I_i(x, y) * \frac{\partial f_{\alpha}(x, y)}{\partial x} \quad (17)$$

l'opérateur de dérivation selon x de la composante I_i en utilisant le filtre de Deriche avec un paramètre α .

Dans les conditions d'acquisition décrites dans la section 2, les composantes couleur $C_b C_r$ dans l'espace $YC_b C_r$ (3) ont une résolution spatiale inférieure à celle de la luminance Y (figure 3b). Le facteur d'échelle α de l'opérateur de Deriche permet d'adapter le calcul des dérivées partielles (14) aux caractéristiques des composantes couleur. Il existe un rapport de 2,75 imposé par la norme du signal S-vidéo entre la bande passante de la luminance et celle de la chrominance. Ce rapport a été expérimentalement observé sur nos images dans la section 2.3 (figure 3 et 4). Nous utilisons ce rapport pour déterminer le rapport entre les bandes passantes des filtres de Deriche. La fréquence de coupure du filtre de lissage de la luminance et celle du filtre des composantes couleur sont prises dans ce rapport de 2,75. Nous utilisons deux paramètres de filtrage α_2 et $\alpha_1 = 2,75 \alpha_2$. Le lissage plus important de la chrominance permet de réduire le bruit de l'image sans perte d'information dans ses composantes basses résolutions.

4.2. pondération des composantes couleur

Nous équilibrons l'influence relative de la couleur et de la luminosité avec un paramètre multiplicatif c des composantes couleur. Dans l'espace $YC_b C_r$, les trois composantes sont de natures différentes. Deux de ces composantes $C_b C_r$ concernent la couleur alors que la composante Y correspond à la luminance. Afin de calculer un gradient vectoriel avec ces composantes de natures différentes, on effectue une normalisation. Soit σ_Y et σ_C respectivement les écarts types du module du gradient de la composante luminance et du module du gradient vectoriel des composantes couleurs C_b et C_r . Pour le calcul du GCM, les composantes couleurs sont normalisées en prenant pour le facteur c le rapport σ_Y/σ_C . Les valeurs de σ_Y et σ_C ont été estimées sur la base d'image du clinker (50 images) conduisant à un rapport σ_Y/σ_C égale à $3,1 \pm 0,3$. Dans la pratique, nous utilisons $c = 3$. Par ailleurs, la mise en œuvre du GMC sur des images couleur issues d'un signal S-vidéo mais provenant d'autres applications (figure 9) a conduit à un rapport σ_Y/σ_C peu différent de 3 ($2,8 \pm 0,2$) ce qui nous amène à prendre également $c = 3$. La valeur de ce coefficient n'est, *a priori*, pas reliée au rapport des fréquences de coupure entre la composante luminance et les composantes couleurs. Les calculs des déri-

vées se font ici à la même échelle (même taille des images) mais avec une information fréquentielle différente. Cela n'est pas le cas du calcul des dérivées à différentes échelles où une pondération liée au rapport des échelles est nécessaire [23].

Pour une image dans l'espace $YC_b C_r$, la matrice \mathbf{D} des dérivées partielles (14) avec l'opérateur de Deriche, peut être écrite comme :

$$\mathbf{D}_{\alpha_1, \alpha_2, c}(x, y) = \begin{pmatrix} \left. \frac{\partial Y}{\partial x} \right|_{\alpha_1} & \left. \frac{\partial Y}{\partial y} \right|_{\alpha_1} \\ c \left. \frac{\partial C_b}{\partial x} \right|_{\alpha_2} & c \left. \frac{\partial C_b}{\partial y} \right|_{\alpha_2} \\ c \left. \frac{\partial C_r}{\partial x} \right|_{\alpha_2} & c \left. \frac{\partial C_r}{\partial y} \right|_{\alpha_2} \end{pmatrix} \quad (18)$$

avec α_1 et α_2 paramètres du filtre dérivateur de Deriche et c le coefficient de pondération de la chrominance.

Notons que cette pondération globale des composantes chrominance C_b et C_r n'influe pas sur la teinte $T_{C_b C_r} = \arctan(C_r/C_b)$ des objets qui reste caractéristique pour la détection des contours. La pondération des composantes couleur proposée dans cette étude est différente de l'approche de Carron [13] qui pondère la couleur de chaque pixel en fonction de la saturation (ou chroma) locale $S_{C_b C_r} = \sqrt{C_b^2 + C_r^2}$. Seuls les points avec une saturation supérieure à un seuil sont utilisés pour le gradient couleur. Pour ces pixels, l'influence de la luminance est fortement réduite afin de limiter l'influence des ombres dans les images. Les images microscopiques de notre application ne contiennent pas d'ombre. Elles sont acquises dans un environnement de laboratoire très contrôlé (éclairage, composition des images et coloration des objets). La luminance ainsi que la chrominance doivent être prise en compte de la même façon dans toute l'image.

4.3. détermination du module et de la direction du gradient

La matrice \mathbf{M} de la forme quadratique (19) est égale au produit matriciel $\mathbf{D}^T \mathbf{D}$ des dérivées partielles (18) :

$$\mathbf{M} = \mathbf{D}^T \mathbf{D} = \begin{pmatrix} E & F \\ F & G \end{pmatrix} \quad (19)$$

avec

$$\begin{aligned} E &= \left(\left. \frac{\partial Y}{\partial x} \right|_{\alpha_1} \right)^2 + \left(c \left. \frac{\partial C_b}{\partial x} \right|_{\alpha_2} \right)^2 + \left(c \left. \frac{\partial C_r}{\partial x} \right|_{\alpha_2} \right)^2 \\ F &= \left(\left. \frac{\partial Y}{\partial x} \frac{\partial Y}{\partial y} \right|_{\alpha_1} \right) + c^2 \left(\left. \frac{\partial C_b}{\partial x} \frac{\partial C_b}{\partial y} \right|_{\alpha_2} \right) + c^2 \left(\left. \frac{\partial C_r}{\partial x} \frac{\partial C_b}{\partial y} \right|_{\alpha_2} \right) \\ G &= \left(\left. \frac{\partial Y}{\partial y} \right|_{\alpha_1} \right)^2 + \left(c \left. \frac{\partial C_b}{\partial y} \right|_{\alpha_2} \right)^2 + \left(c \left. \frac{\partial C_r}{\partial y} \right|_{\alpha_2} \right)^2 \end{aligned} \quad (20)$$

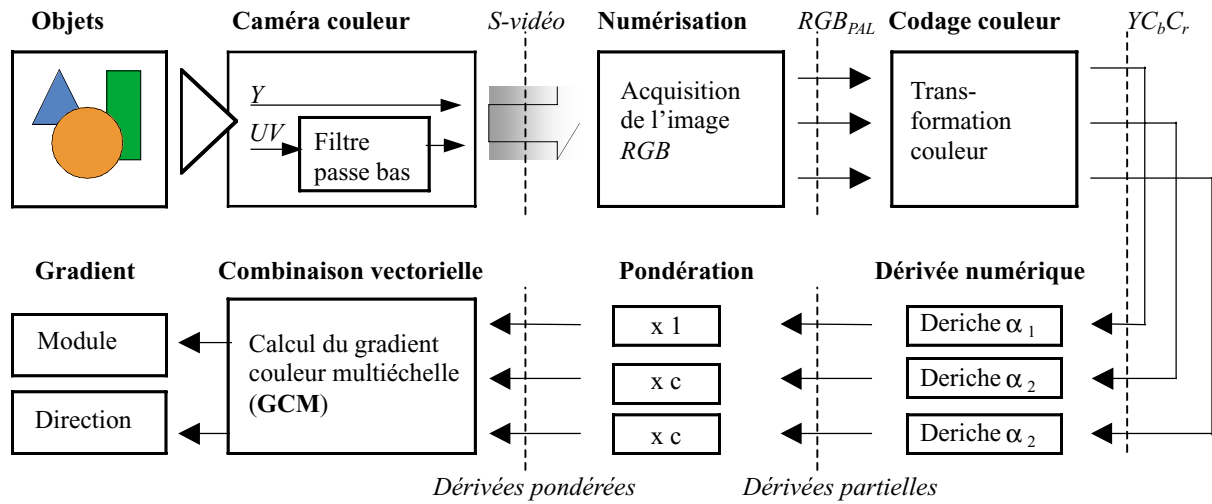


Figure 5 – Schéma complet de l'acquisition jusqu'à la détermination des caractéristiques du GCM.

Comme dans le cas de l'approche vectorielle, la matrice M (19) de la forme quadratique des variations vectorielles permet de calculer la direction θ_1 (9) du GCM comme celle du vecteur propre associé à la plus grande valeur propre λ_1 (10) de M . Le module carré du GCM est une fonction des valeurs propres λ_1 , λ_2 (12). La figure 5 résume notre approche depuis l'acquisition jusqu'au calcul du GCM sous forme d'un schéma bloc.

L'opérateur GCM proposé a pour caractéristiques principales :

- La prise en compte d'une bande passante réduite pour les composantes couleur dans l'image vidéo produite par une caméra couleur mono-CCD et/ou transmis comme signal vidéo (PAL, SECAM, NTSC).
- L'utilisation du filtre dérivateur de Deriche séparément sur les composantes luminance et couleur en adaptant la fréquence de coupure à la bande passante de chacune des composantes.
- La pondération plus importante des composantes couleur pour privilégier l'effet de la couleur par rapport au contraste en luminance.
- Le calcul du GCM conduit également à la détermination de la direction du gradient multi-composantes.

5. segmentation par approche contour

La segmentation par approche contour peut être faite à partir de l'image de gradient par détection des contours ou par application d'un contour déformable initialisé automatiquement ou manuellement. Ces approches sont ici mises en œuvre sur les images vectorielles en utilisant l'opérateur GCM.

5.1. détection des contours

Pour la détection et la localisation des contours dans une image de gradient vectoriel, deux approches existent. Cumani [17] recherche les zéros de la dérivée du gradient couleur suivant la direction du gradient, appelée dérivée seconde directionnelle. Une autre mise en œuvre de cette méthode est réalisée par Alshatti [2]. Dans notre cas, nous cherchons, comme dans une image monochrome, les maxima locaux du GCM dans la direction calculée par notre opérateur. Le suivi des contours est ensuite réalisé dans la direction orthogonale au GCM avec seuillage par hystérésis [12]. Les opérateurs classiques de la morphologie mathématique permettent de réduire les discontinuités des contours pour améliorer les résultats de la segmentation [6].

5.2. contours actifs

Soit $C(\tau) : [0, 1] \rightarrow \mathcal{R}^2$ une courbe paramétrée et $I(x, y)$ une image à analyser. L'approche classique des contours actifs [19] associe à la courbe C une énergie $E(C)$ donnée par :

$$E(C) = \alpha \int_0^1 |C'(\tau)|^2 d\tau + \beta \int_0^1 |C''(\tau)|^2 d\tau - \lambda \int_0^1 |\nabla I(C(\tau))| d\tau \quad (21)$$

avec les constantes réelles et positives α , β et λ . Les deux premiers termes (énergie interne) règlent essentiellement la régularité (élasticité et rigidité) du contour à détecter. Le troisième terme (énergie externe) attire les contours actifs vers les maxima de gradient de l'image et donc vers les contours. On résout le

problème de détection de contours en cherchant la courbe C qui minimise $E(C)$ par différentes méthodes (éléments ou différences finies [16] ou programmation dynamique [3]) pour des constantes α, β et λ fixes. Cette solution est trouvée en déformant itérativement une courbe initiale proche de la solution recherchée.

Plusieurs auteurs ont apporté des améliorations à ce modèle notamment en introduisant un deuxième terme à l'énergie externe de l'expression (21) :

$$E_{ext} = -\lambda \int_0^1 |\nabla I(C(\tau))| d\tau + \kappa \int_0^1 P(C(\tau)) d\tau \quad (22)$$

avec

$$-\nabla P(C(\tau)) = F_{press}(C(\tau)) \quad (23)$$

et un coefficient réel κ .

Le second terme de (22) est l'intégral d'une fonction de potentiel le long de la courbe. Le potentiel de pression à l'intérieur du contour a été introduit par Cohen [15]. Il peut être exprimé comme une force ballon (23), qui empêche le contour de rétrécir lorsque la courbe initiale est à l'intérieur et loin du contour recherché. Elle est orientée vers l'extérieur de la courbe assimilant l'intérieur de la courbe à un ballon gonflable.

La force d'attraction dans l'énergie externe (22) est déduite du gradient de l'image. Pour l'image couleur vidéo, nous proposons d'utiliser le GCM comme fonction d'attache aux données de la courbe C . On remplace le terme $|\nabla I(C(\tau))|$ dans (22) par $\|\nabla_{vec} \mathbf{I}\| = \sqrt{\lambda_1 - \lambda_2}$ (12) avec les valeurs propres λ_1 et λ_2 de la matrice \mathbf{M} (19).

6. applications

Notre problématique principale concerne le contrôle qualité des clinkers de ciments par microscopie optique. Après avoir présenté les résultats obtenus avec le GCM sur ce type d'image, nous avons voulu illustrer la méthode sur d'autres images également acquises par une caméra mono-CCD.

6.1. application industrielle

6.1.1. problématique de la quantification des images microscopiques de clinker

La problématique étudiée est la quantification automatique des phases de Clinker de ciment. Le Clinker est un produit intermédiaire dans la chaîne de fabrication du ciment. Ses caractéristiques sont régulièrement contrôlées et analysées par différentes

techniques de contrôle qualité et en particulier par l'analyse microscopique de sections polies des échantillons de Clinker (figure 6). Elles renseignent sur l'état de la ligne de fabrication en amont et influent directement sur la qualité du produit final (le ciment) en aval de la chaîne de fabrication.

L'analyse microscopique est utilisée pour l'évaluation quantitative de la composition minérale des échantillons de Clinker. Cette évaluation se fait manuellement par l'expert qui détermine le pourcentage des différents types de cristaux (alite, bélite, matrice) par un comptage visuel. C'est une procédure longue et fastidieuse puisqu'il faut de l'ordre de 90 minutes à l'expert pour obtenir un pourcentage validé sur 2 000 cristaux. Le contrôle qualité par vision peut automatiser et alléger cette procédure [5].

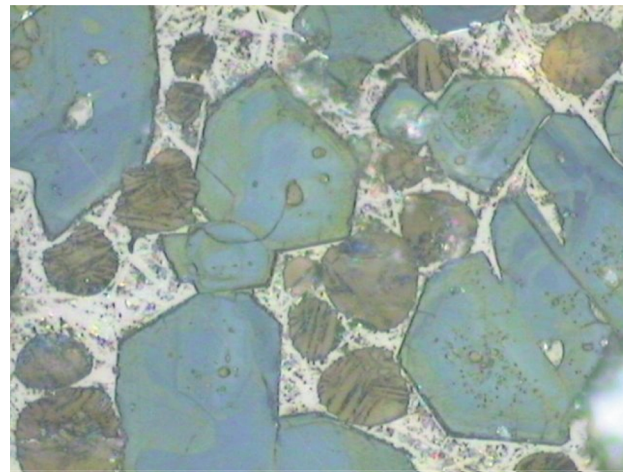


Figure 6. – Image d'une section polie de clinker sous microscope optique.

La méthode détaillée dans ce papier apporte une solution fiable à cette problématique. Une première phase a pour objectif d'identifier les zones homogènes correspondantes à un même cristal. Elle est réalisée en trois étapes :

- segmentation par approche contour effectuée à l'aide du GCM des images microscopiques couleur ;
- fermeture des contours par un opérateur classique de la morphologie mathématique [6] ;
- identification de chacune des régions en utilisant des paramètres caractéristiques de couleur et de texture. Ce point est détaillé dans les références [4] et [6].

Cette phase de présélection ne permet pas d'effectuer une étude quantitative sur les formes des cristaux. Dans une deuxième phase, nous plaçons de manière automatique un contour initial dans chacune des régions identifiées. Ces contours initiaux sont à la base d'une méthode de segmentation par contour actif utilisant le GCM des images. L'évolution de ce contour actif conduit à l'obtention de la forme complète des cristaux.

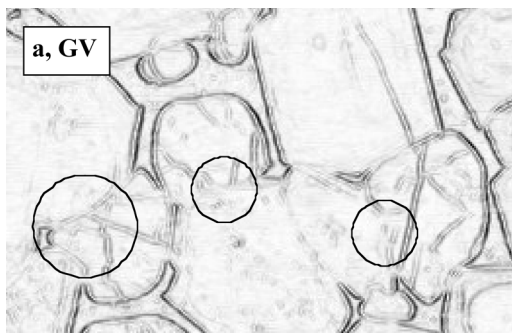
6.1.2. comparaison des images gradient RVB et GCM

Dans cette partie, une comparaison visuelle est effectuée entre les différentes images gradient obtenues à partir des images microscopiques couleur de clinker. Les gradients utilisés sont le gradient en niveau de gris [18], le gradient scalaire dans l'espace RVB (4), le gradient vectoriel (GV) (12) et le GCM (18). Sur les trois premiers, aucune différence sensible n'a été constatée dans les résultats de détection de contours. Cette observation est due à la faible saturation de l'image couleur, donc à la faible influence des couleurs. Dans la suite, seules les approches GCM et le gradient vectoriel RVB sont comparées.

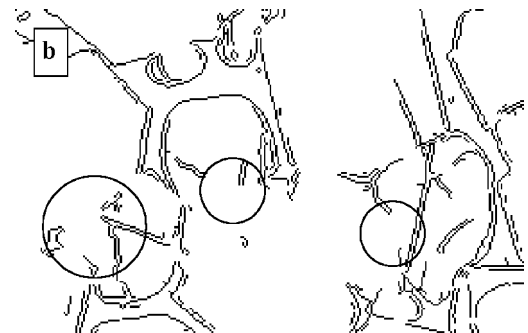
Concernant les images gradient (figure 7a et c) de l'image représentée dans la figure 4a, on remarque clairement que le contenu informationnel de l'image GCM (figure 7c) est plus important que celui de l'image GV (figure 7a), en particulier dans les zones indiquées par les cercles. En effet, l'influence des composantes couleur est mise en évidence de manière à combler l'absence de contours nets dans la composante luminance.

Afin de mettre en évidence l'apport de GCM, une méthode classique de détection de contours à partir des images gradient a été mise en place. L'apport du GCM est directement traduit par les contours continus sur l'image contour (figure 7d). Dans ces mêmes zones, l'image contour issue du GV (figure 7b) présente des contours discontinus, voire inexistant. On constate, aussi bien sur les images gradient que les images contour, que l'opérateur GCM a rajouté des informations sur le gradient couleur sans introduire de bruit dans l'image. Grâce au filtrage multi-échelle des différentes composantes, la pondération avec un facteur 3 (section 4.2.) de la chrominance pourtant très bruitée (figure 4c et d) n'a pas augmenté le nombre de faux contours. Notons également que les contours détectés uniquement grâce aux composantes couleur ne sont pas dédoublés contrairement à ceux issus de la luminance. Ceci est dû à la faible résolution de la chrominance qui résulte en un profil large et continu dans l'image gradient se traduisant par la détection d'un seul pic local lorsqu'on recherche le maximum de gradient.

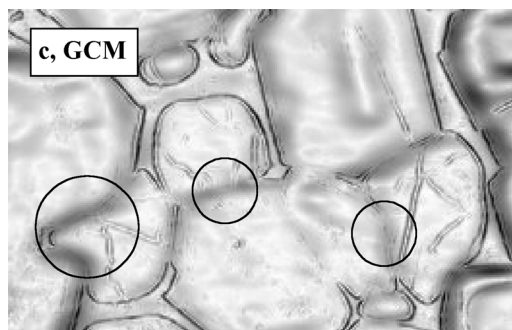
La détection de contours ne représente que la première phase d'identification de zones homogènes appartenant à un même cristal. Dans un deuxième temps, une segmentation par contour actif localise de manière précise les bords des cristaux.



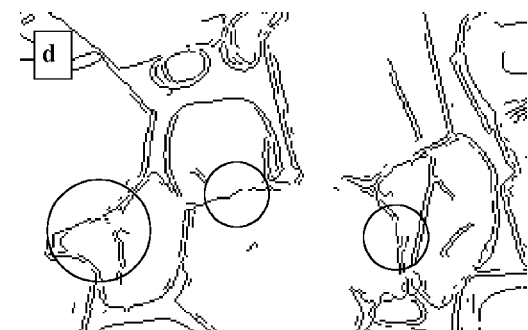
(a) GV



(b)



(c) GCM

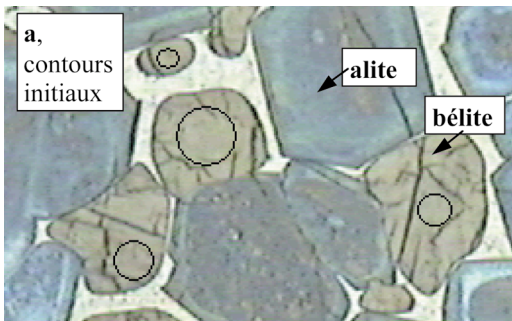


(d)

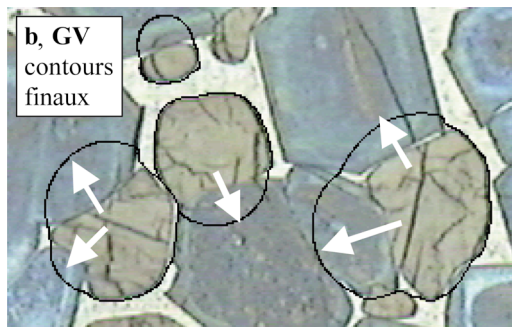
Figure 7. – Détection des contours à l'aide du gradient vectoriel (GV) dans l'espace RVB(a, b) et à l'aide du GCM(c, d).

6.1.3. discussion sur les images segmentées par les contours actifs

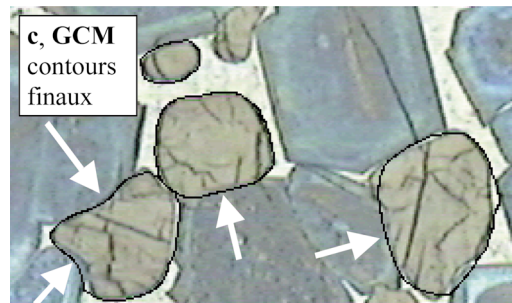
Une méthode de segmentation par contours actifs est mise en œuvre à partir des images gradient comparées dans la section précédente. La figure 8 montre un exemple de résultats de segmentation où seuls les cristaux de bélite de formes rondes ont été traités. Rappelons que la nature des cristaux a été déterminée auparavant par une phase de pré-segmentation (section 6.1.1). Étant donné un cristal de bélite, un contour initial circulaire est choisi à l'intérieur de la zone qui a permis de déterminer la nature du cristal avec des paramètres caractéristiques de couleur et de texture. Le choix de la taille et de la position de contour initial se fait donc de manière automatique, étant donné la connaissance a priori de la zone caractéristique de chacune des bélites. La forme circulaire du contour est un choix arbitraire. La nature de cette forme n'a aucune influence sur la forme finale.



(a) *GV* contours initiaux



(b) *GV* contours finaux



(c) *GCM* contours finaux

Figure 8. – Segmentation des cristaux de type « bélite » par contours actifs à l'aide du *GV* (b) et à l'aide du *GCM* (c) en utilisant les contours initiaux (a).

La figure 8a présente quatre contours initiaux automatiquement placés dans quatre bélites de formes et de tailles variées. Les figure 8 b et c correspondent aux contours obtenus après l'application de la méthode de contours actifs (section 5.2.), respectivement sur l'image gradient vectoriel *RVB(GV)* et sur l'image gradient couleur multiéchelle (*GCM*). Dans les deux cas, les paramètres α et β de régularité du contour actif (21) et les paramètres λ et κ d'énergie externe (22) ont été choisis de manière optimale. En particulier, la force du ballon a été choisie faible pour privilégier une avancée lente et ainsi tenir compte des gradients faibles.

En utilisant le *GV*, les contours actifs débordent des cristaux de bélite pour s'introduire dans les cristaux d'alites voisines, comme cela est indiqué par les flèches dans la Figure 8b. Les contours ne convergent pas et leur évolution a été arrêtée par l'opérateur dans cet exemple.

L'utilisation du *GCM* permet de prendre en compte le gradient lié à la chrominance et ainsi de détecter les frontières alite/bélite qui présentent un faible contraste en luminance. L'évolution des contours actifs a convergé vers le minimum d'énergie qui correspond aux bords des cristaux. Les quatre cristaux de bélite sont parfaitement reconstitués par notre approche.

6.2. application à d'autres images acquises avec une caméra mono-CCD

Nous avons voulu illustrer la méthode sur d'autres images, moins spécifiques, également acquises par une caméra mono-*CCD*. Ces images sont issues de la base d'images du laboratoire « Signal Analysis and Machine Perception Laboratory, The Ohio State University » [7]. La figure 9 donne l'image couleur et ses différentes composantes YC_bC_r .

Comme dans les images de clinker, le comportement passe bas de la chaîne d'acquisition pour les composantes couleur est également visible. Les figures 10a et c présentent l'image du module du gradient calculé avec respectivement le gradient vectoriel (*GV*) et avec le *GCM*. Le contenu informationnel de l'image *GCM* (Figure 10c) est plus important dans les zones où seule l'information des composantes couleur est présente (zones indiquées par les cercles). Dans la zone 1 du bord du fauteuil, il existe une variation de luminosité Y et une variation de couleur, cette variation est mieux prise en compte par le *GCM* que par le *GV*. Dans la zone 2 du cadre du tableau, il n'existe que très peu de variation de luminosité et le gradient *GV* extrait seulement l'information présente dans les composantes couleur, ces informations sont nettement amplifiées par le *GCM*. Dans la zone 3 du cou du personnage, seule une très faible variation de couleur différencie le fauteuil du cou; là où le *GV* ne trouve quasiment pas de gradient, le *GCM* arrive à faire ressortir une valeur de gradient supérieure au bruit de fond de l'image gradient. Ces infor-

Gradient couleur multiéchelle pour la segmentation d'images

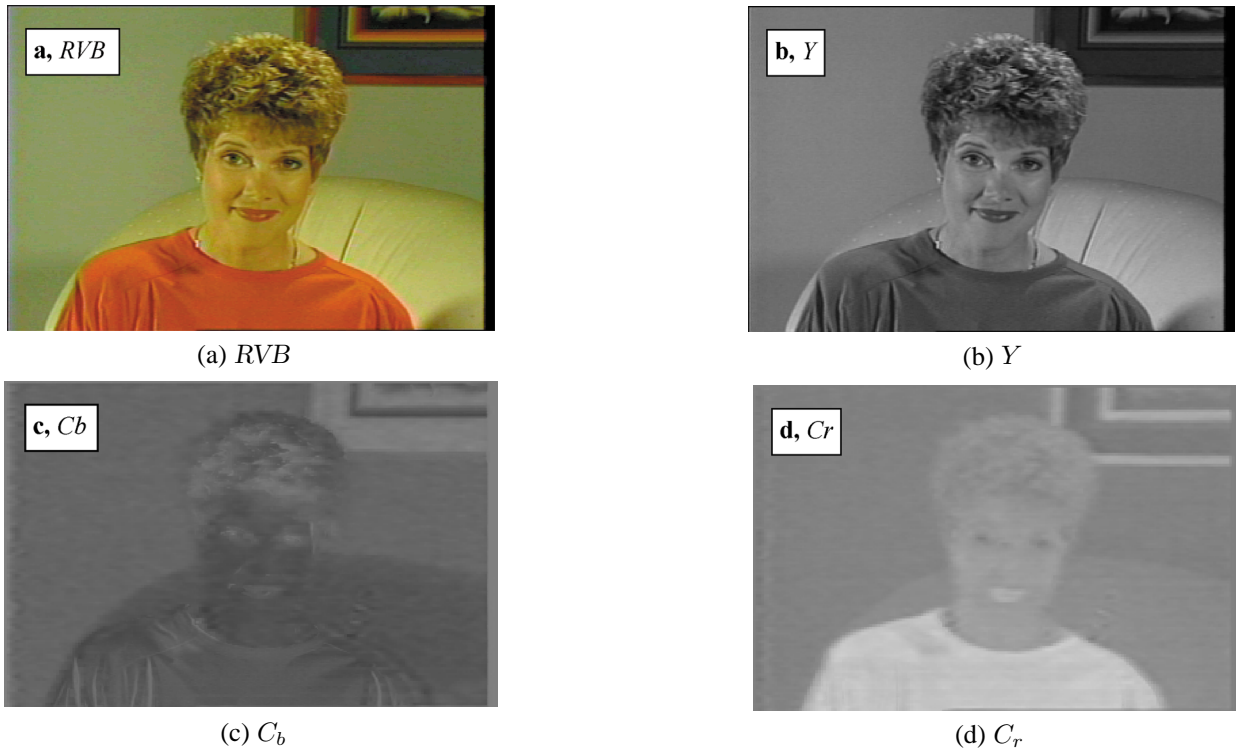


Figure 9. – (a) Image couleur « mon. 0,31 » de la base du laboratoire « Signal Analysis and Machine Perception Laboratory, The Ohio State University » [7] ; (b) luminance Y de l'image ; (c) chrominance C_b ; (d) chrominance C_r .

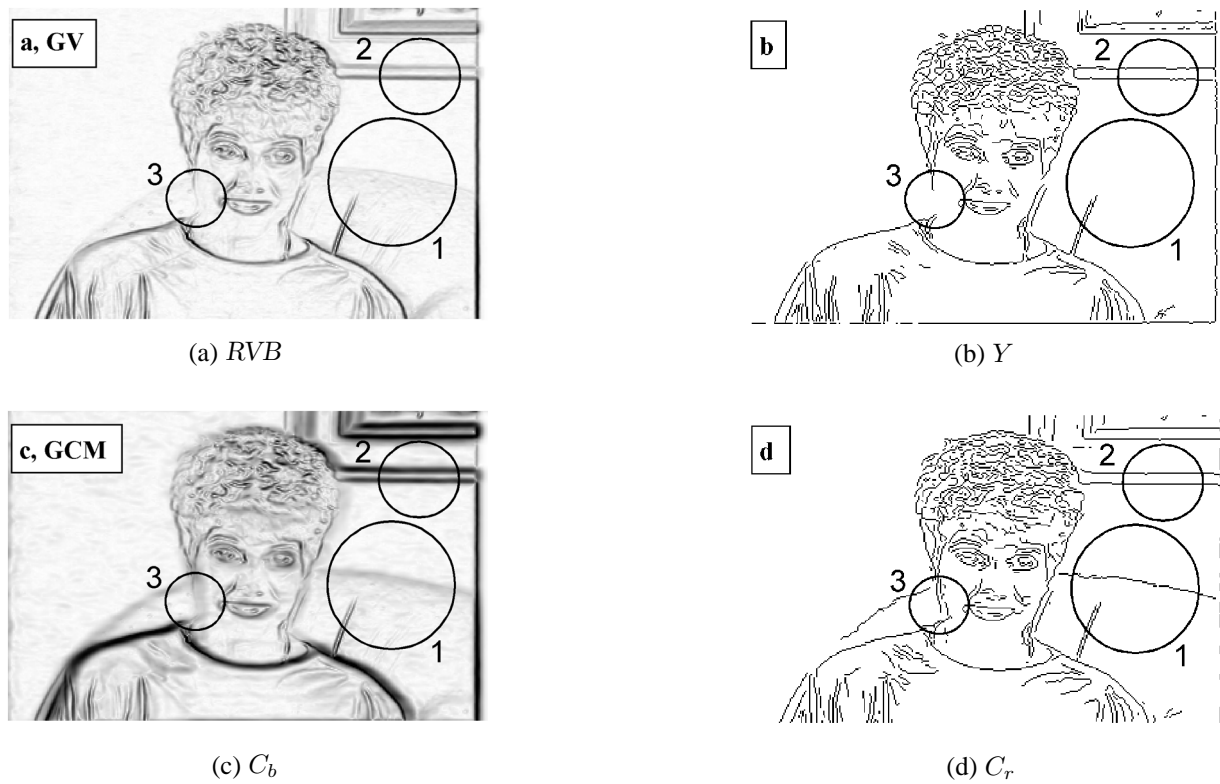


Figure 10. – Module du gradient dans l'espace RVB (a,c) et résultats de la détection des contours (b,d) en utilisant respectivement le gradient vectoriel (GV) et avec le GCM.

mations supplémentaires sur la variation des composantes couleur ont été obtenues sans augmentation visible du bruit dans l'image gradient.

Les figures 10b et d présentent le résultat de la détection des contours calculée à partir de chacune des images gradient, gradient vectoriel (GV) et GCM . Avec le GCM , des contours apparaissent dans les zones indiquées par les cercles où le GCM a fait ressortir une information sur les variations de couleur qui est absente par le calcul du GV . Dans la zone 1 du bord du fauteuil, la valeur du gradient de l'image GCM est maintenant suffisante pour restituer parfaitement le contour du fauteuil. Dans la zone 2 du cadre du tableau, le contour trouvé à partir du GCM est plus continu et moins bruité que celui trouvé à partir du gradient GV . Dans la zone 3 du cou du personnage, les valeurs de gradient issues du GCM permettent de séparer le cou et le fauteuil. Comme on peut le voir sur l'ensemble de l'image, cette information supplémentaire obtenue par le GCM est pertinente puisque elle n'a pas introduit de faux contours. Dans le cas des images couleur acquises avec une caméra mono-CCD, le GCM permet donc d'envisager une segmentation plus robuste basée sur une approche contour.

7. conclusions

Nous avons introduit un nouveau gradient couleur multiéchelle (GCM) adapté aux images couleur de type vidéo. Il prend en compte les particularités de ce type d'images qui ont une bande passante réduite pour les composantes couleur par rapport à celle de la luminosité. Par un traitement multiéchelle et une pondération des différentes composantes, le GCM permet d'augmenter la part de l'information couleur dans le calcul du gradient sans augmenter le bruit relatif à ces composantes. Sa mise en œuvre dans le cadre d'une application industrielle sur des images microscopiques de clinker de ciment, a montré que le gradient ainsi calculé permet de séparer les cristaux ne présentant que de faibles différences de couleur sans introduction de faux contours. Une méthode de contours actifs utilisant une énergie externe déduite du gradient GCM converge sur des contours situés sur les bords de cristaux même pour des cristaux collés de luminosité similaire. Cette nouvelle méthode autorise un calcul plus juste du gradient d'une image couleur, en particulier dans le cas où on ne dispose que d'une caméra mono-CCD ou d'un signal vidéo.

8. remerciements

Notre travail s'inscrit dans la thématique du GT3 et GT4 du CNRS GDR-PRC ISIS. Cette étude a reçu le soutien de la société LAFARGE CEMENTS (Centre de Viviers, France). Nous tenons à remercier J.Y. Clément, R. Coll et J. Gaillard (LAFARGE CEMENTS) pour leur évaluation experte et leurs précieuses suggestions.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Adobe, « TIFF Revision 6.0 », Adobe Systems Inc., Mountain View, CA, June 3, 1992. et « <http://partners.adobe.com/asn/developer/PDFS/TN/TIFF6.pdf> », section 20 et 21.
- [2] Alshatti et P. Lambert, « Un opérateur optimal pour la détection de contours dans des images couleur », GRETSI, Juan-les-Pins, 679-682, 1993.
- [3] A. Amini, T. Weymouth et R. Jain, « Using Dynamic Programming for Solving Variational Problems in Vision », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 12, #9, pp. 855-867, 1990.
- [4] A. Anwander, B. Neyran, et A. Baskurt, « Automatic Microscopic Examination of Cement Clinker by Image Segmentation and Quantification », *QCAV'97*, Le Creusot, France, pp. 269-274, 1997.
- [5] A. Anwander, B. Neyran, J. Haase et A. Baskurt, « New Methods for Clinker Phase Recognition Using Automatic Image Analysis », *World Cement*, Vol.29, #4, 1998, pp. 77-84.
- [6] A. Anwander, J. Haase, B. Neyran et A. Baskurt, « Automatic Color Image Segmentation for Microscopic Images of Cement Clinker », *QCAV'98*, Takamatsu, Kagawa, Japan, pp. 22-27, 1998.
- [7] Base d'images du « *Signal Analysis and Machine Perception Laboratory, The Ohio State University* » accessible à l'adresse <http://sampl.eng.ohio-state.edu/~sampl/data/motion/>.
- [8] W. H. A. Beaudot, « Le traitement neuronal de l'information dans la rétine des vertébrés : Un creuset d'idées pour la vision artificielle », Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, France, 1994.
- [9] L. Bedat, « Aspects psychovisuels de la perception des couleurs : Application au codage d'images couleur fixes avec compression de l'information », *Thèse de Doctorat, Université de Nantes, France*, 1998.
- [10] P. Blomgren et T. F. Chan, « Color TV: Total Variation Methods for Restoration of Vector-Valued Images », *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 7, #3, pp. 304-309, 1998.
- [11] I. N. Bronshtein et K. A. Semendyayev, « Handbook of Mathematics », Thun et Frankfurt/Main, Germany, *Verlag Harri Deutsch*, 1985.
- [12] J. Canny, « A computational approach to edge detection », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 8, #6, pp. 679-698, 1986.
- [13] T. Carron, « Segmentation d'images couleur dans la base Teinte-Luminance-Saturation : approche numérique et symbolique », Thèse de Doctorat, Université de Savoie, 1995.
- [14] J.-P. Cocqueret et S. Philipp, « Analyse d'images : filtrage et segmentation », Paris, Masson, 1995.
- [15] L. D. Cohen, « On Active Contour Models and Balloons », *Computer Vision, Graphics and Image Processing : Image Understanding*, Vol. 53, #2, pp. 211-218, 1991.
- [16] L. D. Cohen et I. Cohen, « Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, #11, pp. 1131-1147, 1993.

Gradient couleur multiéchelle pour la segmentation d'images

- [17] A. Cumani, « Edge Detection in Multispectral Images », *Computer Vision, Graphics and Image Processing : Graphical Models and Image Processing*, Vol. 53, #1, pp. 40-51, 1991.
- [18] R. Deriche, « Fast Algorithms for Low-Level Vision », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 12, #1, pp. 78-87, 1990.
- [19] R. Di Zenzo, « A Note on the Gradient of a Multi-Image », *Computer Vision, Graphics and Image Processing : Graphical Models and Image Processing*, Vol. 33, pp. 116-125, 1986.
- [20] M. Kass, A. Witkin et D. Terzopoulos, « Snakes: Active Contour Models », *International Journal of Computer Vision*, Vol. 1, #4, pp. 321-331, 1987.
- [21] R. Kimmel, « Demosaicing: Image Reconstruction from Color CCD Samples », *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 8, #9, pp. 1221-1228, 1999.
- [22] H. C. Lee et D. R. Cok, « Detecting Boundaries in a Vector Field », *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 39, #5, pp. 1181-1194, 1991.
- [23] T. Linderberg et J. O. Eklundh, « Scale-space primal sketch: construction and experiments », *Image and Vision Computing*, Vol. 10, #1, pp. 3-18, 1992.
- [24] K. T. Mullen, « The Contrast Sensitivity of Human Colourvision to Red-Green and Blue-Yellow Chromatic Gratings », *Journal of Physiology*, Vol. 359, pp. 381-400, 1985.
- [25] S. J. Sangwine et R. E. N. Horne, « The Colour Image Processing Handbook », London, Chapman & Hall, 1998.
- [26] G. Sapiro, « Vector (Self) Snakes: A Geometric Framework for Color, Texture and Multiscale Image Segmentation », *International Conference on Image Processing*, Vol. 1, pp. 817-820, 1996.
- [27] G. Sapiro, « Color Snakes », *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 68, #2, pp. 247-253, 1997.
- [28] G. Sapiro et D. L. Ringach, « Anisotropic Diffusion of Multivalued Images with Applications to Color Filtering », *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 5, #11, pp. 1582-1586, 1996.

Manuscrit reçu le 28 octobre 1999

LES AUTEURS

Alfred ANWANDER



Alfred Anwander a effectué ses études supérieures en Génie Électrique à l'Université de Karlsruhe (Allemagne). Après avoir obtenu un DEA Signal Image Parole à l'INSA de Lyon en 1996, il effectue au sein de l'unité CREATIS sa thèse de doctorat portant sur la quantification et morphologie des phases minéralogiques du clinker de ciment Portland par analyse d'images de microscopie optique.

Atila BASKURT



Ingénieur Génie Électrique INSA Lyon (1984), titulaire d'un Doctorat (1989), Habilitation à Diriger des Recherches en Sciences « Compression d'images : concepts, méthodologies et applications » (1995), Atila Baskurt est Professeur au LIGIM (Laboratoire Informatique Graphique Image Modélisation) et à l'Université Claude Bernard Lyon 1. Il est responsable de l'équipe Image : segmentation et description de ce laboratoire. Ses activités de recherche concernent la segmentation, l'extraction de caractéristiques 2D et 3D, la compression de données. Les principaux domaines d'application sont l'imagerie médicale et le multimédia.

Bruno NEYRAN



Maître de conférence au département GELL de l'Institut Universitaire de Technologie B de l'Université Lyon 1. Après une thèse de doctorat en Automatique en 1987, il a rejoint CREATIS en 1988. Il s'est intéressé à la reconstruction d'objet à partir de vues multiples et à la stéréoscopie. Il fait partie du thème Imagerie Dynamique et ses activités de recherche concernent la segmentation par contour actif, ainsi que l'étude de la perfusion du myocarde et la dynamique du mouvement cardiaque.