

**Zeitschrift:** Bulletin des Schweizerischen Elektrotechnischen Vereins, des Verbandes Schweizerischer Elektrizitätsunternehmen = Bulletin de l'Association suisse des électriciens, de l'Association des entreprises électriques suisses

**Herausgeber:** Schweizerischer Elektrotechnischer Verein ; Verband Schweizerischer Elektrizitätsunternehmen

**Band:** 70 (1979)

**Heft:** 11

**Artikel:** Extraction de contours en traitement électronique des images I : principaux opérateurs de traitement

**Autor:** Kammenos, P.

**DOI:** <https://doi.org/10.5169/seals-905383>

### **Nutzungsbedingungen**

Die ETH-Bibliothek ist die Anbieterin der digitalisierten Zeitschriften. Sie besitzt keine Urheberrechte an den Zeitschriften und ist nicht verantwortlich für deren Inhalte. Die Rechte liegen in der Regel bei den Herausgebern beziehungsweise den externen Rechteinhabern. [Siehe Rechtliche Hinweise.](#)

### **Conditions d'utilisation**

L'ETH Library est le fournisseur des revues numérisées. Elle ne détient aucun droit d'auteur sur les revues et n'est pas responsable de leur contenu. En règle générale, les droits sont détenus par les éditeurs ou les détenteurs de droits externes. [Voir Informations légales.](#)

### **Terms of use**

The ETH Library is the provider of the digitised journals. It does not own any copyrights to the journals and is not responsible for their content. The rights usually lie with the publishers or the external rights holders. [See Legal notice.](#)

**Download PDF:** 19.03.2025

**ETH-Bibliothek Zürich, E-Periodica, <https://www.e-periodica.ch>**



### Extraction de contours en traitement électronique des images I: Principaux opérateurs de traitement

Par P. Kammenos

519.763:681.7.014;

*Premier volet d'un article général sur le traitement d'images pour l'extraction de contours, la présente contribution se compose de trois parties:*

- Introduction au traitement d'images et plus spécifiquement à l'extraction des contours et à ses principales applications.
- Présentation des problèmes principaux liés à l'extraction des contours et revue des différentes classes d'algorithmes qui peuvent être utilisés à cet effet.

- Description d'une série d'opérateurs locaux de traitement d'images; comparaison de leur complexité et de leurs performances.

*Als erster Teil eines allgemeinen Aufsatzes über die Bildverarbeitung zur Bestimmung von Umrissen enthält dieser Artikel eine Einführung in die Bildverarbeitung und speziell in die Bestimmung von Umrissen und deren wichtigste Anwendungen. Es folgen die mit der Bestimmung von Umrissen verbundenen wichtigsten Probleme sowie die verschiedenen Klassen von Algorithmen, die dabei Verwendung finden. Zum Schluss werden eine Reihe örtlicher Operatoren der Bildverarbeitung beschrieben und deren Komplexität und Leistungsfähigkeit verglichen.*

#### 1. Introduction

Les progrès technologiques des dernières années et, plus particulièrement ceux de l'électronique numérique, ont rendu possible le traitement complexe de signaux bidimensionnels (images). Complété par un développement considérable du support théorique, le traitement d'images connaît actuellement de nombreuses applications: amélioration de la qualité d'images prises dans des conditions difficiles (filtrage pour réduction du bruit, rehaussement du contraste, régénération) [1...5], codage pour la réduction de redondance permettant la transmission ou la mémorisation efficace des images [2...5], interprétation automatique d'images et reconnaissance de formes (analyse, segmentation, extraction de caractéristiques significatives, localisation d'objets, classification) [6], etc.

De toutes les techniques de traitement envisagées, celles qui sont les plus simples et les mieux connues expérimentalement et théoriquement sont celles qui font appel à un traitement linéaire (principe de superposition). Après un bref rappel de la théorie générale du traitement linéaire bidimensionnel, cet article présente un aspect particulier de traitement: l'extraction des contours. Cette opération, qui fait également appel à des techniques non linéaires, consiste à détecter les changements ou les discontinuités d'une caractéristique de l'image, comme l'intensité lumineuse, la texture ou la couleur. Utilisée habituellement comme technique de pré-traitement, l'extraction des contours transforme une image en un dessin au trait. On peut

espérer que cette simplification conserve certaines caractéristiques principales de l'image originale, tout en limitant la complexité et le volume de l'information qui doit être traitée par la suite. En particulier, les contours des objets présents dans une image contiennent l'information essentielle sur le nombre, la forme, la position, l'orientation et l'étendue de ces derniers. Ainsi, la majorité des techniques d'interprétation automatique d'images et de reconnaissance de formes font appel à l'extraction des contours.

Dans la littérature spécialisée, on rencontre une multitude d'applications pratiques de ces techniques, principalement dans les domaines suivants:

- traitement de photos aériennes ou de photos de satellites, par ex. détection de ressources naturelles, détection de pollution, météorologie, reconnaissance et surveillance militaire, etc.

- traitement d'images biomédicales, par ex. interprétation assistée ou automatique de radiographies (détection de tumeurs, contrôle de la position et de l'étendue d'organes internes), classification et opérations de comptage dans des préparations microscopiques, classification de chromosomes, etc.

- traitement d'images appliqué à l'automatisation industrielle, par ex. perception visuelle de robots industriels, contrôle de qualité, détection de défauts ou d'impuretés dans les matières premières, métrologie, etc.

## 2. Traitement linéaire de signaux bidimensionnels

Une description simple d'une image est celle d'un plan, dont l'intensité lumineuse peut varier d'un point à un autre. Cette variation peut être représentée mathématiquement par une fonction de deux variables spatiales  $f(x, y)$ . La valeur de cette fonction en chaque point de coordonnées  $x$  et  $y$  indique l'intensité (niveau de gris) de l'image en ce point.

Pour traiter une image à l'aide d'un processeur numérique, la fonction continue  $f(x, y)$  doit être transformée en une fonction discrète  $I(k, l)$  à l'aide d'une procédure d'échantillonnage et de quantification. L'image numérisée  $I(k, l)$  est une matrice de  $M \times N$  valeurs numériques positives réelles. Soit un système de traitement d'images, caractérisé par un opérateur  $L$ . Ce système transforme une image  $I_1(k, l)$  en une image  $I_0(k, l)$  selon la relation suivante:

$$I_0(k, l) = L I_1(k, l) \quad (1)$$

On appelle  $L$  un opérateur de traitement linéaire si

$$L [a I_1(k, l) + b I_2(k, l)] = a L I_1(k, l) + b L I_2(k, l) \quad (2)$$

pour toutes images  $I_1$  et  $I_2$  et toutes constantes  $a$  et  $b$ .

Un système linéaire est invariant par décalage si sa réponse à une excitation ponctuelle située en tout point  $(m, n)$  du plan  $(k, l)$  est toujours la même à l'exception d'un décalage par  $m$  et  $n$  dans les directions  $k$  et  $l$  respectivement.

Une image discrète  $I_0(k, l)$  peut être considérée comme étant une somme linéaire de sources ponctuelles  $I_0(m, n)$ :

$$I_0(k, l) = \sum_m \sum_n I_0(m, n) d(k - m, l - n) \quad (3)$$

$$\text{avec } d(k, l) = \begin{cases} 1 & \text{pour } k = l = 0 \\ 0 & \text{pour } k, l \neq 0 \end{cases} \quad \begin{matrix} (\text{impulsion unité} \\ \text{bidimensionnelle}) \end{matrix}$$

Si, maintenant, on considère sur la base de l'équation (1) que l'image  $I_0(k, l)$  est la réponse de l'opérateur linéaire  $L$  à l'image  $I_1(k, l)$  et si l'on admet que l'opération est invariante par décalage, on obtient à la place de l'équation (3) en tenant compte de la linéarité de l'opération

$$\begin{aligned} I_0(k, l) &= \sum_m \sum_n I_1(m, n) L d(k - m, l - n) = \\ &= \sum_m \sum_n I_1(m, n) h(k - m, l - n) \end{aligned} \quad (4)$$

où  $h(k - m, l - n)$  est la réponse du système  $L$  à  $d(k - m, l - n)$ . Il apparaît alors que la réponse à une somme d'excitations est égale à la somme des réponses à chaque excitation.

Le membre de droite de l'équation (4) est un produit de convolution à deux dimensions. Il peut être écrit comme

$$I_0(k, l) = I_1(k, l) * h(k, l) \quad (5)$$

La transformée de *Fourier* bidimensionnelle de l'image  $I_0(k, l)$  est donnée par

$$F I_0(k, l) = I_0(f_1, f_2) = \sum_k \sum_l I_0(k, l) e^{-j2\pi(f_1 k + f_2 l)} \quad (6)$$

Appliqué à l'équation (5), on obtient

$$I_0(f_1, f_2) = I_1(f_1, f_2) \cdot H(f_1, f_2) \quad (7)$$

d'où on peut déduire que le comportement fréquentiel du système de traitement  $L$  est décrit par la transformée de

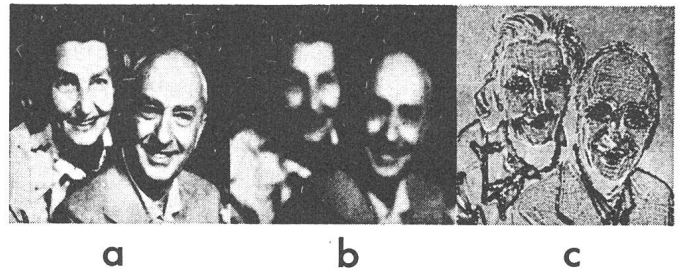


Fig. 1 Filtrage d'une image

- a Image originale
- b Image filtrée passe-bas
- c Image filtrée passe-haut

*Fourier* de sa réponse impulsionnelle bidimensionnelle (point spread function).

L'équation (7) correspond à une opération de filtrage. L'image  $I_1(f_1, f_2)$  est modifiée par  $H(f_1, f_2)$  pour fournir l'image filtrée  $I_0(f_1, f_2)$ . Le filtrage peut être effectué soit dans le domaine spatial par convolution (équation 5), soit dans le domaine fréquentiel par multiplication complexe. Le choix d'une de ces deux méthodes de calcul dépend principalement du nombre d'opérations mathématiques élémentaires qui sont nécessaires pour effectuer le filtrage. En effet, il est intéressant d'utiliser la convolution si l'étendue de  $h(k, l)$  est petite (par ex.  $3 \times 3$  points). Par contre, lorsque l'étendue de  $h(k, l)$  est grande, il est préférable de passer dans le domaine fréquentiel à l'aide de l'algorithme de la transformée de *Fourier* rapide (FFT), d'effectuer le filtrage par multiplication et de revenir dans le domaine spatial à l'aide de la transformée inverse.

La relation (7) n'est valable que si le système  $L$  est linéaire, c'est-à-dire si l'équation (2) est satisfaite. Pour illustrer la variété de traitements que l'on peut effectuer à l'aide de la relation (5) ou (7), considérons deux cas particuliers: le filtrage passe-bas et le filtrage passe-haut.

Le filtrage passe-bas supprime de l'image originale  $I(k, l)$  toutes les composantes de haute fréquence correspondant à des changements brusques de l'intensité lumineuse. L'image ainsi filtrée, rappelant une photo prise avec une mauvaise mise au point, ne contient que des zones d'intensité lumineuse pratiquement uniforme. Le filtrage passe-haut, par contre, supprime toutes les composantes basse fréquence, correspondant à des parties d'intensité lumineuse constante. L'image filtrée ne contient alors que des zones dans lesquelles l'intensité lumineuse varie brusquement. La figure 1 montre une image originale (a) et les résultats obtenus après filtrage passe-bas (b) et passe-haut (c). On observe que les contours qui font généralement partie de l'information traduite par des hautes fréquences, s'obtiennent difficilement par un filtrage passe-haut linéaire. C'est pourquoi on introduit, tout en observant un formalisme similaire à la relation (5), des traitements non linéaires pour les obtenir.

### 3. Extraction de contours: observations générales

Malgré le fait que le système visuel humain arrive à extraire les contours d'une image d'une manière remarquable (en les détectant même parfois là où physiquement ils ne sont pas présents [7]), il n'existe pas une définition formelle des contours, applicable d'une manière universelle.

Le contour «idéal» (frontière entre deux régions d'intensités photométriques différentes et uniformes) possède une

coupe en forme de marche d'escalier (fig. 2a). Par contre, les contours réels observés sur les images discrètes obtenues par conversion numérique des signaux fournis par les dispositifs de prise de vue (caméra TV, analyseur par balayage, etc.), sont souvent dégradés (fig. 2b). Les facteurs de dégradation les plus importants sont le manque de netteté (ou défocalisation) de l'image, le bruit de fond qui affecte le signal fourni par le dispositif de prise de vue, les irrégularités des surfaces des objets et du fond de l'image, ainsi que les perturbations dues à l'éclairage (non uniformité, ombres, etc.)

Afin de rendre possible la détection de ces contours perturbés, plusieurs algorithmes ont été développés. Ils peuvent être classés en trois catégories principales: en algorithmes analytiques, algorithmes heuristiques et algorithmes spécialisés (souvent des mélanges des deux autres catégories).

Les méthodes les plus anciennes et les plus utilisées jusqu'à présent sont analytiques. Elles ont été développées à partir de principes mathématiques bien connus, comme le calcul du gradient et le filtrage [4; 5; 6].

Les algorithmes heuristiques ne possèdent pas une base mathématique formelle. Ils ont été suggérés par des observations générales sur le problème de détection de contours et se basent plutôt sur des raisonnements intuitifs. Ces algorithmes sont habituellement plus performants que les algorithmes analytiques, mais ils nécessitent des moyens de calcul plus importants [8...15]. Les algorithmes spécialisés sont des extensions et des combinaisons d'algorithmes analytiques et heuristiques, optimisées pour des applications spécifiques. Hors de leur domaine de spécialisation, ils n'offrent, le plus souvent, que des résultats médiocres [16...22].

Une grande majorité des algorithmes de détection de contours peut être mise en œuvre à l'aide d'opérateurs locaux. Ces opérateurs ne travaillent que sur une petite partie de l'image à la fois. L'image est divisée en petits sous-ensembles qui sont traités séquentiellement. Il s'agit d'opérateurs simples qui peuvent, dans la plupart des cas, être facilement réalisés à l'aide de matériel spécialisé pouvant travailler en temps réel.

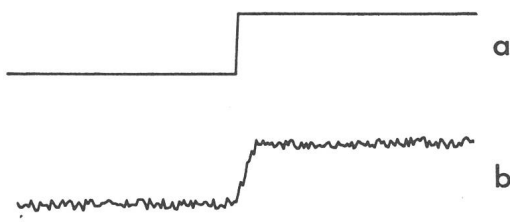


Fig. 2 Coupe d'un contour  
a Cas idéal  
b Cas réel (dégradation par défocalisation et bruit additif)

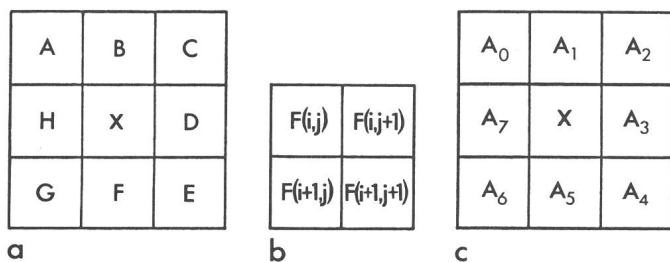


Fig. 3 Position des points de l'image à l'intérieur des fenêtres de traitement par les opérateurs locaux

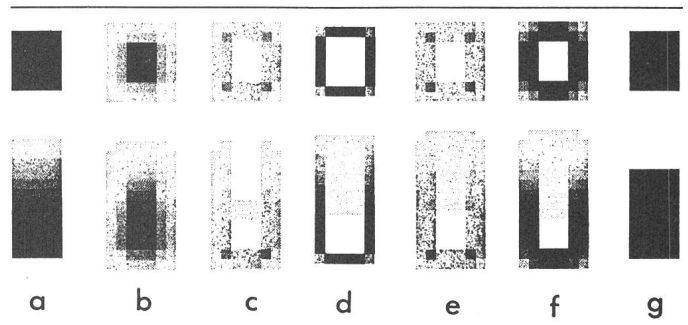


Fig. 4 Effets des opérateurs locaux présentés sur une image de test agrandie  
Les carrés élémentaires correspondent aux points de l'image et les différentes textures aux niveaux de gris  
a Image originale  
b Image traitée par l'opérateur «moyennage local»  
c Image traitée par l'opérateur «seuil»  
d Image traitée par l'opérateur de Laplace  
e Image traitée par l'opérateur «gradient» (opérateur de Roberts)  
f Image traitée par l'opérateur de Sobel  
g Image traitée par l'opérateur de Kirsch

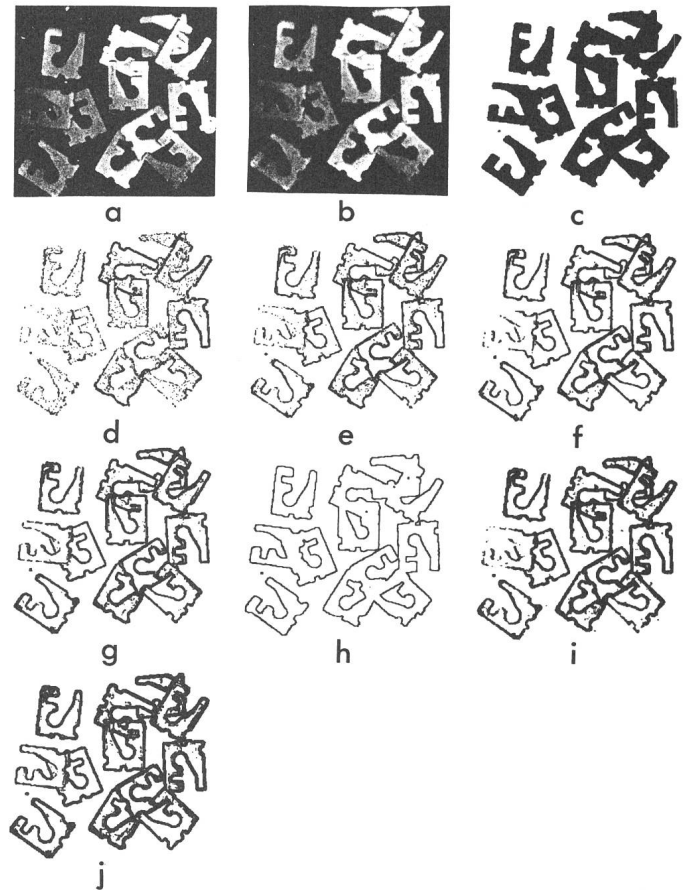


Fig. 5 Traitement pour l'extraction des contours d'images de pièces mécaniques  
a Images originales  
b Images traitées par l'opérateur «moyennage local»  
c Images traitées par l'opérateur «seuil»  
d Images traitées par l'opérateur de Laplace  
e Images traitées par l'opérateur «gradient» (opérateur de Roberts)  
f Images traitées par l'opérateur de Sobel  
g Images traitées par l'opérateur de Kirsch  
h Images traitées par l'opérateur «moyennage local», puis par l'opérateur «seuil», puis par l'opérateur «gradient»  
i Images traitées par l'opérateur «moyennage local», puis par l'opérateur «gradient»  
j Images traitées par l'opérateur «moyennage local», puis par l'opérateur de Kirsch

Six opérateurs locaux de traitement sont présentés ci-dessous; ils sont applicables, soit directement pour la détection des contours, soit pour des traitements annexes, qui précèdent ou suivent la détection des contours proprement dite. La figure 4 montre l'effet de ces opérateurs sur une image de test. Les figures 5 à 7 donnent des résultats de l'application de ces mêmes opérateurs sur des images réelles traitées dans le cadre des travaux de recherche du Laboratoire de traitement des signaux (LTS) de l'EPFL sur la perception visuelle des robots industriels [23; 24; 25]. Il s'agit d'images fournies par une caméra de télévision et numérisées à 4 bits (quantification en 16 niveaux de gris), avec une résolution de  $256 \times 256$  points, par un équipement spécialisé développé au LTS [25; 26]. La figure 7 représente la même image que la figure 6, contaminée par un bruit à distribution uniforme. Les images traitées ont été restituées à l'aide du traceur électrostatique du Centre de Calcul de l'EPFL.

#### 4. Opérateur de moyennage local

L'opérateur de moyennage local, qui est une approximation d'un filtrage passe-bas bidimensionnel, est un opérateur qui contribue à l'atténuation du bruit contenu dans l'image. Il effectue une opération de lissage en remplaçant la valeur de chacun des points de l'image par la moyenne des valeurs des points qui l'entourent. Il s'agit en réalité de la convolution de l'image avec une fonction qui possède la valeur  $1/A$  dans la fenêtre de moyennage et 0 en dehors, où  $A$  est égale à la surface de la fenêtre. Cet opérateur est souvent appliqué avant le traitement de détection des contours et il a comme effet d'éliminer une partie du bruit qui, habituellement, se trouve dans les hautes fréquences spatiales. Par contre, il est évident que les détails fins de l'image et les parties des contours, qui se trouvent dans les régions peu contrastées, sont également éliminés.

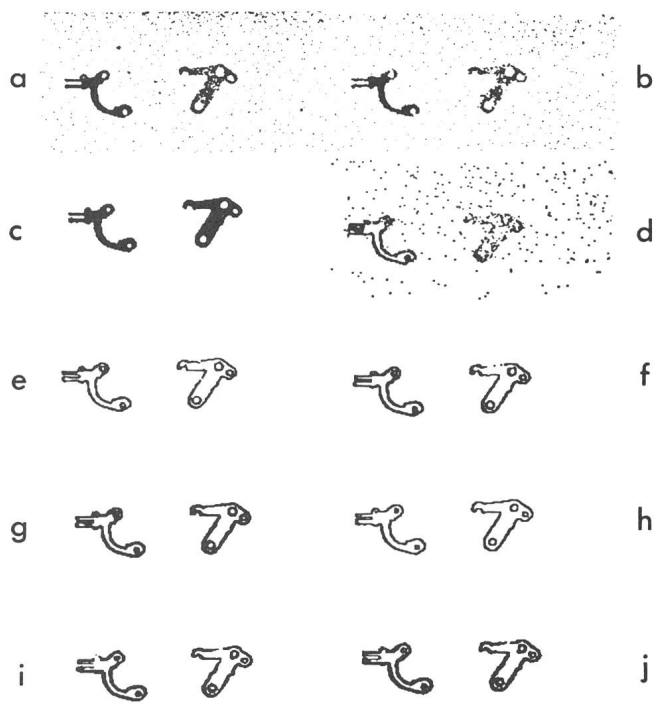


Fig. 6 Traitement pour l'extraction des contours d'images de pièces mécaniques  
Même séquence que pour figure 5

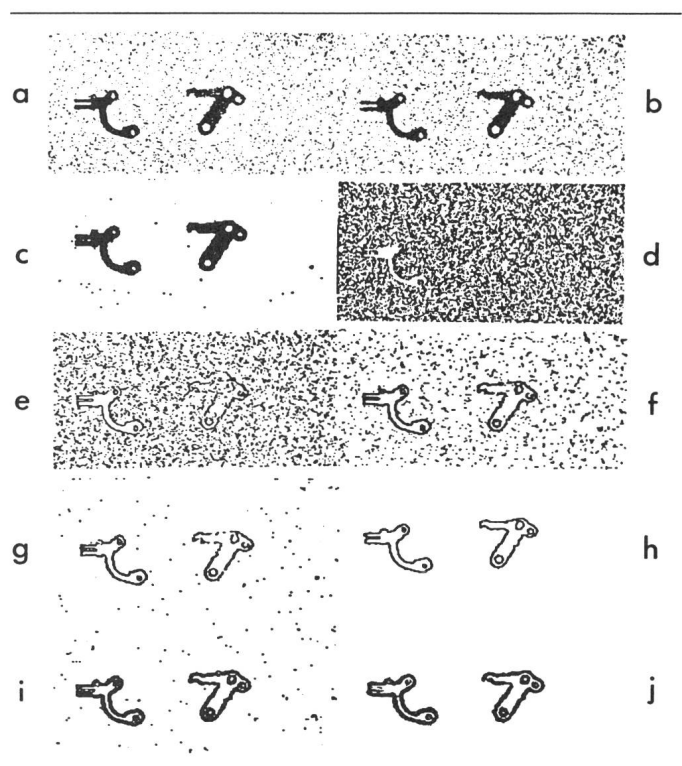


Fig. 7 Traitement pour l'extraction des contours d'images de pièces mécaniques  
Image identique à l'image précédente, mais contaminée d'un bruit uniforme. Même séquence que pour figure 5

Sur une fenêtre d'observation de  $3 \times 3$  points (figure 3a) l'opérateur effectue le moyennage local par le remplacement de la valeur du point  $X$  par

$$X = (A + B + C + D + E + F + G + H)/8 \quad (8)$$

Si on désire obtenir un effet plus marqué on peut soit répéter l'application de l'opérateur  $n$  fois, soit utiliser une fenêtre plus grande. Comme dans ces cas le nombre d'opérations élémentaires de calcul augmente considérablement, il est parfois préférable d'effectuer l'opération de filtrage passe-bas dans le domaine de la transformée de Fourier.

Un effet similaire à celui produit par l'opérateur de moyennage local peut être obtenu par voie optique, en défocalisant légèrement le système de prise de vue. Cette méthode est généralement peu satisfaisante, car elle n'élimine que le bruit contenu dans l'image originale et elle n'intervient pas au niveau du bruit, souvent important, introduit par le système de prise de vue et de numérisation.

#### 5. Opérateur local de Laplace

Un opérateur local effectuant, dans le domaine spatial, une opération particulière de filtrage passe-haut, est l'opérateur de Laplace. Il s'agit d'une procédure de double différenciation et précisément de la formation de la somme  $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$  des deuxièmes dérivées partielles de l'image.

Sur une image discrète cette opération est approximée par l'opérateur local de Laplace; appliqué sur une fenêtre de  $3 \times 3$  points (fig. 3a) cet opérateur attribue au point  $X$  la valeur

$$X = |X - (A + B + C + D + F + G + H)/8| \quad (9)$$



En effectuant cette opération sur tous les points de l'image, on obtient une approximation d'une convolution de l'image avec une fonction qui possède au centre un maximum positif, entouré d'une «vallée» annulaire négative (avec les valeurs choisies telles que l'intégrale à l'intérieur du masque soit nulle).

$$R(i, j) = \sqrt{[f(i, j) - f(i + 1, j + 1)]^2 + [f(i, j + 1) - f(i + 1, j)]^2} \quad (12)$$

Le résultat de ce calcul est nul dans les régions où l'image est constante et dans les régions où elle possède une variation linéaire des niveaux de gris. Par contre, il devient important à proximité des contours (régions où la deuxième dérivée de l'image est non nulle).

Cet opérateur est très sensible au bruit qui d'habitude possède de hautes fréquences spatiales. De plus, il a tendance à dédoubler les contours, surtout sur des images défocalisées qui possèdent des variations adoucies de l'intensité lumineuse: il révèle les «contours des contours». Par contre, cet opérateur fournit des informations utiles concernant la texture des surfaces (information contenue dans les hautes fréquences spatiales).

Le traitement effectué par l'opérateur de Laplace peut être approximé par voie optique avec l'opération, bien connue en photographie, de superposition d'un transparent de l'image et d'un transparent négatif défocalisé d'elle-même (unsharp masking).

## 6. Opérateur de calcul du gradient

Le calcul du gradient de l'intensité photométrique est l'opération classique pour la détection des contours d'une image. Etant par définition des zones de transition entre intensités photométriques différentes, les contours correspondent aux régions de l'image, dans lesquelles la fonction bidimensionnelle qui la représente, possède un gradient important.

L'estimation du gradient sur une image discrète peut être effectuée par combinaison des dérivées partielles  $\Delta_x f(i, j)$  et  $\Delta_y f(i, j)$  de la fonction image  $f(i, j)$ , calculées dans les directions des deux axes orthogonaux  $x$  et  $y$ . Les dérivées partielles peuvent être remplacées par les différences locales des intensités des points de l'image:

$$\begin{aligned} \Delta_x f(i, j) &= f(i, j) - f(i - 1, j) \\ \Delta_y f(i, j) &= f(i, j) - f(i, j - 1) \end{aligned} \quad (10)$$

Ces dérivées partielles sont une mesure du taux du changement du niveau de gris de l'image dans les directions  $x$  et  $y$  respectivement. Elles peuvent avoir des valeurs positives ou négatives, indiquant s'il s'agit d'une transition d'un niveau de gris clair à un niveau foncé ou vice-versa.

Le gradient de l'image à chaque point  $(i, j)$  est un vecteur, dont l'angle indique la direction de l'image dans laquelle le taux de changement du niveau de gris est le plus grand, et dont le module est une mesure de ce taux de changement maximal. Sur une image discrète le module et la direction  $\alpha_{ij}$  du gradient peuvent être calculés par

$$\begin{aligned} |\text{grad } f(i, j)| &= \sqrt{\Delta_x f(i, j)^2 + \Delta_y f(i, j)^2} \\ \alpha_{ij} &= \text{arc tan } [\Delta_y f(i, j) / \Delta_x f(i, j)] \end{aligned} \quad (11)$$

Lors de l'extraction des contours, on s'intéresse principalement au module du gradient. Néanmoins, la direction est aussi utilisée dans certains cas comme information complémentaire

(par ex. lors de l'utilisation de certains algorithmes de poursuite de contours).

L'approximation la plus souvent utilisée pour le calcul du gradient est l'opérateur de *Roberts* qui travaille sur une fenêtre de  $2 \times 2$  points (fig. 3b) et est défini comme suit:

Les dérivées partielles sont calculées dans ce cas dans les directions qui sont à  $45^\circ$  avec les axes  $x$  et  $y$  et symétriquement par rapport à un point interpolé de l'image se trouvant sur les coordonnées  $(i + 1/2, j + 1/2)$ . L'opérateur de *Roberts* est souvent approximé pour des raisons de rapidité de calcul, par l'utilisation des valeurs absolues à la place de racines carrées. On obtient alors

$$R'(i, j) = |f(i, j) - f(i + 1, j + 1)| + |f(i, j + 1) - f(i + 1, j)| \quad (13)$$

En utilisant pour le calcul une fenêtre de quatre points seulement, cet opérateur est fortement sensible au bruit et aux irrégularités des surfaces des objets présents sur l'image. Cet inconvénient est partiellement éliminé par l'utilisation d'opérateurs plus évolués, présentés par la suite.

Le traitement d'une image pour l'extraction des contours a comme but la création d'une image binaire qui ne contient que ces derniers. Pour arriver à ce résultat il faut encore traiter l'image obtenue après l'application de l'opérateur gradient. En effet, on doit séparer le mieux possible les valeurs du gradient qui correspondent aux contours de celles qui sont dues au bruit ou aux irrégularités des surfaces des objets présents sur l'image. L'utilisation d'un seuil binaire sur les images du gradient peut s'avérer suffisante quand elles correspondent à des scènes bien contrastées (voir opérateur «seuil»). La valeur du seuil imposé dépend fortement de la dimension de la fenêtre dans laquelle le gradient a été calculé. Elle doit être ajustée de telle manière qu'on puisse encore obtenir les contours présents dans les régions peu contrastées de l'image, sans toutefois faire apparaître le bruit [6].

## 7. Opérateur de Sobel

Appliqué sur une fenêtre de  $3 \times 3$  points (fig. 3a) l'opérateur de *Sobel* fournit également une approximation du gradient. Pour chaque point de l'image, on calcule en première étape deux expressions inspirées des dérivées partielles de l'image dans les directions  $x$  et  $y$ , soit:

$$\begin{aligned} S_x &= (C + 2D + E) - (G + 2H + A) \\ S_y &= (C + 2B + A) - (E + 2F + G) \end{aligned} \quad (14)$$

Les poids des différents points de la matrice lors de ce calcul ont été imposés intuitivement et tiennent compte de la proximité des points en question avec le point central  $X$  de la matrice.

L'approximation du gradient obtenue à l'aide de l'opérateur de *Sobel* au point  $X$  est alors calculée par les expressions

$$X_{\text{Sobel}} = \sqrt{S_x^2 + S_y^2} \quad \text{ou} \quad X'_{\text{Sobel}} = |S_x| + |S_y| \quad (15)$$

Comme dans le cas de l'opérateur de *Roberts*, on peut, pour des raisons de rapidité de calcul, approximer la racine carrée par l'utilisation des valeurs absolues.

## 8. Opérateur de Kirsch

L'opérateur de *Kirsch* [2; 13] est un opérateur heuristique de détection des contours. Travaillant également sur une fenêtre de  $3 \times 3$  points (fig. 3c), cet opérateur est basé sur le calcul d'une fonction monotone et anisotrope, dépendante de l'amplitude du gradient de l'image, appelée fonction de contraste. La valeur de cette fonction  $X(i, j)$  pour chaque point de l'image est donnée par l'expression

$$X_{\text{Kirsch}} = \max \left[ 1, \max_{i=0}^7 (|5 S_i - 3 T_i|) \right] \quad (16a)$$

$$\text{avec } S_i = A_i + A_{i+1} + A_{i+2} \quad (16b)$$

$$\text{et } T_i = A_{i+3} + A_{i+4} + A_{i+5} + A_{i+6} + A_{i+7} \quad (16c)$$

Les indices de  $A$  sont évalués modulo 8.

Cette expression est très sensible à de petites valeurs de variation des niveaux de gris. En effet, cet opérateur donne de très bons résultats sur des images à faible contraste, pour lesquelles d'ailleurs il a été développé (traitement d'images dans le cadre d'études biologiques et génétiques).

## 9. Opérateur «seuil»

L'introduction de seuils de séparation des niveaux de gris est la plus ancienne, la plus simple à mettre en œuvre et la plus utilisée des méthodes de traitement d'images. Dans sa forme générale, cette opération correspond à une quantification grossière, et en général non linéaire, de l'image. Si  $f(i, j)$  est l'intensité (niveau de gris) du point observé, et  $S_1$ ,  $S_2$  et  $C_{12}$  sont des constantes, on peut formuler ce traitement de la façon suivante:

$$\begin{aligned} \text{si } S_1 < f(i, j) < S_2 \quad \text{alors on pose } f(i, j) &= C_{12} \\ \text{autrement on pose } f(i, j) &= 0 \end{aligned}$$

L'opérateur «seuil» ne fournit pas, en général, le contour des objets, mais divise simplement l'image en zones blanches et noires. Une simple différenciation de l'image (gradient) permet alors l'obtention des contours.

De bons résultats ne sont obtenus avec cette méthode que si la région recherchée possède des niveaux de gris différents du reste de l'image. Appliqué sur des images peu contrastées et affectées de bruit, cet opérateur entraîne les défauts suivants: élimination des détails dans les formes des objets recherchés; apparition fréquente de faux contours; résultats variables, très sensibles aux valeurs des seuils choisis.

Le problème principal posé à l'utilisation de cet opérateur est le choix des valeurs de seuils. En général, la procédure la plus simple pour les obtenir est de consulter l'histogramme des niveaux de gris de l'image. A cet effet, une grande variété de techniques est proposée dans la littérature. Si, par ex., la proportion de la surface de l'image occupée par les objets est a priori connue, on peut découper l'histogramme de telle manière que seule la fraction des points désirés se trouve au-dessus du seuil choisi.

Pour des images bien contrastées (objets clairs sur fond noir ou vice-versa), on obtient un histogramme avec deux maxima distincts, à partir duquel on peut facilement déduire la position du seuil optimal. Cette méthode ne peut pas s'appliquer quand les objets n'occupent qu'une très petite partie de l'image [21]. Dans ce dernier cas, les maxima de l'histogramme possèdent des amplitudes très différentes, ce qui empêche la détection de la position exacte de la «vallée». Une méthode efficace pour

déterminer le seuil dans ce cas est donnée dans la référence [27]. D'autres variantes des méthodes d'obtention des seuils sont proposées dans la référence [22].

A l'aide de toutes ces techniques, on n'obtient des résultats que pour des images extrêmement bien contrastées. Sur une image de moyenne ou mauvaise qualité, par contre, on ne peut jamais séparer les objets du fond à l'aide d'un seuil unique. La valeur du seuil doit, dans ce cas, être choisie d'une manière dynamique, selon les caractéristiques locales de la région de l'image examinée (seuil adaptatif) [16].

Quand l'image à analyser contient des variations de l'intensité photométrique, avec des pentes faibles (images défocalisées ou filtrées passe-bas), qui occupent des niveaux de gris intermédiaires entre les niveaux occupés par les objets et par le fond, on peut obtenir les contours directement en adaptant la fourchette des seuils de telle manière qu'elle couvre juste ces valeurs d'intensités intermédiaires. Cette méthode peut aussi être appliquée sur des images bien contrastées, si elles sont traitées préalablement par l'opérateur de filtrage passe-bas.

Sur certains types d'images, on peut utiliser une variante de l'opérateur «seuil» pour l'élimination du bruit de fond. A cet effet, on attribue à tous les points qui se trouvent à l'intérieur de la fourchette des seuils une valeur de gris uniforme. Par contre, aux autres points, on laisse les niveaux de gris originaux. On peut ainsi obtenir une image avec un fond uniforme (sans bruit), ce qui améliore sensiblement les performances des autres opérateurs (gradient, etc.) utilisés pour la détection des contours [28].

## 10. Conclusion

L'extraction de contours à l'aide d'opérateurs locaux permet un traitement rapide avec des performances suffisantes pour un grand nombre d'images. Les opérateurs présentés peuvent être combinés, permettant ainsi d'améliorer la qualité du traitement dans des cas difficiles. Le choix et l'ordre de l'application de ces opérateurs ainsi que les paramètres principaux du traitement (par ex. valeurs des seuils), doivent être adaptés de cas en cas pour répondre d'une manière optimale aux contraintes posées par les images qui doivent être traitées. Vu leur simplicité, les opérateurs locaux présentés peuvent être mis en œuvre en temps réel à l'aide d'un matériel électronique relativement peu coûteux [26]. Néanmoins leurs performances sont peu satisfaisantes dans le cas d'images peu contrastées ou trop bruitées. Des opérateurs plus performants, comme l'opérateur de *Hueckel* [14] ou des opérateurs heuristiques spécifiques (par ex. [16...22]) doivent être utilisés dans ce cas.

Parmi les opérateurs présentés dans cet article, l'opérateur de *Kirsch* donne les meilleurs résultats, mais a un coût en calcul sensiblement plus élevé que ses concurrents. Son application n'est recommandable que pour des cas difficiles. Pour des images relativement bien contrastées, l'opérateur de *Sobel* donne des résultats équivalents. Le gradient simple doit être utilisé avec prudence, vu sa relative sensibilité au bruit. Un prétraitement de l'image avec l'opérateur de moyennage local s'avère souvent indispensable. Ce prétraitement est aussi nécessaire lors de l'application de l'opérateur de *Laplace*; l'utilisation de ce dernier est néanmoins peu recommandable, vu ses performances médiocres.

## Bibliographie

- [1] *H.C. Andrews and B.R. Hunt*: Digital image restoration. Englewood Cliffs, N.J. Prentice Hall, 1977.
- [2] *W.K. Pratt*: Digital image processing. New York, John Wiley, 1978.
- [3] *R.C. Gonzales and P. Wintz*: Digital image processing. Reading/Massachusetts a.o., Addison-Wesley, 1977.
- [4] *A. Rosenfeld and A.C. Kak*: Digital picture processing. New York, Academic Press, 1976.
- [5] *A. Rosenfeld*: Picture processing by computer. New York/London, Academic Press, 1969.
- [6] *R.O. Duda and P.E. Hart*: Pattern classification and scene analysis. New York, Wiley-Interscience, 1973.
- [7] *G. Kanizsa*: Subjective contours. *Scient. American* 234(1976)4, p. 48...52.
- [8] *L.S. Davis*: A survey of edge detection techniques. *Computer Graphics and Image processing* 4(1975)3, p. 248...270.
- [9] *A. Rosenfeld and M. Thurston*: Edge and curve detection for visual scene analysis. *IEEE Trans. C-20*(1971)5, p. 562...569.
- [10] *A. Rosenfeld, M. Thurston and Y. Lee*: Edge and curve detection: Further experiments. *IEEE Trans. C-21*(1972)7, p. 677...715.
- [11] *A. Martelli*: Edge detection using heuristic search methods. *Computer Graphics and Image Processing* 1(1972)1, p. 169...182.
- [12] *U. Montanari*: On the optimal detection of curves in noisy pictures. *Communication of the Association for Computing Machinery* 14(1971)5, p. 335...345.
- [13] *R.A. Kirsch*: Computer determination of the constituent structure of biological images. *Computers and Biomedical Research* 4(1971)3, p. 315...328.
- [14] *M.H. Hueckel*: An operator which locates edges in digitized pictures. *Journal of the Association for Computing Machinery* 18(1971)1, p. 113...125.
- [15] *E. Persoon*: A new edge detection algorithm and its applications in picture processing. *Computer Graphics and Image Processing* 5(1976)4, p. 425...446.
- [16] *C.K. Chow and T. Kaneko*: Automatic boundary detection of the left ventricle from cineangiograms. *Computers and Biomedical Research* 5(1973)4, p. 388...410.
- [17] *C.A. Harlow and S.A. Eisenbeis*: The analysis of radiographic images. *IEEE Trans. C-22*(1973)7, p. 678...689.
- [18] *M.D. Kelly*: Edge detection in pictures by computer using planning. In: *Machine Intelligence 6*. Edinburgh, Edinburgh University Press, 1970; p. 397...409.
- [19] *A. Griffith*: Edge detection in simple scenes using a priori information. *IEEE Trans. C-22*(1973)4, p. 371...381.
- [20] *F. Holdermann and H. Kazmierczak*: Preprocessing of gray-scale pictures. *Computer Graphics and Image Processing* 1(1972)1, p. 66...80.
- [21] *M.L. Mendelsohn, B.H. Mayall and J.M.S. Prewitt*: Approaches to the automation of chromosome analysis. In: *Image processing in biological science*. Berkeley/Los Angeles, University of California Press, 1968; p. 119...136.
- [22] *M. Nagao, S. Hashimoto and T. Sakai*: Automatic model generation and recognition of simple three-dimensional bodies. *Computer Graphics and Image Processing* 2(1973)3/4, p. 272...280.
- [23] *F. de Coulon and P. Kammenos*: Polar coding of planar objects in industrial robots vision. *Neue Technik* 19(1977)10, p. 663...671.
- [24] *P. Kammenos*: Performances of polar coding for visual localisation of planar objects. *Proceedings of the 8th International Symposium on Industrial Robots*, Stuttgart 30. Mai 1978...1. Juni 1978. Stuttgart, Institut für Produktionstechnik und Automatisierung, 1978; p. 143...154.
- [25] *J.-M. Zurcher*: Conception d'un système de perception visuelle pour robot industriel. *Comptes-rendus des Journées de Microtechniques 1978*. Lausanne, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 1978; p. 175...193.
- [26] *J.-M. Zurcher*: Extraction de contours en traitement électronique d'images. Partie II: Processeur spécialisé pour signal vidéo. *Bull. ASE/UCS* 70(1979)11, p. 532...536.
- [27] *J.S. Weszka, R.N. Nagel and A. Rosenfeld*: A threshold selection technique. *IEEE Trans. C-23*(1974)12, p. 1322...1326.
- [28] *J. Weszka, E. Carton and J. Verson*: Some basic image degradation and enhancement techniques. *Technical Report TR-278*. College Park/Maryland, Computer Science Centre of the Maryland University, 1973.

### Adresse de l'auteur

*Panayotis Kammenos*, ing. él. diplômé, laboratoire de traitement des signaux, EPFL, 16, chemin de Bellerive, 1007 Lausanne.