

# Mise en correspondance de formes à niveaux de gris par palpage morphologique

Cécile BARAT, Christophe DUCOTTET, Michel JOURLIN

Laboratoire de Traitement du Signal et Instrumentation, UMR CNRS 5516  
Bâtiment F, 10 rue Barrouin, 42000 Saint-Etienne, France

cecile.barat@univ-st-etienne.fr, ducottet@univ-st-etienne.fr  
michel.jourlin@univ-st-etienne.fr

**Résumé** – Dans cette communication, nous présentons deux nouvelles transformées de mise en correspondance de formes (pattern matching) dans les images à niveaux de gris. Elles se basent sur le principe du palpage mécanique et sont définies dans le contexte de la morphologie mathématique. La première transformée permet de localiser dans une image toutes les instances d’un même motif et porte le nom de transformée SOMP (Single Object Matching using Probing). Elle possède toutes les propriétés d’une métrique et, par conséquent, elle retourne une mesure de similarité entre l’image et le modèle recherché. D’autres propriétés relatives au bruit et au temps de calculs sont abordées. La seconde transformée, appelée transformée MOMP (Multiple Objects Matching using Probing), offre la possibilité de localiser toutes les occurrences de plusieurs motifs de formes différentes. Elle est particulièrement adaptée à la détection d’objets de différentes tailles ou perturbés par le bruit. Des résultats sont présentés pour les deux transformées.

**Abstract** – In this paper, we introduce two new morphological transforms for pattern matching in gray scale images. They rely on a profiling approach and are defined in the context of mathematical morphology. The first transform allows to detect all occurrences of a single pattern in an image, which justifies the name SOMP (Single Object Matching using Probing). It is shown to have the properties of a metric and therefore returns a measure of similarity between the search image and the reference pattern. Other properties relative to noise and computation time are highlighted. The second transform MOMP (Multiple Objects Matching using Probing) offers the ability to locate all instances of multiple patterns. It is particularly suited to the detection of objects varying in size and with noisy distortion. Some results are presented for both transforms.

## 1 Introduction

La mise en correspondance de formes (pattern matching) consiste à localiser dans une image les instances d’un motif connu en évaluant la ressemblance entre chaque zone de l’image et le modèle. C’est un outil commun à de nombreuses applications, incluant notamment la vision, la reconnaissance d’objets, le recalage et le suivi de cibles. Par conséquent, de nombreuses solutions ont été proposées dans différents domaines [1] [2]. Les techniques les plus classiques reposent sur la théorie des espaces vectoriels et utilisent des calculs de corrélation entre l’image et le modèle, les meilleures correspondances étant définies comme des maxima de corrélation entre deux vecteurs [3] [4].

Dans cette communication, nous introduisons deux nouvelles transformées de pattern matching dans les images à niveaux de gris. Elles se basent sur le principe du palpage mécanique et sont définies dans le contexte de la morphologie mathématique. Le palpage mécanique sert à l’analyse de surface. Il consiste à déplacer un palpeur horizontalement au contact de la surface et à enregistrer son mouvement vertical. Il est possible de transposer ce principe à l’analyse d’image puisqu’en effet, une image à niveaux de gris peut être vue comme une surface 3D, et le mécanisme de palpage de cette surface peut être modélisé par les opérateurs de morphologie mathématique que sont l’érosion et la dilatation [5].

L’idée de ces deux transformées est de détecter un objet en

analysant la position relative de deux palpeurs amenés au contact de la surface simultanément par dessus et par dessous.

La première transformée, dénommée SOMP (Single Object Matching Using Probing), permet de détecter toutes les occurrences d’un même motif dans une image. Comme la transformée Hit-Or-Miss à niveaux de gris proposée par Schafer et Khosravi [6], elle utilise deux éléments structurants identiques. Nous montrons que cette transformée possède toutes les propriétés d’une métrique. Elle se présente donc comme une alternative aux algorithmes de corrélation. Deux propriétés la caractérisent : son invariance à une dérive d’éclairage dans l’image étudiée, et sa mise en oeuvre efficace.

La seconde, appelée MOMP (Multiple Objects Matching using Probing) peut être vue comme une extension de SOMP. Son originalité est de permettre la détection de plusieurs motifs de différentes formes ou tailles avec une unique paire de palpeurs adaptés. Cette fois, les deux palpeurs sont distincts et forment un gabarit dans lequel doivent tenir les objets à localiser.

La transformée SOMP est décrite en section 2, ainsi que ses propriétés et applications. Puis nous présentons et illustrons la transformée MOMP en section 3. Nous concluons section 4.

## 2 La transformée SOMP

### 2.1 Interprétation

Cette transformée permet de trouver dans une image à niveaux de gris  $f$  toutes les positions de correspondance avec un motif  $t$  de forme connue. Elle consiste à caler virtuellement l'image entre deux fonctions de référence identiques définissant le modèle recherché. Ces fonctions, dont le support spatial est plus petit que celui de l'image, peuvent se déplacer verticalement au dessus de leur point de centrage. L'une est amenée au contact de la surface par dessous pendant que l'autre vient se positionner au contact par dessus. Comme l'opération est répétée pour toutes les positions possibles du modèle sur le domaine, cela revient à faire glisser les deux fonctions de référence sur l'image simultanément par dessus et par dessous. Elles se comportent donc comme des palpeurs inférieurs et supérieurs. Plus la zone de l'image étudiée ressemble au modèle, plus l'écart entre les palpeurs est petit. Cette différence entre les positions verticales des deux palpeurs est le résultat de l'opérateur  $SOMP$  (fig.1).

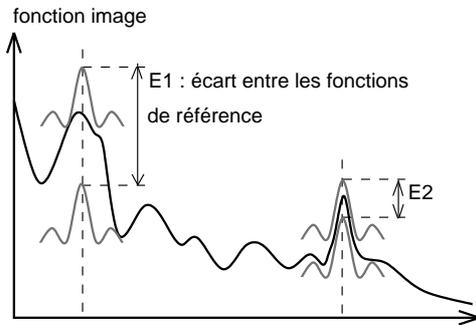


FIG. 1 – Principe de la transformée SOMP

### 2.2 Définition mathématique

Nous associons une image à niveaux de gris à sa fonction représentative  $f$ , définie sur un support  $D \in \mathbf{R}^2$  et à valeurs dans  $\mathbf{R}$ . Nous notons  $t$  la fonction de référence, définie sur son support  $T$  et  $f_T$  la restriction de  $f$  à  $T$ .

Mathématiquement, la transformée  $SOMP$  est égale à la différence des résultats des opérations d'anti-dilatation et d'érosion de l'image  $f$  par le modèle  $t$ , notées respectivement  $\delta_{-t}(f)$  et  $\varepsilon_t(f)$  [7]. Elle s'écrit donc :

$$SOMP_t(f_T) = \delta_{-t}(f_T) - \varepsilon_t(f_T) \quad (1)$$

$$\text{avec } \delta_{-t}(f_T)(x) = \max_{y \in T} (f(x+y) - t(y)) \quad (2)$$

$$\text{et } \varepsilon_t(f_T)(x) = \min_{y \in T} (f(x+y) - t(y)) \quad (3)$$

Comme  $t$  contient son origine, l'érosion et la dilatation sont respectivement extensive et anti-extensive.  $SOMP$  ne prend donc que des valeurs positives ou nulles, ce qui intuitivement correspond au fait que le palpeur supérieur ne peut se situer qu'au dessus ou être confondu avec le palpeur inférieur.

### 2.3 Propriétés

La transformée SOMP se présente comme l'opposé de la transformée Hit-Or-Miss à niveaux de gris ( $GHMT$ ) proposée

par Schafer [6]. Inverser l'ordre des opérateurs permet d'obtenir une transformée qui possède toutes les propriétés d'une métrique [8]. On montre en effet que la transformée  $SOMP$  est liée à la métrique de la convergence uniforme par une combinaison linéaire à coefficients positifs. En notant  $f_T$  la restriction de  $f$  au support spatial  $T$ , on a :

$$SOMP_t(f_T) = \frac{1}{2} d_\infty(f_T, t+v) \quad (4)$$

où  $v$  est une constante.

Pour améliorer les performances de la transformée en présence de bruit gaussien ou impulsif, du filtrage d'ordre peut être utilisé. Les expressions de l'érosion et de la dilatation sont alors remplacées par leurs expressions généralisées [9]. Les résultats de l'étude menée par les auteurs de [6] pour la  $GHMT$  s'appliquent également à SOMP.

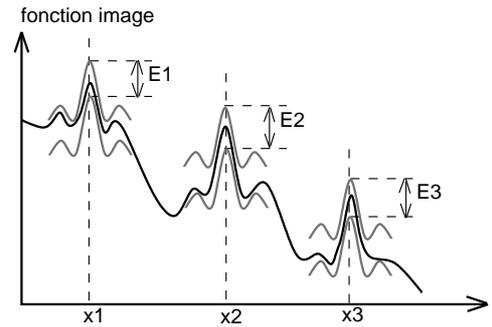


FIG. 2 – Invariance de SOMP à une dérive d'éclaircement

Par ailleurs,  $SOMP$  est invariante à une composante continue, ce qui permet de détecter le modèle quel que soit le fond sur lequel il se trouve (fig.2). De plus, elle utilise des opérations morphologiques élémentaires, qui sont faciles à implémenter et qui ne nécessitent que des comparaisons. Différents algorithmes de calculs efficaces de ces opérations ont été proposés dans la littérature [10].

### 2.4 Applications et résultats

La transformée SOMP dépend drastiquement de la forme et de la taille de la fonction de référence. Elle est particulièrement adaptée au recalage d'images, où le modèle est extrait d'une image de référence et recherché dans l'autre ; ou à des applications où l'image est seulement corrompue par du bruit ou une dérive d'éclaircement.

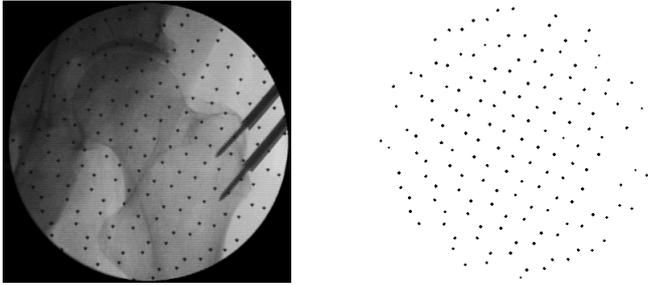
Nous présentons un résultat de segmentation, après transformation SOMP et seuillage, de marques repères sur une image radiographique d'une articulation (fig. 3(a) et 3(b)). Nous avons extrait une marque de l'image pour l'utiliser comme modèle. Les figures 3(c) et 3(d) montrent des résultats de segmentation obtenus par deux méthodes de référence : une transformation non-linéaire, le Top-Hat et une linéaire : la corrélation avec le Laplacien d'une gaussienne. Les valeurs de seuillage ont été choisies de façon à obtenir les plus petits pourcentages d'erreurs pour chacune des méthodes. Ces pourcentages d'erreurs correspondent au nombre de repères non-détectés et au nombre de fausses détections rapportés au nombre de repères à détecter (tableau 1).

La corrélation semble donc fournir de meilleurs résultats. Toutefois, d'autres structures apparaissent sur l'image résultat contrairement à la transformée SOMP. Pour SOMP, aucune

TAB. 1 – Comparaison des méthodes

	SOMP	Top-Hat	LoG
repères non-détectés	7%	14%	0.5%
fausses détections	0%	3.5%	3%

fausse détection ne se produit. Les erreurs s'expliquent par la proximité, voire la superposition des repères avec les aiguilles ou le contour circulaire.



(a) Scanner d'une articulation

(b) Résultat de SOMP

(c) Résultat du Top-Hat

(d) Résultat de LoG

FIG. 3 – Résultats de segmentation de marques repères sur une image radiographique.

## 3 La transformée MOMP

### 3.1 Définition

Dans certaines applications, les objets à détecter peuvent être de formes différentes, des instances de tailles variables ou des représentants bruités d'un même modèle. Bien sûr on peut définir toutes les paires d'éléments structurants adaptées à la détection de chacun des objets, puis itérer la transformée SOMP avec chacune des combinaisons. Or, si le nombre de motifs est important, cette approche est très coûteuse en temps de calcul. Pour réduire ces temps de calculs, on introduit la transformée MOMP. Définie comme la transformée SOMP, elle utilise une combinaison de deux fonctions de référence distinctes, notées  $t_{inf}$  et  $t_{sup}$ , permettant de détecter tous les objets recherchés  $t_i$  en une seule fois. La transformée MOMP s'exprime donc par :

$$MOMP_{(t_{inf}, t_{sup})}(f) = \delta_{-t_{sup}}(f) - \varepsilon_{t_{inf}}(f) \quad (5)$$

$t_{inf}$  et  $t_{sup}$  sont construites de manière à former un gabarit

dans lequel doivent tenir les graphes de tous les motifs recherchés. L'écart  $A$  entre  $t_{inf}$  et  $t_{sup}$  à la position de centrage sert de critère de décision.

$MOMP$  fournit l'écart entre les palpeurs en chaque point de centrage. Un objet est détecté lorsque ce résultat est inférieur à  $A$  (fig. 4).

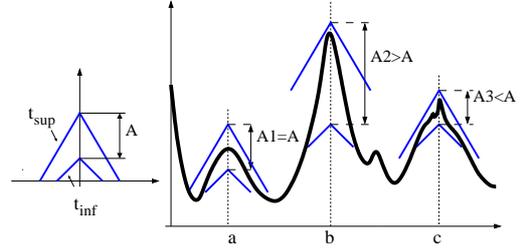


FIG. 4 – Transformée MOMP. Principe de la détection d'objets tenant dans le gabarit de gauche.

### 3.2 Applications

A partir de cette transformée, nous proposons un algorithme simple de détection de pics, problème classique de traitement d'image. Le principe est d'utiliser deux éléments structurants cylindriques comme palpeurs. Ces palpeurs permettent de sélectionner des pics tous caractérisés par une même hauteur minimum  $A$  et une largeur comprise dans un intervalle donné. Le principe de la détection de pics avec de tels éléments structurants est illustré figure 5.

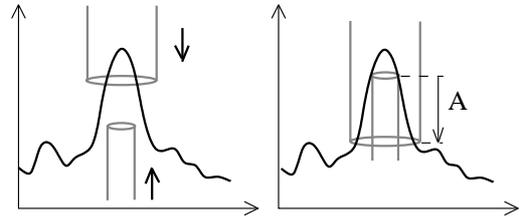


FIG. 5 – Détection de pics par transformée MOMP.

Nous allons appliquer cet algorithme à la segmentation de particules sur des images obtenues par holographie numérique. Utilisée notamment pour l'étude d'écoulements, l'holographie numérique permet d'enregistrer sur un capteur CCD l'hologramme d'un volume de particules [11]. Lors de l'analyse de cet hologramme, chaque plan restitué contient deux types d'objets : des pics correspondants aux particules focalisées et des systèmes d'anneaux (motifs de diffraction) correspondants aux particules non-focalisées. Pour ces dernières, la taille du système d'anneaux est fonction de la distance au plan de focalisation. Les figures 7(a) et 7(b) montrent justement les mêmes particules restituées dans deux plans différents, à 41 mm et 44 mm du capteur. Les particules situées à la même distance du plan de restitution apparaissent donc avec le même motif de diffraction.

La transformée MOMP nous permet de sélectionner toutes les particules présentant le même motif. C'est le choix des diamètres des rayons des cylindres qui détermine le motif à repérer. Nous pouvons détecter aussi bien les particules focalisées, que celles qui présentent un système d'anneaux de taille donnée (fig.6(a) et 6(b)).

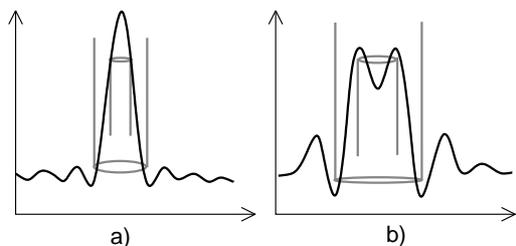
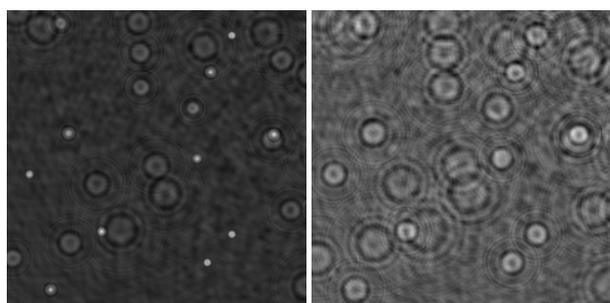


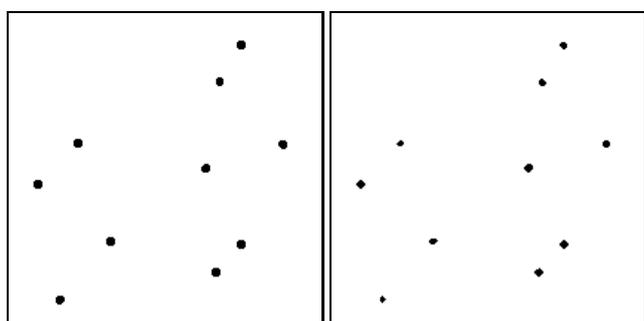
FIG. 6 – Palpage du profil d’une particule focalisée (a) et défocalisée (b)

Les figures 7(c) et 7(d) montrent les résultats de segmentation des mêmes particules avec deux paires de palpeurs différents.



(a)

(b)



(c)

(d)

FIG. 7 – Plans restitués à 41mm (a) et 44mm (b) du capteur. (c) et (d) Résultats de segmentation des mêmes particules focalisées, puis défocalisées

Cet algorithme de détection de pics offre de nombreux avantages. Il est paramétrable et facilement adaptable à de nombreuses applications. Il fonctionne bien sur des images bruitées ou présentant des dérives d’éclairage. Il est rapide et son implémentation informatique est simple. Il ne retient véritablement que des éléments entrant dans le gabarit choisi, et non d’autres petites structures parasites. Notons notamment que contrairement à la transformation morphologique du chapeau haut-de-forme, l’opérateur ne détecte pas les lignes de crête.

## 4 Conclusion

Nous avons introduit deux nouvelles transformées morphologiques pour la reconnaissance de formes à niveaux de gris. La première transformée est une métrique morphologique. Elle permet donc de mesurer le degré de ressemblance entre une zone de l’image étudiée et un modèle de référence donné, à partir d’opérations non-linéaires. Elle présente l’inconvénient d’être très dépendante de la taille et de la forme de la fonction structurante, ce qui pose des problèmes en présence de bruit. Ceci nous a conduit à développer la seconde transformée, qui permet de détecter, en une seule passe, des objets tenant dans un même gabarit formé par les palpeurs. Ce gabarit peut être défini aussi bien pour détecter des objets de nature différente que des représentants bruités d’une même motif. Cette transformée permet d’obtenir des algorithmes simples de détection de pics et de lignes. Une étude sur la sensibilité au bruit est en cours.

## Références

- [1] G.J.F. Banon et J. Barrera, *Morphological Approach for Template Matching*, Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, IEEE Computer Society, pp. 171-177, 1997.
- [2] F. Richard et C. Graffigne, *An image-matching model for the registration of temporal or bilateral mammogram pairs*, Proc. of the 5th International Workshop on Digital Mammography, pp. 756-762, Toronto, Canada, June, 2000.
- [3] F. Odono, E. Trucco et A. Verri, *General Purpose Matching of Grey Level Arbitrary Images*, Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag, pp. 573-582, 2001.
- [4] V. Cantoni, L. Cinque, C. Guerra, S. Levaldi et L. Lombardi, *2D Object Recognition by Multiscale Tree Matching*, Pattern Recognition, Vol. 31, n°10, pp. 1443-1454, 1998.
- [5] J. Serra, *Image Analysis and Mathematical Morphology*, New York :Academic, 1982.
- [6] M. Khosravi et R.W. Schafer, *Template Matching Based on a Grayscale Hit-Or-Miss Transform*, IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 5, n°6, pp. 1060-1066, 1996.
- [7] S.R. Sternberg, *Grayscale Morphology*, Computer Vision, Graphics and Image Processing, Vol. 35, pp. 333-355, 1986.
- [8] J. Dugundji, *Topology*, Allyn and Bacon, Boston, 1966.
- [9] G. Agam et I. Dinstein, *Generalized Morphological Operators Applied to Map-Analysis*, SSPR-96, Leipzig, Germany, 1996.
- [10] M. Van Droogenbroeck et H. Talbot, *Fast Computation of Morphological Operations with Arbitrary Structuring Elements*, Pattern Recognition Letters, Vol. 17, pp. 1451-1460, 1996.
- [11] J. Seneschal, C. Fournier, C. Barat, T. Fournel, *Segmentation 3D d’hologrammes numériques de particules par palpation morphologique : application à l’analyse d’un jet diesel haute-pressure*, Grets 2003.