

# Extraction de caractéristiques par analyse morphologique multi-échelle

Corinne VACHIER

Université Paris XII-Val de Marne  
61, avenue du Général de Gaulle, 94010 Créteil, France  
vachier@univ-paris12.fr

**Résumé** – Cet article présente les fondements de l’analyse morphologique multi-échelle et expose comment cette analyse peut être mise à profit pour extraire des caractéristiques des objets qui composent une scène. La méthode procède en deux temps : une simplification progressive de la scène originale et une mesure de la persistance de chaque objet au cours de la simplification. Tout le problème consiste à définir ce qu’est un objet dans l’image puis à déterminer les opérateurs multi-échelles en accord avec cette définition. La solution présentée ici s’appuie sur la notion d’extremum régional. Ce choix se révèle fort bien adapté dans de nombreuses applications de vision.

**Abstract** – In this article, the morphological scale-space analysis is presented and its use in a feature extraction purpose is studied. The method relies on two steps: a hierarchical simplification of the original image and a measurement of the objects persistence during the simplification procedure. All the trick consists in defining what is an object in an image and in designing adequate scale-space operators. The present solution is based on the notion of regional extrema. This choice seems to be very interesting for vision applications.

## 1 Introduction

Pour décrire une scène et les objets qui la constituent, une solution consiste à produire des versions simplifiées de la scène et à étudier la perte d’information consécutive aux simplifications successives. Selon le critère de simplification, différentes informations peuvent être extraites : fréquentielles, morphologiques... Classiquement, on mesure des distributions, c’est-à-dire une quantité d’information éliminée à chaque échelle de simplification. Il est également possible de caractériser chaque objet individuellement en mesurant à quel niveau de simplification il est éliminé. Pour que cela soit possible il faut auparavant définir ce qu’est un objet et être capable de suivre son évolution à travers les échelles de simplification.

Les opérateurs multi-échelles les plus classiques sont les convolutions par les gaussiennes [2]. Ils satisfont des propriétés multi-échelles importantes, mais présentent certains défauts : ils dégradent les transitions et peuvent générer l’apparition de structures nouvelles à des échelles basse résolution [4]. Il devient dès lors impossible de mettre en relation les éléments présents à différents échelles de représentation. Cette remarque vaut pour tous les filtres linéaires. A contrario, dans une perspective d’analyse orientée objet, des perspectives intéressantes semblent être offertes par certains filtres non-linéaires, plus particulièrement les filtres morphologiques [9].

Cet article est organisé comme suit. Dans un premier temps, nous exposons notre paradigme d’analyse multi-échelle. Ensuite, des opérateurs multi-échelles adéquates sont construits et la procédure d’extraction de caractéristiques est décrite. Les dernières parties sont consacrées à l’illustration de la méthode et à la discussion.

## 2 Paradigme d’analyse multi-échelle orientée objet

### 2.1 Principe général

Les représentations multi-échelles classiques (les décompositions de Fourier ou en ondelettes) ne sont pas bien adaptées aux analyses orientées objet intervenant notamment dans le domaine de la vision artificielle. Originellement dédiées au traitement du signal, elles privilégient une caractérisation essentiellement énergétique de l’information. Dans le domaine de l’image, identifier et caractériser chaque élément composant une scène suppose de construire une méthode d’analyse et de représentation adaptée à ce problème bien spécifique. Pour ce faire, il est proposé ici de retourner aux bases de l’analyse multi-échelle.

Nous illustrons notre propos par un exemple. Les familles d’images présentées figure 1 ont été obtenues à l’aide de filtres de taille d’activité croissante : les différents objets présents dans la scène sont progressivement éliminés, en commençant par les plus petits. Cette représentation constitue une sorte d’analyse multi-échelle où l’échelle est la taille. Supposons maintenant qu’il est possible de suivre chaque objet de la scène d’origine sur les versions simplifiées. Le niveau critique pour lequel un objet est entièrement éliminé est caractéristique de sa taille. La même procédure peut être appliquée à partir de n’importe quel type de filtre. Le choix du filtre détermine intégralement l’attribut extrait en final : cela peut être la taille, le contraste... Tout le problème consiste à trouver des filtres permettant une telle analyse.

Nous avons vu que, d’une échelle de simplification à une autre, il doit y avoir élimination progressive des différents



FIG. 1: Bases de l'analyse multi-échelle: image originale et images simplifiées obtenues en appliquant des filtres d'activité croissante

objets présents sur la scène. En outre, aucun nouvel objet ne doit apparaître au cours de la procédure (un objet ne peut être scindé) et tout objet préservé doit l'être intégralement (les contours doivent être préservés). Pour mettre en oeuvre notre analyse, il reste encore à préciser la notion d'objet, au coeur de notre propos.

## 2.2 Précision de la notion d'objet

Dans le cas binaire, il est classiquement associé à la notion d'objet celle de composante connexe. Ce choix est notamment à la base de l'analyse granulométrique morphologique: tout signal inconnu est vu comme une superposition de particules connexes de formes variables. Cette représentation remplit deux objectifs essentiels: elle est exacte et elle dégage du sens (un objet complexe résulte de la superposition de formes connexes élémentaires). Etendre cette définition au cas des images à teintes de gris (ou couleur), en s'interdisant toute procédure de segmentation, n'est pas immédiat. Deux notions semblent assez naturelles: la notion d'extremum et celle de zone plate. En effet, une composante connexe d'un ensemble ou de son complémentaire peut être vue comme un plateau d'une fonction binaire; en outre, dans le cas binaire tout plateau est un extremum régional. Dans cet article, le choix est fait des extrema régionaux. Ce choix est assez classique en morphologie mathématique et a prouvé sa pertinence dans de nombreuses applications de traitement d'image [?]. Tout objet clair est associé à un maximum; tout objet sombre à un minimum.

Grâce à cette définition, la segmentation précise des objets n'est pas nécessaire; cela évite le choix (souvent fort délicat) d'un extracteur de contour. Nous supposons cependant que les contours correspondent à des points de transition d'intensité sur l'image. Ainsi, garantir qu'aucun objet n'est scindé par transformation d'image c'est garantir qu'aucune nouvelle transition d'intensité n'est introduite. Cette précision étant faite, les deux contraintes multi-échelles précédemment énoncées peuvent être réécrites:

1. **Élimination des extrema**  
D'une échelle de simplification à une autre, il doit y avoir élimination progressive des extrema régionaux. Aucun nouvel extremum ne doit apparaître au cours de la procédure.
2. **Préservation des contours**  
Aucune nouvelle transition d'intensité ne doit être introduite au cours de la procédure.

Ces conditions sont très proches de celles imposées dans l'analyse multi-échelle classique[13], excepté la contrainte

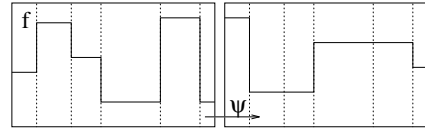


FIG. 2: Les opérateurs connexes n'introduisent aucune nouvelle transition d'intensité.

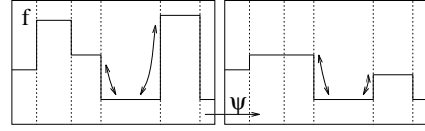


FIG. 3: Les nivellements préservent les transitions d'intensité et leur direction.

de préservation des contours. Cette propriété n'est satisfaite par aucun opérateur linéaire (ils modifient les transitions) mais des opérateurs adéquates peuvent être trouvés parmi les filtres morphologiques.

## 3 Définition d'opérateurs adéquates

### 3.1 Préservation des contours

En morphologie mathématique, il existe une famille d'opérateurs permettant de filtrer les images tout en préservant les contours des objets: ce sont les opérateurs connexes [5]. Dans tout ce qui suit, nous supposons l'espace muni d'une définition de la connexité (pour toute paire de points  $(x, y)$  il est possible d'établir s'ils sont connexes ou non). Un opérateur  $\psi$  est dit connexe si et seulement si toute zone plate de la fonction d'entrée et incluse dans une zone plate de la fonction de sortie, i.e. pour toute paire de points voisins  $x, y$  de l'espace,

$$[f(x) = f(y)] \Rightarrow [\psi(f)(x) = \psi(f)(y)] \quad (1)$$

La figure 2 illustre cette définition dans le cas d'une fonction en escalier. Certaines zones plates adjacentes fusionnent, les autres sont laissées inchangées. Aucune zone plate ne peut être scindée: aucune nouvelle transition n'est créée. En d'autres termes, les contours sont préservés. On remarque cependant que les opérateurs connexes ne satisfont pas la propriété demandée vis-à-vis des extrema régionaux puisque de nouveaux maxima ou de nouveaux minima peuvent être générés. En effet, les opérateurs connexes n'imposent aucune contrainte sur les valeurs prises par la fonction de sortie (l'inversion qui échange tout maximum en minimum et inversement est connexe). En d'autres termes, de nouveaux objets peuvent apparaître même si le nombre total d'extrema décroît strictement.

### 3.2 Élimination des extrema régionaux

Les maxima (resp. minima) régionaux sont des zones plates sans voisin de plus forte (resp. faible) valeur sur la fonction. À partir des opérateurs connexes, on construit aisément des transformations préservant les extrema en imposant, en plus de la préservation des lieux de transition

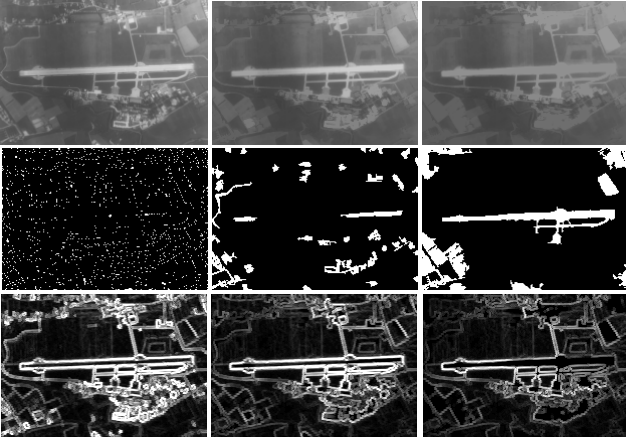


FIG. 4: Analyse multi-échelle morphologique. De haut en bas : images obtenues en appliquant des nivellements d'activité croissante, extrema régionaux et gradient des images dérivées.

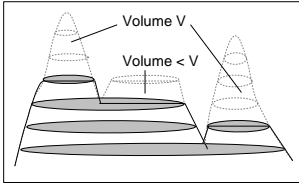


FIG. 5: Nivellement volumique : les dômes du sous-graphe sont arasés d'un volume  $V$ .

d'intensité, la préservation des directions des transitions. Ceci conduit à définir une nouvelle famille de filtres morphologiques : les nivellements. En plus d'être connexes, ils satisfont, pour toute paire de points voisins  $x, y$  de l'espace [9],

$$[f(x) < f(y)] \Rightarrow [\psi(f)(x) \leq \psi(f)(y)] \quad (2)$$

Tout comme les opérateurs connexes, les nivellements peuvent modifier intégralement les valeurs prises par la fonction ; cependant l'ordre des luminances doit être localement conservé. Par conséquent, les nivellements agissent en élargissant les extrema des fonctions qui fusionnent progressivement. Ceci est illustré figure 4 : les ensembles d'extrema associés aux images nivellées sont emboîtés. Il en est de même des zones de gradient nul.

Les nivellements présentés figure 5 correspondent à des filtres volumiques [7]. Tout dôme du sous-graphe de la fonction est érodé d'un certain volume  $V$ . Des filtres surfaciques ou dynamiques sont définis de la même manière par érosion progressive des dômes du sous-graphe de la fonction d'entrée sous contrôle de contraintes de surface ou de hauteur [11, 1, 10]. Plus généralement, on montre que tout filtre par reconstruction géodésique est un nivellement [9].

## 4 Extraction de caractéristiques

L'analyse multi-échelle proposée aboutit à la création d'une famille d'images emboîtées : d'une échelle de simplification à une autre, un objet est soit intégralement

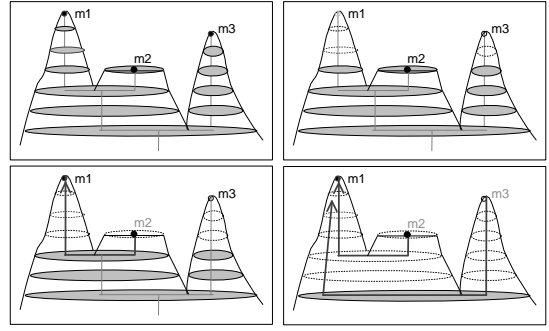


FIG. 6: Les nivellements agissent en propageant les extrema régionaux des fonctions. Lorsque deux maxima fusionnent, une branche de l'arbre de fusion des extrema est construite.

éliminé, soit intégralement préservé. Du point de vue de l'analyse de la scène, deux types d'événements sont particulièrement intéressants : l'élimination d'un objet et la fusion de deux objets. Le premier événement permet de caractériser les objets au sens du critère de filtrage (par exemple, tel objet qui disparaît est de plus faible volume que tel autre qui persiste...); le second événement permet de décrire les objets complexes résultant de la fusion d'objets plus élémentaires.

Tout objet est donc caractérisé par sa persistance sur les images simplifiées. Considérant une famille  $(\psi_\lambda)_{\lambda \geq 0}$  de nivellements d'activité croissante, une fonction  $f$  et l'ensemble  $Max(f)$  de ses maxima régionaux, on associe à tout élément  $M$  de  $Max(f)$  le niveau maximum de nivellement le préservant :

$$\bigvee_{\lambda \geq 0} \{ \forall \mu, 0 \leq \mu \leq \lambda, M \in Max(\psi_\mu(f)) \} \quad (3)$$

Ce niveau est appelé *niveau d'extinction*. Par ce biais, il est possible d'obtenir un ensemble hiérarchisé de marqueurs des objets présents dans une scène ; la hiérarchie produite dépend intégralement du type de filtre utilisé pour générer la représentation multi-échelle.

Enfin, lorsque deux extrema de la fonction d'entrée fusionnent pour ne plus former dans la fonction de sortie qu'une seule et même zone plate, la fusion et l'échelle critique à laquelle elle a lieu peuvent être mémorisées. Ceci conduit à la construction d'un *arbre de fusion des extrema* [11, 10, 8, 6, 3]. Chaque noeud de l'arbre correspond à un extremum de la fonction d'origine. Lors d'une fusion, une branche orientée de l'arbre est construite : l'extremum de plus faible (de plus bas niveau d'extinction) absorbe l'autre. A chaque noeud est associé son niveau d'extinction. A chaque branche est associée l'échelle de simplification à laquelle la fusion a lieu. Ainsi, l'arbre mémorise *quand et comment* les extrema régionaux de la fonction d'entrée sont progressivement fusionnés. Chaque type de nivellement aboutit à la construction d'un arbre de fusion différent. En d'autres termes, les descriptions hiérarchiques obtenues diffèrent.

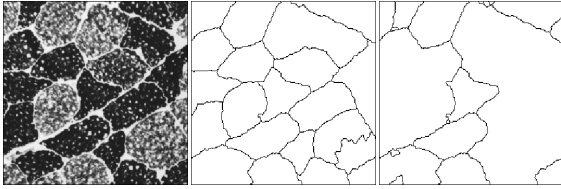


FIG. 7: *Extraction des cellules musculaires. Image originale, contours des 20 de plus grande surface (au centre) et de plus grand contraste (à droite).*

## 5 Exemple

L'exemple de la figure 7 vise à illustrer comment l'analyse multi-échelle proposée peut être utilisée dans le cadre d'un problème de segmentation. Le but est ici d'extraire les contours des cellules musculaires ; la taille des cellules n'est pas connue et les contours sont fortement bruités. Typiquement, ce type de problèmes de segmentation nécessite des algorithmes fortement paramétriques et leur mise au point est souvent fort délicate. Le but ici n'est pas de s'affranchir des paramètres mais plutôt de faciliter la mise en oeuvre de l'algorithme. On propose d'utiliser un extracteur de contours : ici la ligne de partage des eaux [12] ; d'autres transformations (des modèles déformables par exemple) pourraient être utilisées avec succès. La procédure requiert de sélectionner un marqueur par cellule ; c'est à ce niveau que notre analyse est utilisée. Les marqueurs sont classiquement choisis parmi les minima régionaux de l'image (image d'origine ou image après filtrage). Etant donné le type de l'image, un très grand nombre de minima sont extrait de l'image d'origine (3729 minima régionaux). Pour cette raison, il est proposé de ne retenir que les minima les plus significatifs en utilisant les fonctions d'extinction. Deux critères sont testés ici : la surface et le contraste, c'est-à-dire que l'on mesure la persistance des minima de la fonction d'entrée lorsqu'on applique des nivellements surfaciques ou dynamiques d'activité croissante. Seuls les  $n$  minima les plus significatifs sont sélectionnés (avec  $n = 20$  ce qui correspond au nombre approximatif de cellules sur l'image d'origine). Ensuite, les contours des régions ainsi marquées sont extraits via le calcul de la ligne de partage des eaux associée à cet ensemble de marqueurs. Les résultats sont présentés figure 7 : la surface est clairement mieux adaptée au problème que le contraste. Ce résultat était prévisible puisque les cellules ont des tailles similaires et puisque les contours sont bruités.

Nous avons vu que les minima de valeur d'extinction surfacique supérieure ou égale à  $\lambda$  sont les minima qui persistent après filtrage surfacique de taille  $\leq \lambda$ . En conséquence, il serait possible d'obtenir le même jeu de marqueurs en calculant un seul nivellement, celui de taille  $\lambda$ . Cependant, l'analyse multi-échelle proposée permet la sélection des  $n$  extrema les plus significatifs ce qui serait impossible via une opération de filtrage unique. D'autre part, il a été montré que le calcul d'une famille de nivellements peut être effectué en un temps identique au calcul d'un seul nivellement [6] ce qui finit de prouver l'intérêt de la démarche multi-échelle.

## 6 Conclusion

Cet article présente les fondements de l'analyse morphologique multi-échelle et expose comment et pourquoi les nivellements morphologiques ont été introduits. L'analyse proposée peut être vue comme une extension au cas des images à teintes de gris de l'analyse granulométrique classique proposée par G. Matheron pour les images binaires : la notion d'extremum se substitue à celle de composante connexe, les nivellements remplacent les filtres connexes. Les bonnes propriétés des nivellements et leur adéquation à agir sur les images en accord avec une certaine définition de la notion d'objet explique certainement le grand intérêt porté actuellement à ces opérateurs. Nous espérons que cet article contribuera à clarifier et à faire progresser le champ de leurs applications dans le domaine de la vision.

## Références

- [1] M. Grimaud. *New measure of contrast: dynamics*. Image Algebra and Morphological Processing, 1992.
- [2] D. Maar. *Vision*. San Francisco: Freeman, 1982.
- [3] F. Meyer, A. Oliveras, P. Salembier et C. Vachier. *Morphological tools for segmentation: connected filters and watershed*, Annals of telecommunications, 1997.
- [4] P. Perona et J. Malik. *Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion*. PAMI, 1990.
- [5] J. Serra et P. Salembier. *Connected operators and pyramids*. SPIE. Image Algebra and Mathematical Morphology, 1993.
- [6] C. Vachier. *Extraction de caractéristique, segmentation d'image et morphologie mathématique*. Ecole des Mines de Paris, 1995.
- [7] C. Vachier. *Utilisation d'un critère volumique pour le filtrage d'images*. RFIA, 1998.
- [8] C. Vachier et F. Meyer. *Extinction value: a new measurement of persistence*. IEEE Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing, 1995.
- [9] C. Vachier et F. Meyer. *A Morphological Scale-Space Approach to Image Segmentation Based on Connected Operators*. Workshop on Mathematics and Image Applications, 2000.
- [10] C. Vachier et L. Vincent. *Valuation of image extrema using alternating filters by reconstruction*. Image Algebra and Morphological Processing, 1995.
- [11] L. Vincent. *Morphological Area Openings and Closings for Grayscale Images*. NATO Workshop Shape in Picture, 1992.
- [12] L. Vincent et P. Soille. *Watersheds in digital space and efficient algorithm based on immersion simulations*. PAMI, 1991.
- [13] A.P. Witkin. *Scale-space filtering*. 7th Int. Joint. Conf. on Artificial Intelligence, 1983.