

Espaces des formes basés sur des arbres : définition et applications en traitement d'images et vision par ordinateur

Yongchao Xu^{1,2}

Thierry Géraud^{1,2}

Laurent Najman²

¹ Laboratoire de Recherche et Développement de l'EPITA

² Université Paris-Est, LIGM, Équipe A3SI, ESIEE

{yongchao.xu,thierry.geraud}@lrde.epita.fr, laurent.najman@esiee.fr

Résumé

Le cadre classique des filtres connexes consiste à enlever d'un graphe certaines de ses composantes connexes. Pour appliquer ces filtres, il est souvent utile de transformer une image en un arbre de composantes, et on élague cet arbre pour simplifier l'image de départ. Les arbres ainsi formés ont des propriétés remarquables pour la vision par ordinateur. Une première illustration de leur intérêt est la définition d'un détecteur de zones d'intérêt, vraiment invariant aux changements de contraste, qui nous permet d'obtenir des résultats à l'état de l'art en recalage d'images et en reconstruction 3D à base d'images. Poursuivant dans l'utilisation de ces arbres, nous proposons d'élargir le cadre des filtres connexes. Pour cela, nous introduisons la notion d'espaces des formes basés sur des arbres : au lieu de filtrer des composantes connexes du graphe correspondant à l'image, nous proposons de filtrer des composantes connexes du graphe donné par l'arbre des composantes de l'image. Ce cadre général, que nous appelons morphologie basée sur les formes, peut être utilisé pour la détection et la segmentation d'objets, l'obtention de segmentations hiérarchiques, et le filtrage d'images. De nombreuses applications et illustrations montrent l'intérêt de ce cadre.

Mots Clefs

Morphologie mathématique, filtrage connexe, représentation arborescente, segmentation hiérarchique, détection de zones d'intérêt.

Abstract

The classical framework of connected filters relies on the removal of some connected components of a graph. To apply those filters, it is often useful to transform an image into a component tree, and to prune the tree to simplify the original image. Those trees have some remarkable properties for computer vision. A first illustration of their usefulness is the proposition of a local feature detector, truly invariant to change of contrast, which allows us to obtain the state-of-the-art results in image registration and in multi-view 3D reconstruction. Going further in the use of those trees, we propose to expand the classical framework of connected filters. For this, we introduce the notion of tree-based shape spaces : instead of filtering the connected components of the graph corresponding to the image, we propose to filter

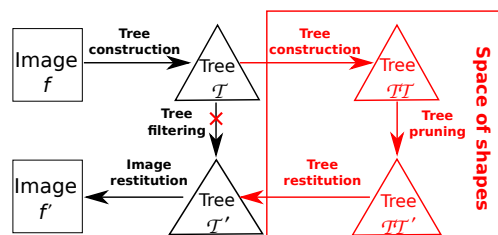


FIGURE 1 – Opérateurs connexes basés sur l'arbre (chemin noir) et notre proposition (en ajoutant le chemin rouge).

the connected components of the graph given by the component tree of the image. This general framework, which we call shape-based morphology can be used for object detection and segmentation, hierarchical segmentation, and image filtering. Many applications and illustrations show the usefulness of the proposed framework.

Keywords

Mathematical morphology, connected filter, tree representation, hierarchical segmentation, feature detection.

1 Introduction

En morphologie mathématique, les opérateurs connexes [1, 2, 3, 4] ont reçu beaucoup d'attention. Ce sont des outils de filtrage basés sur régions qui agissent en fusionnant des zones plates. Ils ont des bonnes propriétés de conservation des contours dans le sens qu'ils ne créent pas de nouveaux contours, et qu'ils ne déplacent pas les contours existants. Une implémentation populaire des opérateurs connexes repose sur les représentations d'images en arbres [3, 5, 6, 7, 8]. Dans la pratique, pour des questions d'efficacité, les algorithmes des filtres connexes reposent sur ces représentations arborescentes, et comprennent trois étapes : une construction d'arbre représentant l'image à traiter, l'élagage de cet arbre, et la reconstruction de l'image correspondant à l'arbre simplifié. Un exemple d'un tel processus est illustré en Figure 1 par le chemin noir. Dans le travail présenté dans cet article, qui est un résumé de la thèse [9], nous proposons tout d'abord une première illustration de l'intérêt de ces arbres : un détecteur de zones d'intérêt que nous appelons "tree-based Morse regions" (TBMR). Cette approche peut être considérée comme une variante de la

méthode “Maximally stable extremal regions” MSER [10]. La sélection des TBMRs est basée sur l’information topologique ; les régions sont donc extraites indépendamment de leur contraste. Au final, la méthode est donc totalement invariante aux changements de contraste des images à traiter. De plus, TBMR est quasiment sans paramètre. Nous avons obtenu des résultats au niveau de l’état de l’art pour le test de répétabilité [11], et pour des applications au recalage d’image et à la reconstruction 3D à base d’images.

En allant plus loin dans l’utilisation de ces arbres, nous proposons d’élargir le cadre des opérateurs connexes. Pour cela, nous introduisons la notion d’espaces des formes basés sur des arbres. Un espace des formes est un graphe connexe non-dirigé dont chaque nœud correspond à un nœud (composante connexe) dans l’arbre, et la relation de voisinage est donnée par la relation de parenté de l’arbre. L’idée principale de cet article est d’appliquer les opérateurs connexes à l’espace des formes, au lieu de s’appuyer directement sur l’espace de l’image. Un tel traitement est appelé la morphologie basée les formes. C’est un cadre général ayant trois conséquences principales. 1) Ce cadre peut être utilisé pour la détection et la segmentation d’objets en sélectionnant les nœuds pertinents dans l’espace des formes. 2) Nous pouvons également utiliser ce cadre pour obtenir des simplifications d’images et des segmentations hiérarchiques. 3) Dans un but de filtrage, il s’agit d’une généralisation des opérateurs connexes à base d’arbres. En effet, le cadre englobe les opérateurs connexes classiques par attributs. En outre, il permet également de proposer deux nouvelles classes d’opérateurs connexes : des nivellements inférieurs/supérieurs à base de formes et des “*shapings*”. L’intérêt de ces trois aspects du cadre proposé est démontré par des applications et des illustrations.

Nous souhaitons que cet article qui est un résumé de résultats de thèse [9] serve, pour la communauté, de point d’entrée vers des articles plus détaillés et consacrés à des sous-parties de notre travail. En cela, cet article peut être considéré comme une “introduction” à nos travaux. L’objectif de cet article est également de montrer la richesse du cadre proposé, et de donner envie au lecteur d’aller plus loin.

Le reste de cet article est structuré de la façon suivante. Nous rappelons l’état de l’art dans la Section 2, suivie par notre proposition d’un détecteur de zones d’intérêt dans la Section 3. Puis nous introduisons la notion d’espaces des formes dans la Section 4, et nous détaillons le cadre de la morphologie basée sur les formes dans la Section 5. Nous montrons quelques illustrations et applications de ce cadre dans la Section 6. Enfin, la section 7 conclut l’article.

2 Travaux liés

2.1 Représentations arborescentes

Nous distinguons deux types de représentations d’images en arbres. Le premier type est basé sur une décomposition d’image par seuillage ; le second type est la famille des hiérarchies de segmentations, une hiérarchie étant constitué d’un ensemble de segmentations allant des plus fines aux plus grossières.

Arbres basés sur la décomposition d’image par seuillage. Pour tout $\lambda \in \mathbb{R}$, l’ensemble supérieur \mathcal{X}_λ et l’ensemble inférieur \mathcal{X}^λ d’une image $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ sont définis respectivement par $\mathcal{X}_\lambda(f) = \{p \in \Omega \mid f(p) \geq \lambda\}$ et $\mathcal{X}^\lambda(f) = \{p \in \Omega \mid f(p) \leq \lambda\}$. Les deux ensembles de niveaux supérieur et inférieur ont une structure d’inclusion naturelle : $\forall \lambda_1 \leq \lambda_2, \mathcal{X}_{\lambda_1} \supseteq \mathcal{X}_{\lambda_2}$ and $\mathcal{X}^{\lambda_1} \subseteq \mathcal{X}^{\lambda_2}$, ce qui conduit à deux représentations distinctes d’une image, le Max-tree et le Min-tree [3]. Un autre arbre, appelé arbre des formes, a été introduit dans [5]. Une *forme* est définie comme une composante connexe d’un ensemble supérieur ou inférieur dans laquelle ses trous ont été bouchés. La relation d’inclusion entre les formes donne un arbre unique qui est l’arbre des formes. Un exemple de ce type d’arbre est donné en Figure 2.

Hiérarchie de segmentations. Les hiérarchies de segmentations sont devenues très populaires dans le domaine de la segmentation d’images [12]. Un exemple de hiérarchie de segmentations est l’arbre binaire de partitions [6], créé par un processus de fusion de régions. Un deuxième arbre populaire est l’arbre couvrant de poids minimal [13]. Un dernier exemple est l’ α -tree [14], connu aussi sous le nom de hiérarchie de connectivité contrainte [15]. Toutes ces hiérarchies de segmentations peuvent produire des cartes de saillance [16], et peuvent être données sous la forme équivalente de ligne de partage des eaux ultramétrique [16, 17].

Toutes les représentations en arbres sont multi-échelles au sens de la théorie d’analyse ensembles-échelles [12], ce qui fournit un espace réduit de recherche d’objets. Par ailleurs, les arbres basés sur une décomposition par seuillages sont covariant aux transformations (topologiques) continues, et ils sont aussi invariants aux transformations affines des intensités d’image. De plus, l’arbre des formes et l’ α -tree sont des structures auto-duales.

2.2 Opérateurs connexes

Les opérateurs connexes [1, 2, 3, 4] ne modifient pas la valeur des pixels individuellement mais agissent au niveau des composantes connexes où le signal est constant, connue par le terme zones plates [2]. Les opérateurs connexes fusionnent les zones plates adjacentes. Ils ne peuvent pas introduire un contour qui n’est pas présent dans l’image originale. Ils ne peuvent pas non plus déplacer les contours existants. Les opérateurs connexes ont été originellement définis via le concept de partition des zones plates. Désignons par \mathcal{P} une partition et par $\mathcal{P}(p)$ la région de la partition qui contient le pixel p . Un ordre partiel entre partitions peut être créé : \mathcal{P}_1 est plus “fine” que \mathcal{P}_2 (ce que l’on note $\mathcal{P}_1 \sqsubseteq \mathcal{P}_2$), si $\forall p, \mathcal{P}_1(p) \subseteq \mathcal{P}_2(p)$. Les opérateurs connexes sont alors définis comme suit :

Définition 1 *Un opérateur φ est connexe si la partition des zones plates \mathcal{P}_f de l’image f est toujours plus fine que celle $\mathcal{P}_{\varphi(f)}$ de l’image $\varphi(f)$.*

Une implémentation populaire des opérateurs connexes repose sur les représentations arborescentes. Le filtrage consiste alors à concevoir un attribut caractérisant la forme des composantes ou le degré de ressemblance entre la

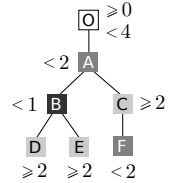
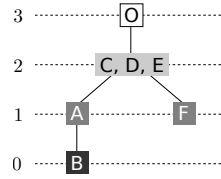
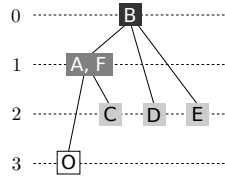
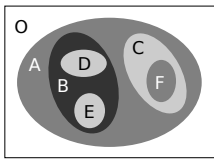


FIGURE 2 – Une image (à gauche), ses Max-tree et Min-tree (au milieu), et son arbre des formes (à droite).

forme des composantes vis-à-vis d’une forme attendue. Il y a deux types d’approches pour filtrer l’arbre (donc pour filtrer l’image). Le premier type est l’élagage d’arbres. L’autre repose sur le seuillage par attribut.

2.3 Applications liées aux représentations arborescentes

Il existe de nombreuses applications utilisant les représentations arborescentes en traitement d’images et en vision par ordinateur. Nous détaillons brièvement la méthode MSER [10] dont la définition originale ne repose pas sur les représentations en arbre. Cependant, cette méthode est facilement compréhensible en utilisant le Max-tree et le Min-tree : elle extrait les régions (nœuds) qui correspondent à des minima locaux de la fonction de stabilité le long du trajet vers la racine de l’arbre. La fonction de stabilité d’un nœud \mathcal{N} est donnée par $\mathcal{A}_q(\mathcal{N}) = (|\mathcal{N}_\Delta^+| - |\mathcal{N}_\Delta^-|)/|\mathcal{N}|$, où $|\cdot|$ est l’aire, Δ est un écart d’intensité de gris, \mathcal{N}_Δ^+ et \mathcal{N}_Δ^- sont respectivement l’ancêtre le plus bas et le descendant le plus haut de telle sorte que $|f(\mathcal{N}_\Delta^+) - f(\mathcal{N})| \geq \Delta$ et $|f(\mathcal{N}) - f(\mathcal{N}_\Delta^-)| \geq \Delta$. Il est rapporté dans [11] que la méthode MSER atteint une répétabilité et une précision au niveau de l’état de l’art.

3 “Tree-based Morse regions”

D’après la théorie de Morse [18], la topologie d’une image f est directement liée à l’analyse des points critiques : les minima, maxima, et points-selles de f . Plus précisément, suivant [19], nous proposons de choisir des régions critiques dans les Max-tree $\mathcal{S}_{\mathcal{T}_M}$ et Min-tree $\mathcal{S}_{\mathcal{T}_m}$. Les régions critiques sont les feuilles de l’arbre et les régions qui ont plusieurs régions filles dans l’arbre. Pour chaque région critique, une échelle est sélectionnée. Nous associons à chaque région critique R_c la plus grande région contenant R_c et topologiquement équivalente dans son arbre. Une région R est topologiquement équivalente à une région R_a , ancêtre de R dans l’arbre, si et seulement si toutes les régions qui contiennent R et qui sont contenues dans R_a n’ont qu’une seule fille. Pour chaque région critique R , l’échelle est sélectionnée dans l’espace de forme en prenant la plus grande région topologiquement équivalente à R dans l’arbre. Nous appelons notre méthode “tree-based Morse regions” (TBMR). Un exemple d’extraction de TBMRs est illustré en Figure 3. Dans la pratique, nous ne considérons pas les TBMRs qui sont trop petits ou trop grands. Les rejets de petites régions est effectuée avant l’analyse, ce qui signifie qu’ils ne pas contribuent aux changements topologiques. Ce processus élimine aussi un peu de bruit sans modifier les autres composantes. Dans nos expériences, nous avons toujours fixé

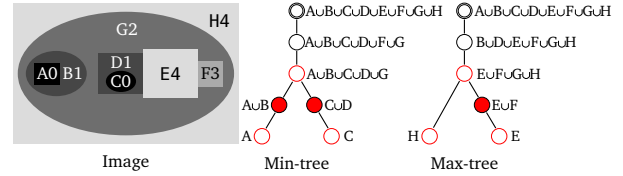


FIGURE 3 – Une image synthétique, son Min-tree (au milieu) et son Max-tree (à droite). Les régions critiques sont représentées par des cercles rouges : ce sont des nœuds ayant plus d’un enfant et les feuilles. Les TBMRs sont les régions correspondants aux nœuds remplis en rouge.

cette limite inférieure à 30 pixels, et la limite supérieure de taille des composantes considérées est fixée à 1% de la taille de l’image.

La méthode TBMR a plusieurs avantages : comme elle utilise seulement une information topologique, elle est indépendante du contraste de l’image. Elle est également covariante aux transformations (topologiques) continues tels que les translations, les changements d’échelle, ou les rotations. Elle est également robuste aux distorsions géométriques locales. En outre, elle est essentiellement exempte de paramètres : seulement deux paramètres non significatifs sont appliqués (pour ignorer les régions trop petites ou trop grandes).

Les évaluations des tests de répétabilité [11] par rapport aux méthodes de MSER [10], Harris-Affine [20], et Hessian-Affine [20] (Figure 4) montrent la précision et la robustesse de l’approche TBMR. Nous obtenons des résultats à l’état de l’art pour l’application de TBMR au recalage d’image et à la reconstruction 3D à base d’images. Le TBMR est meilleur en particulier que MSER pour ces applications. Les détails concernant ces expérimentations sont dans [9].

4 Espaces des formes

Il existe des caractéristiques communes à tous les arbres décrits dans la Section 2.1. Ces arbres sont composés d’un ensemble des régions (composantes connexes), de petites à grandes. Chaque région est représentée par un nœud dans l’arbre. Le nœud racine de l’arbre représente le domaine de l’image entière. Par ailleurs, pour deux régions distinctes R_1 et R_2 représentées par deux nœuds \mathcal{N}_1 et \mathcal{N}_2 de l’arbre, nous avons une propriété d’emboîtement : $R_1 \cap R_2 \neq \emptyset \Rightarrow R_1 \subset R_2$ ou $R_2 \subset R_1$. À l’exception du nœud racine, chaque nœud \mathcal{N} de l’arbre a un parent unique \mathcal{N}_p , et il existe une arête $(\mathcal{N}, \mathcal{N}_p)$ reflétant le lien de parenté, c’est-à-dire, la relation d’inclusion entre les deux régions qu’ils représentent. En conséquence, les représentations arborescentes d’image peuvent être consi-

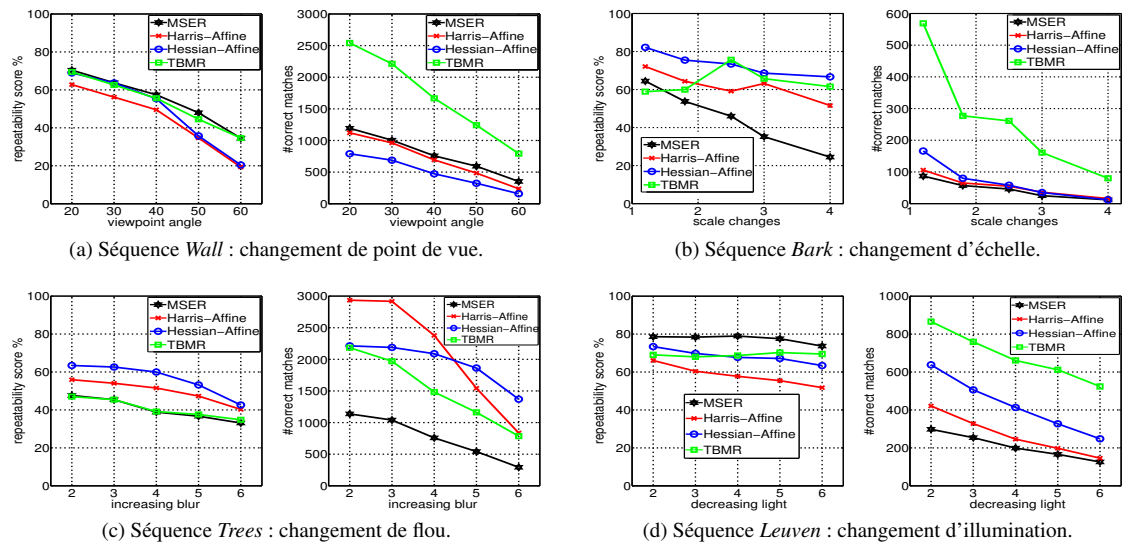


FIGURE 4 – Le score de répétabilité (à gauche) et le nombre de correspondances (à droite) pour les séquences *Wall*, *Bark* et *Leuven* (de haut en bas, et de gauche à droite), provenant de [11]. Un score de répétabilité élevée et un grand nombre de correspondances sont souvent exigés pour des applications.

dérées comme des graphes connexes, ce qui donne la définition d'espace des formes basés sur l'arbre $S_{\mathcal{T}}$.

Définition 2 *Un espace des formes basé sur un arbre \mathcal{T} noté par $S_{\mathcal{T}}$ est un graphe non-dirigé connexe, où $V(S_{\mathcal{T}}) = \{\mathcal{N} \mid \mathcal{N} \in \mathcal{T}\}$, et $E(S_{\mathcal{T}})$ est composé de l'ensemble des arêtes qui modélisent la relation d'inclusion.*

Les espaces des formes basés sur les arbres ont quelques propriétés fondamentales. Tout d'abord, un espace des formes $S_{\mathcal{T}}$ est équivalent à une image f , dans le sens où l'image f peut être reconstruite à partir de l'arbre \mathcal{T} . De plus, tous les espaces des formes satisfont le principe de causalité, certainement le principe le plus fondamental de l'analyse multi-échelles [12]. D'après ce principe, pour tout couple d'échelles $\lambda_2 > \lambda_1$, les "structures" trouvées à l'échelle λ_2 devraient trouver une "cause" à l'échelle λ_1 . En effet, une région d'un certain niveau dans l'arbre appartient à une branche de l'arbre qui correspond à un ensemble allant d'une région très fine jusqu'à l'image entière. Ainsi, tous les espaces des formes peuvent être considérés comme des représentations multi-échelles. Par ailleurs, contrairement aux espaces d'échelles linéaires, le contour d'une forme donnée (composante connexe) correspond au contour réel de l'image sans "flou".

5 Morphologie basée sur les formes

Un espace des formes basé sur l'arbre $S_{\mathcal{T}}$ est un graphe connexe qui est équivalent à l'espace de l'image. Chaque nœud dans l'espace de l'image correspond à un point pondéré par une fonction d'intensité f . La connexité de l'espace de l'image est généralement la 4-connexité (resp. 6-connexité) ou la 8-connexité (resp. 26-connexité) dans les images 2D (resp. images 3D). Par contraste, chaque nœud dans l'espace des formes est une composante connexe pondérée par une fonction d'attribut \mathcal{A} . La connexité entre les

nœuds de l'espace des formes est donnée par le lien de parenté dans l'arbre des composantes.

Un filtrage très simple consiste à enlever les composantes connexes dont l'attribut est trop faible. Mais il existe de nombreux filtres beaucoup plus sophistiqués. Nous proposons d'appliquer les opérateurs connexes dans les espaces des formes. Nous appelons ce processus *morphologie basée sur les formes*; il est illustré en Figure 1 en ajoutant le chemin rouge. Ainsi, le filtrage se fait non pas dans l'espace de l'image, mais dans l'espace des formes construits sur l'image. En procédant de cette manière, nous généralisons les filtres connexes existants. Nous pouvons utiliser ce cadre non seulement pour le filtrage, mais aussi pour la détection/segmentation d'objets et la segmentation hiérarchique.

Filtrage. Le cas classique est celui où l'attribut \mathcal{A} est croissant. Dans ce cas, le Min-tree $\mathcal{T}\mathcal{T}$ est isomorphe au premier arbre \mathcal{T} . Suivre le chemin rouge est équivalent à suivre le chemin noir. Ceci montre que notre proposition englobe le cas classique. Cependant, un attribut \mathcal{A} décrivant les formes est le plus souvent non-croissant. Dans ce cas là, $\mathcal{T}\mathcal{T}$ est différent de \mathcal{T} . Si le second attribut est identique au premier attribut, alors l'élagage de $\mathcal{T}\mathcal{T}$ est équivalent au seuillage de \mathcal{T} .

Dans le cas général, le second attribut $\mathcal{A}\mathcal{A}$ est différent de \mathcal{A} . Cela nous permet d'introduire deux nouvelles familles d'opérateurs connexes. Quand l'espace des formes est basé sur un Max-tree (resp. Min-tree), nous appelons ce type de filtres des nivellements supérieurs (resp. inférieurs) basés sur les formes. Quand l'espace des formes est donné par une représentation arborescente auto-duale, plus particulièrement un arbre des formes, nous appelons "shapings" cette famille de filtres.

Détection/segmentation d'objets. Les espaces des formes fournissent un espace réduit de recherche. Si on veut détecter un seul objet dans l'image, on peut simple-

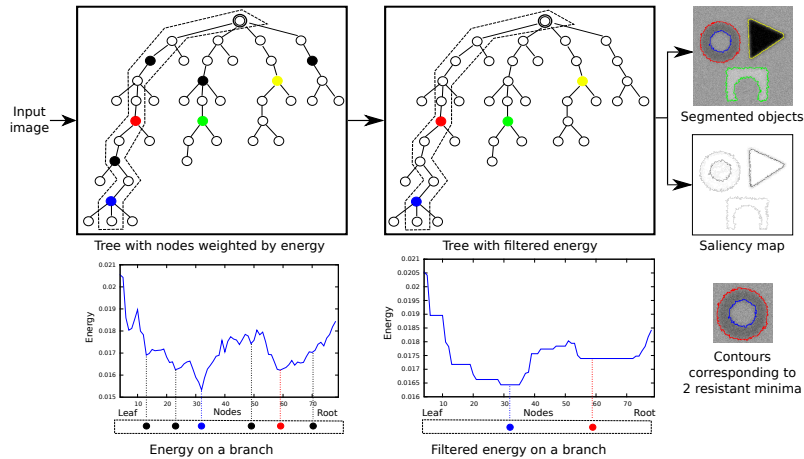


FIGURE 5 – Un exemple de détection d’objets. Dans les arbres, les cercles pleins représentent les minima locaux, et les cercles pleins colorisés, les minima locaux restant après filtrage. En bas, les courbes montrent l’évolution de l’attribut, avant et après filtrage, le long de la branche entourée dans l’arbre. En haut à droite : les objets significatifs détectés (contours colorisés) et une hiérarchie de détection d’objets représentée sous la forme d’une carte de saillance.

ment repérer le nœud ayant l’attribut le plus significatif ; il correspond à la forme de l’objet le plus probable. Mais dans le cas général, le nombre d’objets à détecter dans l’image est inconnu. Nous proposons alors d’identifier ces objets comme étant ceux qui correspondent aux minima locaux de l’espace des formes. Cependant, ces minima sont souvent trop nombreux. Pour résoudre ce problème, nous proposons d’appliquer un filtre connexe dans l’espace des formes, ce qui va éliminer les minima non significatifs. Un exemple est donné en Figure 5.

Segmentation hiérarchique. En augmentant la force du filtrage dans la méthode de détection d’objets, de plus en plus minima locaux vont disparaître ou être absorbés par des minima plus significatifs. Cette force de filtrage peut être mesurée par une valeur d’extinction [21] définie sur l’ensemble de minima locaux. Les valeurs d’extinction mesurent les persistances des minima donc des objets. En faisant varier le seuil sur la valeur d’extinction, nous hiérarchisons les minima locaux. Cette hiérarchie peut être utilisée pour simplifier (enlever les objets les moins persistants), ou pour segmenter (garder des objets persistants). Une telle hiérarchie peut se représenter sous la forme d’une image de saillance des contours [16, 17, 12] : le contour de chaque minimum peut être pondéré par la valeur d’extinction pour laquelle il disparaît dans la hiérarchie. On obtient ainsi une image de contours dans laquelle les objets les plus significatifs ont les contours les plus brillants.

6 Quelques illustrations du cadre

Dans cette section, nous présentons quelques illustrations et applications de notre cadre : en détection d’objets (Section 6.1) ; en étendant la notion de connectivité contrainte (Section 6.2) ; en filtrages (Section 6.3).

6.1 Segmentation d’objets

Nous avons appliqué la méthode de segmentation d’objet à la segmentation de nerfs optiques dans des image de fond

d’oeil. Sur la base de données DRIONS [22], nous obtenons des résultats à l’état de l’art. Nous avons aussi introduit dans [23] un critère original pour la détection d’objets. Ce critère est fondé sur une énergie de type “contours actifs”. Une application à la détection d’objets en utilisant ce critère est illustré en Figure 6.

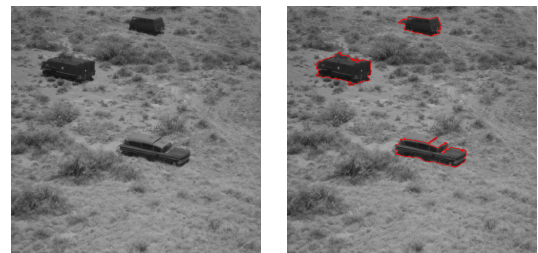


FIGURE 6 – Un résultat de détection d’objets.

Method	GT Covering			PRI	
	ODS	OIS	Best	ODS	OIS
FH [24]	0.43	0.53	0.68	0.76	0.79
Guimarães [25]	0.46	0.53	0.60	0.76	0.81
Ours	0.50	0.57	0.66	0.77	0.82

TABLE 1 – Evaluation de notre segmentation hiérarchique. Ces résultats sont obtenu en utilisant l’évaluation proposée dans [26]. “GT Covering” est “Ground Truth Covering”, et “PRI” signifie “Probabilistic Rand Index”. Leurs définitions sont dans [26]. Plus ces valeurs sont grandes, meilleurs sont les résultats. “ODS” et “OIS” représentent respectivement “Optimal Dataset Scale” et “Optimal Image Scale”.



FIGURE 7 – Exemple de segmentation hiérarchique. En haut : l’image originale et la carte de saillance obtenue ; en bas : deux segmentations extraites de la hiérarchie en seuillant la carte de saillance avec deux seuillage différents..



FIGURE 8 – Deux résultats de pré-segmentations obtenues par “shaping” utilisant un critère fondé sur l’énergie de Mumford-Shah ; l’espace des formes est ici créé à partir de l’arbre des formes.

6.2 Extension de la connectivité contrainte

Nous avons appliqué notre cadre pour étendre la connectivité contrainte [15]. Il s’agit ici de simplifier une hiérarchie de zones plates par un critère croissant. Nous proposons de remplacer l’attribut croissant par un attribut non croissant inspiré de [24] et d’utiliser notre cadre pour produire une segmentation hiérarchique. La Figure 7 montre un exemple d’application. Les résultats des tests dans la base de données de BSDS500 [26] sont donnés dans la Table 1.

6.3 Illustration des nouveaux filtres

La Figure 9 montre une comparaison entre la méthode de seuillage utilisant l’attribut de circularité, un “shaping” avec le même attribut et un autre “shaping” reposant sur une combinaison de la circularité et du moment d’inertie divisé par l’aire au carré. Dans la Figure 8, nous montrons des exemples de “shaping” reposant sur un critère issu de l’énergie de Mumford-Shah. L’espace des formes utilisé est ici l’arbre des formes [5]. Cette méthode est décrite

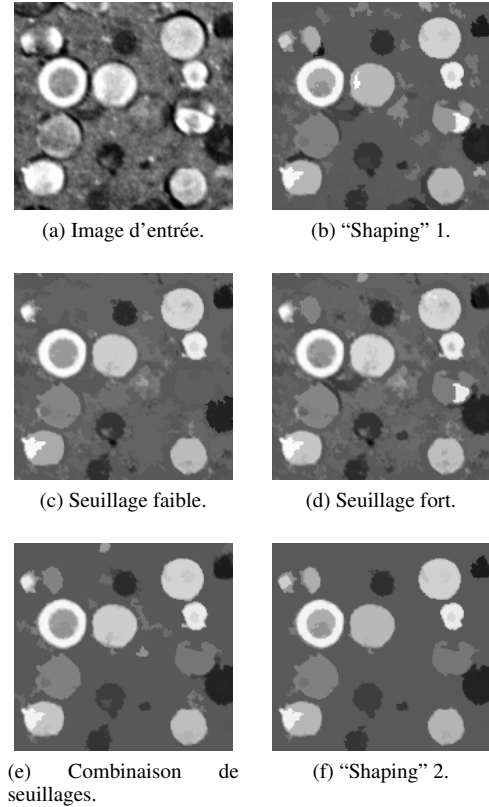


FIGURE 9 – Comparaison entre le “shaping” et un seuillage dans l’espace des formes : en (b,c,d), le critère est un attribut de forme ; en (e,f), l’attribut est une combinaison de plusieurs attributs de forme.

dans [27]. Nous avons appliqué le nivellement supérieur à base des formes à la segmentation de vaisseaux dans les images rétinienne. Nous avons obtenu des résultats au niveau de l’état de l’art avec ce simple filtre.

7 Conclusion

Dans cet article, résumé de la thèse [9], nous avons d’abord introduit la notion d’espaces des formes basés sur les arbres. Une première illustration de l’intérêt de structures arborescentes est la conception d’un détecteur de zone d’intérêt, vraiment invariant aux changements de contraste. Ce détecteur obtient des résultats à l’état de l’art en recalage d’images et en reconstruction 3D à base d’images. Notre principale proposition est le cadre que nous appelons morphologie basée sur les formes. L’idée de base est d’appliquer des filtres connexes dans l’espace des formes au lieu de l’espace de l’image. Ce cadre nous permet d’introduire deux nouveaux types d’opérateurs connexes : des nivellements supérieurs/inférieurs basés sur les formes et les “shapings”. Nous avons montré que ce cadre peut être utilisé pour la détection et la segmentation d’objets. Par ailleurs, ce cadre nous permet d’obtenir des segmentations hiérarchiques. Nous avons implémenté ces méthodes avec notre bibliothèque générique de traitement d’image en C++ [28], disponible sur l’internet en logiciel libre.

Références

- [1] J. Serra and P. Salembier, “Connected operators and pyramids,” in *Image Algebra and Mathematical Morphology*, E. R. Dougherty, P. D. Gader, and J. Serra, Eds., July 1993, vol. 2030, pp. 65–76.
- [2] P. Salembier and J. Serra, “Flat zones filtering, connected operators and filters by reconstruction,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 3, no. 8, pp. 1153–1160, 1995.
- [3] P. Salembier, A. Oliveras, and L. Garrido, “Antiextensive connected operators for image and sequence processing,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 7, no. 4, pp. 555–570, 1998.
- [4] P. Salembier and M. H. F. Wilkinson, “Connected operators,” *Signal Processing Magazine*, vol. 26, no. 6, pp. 136–157, 2009.
- [5] P. Monasse and F. Guichard, “Fast computation of a contrast-invariant image representation,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 9, no. 5, pp. 860–872, 2000.
- [6] P. Salembier and L. Garrido, “Binary partition tree as an efficient representation for image processing, segmentation and information retrieval,” *IEEE Trans. on ITIP*, vol. 9, no. 4, pp. 561–576, 2000.
- [7] E. Carlinet and T. Géraud, “A comparison of many max-tree computation algorithms,” in *International Symposium on Mathematical Morphology*. 2013, vol. 7883 of *Lecture Notes on Computer Science*, pp. 73–85, Springer.
- [8] T. Géraud, E. Carlinet, S. Crozet, and L. Najman, “A quasi-linear algorithm to compute the tree of shapes of nD images,” in *International Symposium on Mathematical Morphology*. 2013, vol. 7883 of *Lecture Notes on Computer Science*, pp. 98–110, Springer.
- [9] Y. Xu, *Tree-based shape spaces : Definition and applications in image processing and computer vision*, Ph.D. thesis, Université Paris Est, Marne-la-Vallée, France, Dec 2013.
- [10] J. Matas, O. Chum, M. Urban, and T. Pajdla, “Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions,” in *British Machine Vision Conference*, 2002, pp. 384–393.
- [11] K. Mikolajczyk, T. Tuytelaars, C. Schmid, A. Zisserman, J. Matas, F. Schaffalitzky, T. Kadir, and L. V. Gool, “A comparison of affine region detectors,” *IJCV*, vol. 65, no. 1-2, pp. 43–72, Nov. 2005.
- [12] L. Guigues, J. P. Cocquerez, and H. L. Men, “Scale-sets image analysis,” *IJCV*, vol. 68, no. 3, pp. 289–317, 2006.
- [13] J. Kruskal, “On the shortest spanning subtree of a graph and the traveling salesman problem,” in *Proc. of the American Mathematical Society*, 1956, vol. 7, pp. 48–50.
- [14] G. Ouzounis and P. Soille, “Pattern spectra from partition pyramids and hierarchies,” in *International Symposium on Mathematical Morphology*, vol. 6671, pp. 108–119. Springer Berlin Heidelberg, 2011.
- [15] P. Soille, “Constrained connectivity for hierarchical image partitioning and simplification,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 30, no. 7, pp. 1132–1145, 2008.
- [16] L. Najman and M. Schmitt, “Geodesic saliency of watershed contours and hierarchical segmentation,” *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 18, no. 12, pp. 1163–1173, 1996.
- [17] L. Najman, “On the equivalence between hierarchical segmentations and ultrametric watersheds,” *JMIV*, vol. 40, pp. 231–247, 2011.
- [18] J. Milnor, *Morse Theory*, vol. 51 of *Annals of Mathematics Studies*, Princeton University Press, 1963.
- [19] V. Caselles and P. Monasse, *Geometric Description of Images as Topographic Maps*, Springer Publishing Company, Incorporated, 1st edition, 2009.
- [20] K. Mikolajczyk and C. Schmid, “Scale & affine invariant interest point detectors,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, no. 1, pp. 63–86, 2004.
- [21] C. Vachier and F. Meyer, “Extinction value : a new measurement of persistence,” in *IEEE Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing*, 1995, vol. 1, pp. 254–257.
- [22] E. J. Carmona, M. Rincon, J. Garcia-Feijoo, and J. M. Martinez de-la Casa, “Identification of the optic nerve head with genetic algorithms,” *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 43, no. 3, pp. 243–259, 2008.
- [23] Y. Xu, T. Géraud, and L. Najman, “Context-based energy estimator : Application to object segmentation on the tree of shapes,” in *Proc. of ICIP*, 2012, pp. 1577–1580.
- [24] P. Felzenszwalb and D. P. Huttenlocher, “Efficient graph-based image segmentation,” *IJCV*, vol. 59, no. 2, pp. 167–181, sep 2004.
- [25] S. J. F. Guimaraes, J. Cousty, Y. Kenmochi, and L. Najman, “An efficient hierarchical graph based image segmentation,” in *14th International Workshop on Structural and Syntactic Pattern Recognition*, Hiroshima, Japan, 2012.
- [26] P. Arbeláez, M. Maire, C. Fowlkes, and J. Malik, “Contour detection and hierarchical image segmentation,” *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 33, no. 5, pp. 898–916, may 2011.
- [27] Y. Xu, T. Géraud, and L. Najman, “Salient level lines selection using the mumford-shah functional,” in *IEEE International Conference on Image Processing*, 2013, pp. 1227–1231.
- [28] R. Levillain, T. Géraud, and L. Najman, “Why and how to design a generic and efficient image processing framework : The case of the Milena library,” in *Proc. of International Conference on Image Processing*, 2010, pp. 1941–1944, <http://olena.lrde.epita.fr>.