

MÉMOIRE

présenté à

l'Université de Strasbourg – École doctorale n°269 (MSII)
ICube – Laboratoire des sciences de l'Ingénieur, de l'Informatique et de l'Imagerie
UMR 7357

par

M. Benoît Naegel

en vue d'obtenir

l'HABILITATION À DIRIGER DES RECHERCHES
DISCIPLINE : Informatique

Des arbres de coupes aux graphes de coupes pour le filtrage et la segmentation d'images

Soutenue publiquement le 19 octobre 2019
devant le jury composé de

M. Christian Ronse, Garant Scientifique
Professeur des Universités, Université de Strasbourg

Mme. Isabelle Bloch, Rapporteuse
Professeur, LTCI, Télécom ParisTech, Paris

M. Michel Couprie, Rapporteur
Professeur, École Supérieure d'Ingénieurs en Électrotechnique et Électronique, Paris

M. Olivier Lézoray, Rapporteur
Professeur des Universités, Université de Caen

M. Jocelyn Chanussot, Examineur
Professeur des Universités, Institut Polytechnique de Grenoble

M. Sébastien Lefèvre, Examineur
Professeur des Universités, Université Bretagne Sud

Table des matières

1	Introduction générale	5
1.1	Chronologie	6
1.2	Problématique	7
1.3	Démarche scientifique	8
1.4	Structure du document	9
I	Travaux sur les arbres de coupes	11
2	Arbre des coupes	13
2.1	Définitions	13
2.2	Arbre des coupes	14
2.3	Attributs	15
2.4	Filtrage	16
2.5	Reconstruction	17
2.6	Segmentation	18
2.7	Algorithmique	18
2.8	Contributions et positionnement par rapport à l'état de l'art	18
3	Segmentation à partir de marqueur	21
3.1	Contexte	21
3.2	Méthode proposée	22
3.3	Évaluation de la méthode	23
3.4	Discussion	24
4	Analyse d'images de document	25
4.1	Binarisation de documents techniques	25
4.2	Classification de lettrines anciennes	28
4.3	Discussion	31
5	Analyse d'images médicales	33
5.1	Contexte	33
5.2	Segmentation interactive de nævus	34
5.3	Segmentation de vaisseaux en angiographie cérébrale	36
5.4	Segmentation de lésions cancéreuses en imagerie TEP	39
5.5	Conclusion	41
6	Extension aux images multivaluées	43
6.1	Contexte	43
6.2	Images multivaluées	43
6.3	Stratégies proposées	43
6.4	Discussion	46

II	Travaux sur les graphes de coupes	49
7	Graphe des coupes	51
7.1	Graphe des coupes	51
7.2	Filtrage d'attributs	54
7.3	Reconstruction	54
7.4	Algorithmique	55
7.5	Discussion	56
8	Filtrage d'images couleur	57
8.1	Contexte	57
8.2	Méthode proposée	57
8.3	Discussion	59
9	Arbre des coupes multivalué	61
9.1	Contexte	61
9.2	Arbre des coupes multivalué	61
9.3	Application : cartes de classification hiérarchique	63
9.4	Discussion	64
10	Analyse d'images multimodales	65
10.1	Contexte	65
10.2	Segmentation par graphe de coupes en imagerie TEP/CT	65
10.3	Discussion	68
III	Discussion	69
11	Bilan	71
11.1	Contributions méthodologiques	71
11.2	Contributions applicatives	72
12	Perspectives	75
12.1	Morphologie mathématique	75
12.2	Apprentissage pour la morphologie mathématique	77
12.3	Applications en analyse d'images	78
12.4	Animation et diffusion scientifique	79
	Publications de l'auteur et bibliographie	81
	Annexes	91
	Annexe A Autres applications biomédicales	93
A.1	Segmentation de vertèbres	93
A.2	Débruitage temps-réel en IRM cardiaque	94
A.3	Imagerie histopathologique	95
	Annexe B Développement logiciel et science reproductible	99
	Annexe C Curriculum Vitæ détaillé	101
	Annexe D Tirés à part d'articles	111

Chapitre 1

Introduction générale

Ce document dresse un panorama des travaux effectués dans le cadre de mes activités de recherche en vue de l'obtention du diplôme de l'Habilitation à Diriger des Recherches dans la discipline Informatique. Les travaux décrits dans ce document couvrent la période post-doctorale, s'échelonnant de l'année 2004 (année de ma soutenance de thèse) à l'année 2018.

Le domaine abordé dans mes recherches est le traitement d'images par des approches pouvant être qualifiées de « discrètes »¹. Dans ce contexte, la morphologie mathématique, discipline initiée en 1964 par Georges Matheron et Jean Serra, offrant à la fois des fondements théoriques solides ainsi qu'un ensemble d'outils répondant à des problématiques diverses de traitement d'images, a constitué un cadre privilégié de mes travaux. Dans un contexte historique où le traitement d'images était abordé sous l'angle du traitement du signal en considérant une image comme un signal à deux ou trois dimensions, la morphologie mathématique a proposé une approche complémentaire en permettant d'analyser une image par le biais de son contenu spatial (ou formes), plutôt que par son contenu fréquentiel (à l'inverse des méthodes issues du traitement du signal). Dès sa naissance, la morphologie mathématique s'est appuyée sur la notion d'un ensemble appelé *élément structurant*, jouant en quelque sorte le rôle de « sonde » pour analyser l'image ; la discipline s'est rapidement enrichie de nombreux concepts et outils, incluant par exemple la notion d'« opérateurs connexes » ne nécessitant pas d'élément structurant. Dans ce contexte, une partie importante de mes travaux s'est inscrite dans le cadre des structures hiérarchiques s'appuyant sur cette notion d'opérateurs connexes.

Les activités de recherche exposées dans ce document se sont déroulées au sein de différentes structures. Après une thèse effectuée dans le domaine de la segmentation d'images médicales au LSIIT (Laboratoire des Sciences de l'Image, de l'Informatique et de la Télédétection²) et à l'IRCAD³ de 2000 à 2004, j'ai été recruté en tant qu'Assistant de Recherche à l'EIG⁴ où j'ai participé à des travaux de recherche autour de l'imagerie biomédicale de 2005 à 2007. De 2007 à 2011, dans le cadre d'une première affectation en tant que Maître de Conférences en Informatique à l'IUT de Saint-Dié des Vosges, mes travaux de recherche ont été effectués au LORIA (Laboratoire Lorrain de Recherche en Informatique et ses Applications, UMR 7503) à Nancy. Depuis l'année 2011, je suis membre du laboratoire ICube dans le cadre d'un poste de Maître de Conférences à l'IUT Robert Schuman de l'Université de Strasbourg.

1. Ces approches recouvrent l'ensemble des méthodes opérant dans un espace discret, en considérant la nature intrinsèquement discrète du support des images numériques.

2. Laboratoire qui n'existe plus depuis 2013, date à laquelle est né le laboratoire ICube.

3. Institut de Recherche sur les Cancers de l'Appareil Digestif, Strasbourg.

4. École d'Ingénieurs de Genève, faisant partie du réseau des Hautes Écoles Supérieures de Suisse Occidentale (HESSO), actuellement dénommée HEPIA (Haute École du Paysage, d'Ingénierie et d'Architecture de Genève).

1.1 Chronologie

Cette section résume de manière chronologique les différents contextes au sein desquels se sont inscrites mes activités de recherche.

De 2000 à 2004 : Travaux de doctorat - Université Louis Pasteur, Strasbourg

Mon premier contact avec la recherche a eu lieu durant mon stage de DEA, effectué à l'IRCAD de février à juillet 2000. Ce stage, dont le but était l'amélioration d'une méthode de segmentation automatique du foie à partir d'images tomodensitométriques, a initié mes travaux en traitement d'images. Ces travaux ont été poursuivis et étendus dans le cadre d'une thèse de doctorat dirigée par Christian Ronse (LSIIT) et co-encadrée par Luc Soler (IRCAD). L'objectif était le développement de méthodes automatiques et robustes pour la segmentation des organes de l'abdomen digestifs et du réseau vasculaire hépatique dans les images tomodensitométriques tridimensionnelles de l'abdomen. Durant ces travaux de thèse, à forte connotation applicative, j'ai eu l'opportunité de travailler au sein de l'IRCAD dans un environnement pluridisciplinaire, regroupant chirurgiens, chercheurs et ingénieurs en informatique. J'ai donc pu appréhender la complexité inhérente à l'analyse des images médicales, qui possèdent un contenu informationnel très riche et pouvant présenter de fortes variations en terme de qualité et d'anatomie entre différents sujets.

La méthodologie mise en œuvre pour la segmentation des organes principaux (foie, rate, reins) s'est appuyée sur des opérateurs de morphologie mathématique pour segmenter l'image en partition d'intérêt d'une part [C1], et sur des méthodes de classification supervisées fondées sur des attributs relatifs aux régions segmentées d'autre part.

Les seconds travaux effectués durant cette thèse [C2, R3, L1, L2] ont eu trait à la segmentation automatique du réseau porte du foie dans des images tomodensitométriques acquises au temps porte. Ce réseau vasculaire permet de définir la délimitation du foie en ses huit segments fonctionnels anatomiques selon l'anatomiste Couinaud, ce qui est crucial pour la planification opératoire lors de résections hépatiques. Ces travaux ont permis également d'aboutir à une contribution plus fondamentale en morphologie mathématique, proposant une théorie unifiée de la transformée en tout-ou-rien en niveaux de gris [R2].

De 2004 à 2007 : Travaux de post-doctorat - Strasbourg et Genève

Durant l'année universitaire 2004-2005, j'ai poursuivi des travaux de recherche autour de la segmentation d'images médicales dans le cadre d'un poste d'ATER. J'ai proposé dans ce cadre une méthode de segmentation des vertèbres dans les images tomodensitométriques à partir d'opérateurs de morphologie mathématique [R1].

De 2005 à 2007 j'ai été recruté en tant qu'Assistant de Recherche à l'École d'Ingénieurs de Genève, en Suisse. Dans ce contexte, j'ai participé à différents projets d'analyse d'images biomédicales : suivi automatique de nævus dans des photographies dermatologiques [C3, N3], débruitage et recalage en temps-réel de séquences IRM 2D temporelles de la région cardiaque [R5]. C'est durant ce séjour post-doctoral que j'ai initié mes travaux autour des arbres de coupes et des opérateurs connexes.

De 2007 à 2011 : Maître de conférences - LORIA, Nancy

En 2007 j'ai été recruté en tant que Maître de Conférences au département SRC⁵ de l'IUT de Saint-Dié des Vosges. Dans ce cadre, mes travaux de recherche ont été effectués au LORIA (UMR 7503) de 2007 à 2011 au sein de l'équipe QGAR⁶. Le thème central de cette équipe était le traitement du document, de l'analyse d'image à la classification d'éléments

5. Services et Réseaux de Communication, actuellement MMI (Métiers du Multimédia et de l'Internet).

6. Querying Graphics through Analysis and Recognition.

graphiques. Dans ce contexte de mobilité thématique, une collaboration avec Laurent Wending (actuellement Professeur des Universités au LIPADE à Paris 5) a été initiée autour de l'analyse de lettrines anciennes et la binarisation de documents graphiques [C7, C9, R6]. Ces travaux, fondés sur une utilisation des opérateurs connexes dans le contexte du traitement du document, ont démontré la versatilité de ces méthodes.

Depuis 2011 : Maître de conférences - ICube, Strasbourg

Depuis l'année universitaire 2011-2012, je suis affecté en tant que Maître de Conférences à l'IUT Robert Schuman. J'effectue mes travaux de recherche dans l'équipe IMAGeS⁷, au sein du laboratoire ICube autour des approches discrètes en analyse d'images, avec des applications principalement orientées vers l'imagerie biomédicale. Durant cette période j'ai partagé mon temps de recherche entre des activités d'encadrement (stages courts, stages longs de Master 2, encadrement doctoral), des tâches d'administration de la recherche (responsabilités liées à la rédaction et la gestion de projets de recherche), des travaux appliqués et des travaux plus méthodologiques dans le domaine des opérateurs connexes et des structures hiérarchiques.

1.2 Problématique

Une problématique centrale abordée dans mes recherches a été la segmentation d'images. La notion de « segmentation » en traitement d'images peut prendre des sens différents selon le contexte et le problème abordé. De manière générale, le terme « segmentation » implique une tâche de partitionnement de l'image en un certain nombre de régions ou segments, identifiés par une étiquette [4]. Les points regroupés au sein d'une même région peuvent partager certaines caractéristiques communes, telles que des caractéristiques locales relatives au point considéré (comme l'intensité) ou des caractéristiques plus globales, comme le fait d'appartenir à une structure dans l'image ayant une sémantique précise pour l'application considérée (on parlera de structure ou d'objet d'intérêt). Dans le cas où les caractéristiques considérées pour segmenter l'image sont locales aux points considérés, on parlera de segmentation de « bas-niveau », alors que dans le second cas on peut parler de segmentation de « haut-niveau » ou de manière plus répandue de « reconnaissance de formes ».

Dans la littérature et selon le domaine abordé, ces deux approches, répondant en fait à deux problèmes relativement distincts, sont souvent confondues sous le même terme générique de « segmentation » :

- la première approche, très générique, s'appuie sur des critères bas-niveau pour regrouper les pixels d'une image au sein de régions, sans chercher *a priori* de région particulière (regroupements de points d'intensité similaire, partitionnement de l'image en considérant la saillance des contours, projection des points dans un espace de dimension plus élevée (combinant valeurs photométriques et localisation spatiale, à l'instar de la méthode « mean-shift » [41]));
- la seconde consiste à rechercher dans une image un ou plusieurs objets d'intérêts dans un double objectif :
 - de *détection* d'une région de l'image correspondant aux objets d'intérêt ;
 - de *délimitation* précise des contours des objets recherchés.

La seconde approche, c'est à dire la segmentation de « haut-niveau » ou « reconnaissance de formes » peut s'appuyer sur une ou plusieurs étapes de segmentations génériques, afin d'identifier, par des méthodes généralement issues de l'apprentissage automatique, les régions d'intérêt. Cette approche, qui part d'un ensemble de partitions de l'image afin de

⁷ Images, Modélisation, Apprentissage, Géométrie et Statistique, anciennement équipe MIV (Modèles Images et Vision).

reconnaître ses différents segments est qualifiée d'approche « ascendante ». De manière symétrique, l'approche consistant à partir de modèles décrivant les objets à rechercher afin de les reconnaître sera qualifiée de « descendante ».

Plus généralement, la segmentation de haut-niveau ou reconnaissance de formes doit faire face aux deux problèmes interdépendants de la segmentation et de la classification : une classification pertinente des objets ne peut se faire sans une segmentation précise de leurs contours, tandis qu'une segmentation précise ne peut être réalisée sans connaissances *a priori* sur les objets à rechercher. Ce paradoxe, identifié notamment par Sayre [1] dans le cadre de la reconnaissance automatique d'écriture manuscrite (et connu depuis sous le nom de « paradoxe de Sayre »), est à l'origine de la difficulté de cette tâche d'analyse d'images, pourtant cruciale, et qui a fait (et fait encore) l'objet d'une littérature extrêmement abondante.

1.3 Démarche scientifique

Dès le début de mes travaux de recherche, dont le point de départ est mon stage de recherche effectué en 2000 à l'IRCAD dans le cadre de mon DEA, j'ai été confronté à la seconde problématique, dans le contexte de la segmentation automatique du foie à partir d'images tomodensitométriques tridimensionnelles. La méthode utilisée dans ce but, s'appuyant pour certains aspects sur des opérateurs de morphologie mathématique, peut être qualifiée de « bas-niveau », voire de méthode « ad hoc », puisque reposant pour une certaine part sur des paramètres déterminés empiriquement *a priori*. Ce type de méthode, qui présente un intérêt certain dans le cadre d'une chaîne d'acquisition d'images parfaitement maîtrisée, et dont le sujet d'étude présente peu de variabilité⁸, manque néanmoins de robustesse dans le cadre de l'imagerie médicale où la variabilité peut être importante tant au niveau de l'acquisition qu'au niveau anatomique.

Une première tentative dans le cadre de mes travaux doctoraux pour pallier ces limitations a consisté à utiliser certaines notions d'apprentissage automatique, afin d'identifier *a posteriori* des régions délimitées par une méthode de segmentation de « bas-niveau ». Cette approche, permettant d'intégrer et de modéliser de la connaissance de plus haut niveau pour le calcul du résultat final, peut cependant être mise en échec par une segmentation initiale imparfaite ou incorrecte, problème qui est inhérent aux méthodes de segmentation « ascendantes ».

À la lumière des travaux précédents, et toujours dans l'optique d'intégrer de la connaissance de plus haut niveau dans les approches ascendantes, je me suis intéressé durant mon post-doctorat aux approches reposant sur le concept de « ligne de niveau » ou d'« ensemble de niveau » d'une image, qui me paraissaient particulièrement intéressantes dans le sens où elles permettent de décomposer une image en un ensemble de structures élémentaires (les composantes connexes de ses seuils), dont les contours coïncident (par construction) avec les contours des objets d'intérêt et sont organisées hiérarchiquement. En morphologie mathématique, ces méthodes s'inscrivent dans la classe des approches dites « hiérarchiques », et ont un lien fort avec le concept d'« opérateur connexe » dont la propriété est de transformer une image sans déplacer ses contours initiaux. C'est dans ce contexte que s'inscrit la majeure partie des travaux exposés dans ce document. Un des principes directeurs a consisté à injecter de la connaissance *a priori* dans ces modèles afin de les utiliser dans un cadre de segmentation d'images et de reconnaissance de formes. Dans ce but, des méthodes d'analyse fondées sur des algorithmes de classification supervisée ont été combinées avec ces approches hiérarchiques (voir chapitres 4 et 5). D'autres approches de segmentation se sont appuyées sur un marqueur délimité manuellement (chapitre 3) ou automatiquement (chapitre 5, section 5.3.3).

8. Par exemple le domaine du contrôle visuel industriel.

1.4 Structure du document

Ce document vise à dresser un panorama de mes travaux, à expliquer la démarche scientifique qui les a motivés et à proposer des pistes de recherches pour le futur. Le document est ainsi structuré en trois parties et complété de quatre annexes. Les deux premières parties sont dédiées aux méthodes de traitement d'images s'appuyant sur les approches hiérarchiques évoquées précédemment. Elles constituent en quelque sorte le fil conducteur de ce document. La première partie décrit le principe de filtrage et de segmentation à partir du concept d'arbre des coupes, puis expose plusieurs applications en traitement du document et imagerie médicale s'appuyant sur ce concept. La deuxième partie présente une contribution méthodologique autour de l'extension du concept d'arbre des coupes aux images ayant leur valeur dans un espace qui n'est pas totalement ordonné, appelé « graphe des coupes », ainsi que des applications en imagerie couleur, imagerie de télédétection et imagerie médicale utilisant cette notion. Enfin, une troisième partie propose quelques pistes de réflexions autour de ces travaux ainsi que des perspectives de recherche. Dans une première annexe quelques travaux applicatifs en imagerie biomédicale, qui ne s'appuient pas directement sur les approches hiérarchiques, sont évoqués. Une deuxième annexe présente des travaux de développement logiciel. Une troisième annexe présente un curriculum vitæ résumant mes différentes activités d'enseignant-chercheur, incluant les encadrements effectués, les responsabilités administratives, les activités d'enseignement. Enfin, la quatrième annexe intègre les publications issues des contributions que j'estime être les plus importantes présentées dans ce mémoire.

Première partie

Travaux sur les arbres de coupes

Chapitre 2

Arbre des coupes

La morphologie mathématique est une théorie dont les fondements ont été développés en 1964 sous l’impulsion de Georges Matheron et Jean Serra et ayant pour objet principal l’analyse des images par des opérations non linéaires. Depuis ces premiers développements, la morphologie mathématique est devenue un domaine de recherche à part entière et de nombreux opérateurs issus de ce domaine sont bien connus et font partie de la « boîte à outils » standard de tout chercheur ou ingénieur en traitement d’images. Les opérateurs de base de la morphologie mathématique qui s’appuient sur la notion d’élément structurant (tels que l’érosion, la dilatation, l’ouverture et la fermeture) sont bien connus et sont référencés dans la plupart des ouvrages de référence récents ou moins récents en traitement d’images [42, 78, 88, 93], ainsi que dans les bibliothèques logicielles. En revanche, les opérateurs qui ne s’appuient pas sur la notion d’élément structurant mais sur la notion de composantes connexes de l’image restent peu connus dans la communauté de traitement d’images [83], car peu ou pas du tout évoqués dans les références citées précédemment. En particulier, les opérateurs dits *connexes* permettent de transformer une image sans altérer ses contours [24] : un contour est soit supprimé soit préservé, mais ne peut être créé ou déplacé.

Les premiers opérateurs connexes se sont appuyés sur la notion de « reconstruction géodésique » [20, 22], opération qui consiste à reconstruire dans l’image toutes les composantes connexes qui n’ont pas été totalement supprimées par une première transformation. Dans ce contexte, l’arbre des coupes est une structure qui a été introduite dans le domaine du traitement d’images sous le nom de « component-tree » [34, 64], « max-tree » [29], « confinement-tree » [37] ou encore « dendrone » [14, 17, 36] permettant de générer des opérateurs connexes. Il associe à une image définie sur un ensemble de valeurs totalement ordonnées (généralement des valeurs d’intensité) une arborescence définie à partir des relations d’inclusion des composantes connexes des coupes successives de l’image. Élaguer l’arbre des coupes et reconstruire l’image associée revient à supprimer des composantes connexes des seuils de l’image originale, générant un opérateur connexe anti-extensif. Généralement l’élagage s’effectue par le biais de critères mettant en jeu un ensemble d’attributs associés aux composantes connexes, ce qui est équivalent à un filtre d’attributs [26, 34].

Dans ce chapitre, les définitions de base relatives aux arbres de coupes sont introduites ainsi que les principales stratégies de filtrage, reconstruction et segmentation. Les contributions méthodologiques et applicatives personnelles autour des arbres de coupes sont exposées dans les chapitres suivants (chapitres 3, 4, 5 et 6).

2.1 Définitions

Une image est définie par une fonction $f : \Omega \rightarrow \mathcal{V}$, où Ω est l’espace des points et \mathcal{V} l’ensemble des valeurs. On suppose que \mathcal{V} est muni d’une relation d’ordre \leq et possède une borne inférieure notée $\perp = \bigwedge \mathcal{V}$. Dans la suite de ce chapitre, on considérera des images discrètes à valeurs scalaires discrètes ($\Omega \subseteq \mathbb{Z}^n, \mathcal{V} \subseteq \mathbb{Z}$). Soit \sim une relation d’adjacence sur

Ω : deux points $x, y \in \Omega$ tels que $x \frown y$ sont dits *adjacents*. Pour tout $X \subseteq \Omega$, l'ensemble des composantes connexes du graphe (X, \frown) est noté $\mathcal{C}(X)$. On suppose que (Ω, \frown) est connexe : $\mathcal{C}(\Omega) = \{\Omega\}$.

Une zone plate d'une image est un ensemble connexe maximal dont tous les points ont la même valeur ; l'ensemble des zones plates forme une partition de l'image. Un opérateur est dit connexe s'il permet de simplifier la partition des zones plates d'une image en autorisant uniquement les fusions de zones plates adjacentes et en interdisant de scinder des zones plates.

Définition 1 (Opérateur connexe [24]). *Un opérateur $\phi : \mathcal{V}^\Omega \rightarrow \mathcal{V}^\Omega$ est connexe si :*

$$\forall x, y \in \Omega, x \frown y, f(x) = f(y) \Rightarrow \phi(f)(x) = \phi(f)(y)$$

On définit la coupe (supérieure) de l'image f au niveau v par l'ensemble $\chi_v(f) = \{p \in \Omega \mid v \leq f(p)\}$. La notion de coupe d'une image permet de définir des opérateurs agissant au niveau de ses composantes connexes. On peut ainsi définir l'ensemble des composantes connexes des coupes de l'image.

Définition 2 (Composantes connexes d'une image). *L'ensemble des composantes connexes des coupes de l'image, noté Ψ , est défini par :*

$$\Psi = \bigcup_{v \in \mathcal{V}} \mathcal{C}[\chi_v(f)] \quad (2.1)$$

Enfin la définition d'une relation d'ordre permet de hiérarchiser l'ensemble des composantes connexes issues de l'ensemble des coupes de l'image.

Définition 3 (Relation d'ordre). *Soit une relation binaire \leq définie sur un ensemble E . Cette relation est un ordre si et seulement si elle vérifie les axiomes suivants :*

- (i) $\forall v \in E, v \leq v$ (réflexivité) ;
- (ii) $\forall v, w \in E, v \leq w \wedge w \leq v \Rightarrow v = w$ (antisymétrie) ;
- (iii) $\forall v, w, x \in E, v \leq w \wedge w \leq x \Rightarrow v \leq x$ (transitivité).

Cet ordre est dit total si de plus :

- (iv) $\forall v, w \in E, v \leq w \vee w \leq v$ (totalité).

2.2 Arbre des coupes

Définition 4 (Arbre des coupes [29, 64]). *Soit (\mathcal{V}, \leq) un ensemble muni d'une relation d'ordre total. L'arbre des coupes \mathcal{T} de $f : \Omega \rightarrow \mathcal{V}$ est l'arbre enraciné (ou arborescence) défini par le triplet (V, E, R) où :*

- (i) $V = \Psi$
- (ii) E est la relation de couverture de l'ordre \subseteq^1 .
- (iii) $R = \Omega$ est la racine de l'arbre

Le diagramme de Hasse d'un ensemble ordonné (E, \leq) représente la relation de couverture de \leq sur E ; l'arbre des coupes est donc le diagramme de Hasse de l'ensemble partiellement ordonné $(\Psi, \subseteq)^2$.

Les feuilles de l'arbre des coupes correspondent aux maxima régionaux de l'image. Soit M un maximum régional. La branche de l'arbre des coupes associée à M est l'ensemble des

1. ou encore l'ensemble des arêtes de la réduction transitive du graphe de la relation d'ordre \subseteq sur Ψ
2. Cette définition de l'arbre des coupes ne considère que les composantes distinctes des différents seuils de l'image et est compatible avec la définition de *max-tree* [29] et de *component-tree* dans [64]. Dans [34] cependant, Jones définit le *component-tree* à partir de l'ensemble des composantes connexes des coupes de l'image (y compris celles identiques de hauteurs différentes) et le distingue du *max-tree* qui ne code que les composantes connexes distinctes [29].

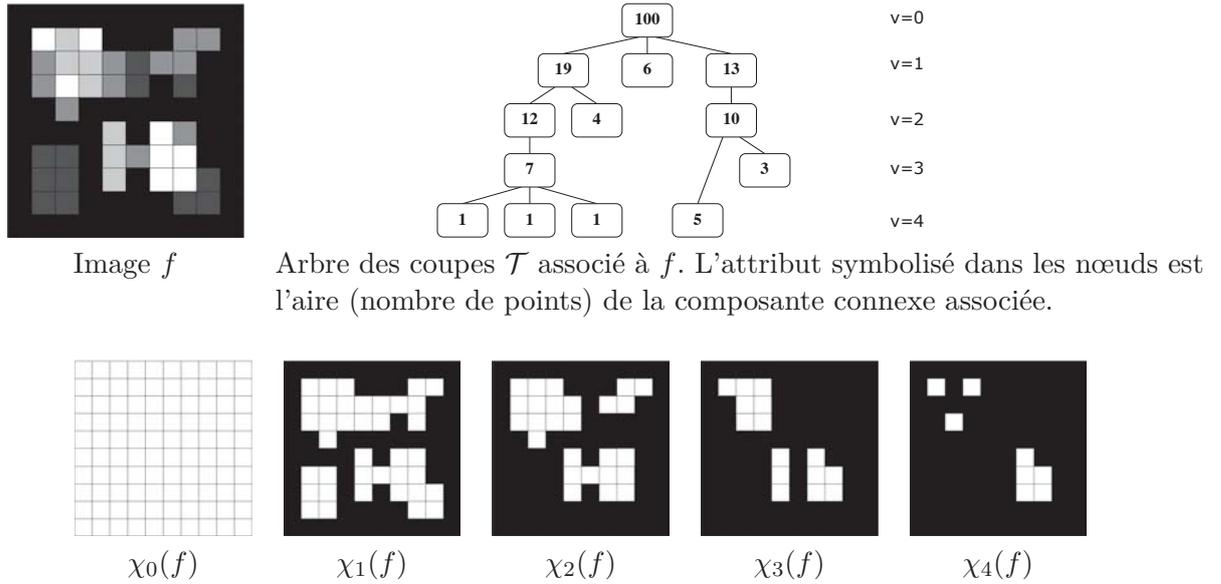


FIGURE 2.1 – Image en niveaux de gris (en haut à gauche), les coupes de l'image (en bas), et l'arbre des coupes (en haut à droite).

minorants de M sur l'ensemble (Ψ, \subseteq) , soit l'ensemble des ancêtres de M dans l'arbre des coupes.

L'arbre des coupes fournit une représentation alternative de l'image : l'image peut être reconstruite sans perte à partir de son arbre des coupes :

$$f = \bigvee_{X \in \Psi} C_{X, v(X)}$$

où C est la fonction cylindre définie par :

$$C_{X, v}(p) = \begin{cases} v & \text{si } p \in X \\ \perp & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.2)$$

et v est la valeur de l'intensité du nœud X définie par $v(X) = \max\{v \in V \mid X \subseteq \chi_v(f)\} = \min\{f(p) \mid p \in X\}$.

Un exemple d'arbre des coupes d'une image à niveaux de gris est illustré à la figure 2.1.

L'arbre des coupes est donc une représentation alternative d'une image qui porte en plus deux types d'information :

- les relations d'inclusion entre les composantes connexes des coupes de l'image ;
- des attributs propres à chaque composante connexe.

L'arbre des coupes désigne généralement l'arbre des coupes *supérieures*. Il est bien sûr possible de définir de manière analogue l'arbre des coupes *inférieures* (désigné sous le nom de *min-tree* dans la littérature).

2.3 Attributs

À chaque nœud de l'arbre peut être associé un ou plusieurs attributs. La figure 2.1 illustre un exemple d'attribut fondé sur l'aire de la composante connexe associée au nœud. Plusieurs types d'attributs ont été considérés dans la littérature notamment, de manière non exhaustive, des attributs photométriques :

- valeur ou niveau de gris du nœud, soit $v(X) = \min\{f(p) \in X\}$;

- contraste ou dynamique [16] du nœud, différence entre l'intensité maximale et minimale $h(X) = \max\{f(p) \mid p \in X\} - v(X)$;
- volume du nœud [31] $vol(X) = \sum_{p \in X} (f(p) - v(X))$,

des attributs géométriques :

- aire du nœud [20, 22] $a(X) = |X|$;
- périmètre du nœud $p(X) = |\{p \in X \mid \exists q \sim p, q \notin X\}|$;
- mesure de compacité $c(X) = \frac{4\pi a(X)}{p(X)^2}$;
- moments géométriques;
- dimensions de la boîte englobante, etc.

Enfin, nous verrons dans le chapitre 4 l'utilisation de descripteurs géométriques plus discriminants (descripteurs de forme).

2.4 Filtrage

En s'appuyant sur les attributs calculés dans les nœuds, un opérateur de filtrage peut être défini à partir de l'arbre des coupes en sélectionnant un sous-ensemble $\hat{\Psi} \subseteq \Psi$ de nœuds :

$$\Phi(f) = \bigvee_{X \in \hat{\Psi}} C_{X,v(X)} \quad (2.3)$$

où l'ensemble $\hat{\Psi}$ peut être obtenu de diverses manières, notamment par le biais de la définition d'un critère fondé sur un seuillage au niveau des attributs du nœud, donnant lieu aux filtres d'attributs [26, 34]. Une illustration d'un tel filtrage utilisant l'attribut d'aire est donné sur la figure 2.2.

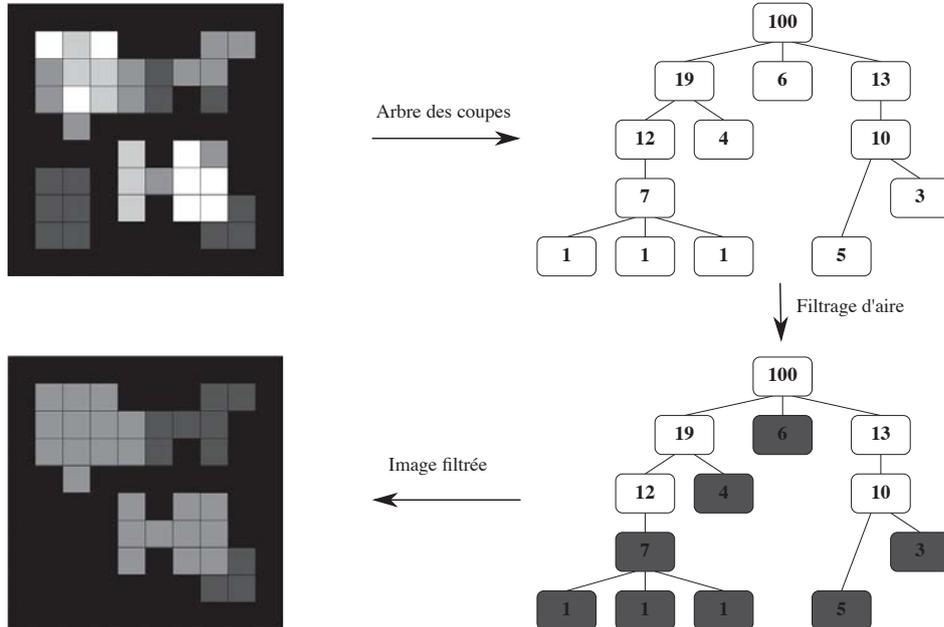


FIGURE 2.2 – Filtrage d'attribut à partir de l'arbre des coupes : les nœuds ne vérifiant pas le critère (aire $a(X) \geq 10$) sont supprimés. L'image filtrée est reconstruite à partir de l'arbre élagué.

Dans l'image filtrée $\Phi(f)$, chaque point voit sa valeur conservée ou abaissée. De plus, un contour est soit conservé soit entièrement supprimé puisque le filtre n'agit que par suppression de composantes connexes. Par conséquent, un tel opérateur Φ est un opérateur connexe anti-extensif [29].

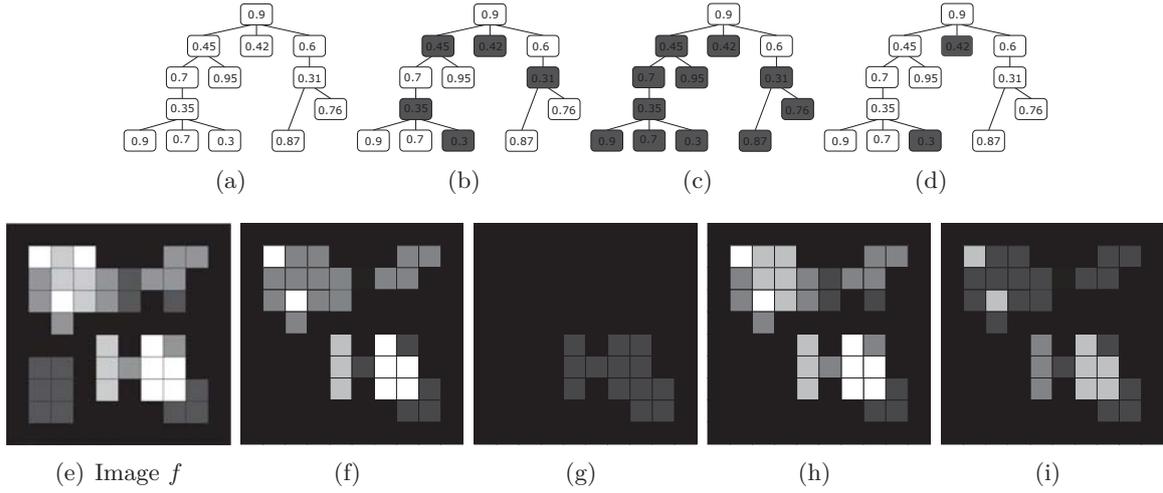


FIGURE 2.3 – Stratégies de reconstruction proposées dans [29, 43]. (a-e) Image f et arbre des coupes \mathcal{T} associé. (b) Critère non-croissant, nœuds filtrés en gris. (f) Stratégie *directe* (application de l'équation 2.3). (c-g) Stratégie *min*. (d-h) Stratégie *max*. (i) Stratégie *soustractive*.

2.5 Reconstruction

Un critère fondé sur un attribut croissant (relativement à la branche d'un arbre) implique que, si ce critère est vérifié pour un nœud donné, alors il l'est également pour tous ses ancêtres. Une image peut alors être reconstruite en appliquant l'équation 2.3 et le filtre associé est croissant.

Dans le cas d'un attribut non croissant, l'application de 2.3 implique un opérateur non croissant (un amincissement au sens de la morphologie mathématique). La décision de préservation d'un nœud est calculée localement et l'image reconstruite peut être dégradée, par l'introduction de transitions brutales entre zones plates : il peut parfois être souhaitable d'appliquer une stratégie de reconstruction calculée globalement au niveau des nœuds préservés dans l'arbre. Plusieurs politiques ont été définies dans la littérature [29] :

- Stratégie *directe* : un nœud est préservé s'il vérifie le critère. L'image est reconstruite à partir de 2.3 ;
- Stratégie *min* : un nœud est préservé s'il vérifie le critère et si tous ses ancêtres sont préservés ;
- Stratégie *max* : un nœud est supprimé s'il ne vérifie pas le critère et si tous ses ancêtres sont supprimés ;
- Stratégie *soustractive* : même chose que *directe*, mais la valeur des nœuds préservés est abaissée de la valeur des ancêtres supprimés.

Ces différentes stratégies sont illustrées sur la figure 2.3. Une autre stratégie décrite dans [29] est fondée sur le calcul de chemins optimaux en utilisant l'algorithme de Viterbi.

Enfin, une toute autre approche (nommée « *shaping* » en anglais) et introduite dans [87] consiste à plonger les attributs dans un autre espace, appelé espace des « formes » par l'intermédiaire d'une seconde structure de données (un second arbre des coupes construit à partir des valeurs d'attributs du premier arbre), le filtrage de ce second arbre étant opéré par l'intermédiaire d'un critère croissant. Cette stratégie n'est pas liée à la problématique de la reconstruction en tant que telle (la reconstruction des nœuds préservés étant faite par l'approche *directe*), en revanche, tout comme les autres approches présentées, elle permet de définir un critère de suppression des nœuds qui ne repose pas sur une décision purement locale. Cette approche sera décrite plus en détails dans le chapitre 10.

2.6 Segmentation

L'arbre des coupes a été utilisé dans de nombreuses applications : simplification d'images [29], recherche d'images par le contenu [57], détection de texte de légendes au sein de séquences vidéos [56], etc. Il a également été utilisé comme descripteur topologique pour comparer des structures de virus [84]. L'arbre des coupes peut aussi être utilisé de manière très naturelle dans des approches de segmentation, la segmentation pouvant par ailleurs être considérée comme une simplification maximale de l'image. Une segmentation S d'une image est une image binaire formée par l'union des composantes connexes correspondant à un sous-ensemble $\hat{\Psi} \subseteq \Psi$ de nœuds de l'arbre des coupes :

$$S = \bigcup_{X \in \hat{\Psi}} X$$

Segmenter une image à partir de son arbre des coupes revient donc à sélectionner les composantes connexes qui formeront la segmentation finale.

Limitations de la segmentation par arbre des coupes

Cette méthode de segmentation nécessite que les objets recherchés coïncident avec un sous-ensemble de nœuds de l'arbre ce qui revient à effectuer deux hypothèses implicites :

- les objets à segmenter ont des niveaux de gris relativement homogènes et sont déconnectés, dans au moins une coupe, des objets voisins ; de même, ils sont connexes dans au moins une coupe.
- les objets à segmenter sont soit plus clairs que le fond (apparaissant alors dans l'arbre des coupes supérieures) soit plus sombres (apparaissant alors dans l'arbre des coupes inférieures) ; autrement dit les objets à segmenter appartiennent aux extrema régionaux de l'image.

2.7 Algorithmique

De manière peut-être contre-intuitive, le calcul de l'arbre des coupes est efficace et rapide. La complexité en temps n'est pas plus élevée qu'un algorithme de seuillage de l'image suivi d'un étiquetage des composantes connexes, ce qui justifie son utilisation en pratique dans des applications de segmentation, afin d'éviter le choix d'un seuil a priori. Plusieurs algorithmes ont été proposés pour calculer cette structure. Une comparaison des implémentations et de leur coût algorithmique est proposée dans [82]. L'algorithme de Salembier [29] s'appuie sur une inondation récursive de l'image en partant du niveau le plus bas. Sa complexité au pire est quadratique [64], cependant dans le cas d'images dont le nombre de valeurs est réduit (images 8 bits par exemple), la complexité est linéaire en pratique. Il est montré cependant dans [82] que le temps de calcul de cet algorithme augmente de manière quadratique avec le nombre de valeurs dans l'image. Les algorithmes de Najman et Couprie [64] et Berger et al. [68] s'appuient sur la structure de données *union-find* de Tarjan [2] pour gérer de manière efficace un ensemble de forêts disjointes. Leur complexité algorithmique est quasi-linéaire et se révèle indépendante de la quantification de l'image.

2.8 Contributions et positionnement par rapport à l'état de l'art

La notion de composante connexe issue d'une coupe (supérieure ou inférieure) d'une image est reliée au concept de ligne de niveau ou isocontour [55] : une ligne de niveau d'une image

est le contour d'une composante connexe d'un seuil particulier. Des travaux s'appuyant sur des approches *a contrario* se sont fondés sur ce concept [46, 69].

La segmentation par arbre des coupes revient à faire plusieurs hypothèses de seuillage et à identifier dans ces différents seuils des objets d'intérêt ; elle permet de s'affranchir d'une étape de seuillage en considérant tous les seuils possibles et ce de manière peu coûteuse puisque le calcul de l'arbre des coupes est rapide. Elle peut également être vue comme une recherche d'objets au sein d'une hiérarchie de partitions partielles définies par les composantes connexes des coupes de l'image.

D'autres part, au delà de l'arbre des coupes, d'autres décompositions hiérarchiques ont été proposées en morphologie mathématique : arbre des formes [38] (version *quasi* auto-duale de l'arbre des coupes), arbre binaire des partitions [39], alpha-tree [72]. Ce concept de décomposition hiérarchique d'une image est comparable à d'autres approches similaires proposées dans la communauté de traitement d'images, telles que les décompositions espace-échelle par convolutions successives. Cependant une différence notable entre ces deux approches est que dans le cas de la décomposition espace-échelle, les contours des structures à différents niveaux vont être altérés par la convolution, contrairement à l'approche s'appuyant sur la notion d'opérateur connexe. Un avantage de ce type d'approches hiérarchiques réside dans la préservation des contours de l'image.

Après ce chapitre exposant la notion d'arbre des coupes, les chapitres suivants résument nos principaux travaux autour de la segmentation d'image à partir de cette structure. Les critères impliqués dans la segmentation par arbre de coupes peuvent s'appuyer sur un marqueur externe imposé dans l'image, ou être appris au travers d'un ensemble d'exemples (faisant office de vérités terrain). Le chapitre 3 décrit une méthode de segmentation à base de marqueur ; le chapitre 4 résume nos principales contributions dans le domaine du document ; le chapitre 5 expose les principaux travaux relatifs aux arbres de coupes dans le domaine de l'imagerie médicale. Enfin, le chapitre 6 aborde l'extension du concept d'arbre des coupes aux images non-scalaires (multivaluées).

Chapitre 3

Segmentation à partir de marqueur

Ce chapitre expose une méthode de segmentation, utilisant l'arbre des coupes, qui se fonde sur un ensemble de marqueurs binaires déterminés manuellement ou automatiquement. Ces travaux ont été décrits dans [C14, R7, R10]. Une extension de la méthode adaptée aux images couleur et s'affranchissant de tout paramètre a été implantée sur tablette et décrite dans [C15].

3.1 Contexte

Comme évoqué dans l'introduction, la segmentation automatique est un problème difficile, rendu encore plus complexe par la variabilité des images (bruit) et des structures à segmenter d'une image à l'autre. Dans ce contexte, il peut être utile de disposer de méthodes de segmentation reposant sur une part d'interaction avec l'utilisateur, permettant d'obtenir des délimitations précises de structures d'intérêt en un temps raisonnable. Ceci constitue un domaine de recherche très actif et de nombreuses méthodes ont été proposées [75].

Plusieurs techniques se fondent sur le calcul d'un chemin optimal dans un graphe pondéré à partir de points saisis par l'utilisateur pour délimiter au mieux les contours de l'image : « intelligent scissors » [28], « live wire » [27]. D'autres se fondent sur la saisie interactive de deux marqueurs, un pour la forme de l'objet à segmenter, l'autre pour le fond : de tels algorithmes reposent sur des méthodes de croissance de région couplées à des techniques d'optimisation (ligne de partage des eaux [15], croissance de régions [23], « graph cuts » [62]).

Dans ce contexte, nous avons proposé une méthode de segmentation à base de marqueur s'appuyant sur l'arbre des coupes. Cette méthode nécessite uniquement la délimitation d'un marqueur pour l'objet, ainsi que le choix (pouvant être effectué de manière interactive) d'un paramètre (appelé α) permettant de faire varier le degré de similarité entre le marqueur manuel et la segmentation.

L'idée de cette méthode a germé alors que nous avions besoin d'un outil permettant de sélectionner rapidement des nœuds d'un arbre afin de créer des vérités terrain dans une optique de validation d'une méthode de segmentation à base d'arbre des coupes. À partir d'une interaction fondée sur la sélection d'un point ou d'un ensemble de points de l'image, le choix d'un ensemble de nœuds peut se faire de manière triviale selon deux stratégies :

- la sélection de l'ensemble des nœuds de taille minimale contenant les points sélectionnés ;
- la sélection de l'ensemble des nœuds de taille minimale contenus dans l'ensemble des points sélectionnés.

Il est apparu rapidement que ces deux stratégies étaient l'une et l'autre trop restrictives, et qu'une certaine souplesse était désirable pour sélectionner un ensemble de nœuds représentant un compromis entre ces deux stratégies. Par conséquent, une pseudo-distance paramétrée a été introduite, permettant d'obtenir, pour un même marqueur, l'ensemble des solutions correspondant aux différentes valeurs du paramètre.

3.2 Méthode proposée

Soit f l'image en niveaux de gris à segmenter, et G une image binaire, appelée *marqueur*. L'objectif de la méthode est de construire une segmentation S de l'image la plus proche de G en sélectionnant un sous-ensemble de nœuds de l'arbre des coupes de f . Ce sous-ensemble $\hat{\Psi}$ est défini comme une solution du problème de minimisation suivant :

$$\hat{\Psi} = \arg \min_{\Psi' \subseteq \Psi} d^\alpha \left(\bigcup_{X \in \Psi'} X, G \right)$$

où d^α (avec $\alpha \in [0, 1]$) est une pseudo-distance mesurant une dissimilarité entre les ensembles S (le résultat de la segmentation obtenu par union des nœuds sélectionnés) et G (le marqueur) :

$$d^\alpha(S, G) = \alpha \cdot |S \setminus G| + (1 - \alpha) \cdot |G \setminus S|$$

Pour $\alpha = 0$, une solution S inclura tous les points du marqueur G ; à l'inverse pour $\alpha = 1$, une solution S sera incluse dans le marqueur G . Notons que pour les deux cas précédents, la solution n'est pas unique. La solution retenue sera : pour $\alpha = 0$ la plus « petite » segmentation S contenant G , pour $\alpha = 1$, la plus « grande » segmentation contenue dans G .

Plus généralement, le premier terme de $d^\alpha(S, G)$ va pénaliser les points du résultat qui ne sont pas contenus dans le marqueur : autrement dit, les « faux positifs ». Le second terme va pénaliser les points du marqueur qui ne sont pas contenus dans le résultat : autrement dit les « faux négatifs ». La segmentation retenue sera donc un compromis entre le nombre de faux positifs et de faux négatifs.

Une solution à ce problème peut se calculer de manière incrémentale en ajoutant de manière récursive des nœuds dans la solution. Le résultat de la segmentation se calcule donc en complexité linéaire par rapport au nombre de nœuds de l'arbre, par le biais de ces fonctions récursives :

$$(\mathcal{F}^\alpha(N), c^\alpha(N)) = \begin{cases} (\{N\}, \alpha \cdot n(N, G)) & \text{si } \alpha \cdot n(N, G) \prec (1 - \alpha) \cdot p(N, G) + \sum_{N' \in ch(N)} c^\alpha(N') \\ (\bigcup_{N' \in ch(N)} \mathcal{F}^\alpha(N'), (1 - \alpha) \cdot p(N, G) + \sum_{N' \in ch(N)} c^\alpha(N')) & \text{sinon} \end{cases}$$

où $\prec \in \{<, \leq\}$, $ch(N)$ est l'ensemble des nœuds fils de N , $p(N, M) = |(N \setminus \bigcup_{N' \in ch(N)} N') \cap M|$ et $n(N, M) = |N \setminus M|$.

La segmentation optimale est donnée par $\mathcal{F}^\alpha(E)$. Celle-ci n'est pas unique cependant : le choix de \prec permet de favoriser la plus petite ($<$) ou la plus grande (\leq) solution parmi toutes celles possibles.

Cette méthode a fait l'objet d'une implémentation logicielle fondée sur la librairie Qt, permettant la définition manuelle d'un marqueur suivie d'une procédure interactive pour visualiser la segmentation et modifier en temps réel le paramètre α . Des exemples de résultats obtenus à partir de ce logiciel sont illustrés sur les figures 3.1 et 3.2.

En outre, une démonstration de cet algorithme de segmentation est disponible en ligne sur le site du journal Image Processing On Line : <http://www.ipol.im/pub/art/2014/71/>.

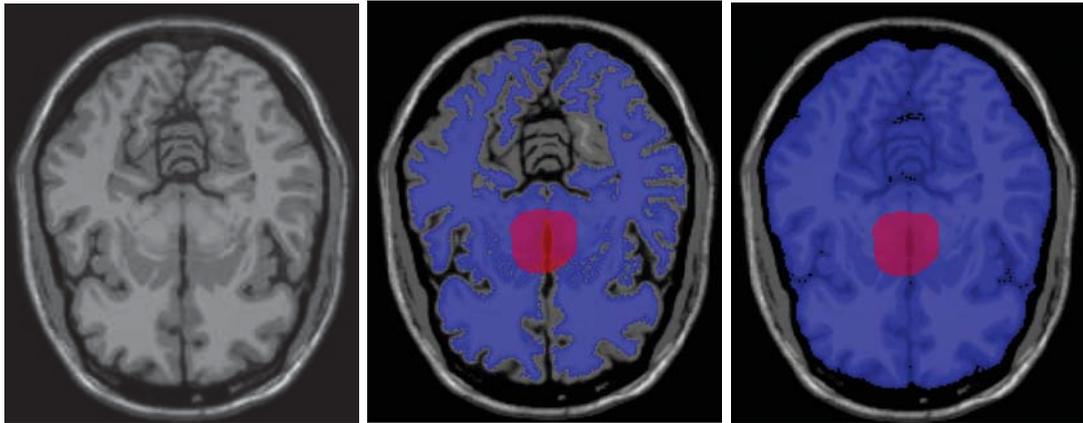


FIGURE 3.1 – De gauche à droite : coupe du modèle synthétique Brainweb; résultat de segmentation pour $\alpha = 0.06$; $\alpha = 0.01$. Le marqueur (en rouge) et la segmentation (en bleu) sont affichés en transparence.

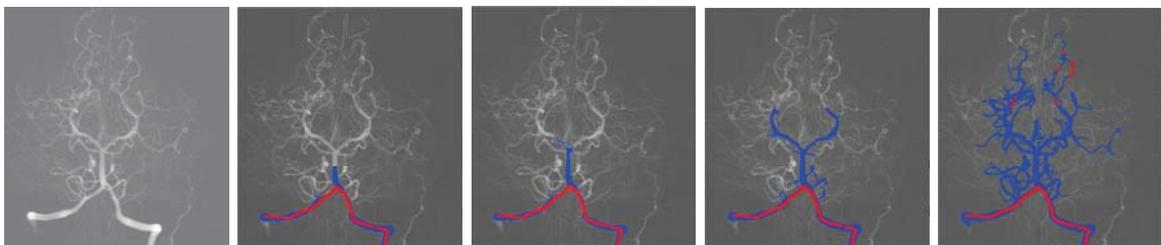


FIGURE 3.2 – De gauche à droite : image angiographique 2D; résultat de segmentation pour $\alpha = 0.15$; $\alpha = 0.05$; $\alpha = 0.01$; $\alpha = 0.01$ (avec marqueur qui inclut des petites branches). Le marqueur (en rouge) et la segmentation (en bleu) sont affichés en transparence.

3.3 Évaluation de la méthode

Deux critères peuvent permettre d'évaluer une méthode de segmentation interactive [75] : la possibilité d'obtenir le résultat désiré ainsi que le temps d'interaction nécessaire pour obtenir ce résultat. Il est ainsi possible de distinguer une méthode qui permettrait d'obtenir un très bon résultat en un temps très long (par exemple en saisissant manuellement l'ensemble des pixels), d'une méthode qui permettrait d'obtenir un résultat sensiblement moins précis mais en un temps beaucoup plus court.

Par le biais de ce critère, nous avons comparé notre méthode de segmentation interactive à une autre méthode populaire dans la communauté, fondée sur l'algorithme des « graph-cuts » [62]. Cette évaluation a été faite dans le domaine de l'imagerie médicale, à partir d'images synthétiques de la base BrainWeb¹ ainsi que d'images réelles de fœtus où l'objectif était de segmenter le cerveau (matière grise et matière blanche) à partir de coupes d'IRM cérébrales. Pour chaque méthode de segmentation, l'évolution de la segmentation par rapport au temps d'interaction a été mesurée toutes les trente secondes, et la précision de la segmentation évaluée quantitativement pour chaque résultat intermédiaire. Le temps total alloué pour segmenter l'image était de deux minutes. Cette étude a permis de montrer que, pour cette application, la méthode proposée permet d'atteindre une précision comparable à la méthode des graph-cuts en un temps similaire. Un des avantages de notre méthode est qu'elle ne nécessite que la délimitation d'un marqueur interne pour l'objet, quand la méthode des graph-cuts nécessite deux marqueurs (un pour le fond, un pour l'objet).

1. <http://brainweb.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>

3.4 Discussion

Cette méthode de segmentation, ne nécessitant qu'un marqueur pour les objets (à l'inverse d'autres méthodes de segmentation qui nécessitent de marquer également le fond de l'image), se fonde uniquement sur les composantes connexes des seuils de l'image : de ce fait les contours de la segmentation obtenue coïncident avec les contours de l'image originale. L'inconvénient de cette méthode est qu'elle requiert que les objets d'intérêt coïncident avec les régions extrémales de l'image. De ce fait, elle est peu robuste aux variations d'illumination ni aux connexions éventuelles entre objets et fond, ni aux déconnexions potentielles des objets. L'extension aux images couleur et multivaluées de la méthode n'est pas triviale, puisque elle nécessite la définition d'un arbre des coupes dédié. Cette question sera abordée au chapitre 6 ainsi que dans la partie II. Enfin, la détermination a priori du paramètre α est peu intuitive : trouver une bonne évaluation de ce paramètre étant donné une image à segmenter requiert un peu d'expérience.

Au vu de ces limitations, deux extensions de cette méthode ont été développées :

- la notion de connexité de second ordre a été utilisée [59] afin de pallier le problème des connexions et déconnexions entre objets inhérents au paradigme de segmentation à base d'arbre des coupes. Cette extension a donné lieu au concept d'hyper-arbre des coupes [C13] ;
- afin d'éviter le choix d'un paramètre dont la nature n'est pas intuitive, une méthode pour déterminer automatiquement ce paramètre a été développée sur une tablette Android et décrite dans [C15]. Ce choix automatique du paramètre repose notamment sur le concept d'échelle pertinente de contour, décrit dans [81].

Enfin, cette méthode de segmentation a été utilisée dans une méthode de segmentation angiographique exposée au chapitre 5.

Chapitre 4

Analyse d'images de document

Ce chapitre expose les travaux effectués dans l'équipe QGAR du Loria, en collaboration avec Laurent Wendling. Ils s'appuient sur l'arbre des coupes pour traiter des images de documents et sont décrits dans les articles : [C7, C9, R6].

4.1 Binarisation de documents techniques

4.1.1 Contexte

Les images de documents techniques sont composées de graphiques et de textes. L'interprétation et le traitement automatique de ces images représentent un enjeu important et s'appuient en général sur une phase de prétraitement consistant à séparer l'information utile (le signal) du fond de l'image. Cette phase de binarisation peut également servir de prétraitement à une étape de classification permettant de séparer les éléments de texte des éléments graphiques. La robustesse d'une méthode de binarisation est cruciale, puisque la suite du traitement dépend en général de cette première phase. Les problèmes qui se posent sont les suivants : bruit résiduel dans les images (artefacts de numérisation), variation d'illumination, objets d'intérêt pouvant être fins (caractères, éléments graphiques tels que des lignes).

De nombreuses méthodes ont été proposées dans la littérature [10, 25, 51]. Elle reposent pour la plupart sur l'hypothèse que l'image contient deux classes, les objets et le fond, qui peuvent être discriminées par leur niveau de gris. Les techniques de binarisation mises en œuvre peuvent être globales, locales ou itératives, et s'appuient en général sur un critère à optimiser (entropie [6, 7], discriminant de Fisher [5], maximum de vraisemblance [8, 9, 11, 12, 19]). Certaines s'appuient sur des algorithmes de détection de contours [13, 18, 21, 33, 71], de classification floue [32] ou d'analyse multi-échelle [49]. Les difficultés et les inconvénients de ces méthodes résident dans la possibilité de supprimer ou déconnecter des objets fins, ou à l'inverse de connecter des objets initialement distincts.

Dans ce contexte, un des objectifs de ce travail était d'évaluer la pertinence d'utiliser des techniques fondées sur les opérateurs connexes, dans un domaine où ils étaient peu connus et peu utilisés.

4.1.2 Méthode proposée

La méthode de binarisation proposée s'appuie sur l'idée de considérer les composantes connexes des coupes de l'image et de classifier indépendamment chaque composante pour éviter de scinder et de connecter des composantes connexes. Ainsi, la méthode repose naturellement sur la décomposition en arbre des coupes de l'image. Afin de discriminer une composante objet d'une composante fond, un critère de contraste local est utilisé, s'appuyant sur le discriminant de Fisher (utilisé notamment dans la méthode de seuillage d'Otsu [5]). Le discriminant de Fisher vise à séparer deux ensembles d'éléments en considérant la séparation entre les classes (maximisation de la distance entre les barycentres) et l'homogénéité au sein

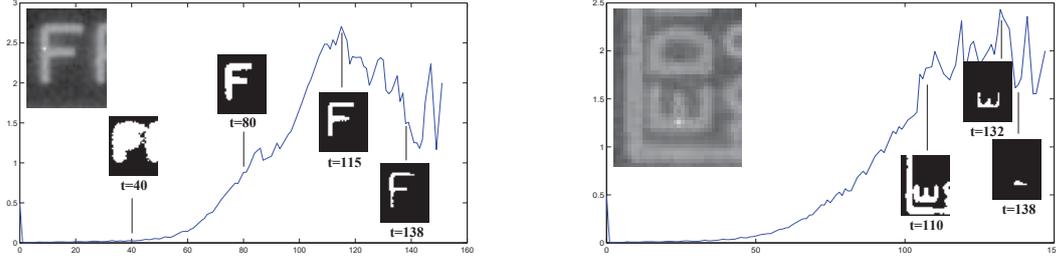


FIGURE 4.1 – Illustration de la méthode de sélection du nœud optimal à partir d'une branche de l'arbre des coupes. Dans chaque graphique, le maximum régional considéré est représenté par un point blanc dans l'image en haut à gauche. L'évolution du critère J_λ est représentée en ordonnée pour la branche correspondant au maximum régional pour l'ensemble des niveaux (ou seuils) t . Quelques exemples de nœuds sont représentés pour différents niveaux.

d'une même classe (minimisation de la variance intra-classe). Pour chaque nœud X de l'arbre des coupes, les éléments considérés sont les points appartenant au nœud ainsi que les points appartenant à un voisinage N_λ situé à l'extérieur du nœud : $N_\lambda(X) = \{p \in \Omega \setminus X \mid \exists x \in X, d(x, p) \leq \lambda\}$, où d est la distance euclidienne. À chaque nœud est associé le critère :

$$J_\lambda(X) = (\mu_1 - \mu_2)^2 / (\sigma_1^2 + \sigma_2^2)$$

où $\mu_1 = \min\{f(p) \mid p \in X\}$ est le niveau de gris du nœud associé à X ,

$\mu_2 = \sum_{p \in N_\lambda(X)} f(p) / |N_\lambda(X)|$, la moyenne des niveaux de gris des points contenus à l'extérieur du nœud, $\sigma_1^2 = \sum_{p \in X} (f(p) - \mu_1)^2 / |X|$ l'écart-type des points contenus dans le nœud et $\sigma_2^2 = \sum_{p \in N_\lambda(X)} (f(p) - \mu_2)^2 / |N_\lambda(X)|$ l'écart-type des points contenus à l'extérieur du nœud.

La stratégie de la méthode consiste à sélectionner les nœuds de l'arbre maximisant ce critère. Étant donné qu'un objet de l'image est généralement représenté dans plusieurs coupes successives, l'idée est de sélectionner, au sein de ces différentes coupes, la coupe optimisant le critère J_λ . Plus précisément, l'hypothèse est faite que chaque objet de l'image contient (au moins) un maximum régional. Ce maximum régional joue le rôle de marqueur de l'objet. Pour chaque maximum régional est examinée la branche relative à ce maximum régional. Le concept de branche relatif à l'arbre des coupes a été introduit par Jones dans [34]. L'ensemble des maxima régionaux de l'image est défini par $\mathcal{M} = \{X \in \Psi \mid \forall Y \in \Psi, Y \not\subset X\}$ et la branche issue du maximum M est la suite des ancêtres de M $\mathcal{B}(M) = (X_k)_{k=1}^t$ telle que $X_1 = M$, $X_t = \Omega$ et $\forall k \in [1, t-1], X_k \subset X_{k+1}$.

Pour chaque maximum régional M , le nœud $N \in \mathcal{B}(M)$ maximisant le critère J_λ est retenu dans la segmentation. La figure 4.1 illustre ce processus.

La binarisation finale est obtenue en appliquant les étapes suivantes :

1. Première binarisation de l'image fondée sur l'algorithme des k-moyennes. Cette étape est nécessaire afin de séparer les petites structures dues à du bruit des autres représentant un objet d'intérêt (exemple typique, le point au dessus de la lettre « i ») ;
2. Pour chaque maximum régional de l'image originale appartenant à l'image binarisée précédente, sélection du nœud optimal au sein de la branche par le processus décrit précédemment ;
3. Pour chaque branche de l'arbre, si plusieurs nœuds sont retenus, sélection du nœud dont la taille de la boîte englobante est la plus plausible (taille fournie en paramètre de la méthode).

Ces étapes sont illustrées à la figure 4.2

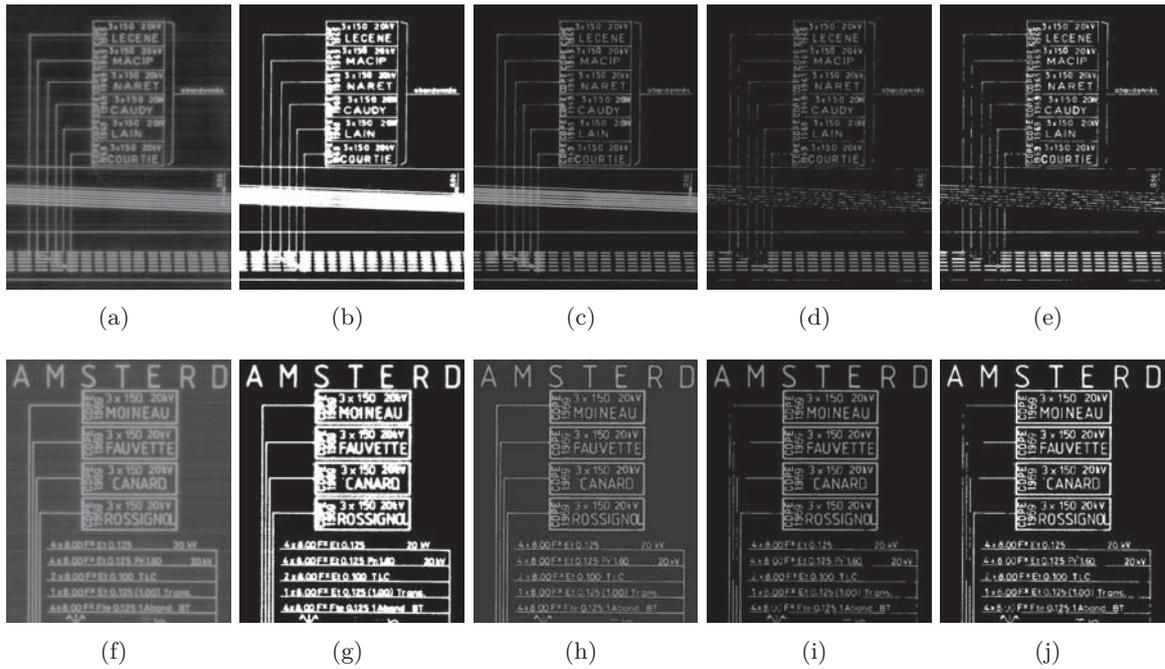


FIGURE 4.2 – Illustration des étapes de la méthode proposée. (a-f) Image originale. (b-g) Seuillage par k-moyennes. (c-h) Procédure d'optimisation. (d-i) Contrainte de boîte englobante. (e-j) Résultat final.

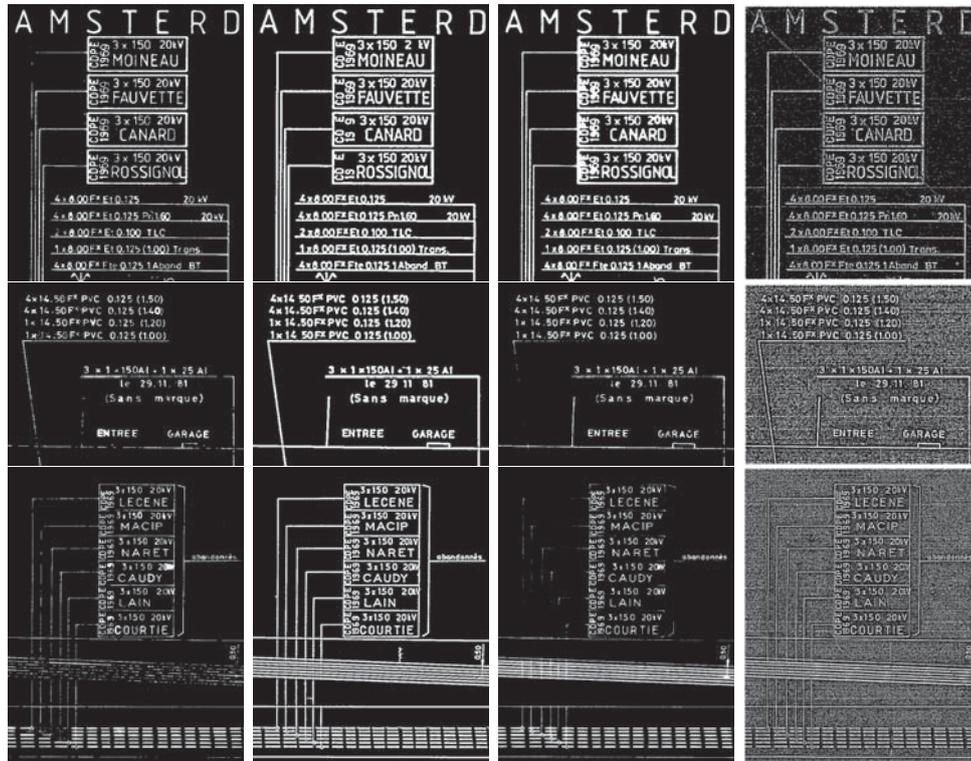


FIGURE 4.3 – Comparaison entre différentes méthodes de binarisation. De la colonne de gauche à la colonne de droite : méthode proposée, méthode de Trier et Taxt [25], méthode de Cheng et Chen [32] et méthode de Sauvola et Pietikäinen [40].

4.1.3 Résultats

La méthode de binarisation a été comparée aux méthodes de Trier et Taxt [25], de Cheng et Chen [32] et de Sauvola et Pietikäinen [40]. Des exemples de résultats sont illustrés à la figure 4.3. On peut noter que notre méthode permet de conserver des détails relativement fins (comparativement par exemple à la méthode de Trier et Taxt où l'on peut remarquer des lettres qui sont supprimées), au détriment de certaines lignes droites qui sont déconnectées.

4.2 Classification de lettrines anciennes

4.2.1 Contexte

Ces travaux [C7] s'inscrivent dans le contexte des Bibliothèques Virtuelles Humanistes, programme lancé en 2002 par le Centre d'Études Supérieures de la Renaissance de Tours dont l'objectif est la diffusion de document patrimoniaux. Dans ce cadre, nous avons accès à la base de données Madonne OLDB (Ornamentals Letters DataBase) composée de lettrines anciennes (initiales décorées) extraites de documents d'archives (la figure 4.4 représente des exemples de lettrines). Elle est composée de plus de 6000 lettrines¹.



FIGURE 4.4 – Exemples de lettrines appartenant à la base OLDB (Ornamentals Letters DataBase).

L'objectif était de classifier les lettrines en fonction de la lettre représentée. Les approches considérées dans la littérature s'appuyaient généralement sur une étape préalable de binarisation permettant de séparer les objets du fond suivie d'une étape de classification des composantes connexes extraites. Dans le cas de la reconnaissance de lettrines, peu d'approches étaient proposées [61]. Depuis, quelques méthodes ont été proposées [73, 79] qui reposent sur une détection de la lettre en tant que composante connexe principale d'une image binarisée.

Dans ce contexte, nous avons proposé une méthode de classification de lettrines fondée sur l'arbre des coupes. Cette analyse s'appuie sur des descripteurs de forme robustes et discriminants calculés sur ces composantes. L'originalité de cette méthode est qu'elle évite une étape de binarisation préalable, l'ensemble des coupes de l'image étant utilisé, à l'inverse des méthodes habituellement utilisées dans le domaine du traitement du document.

4.2.2 Méthode proposée

L'idée de la méthode était d'associer à chaque nœud un descripteur de forme robuste, permettant ensuite leur classification par des techniques usuelles de « machine learning ». Il existe un large choix de tels descripteurs disponibles dans la littérature : un état de l'art est présenté dans [52].

Deux descripteurs de forme ont été choisis pour leur robustesse et leur bonne performance en recherche d'images par le contenu : la R-signature [65] développée dans l'équipe QGAR et les descripteurs de Fourier génériques (GFD) [44].

1. Actuellement cette base est consultable à l'adresse http://www.bvh.univ-tours.fr/search_olddb.asp

R-signature La R-signature s'appuie sur la transformée de Radon. La transformée de Radon d'une image f est définie par :

$$T_f(\rho, \theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \delta(x \cos \theta + y \sin \theta - \rho) dx dy,$$

avec δ la distribution de Dirac ($\delta(x) = 1$ si $x = 0$ et $\delta(x) = 0$ sinon), $\theta \in [0, \pi[$ et $\rho \in]-\infty, \infty[$. La R-signature est définie par :

$$\mathcal{R}_f(\theta) = \int_{-\infty}^{\infty} T_f^2(\rho, \theta) d\rho$$

La R-signature est invariante par translation et homothétie si la transformée est normalisée par un facteur d'échelle (l'aire sous la courbe). Cependant, la R-signature n'est pas invariante par rotation ; plus spécifiquement, une rotation de l'objet implique une translation horizontale de la transformée.

Descripteurs de Fourier génériques (GFD) Les descripteurs de Fourier génériques (GFD) sont utilisés dans le standard MPEG-7. Ils sont définis à partir de la transformée de Fourier polaire discrète. Cette transformée est similaire à la transformée de Fourier, mais appliquée à l'espace rectangulaire cartésien obtenu après transformation de l'image d'origine dans l'espace polaire, et est définie par :

$$PF(\rho, \phi) = \sum_x \sum_y f(x, y) \cdot e^{[2j\pi(\frac{r(x,y)}{R}\rho + v(x,y)\phi)]}$$

où le rayon $r(x, y)$ et l'angle $v(x, y)$ représentent les coordonnées polaires du point (x, y) . Les GFD sont définis par :

$$GFD = \left\{ \frac{|PF(0,0)|}{M_{11}}, \frac{|PF(0,1)|}{|PF(0,0)|}, \dots, \frac{|PF(m,n)|}{|PF(0,0)|} \right\}$$

Par définition, les GFD sont invariants par rotation et translation. L'invariance à un facteur d'échelle est obtenue en divisant le premier terme par l'aire de l'objet M_{11} et les autres par $|PF(0, 0)|$.

Calcul des arbres de coupes Afin de pouvoir détecter la composante connexe correspondant à la lettre de la lettrine, il est nécessaire de s'assurer que les hypothèses données au chapitre 3 soient vérifiées :

1. la composante connexe correspondant à la lettre doit être déconnectée des objets voisins : dans ce but, une série d'ouvertures morphologiques par un élément structurant de rayon croissant est utilisée ;
2. la composante connexe correspondant à la lettre doit appartenir à un maximum régional : il existe dans la base des lettrines pour lesquelles la lettre appartient à un minimum régional (composante noire sur fond clair). Pour chaque image, le négatif est également calculé.

Pour chaque image f est calculé l'ensemble d'images :

$$S(f) = \{f, f^c, \{\gamma_{B_i}(f)\}_{1 \leq i \leq r_{max}}, \{\gamma_{B_i}(f^c)\}_{1 \leq i \leq r_{max}}\},$$

où f^c est le négatif de f , γ l'ouverture morphologique, $B_i \in \mathcal{P}(\Omega)$ l'élément structurant correspondant à la boule euclidienne de rayon i , et r_{max} la valeur maximale du rayon.

Pour chaque image, les descripteurs de forme décrits précédemment sont calculés pour tous les nœuds de l'arbre des coupes, en utilisant un schéma de calcul incrémental qui s'appuie sur des tableaux d'accumulation afin d'optimiser les calculs.

Classification des nœuds Chaque nœud est classifié individuellement en utilisant une méthode de classification par k plus proche voisins. La base d'apprentissage contient, pour chaque classe, les descripteurs de R-signatures et de GFD calculés sur une série d'images binaires représentatives (têtes de classes) segmentées manuellement.

Classification de l'image La classification finale de l'image repose sur une décision s'appuyant sur les classifications individuelles des nœuds. Parmi l'ensemble des arbres associés à une image, les k nœuds possédant les k distances minimales sont conservés, ainsi que les k classes correspondantes. La procédure de classification consiste à assigner à l'image courante la classe la plus représentée parmi ces k nœuds. Dans nos expérimentations, nous avons utilisé $k = 30$.

Résultats Notre approche a été évaluée sur une base de 200 images réparties en 20 classes. Nous avons expérimenté trois types d'approches s'appuyant sur l'approche de classification évoquée précédemment :

1. **AC+géo** Arbres des coupes intégrant deux attributs scalaires : l'aire et la compacité ;
2. **AC+GFD** Arbres des coupes intégrant les GFD ($m = 5$ fréquences radiales et $n = 5$ fréquences angulaires) ;
3. **AC+RS** Arbres des coupes intégrant la R-signature ($r = 10$ échantillons radiaux et $t = 10$ échantillons angulaires) .

Nous avons également expérimenté deux autres méthodes qui ne s'appuient pas sur l'arbre des coupes :

1. **GFD** Classification fondée sur le calcul de descripteurs GFD associés à l'image en niveaux de gris originale. Une base d'entraînement spécifique constituée d'une lettrine par classe a été utilisée. Une image est classifiée selon le plus proche voisin, en utilisant la distance euclidienne ;
2. **Entropie+GFD** L'image est d'abord binarisée en utilisant une méthode fondée sur l'entropie de l'image [32], puis classifiée en utilisant des descripteurs GFD comme dans la méthode précédente.

Le résultat de classification de ces cinq méthodes est illustré sur la figure 4.5.

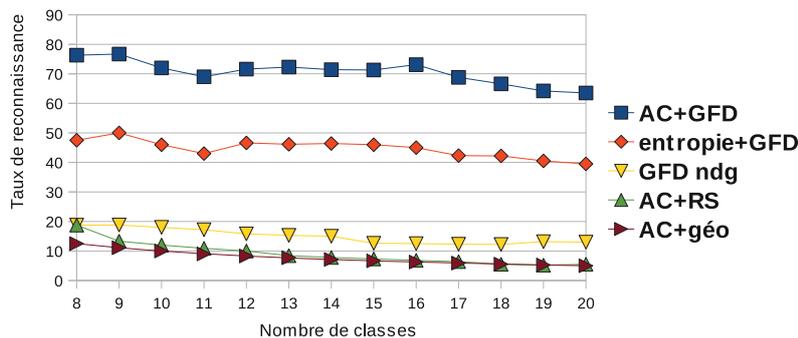


FIGURE 4.5 – Taux de reconnaissance des cinq méthodes en fonction du nombre de classes considérées.

La figure 4.6 illustre un exemple de segmentation/reconnaissance correcte sur l'image filtrée par une ouverture morphologique mais incorrecte sur l'image originale.

Ces expériences ont permis de montrer la pertinence de l'approche par arbre de coupes intégrant des descripteurs de forme de type GFD, en permettant d'obtenir un taux de classification correcte de 66 % pour 20 classes. De plus un des intérêts de la méthode proposée est qu'elle permet, outre la classification de l'image, sa segmentation. D'une certaine manière,



FIGURE 4.6 – a) Image originale, b) Segmentation de (a) (lettre reconnue comme “S”), c) Image ouverte (la lettre est déconnectée du fond), d) Segmentation de (c) (lettre correctement reconnue).

elle permet d’apporter une réponse au paradoxe de Sayre, en effectuant en même temps la classification et la segmentation de l’image.

Néanmoins ces résultats sont largement perfectibles et le taux de détections erronées, généralement dues à une mauvaise sélection d’un nœud ou à l’absence de nœud comportant la lettre à extraire, est élevé. Cette méthode pourrait être largement améliorée en utilisant des classifieurs plus évolués, ou des combinaisons de classifieurs. Cependant, comme évoqué en tête de chapitre, cette application a permis de montrer le potentiel de l’approche de segmentation utilisant l’arbre de coupes, dans un contexte où les techniques existantes s’appuyaient sur une binarisation de l’image suivie d’une classification de la composante connexe restante. À l’heure actuelle, il paraîtrait naturel de mettre en œuvre des techniques de classification fondées sur de l’apprentissage profond (réseaux de neurones convolutionnels), qui permettraient sans doute d’obtenir des taux de reconnaissance très élevés.

4.3 Discussion

Ce chapitre a présenté deux méthodes d’analyse d’images fondées sur l’arbre des coupes et appliquées au domaine du traitement du document. Ces travaux ont permis de montrer l’intérêt potentiel des opérateurs connexes dans ce domaine applicatif. Plus récemment ce type d’approches, à base d’opérateurs connexes, a été proposé dans le domaine du document dans [83] et [77].

Chapitre 5

Analyse d'images médicales

Ce chapitre présente une série d'applications des arbres de coupes dans le domaine de l'imagerie médicale.

5.1 Contexte

Les images médicales sont complexes à analyser dû à la richesse de l'information qu'elles contiennent, de leur nature bruitée et de la variabilité anatomique entre individus. Un premier objectif dans l'analyse de ces images consiste souvent à délimiter certaines structures anatomiques, ou à détecter des structures anormales (lésions). Une étape de segmentation est donc en général cruciale dans la chaîne de traitement de ces images. Face à la complexité de ces images, un algorithme de segmentation gagnera en robustesse s'il s'appuie sur des connaissances anatomiques externes pour guider le processus. Une des problématiques concerne la modélisation de cette connaissance externe, et en particulier la manière de rendre cette connaissance robuste aux variations anatomiques inter-individus, ainsi qu'aux variations qualitatives inter-images. D'autre part, la précision des contours extraits dans ces images est un enjeu important, notamment pour permettre des mesures quantitatives sur des structures anatomiques.

Dans ce contexte, les approches s'appuyant sur les composantes connexes des coupes de l'image, et de fait sur l'arbre des coupes, peuvent avoir un intérêt double : d'une part des caractéristiques complexes peuvent être associées à chaque nœud de l'arbre, permettant à des algorithmes de segmentation de sélectionner un ensemble de nœuds correspondant à un modèle a priori. D'autre part, la segmentation étant obtenue par union des composantes connexes des coupes de l'image, elle s'appuie uniquement sur les contours originaux existants dans l'image, assurant une certaine précision dans le résultat.

En revanche, cette méthode est limitée par certains facteurs. En effet, sélectionner des nœuds de l'arbre des coupes suppose que les objets à segmenter sont inclus dans ces nœuds. Par conséquent, cela nécessite que :

- les structures à segmenter soient relativement homogènes ;
- les structures à segmenter ne soient pas connectées à d'autres structures.

Le premier point est nécessaire afin d'assurer qu'il existe une coupe de l'image (inférieure ou supérieure) dans laquelle les contours de l'objet coïncident avec une composante connexe de cette coupe : autrement dit l'objet à segmenter est un extremum régional. Selon la nature de l'extremum régional (maximum ou minimum) l'arbre des coupes ou son dual sera utilisé. Dans le cas de l'imagerie médicale où l'intensité en un point modélise une certaine information anatomique, cette hypothèse est souvent vérifiée. Cependant, le bruit présent dans les images ainsi que certains artefacts ou phénomènes de variation d'illumination peuvent mettre cette hypothèse en échec. Le second point nécessite de n'utiliser cette méthode de segmentation que sur des objets bien isolés des autres, ou d'inclure dans le processus de segmentation des

opérations permettant de déconnecter les structures proches (comme nous l'avons vu dans les chapitres précédents).

Les travaux décrits dans la suite de ce chapitre illustrent le principe de segmentation évoqué précédemment : calcul d'attributs sur les nœuds puis classification de ces nœuds par des approches de type « machine learning ». Quand les travaux exposés ont débuté, relativement peu d'approches s'appuyaient sur les opérateurs connexes pour la segmentation d'images médicales. Parmi ces travaux, on peut citer la méthode décrite dans [47], qui utilise les arbres de coupes pour détecter des marqueurs de ligne de partage des eaux en segmentation d'IRM cérébrales.

5.2 Segmentation interactive de nævus

Les travaux exposés dans cette section sont décrits dans les publications [C3, N3].

5.2.1 Contexte

Ces travaux ont été effectués à l'École d'Ingénieurs de Genève, dans le cadre d'un projet impliquant les Hôpitaux Universitaires de Genève. Un système d'acquisition de photographies du corps entier avait été développé dans le service de dermatologie, permettant d'acquérir des images de patients dans un même référentiel entre des prises différentes. L'objectif était l'aide à la détection de mélanomes, par suivi des grains de beauté (ou « nævus ») au cours du temps. Il s'agit pour le dermatologue de repérer visuellement les grains de beauté dont la forme ou la couleur a évolué depuis l'examen précédent. Dans ce contexte, l'objectif était de concevoir un système informatique automatisé assistant le dermatologue dans sa tâche.

5.2.2 Méthode proposée

La méthode de cartographie et de suivi des grains de beauté est décrite dans [N3] ; elle ne sera pas détaillée dans ce document. Dans la suite nous décrivons la méthode de segmentation interactive des « nævus », décrite dans [C3].

L'idée de cette méthode est, à partir d'un ensemble de nævus délimités manuellement, de segmenter les autres nævus de l'image ayant des caractéristiques proches. Les nævus sont des structures de petite taille (relativement à la taille des photographies de corps entier) et peuvent être très nombreux : l'intérêt de la méthode est de permettre au praticien de segmenter rapidement ces objets et ce de manière supervisée.

Sélection interactive des nœuds Un ensemble de nævus de référence est segmenté manuellement. À chaque composante connexe de la segmentation est associé le nœud le plus « ressemblant » de l'arbre des coupes. Le principe est de sélectionner, pour chaque pixel de la composante connexe, le nœud d'aire minimale incluant le pixel sélectionné. Parmi tous les nœuds sélectionnés, le nœud ayant l'aire la plus proche de l'aire de la composante connexe est sélectionné.

Calcul du résultat Pour chaque nœud de l'arbre des coupes, un vecteur d'attributs \mathbf{v}_i est calculé. L'ensemble des attributs des N nœuds sélectionnés par la segmentation manuelle de l'utilisateur est calculé. À partir de cet ensemble, un vecteur de référence (le vecteur moyen) est calculé :

$$\mathbf{r} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{v}_i,$$

Le principe est de ne conserver, dans le résultat de segmentation, que les nœuds ayant un vecteur d'attribut proche du vecteur de référence, selon le principe proposé dans [60]. Une

distance est donc calculée entre le vecteur \mathbf{v}_i du nœud à classifier et le vecteur de référence \mathbf{r} . Pour tenir compte de la distribution différente des attributs, une normalisation est nécessaire. La matrice de covariance est calculée :

$$\Sigma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{v}_i - \mathbf{r})^T (\mathbf{v}_i - \mathbf{r})$$

Le résultat de segmentation est l'union des nœuds dont le vecteur d'attribut \mathbf{x} vérifie $d(\mathbf{x}, \mathbf{r}) \leq \varepsilon$, où $d = d_M$ la distance de Mahalanobis :

$$d_M(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = \sqrt{(\mathbf{x} - \mathbf{r})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{r})}$$

ou $d = d_E$ la distance euclidienne normalisée dans laquelle la corrélation entre attributs n'est pas prise en compte (seule la variance de chaque attribut est utilisée dans la normalisation).

Le paramètre ε est modifié interactivement, jusqu'à obtention du résultat souhaité.

Photographies du corps entier Les images photographiques du corps entier sont au nombre de 16 et représentent le patient selon 4 orientations (face, arrière, côté gauche, côté droit) à 4 hauteurs différentes. L'acquisition de chaque image nécessite une calibration de l'appareil photo numérique. La taille physique des pixels est comprise entre 0.16 et 0.17 mm.



FIGURE 5.1 – À gauche : image originale, à droite : couche saturation.

L'arbre des coupes est calculé sur la couche saturation de l'image RGB. La saturation du triplet $v = (r, g, b)$ est définie par $s(v) = \frac{\max - \min}{\max}$, où \max (respectivement \min) représente le maximum (respectivement le minimum) du triplet (r, g, b) . Pour $v = (0, 0, 0)$, $s(v)$ est fixé à 0. Dans l'espace HSV, la peau et les nævus ont une teinte similaire ; en revanche les nævus sont plus saturés que la peau, ce qui permet de les discriminer de la peau dans la couche saturation (voir figure 5.1).

Les attributs suivants sont calculés pour chaque nœud : l'aire, le contraste et la compacité. En pratique, l'utilisation de la distance euclidienne normalisée donne des résultats très proches de la distance de Mahalanobis, dû à l'absence de corrélation significative entre ces attributs. Des exemples de résultats obtenus avec cette méthode sont illustrés sur la figure 5.2.

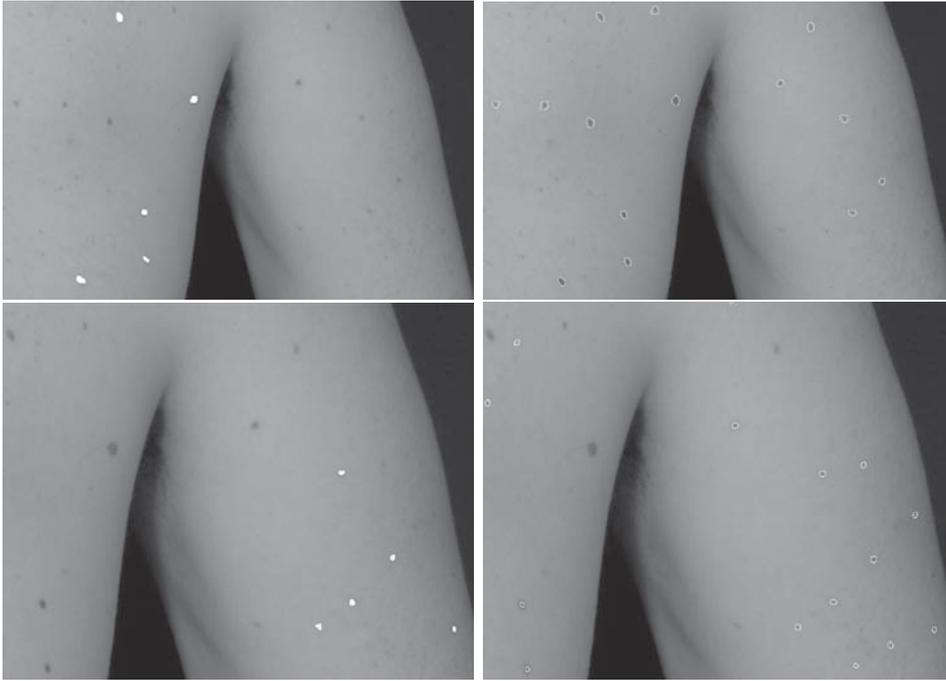


FIGURE 5.2 – Colonne de gauche : cinq nævus segmentés manuellement ; colonne de droite : segmentation correspondante en utilisant une distance euclidienne normalisée avec $\varepsilon = 3$. L'utilisation d'un critère de compacité permet de discriminer efficacement les grains de beauté des autres structures. En bas, les nævus plus grands que la taille des objets délimités manuellement ne sont pas sélectionnés.

5.3 Segmentation de vaisseaux en angiographie cérébrale

5.3.1 Contexte

La segmentation des réseaux vasculaires dans les images médicales IRM tridimensionnelles est un problème difficile, à cause de la nature bruitée de ces images et de la finesse des structures à segmenter (les vaisseaux sanguins). De nombreuses méthodes ont été développées dans ce but [80], s'appuyant sur des techniques très diverses. Des méthodes utilisant la notion de filtre d'attribut ont été proposées dans [70] pour visualiser de manière interactive des images médicales 3D et dans [74] pour mettre en valeur des réseaux vasculaires en angiographie IRM.

Dans ce contexte, nous avons proposé des méthodes de segmentation des vaisseaux sanguins fondées sur les arbres de coupes et s'appuyant sur de la connaissance externe modélisée par les attributs des structures à segmenter.

5.3.2 Segmentation du réseau vasculaire par apprentissage supervisé

Les images angiographiques par résonance magnétique en contraste de phase (PC/ARM) sont des images bimodales représentant la phase (contenant le signal vasculaire) et la magnitude (contenant l'information anatomique). L'image de la phase est utilisée pour segmenter les vaisseaux. Un des enjeux d'une telle méthode de segmentation est de séparer l'information vasculaire des artefacts et du bruit présents dans ce type d'images. La figure 5.3 illustre la problématique.

Nous avons proposé d'utiliser l'arbre des coupes pour segmenter ces images PC/ARM en s'appuyant sur une caractérisation des objets d'intérêt par un ensemble d'attributs. Pour appliquer ce paradigme de segmentation dans cette application, il est néanmoins crucial de

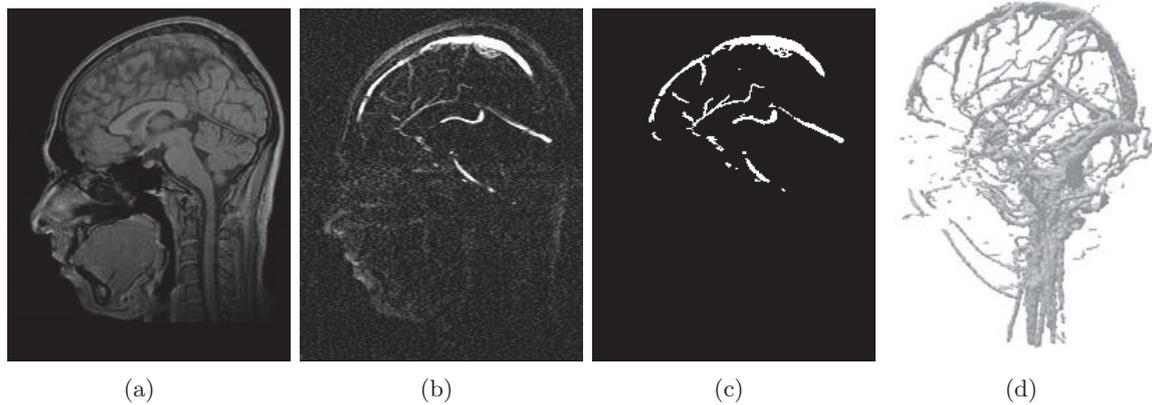


FIGURE 5.3 – (a-b) coupe sagittale d’une image PC-ARM. (a) image de magnitude, (b) image de phase ; (c) vérité terrain ; (d) visualisation 3D de la vérité terrain.

prétraiter l’image. Plus précisément, le réseau vasculaire étant connecté, une coupe supérieure de l’image contiendra une composante connexe incluant l’ensemble du réseau vasculaire ainsi que des faux-positifs. Afin de déconnecter ces faux-positifs du réseau vasculaire, il est nécessaire d’analyser séparément les différentes branches composant le réseau vasculaire. Dans cette application, l’arbre des coupes global de l’image ne fournit pas une granularité assez fine pour caractériser isolément les différentes parties du réseau vasculaire : en effet le réseau vasculaire va être contenu dans une large composante connexe d’une coupe de l’image, et contenant possiblement d’autres structures en plus des structures vasculaires. La méthode repose donc sur un partitionnement de l’image dans le but de scinder les composantes connexes correspondant au réseau vasculaire en objets élémentaires pouvant être analysés par le biais de l’arbre des coupes. Cette méthode est décrite dans [C5, C11].

Partitionnement de l’image L’image est partitionnée en un ensemble de sous-volumes de différentes tailles et à différents niveaux de résolution. Chaque sous-volume est analysé par la mise en œuvre d’un algorithme de classification des nœuds de l’arbre des coupes. L’image finale est ainsi reconstruite aux dimensions d’origine à partir des résultats de classification de ses sous-volumes.

Base d’apprentissage La base d’apprentissage est constituée d’images annotées manuellement. Pour chaque image, les classes suivantes sont annotées : {vaisseau, artefact, autre}. Les images de la base d’apprentissage sont décomposées de la même manière que les images originales. L’ensemble d’apprentissage est donc composé, pour chaque classe, de l’ensemble des attributs des nœuds des arbres des coupes des différentes régions.

Attributs Les attributs suivants ont été considérés pour chaque nœud des arbres des coupes :

1. le second moment de Hu ;
2. un critère d’élongation fondé sur un rapport entre valeurs propres de la matrice d’inertie ;
3. la distance à la surface du cerveau calculée à partir de l’image morphologique.

Les deux premiers critères visent à caractériser l’aspect fin et allongé des vaisseaux tout en permettant de discriminer le bruit isolé et les artefacts ; le troisième est un attribut de localisation dont l’objectif est de renforcer la séparation entre les vaisseaux et les artefacts.

Classification La classification des nœuds des différents arbres des coupes en trois classes se fonde sur l'algorithme SVM (Support Vector Machine) implémenté dans bibliothèque LibSVM¹.

Résultats Un exemple de résultat est donné sur la figure 5.4.



FIGURE 5.4 – À gauche : PC/ARM, image de phase. Au centre : résultat de segmentation. À droite : visualisation 3D du résultat de segmentation.

Qualitativement, les résultats obtenus contiennent des objets vasculaires ainsi qu'une part non négligeable d'artefacts. Ces résultats, préliminaires, n'ont cependant pas été validés quantitativement.

Cette piste n'a pas été poursuivie. Si la méthodologie mise en œuvre, qui s'appuie sur une analyse multi-résolution d'un ensemble de sous-volumes de l'image originale, semble pertinente, elle n'a en revanche pas permis d'aboutir à des résultats significatifs d'un point de vue applicatif. Ceci peut s'expliquer par :

- la grande variabilité de forme des objets élémentaires représentant un vaisseau ;
- la forte ressemblance entre des objets élémentaires de type artefacts et les vaisseaux ;
- le faible pouvoir discriminant des attributs employés dans l'algorithme de classification.

5.3.3 Segmentation du réseau vasculaire à base de marqueur

Une seconde approche pour la segmentation du réseau vasculaire à partir d'images PC/ARM s'est fondée sur la méthode de segmentation à partir de marqueur décrite dans le chapitre 3. L'idée de la méthode était, à partir d'un exemple de segmentation obtenu de manière automatique ou manuel sur une image de référence, d'aligner ce marqueur sur une image de test par une procédure de recalage puis d'appliquer l'algorithme de segmentation en utilisant ce marqueur. Ces travaux sont décrits dans [C12, C16, R8].

Données La méthode décrite dans la suite a été évaluée sur 10 images PC/ARM et 3 images MRA TOF (Time Of Flight).

Méthode proposée La méthode prend en paramètre :

- une image 3D angiographique I_t ;
- une image 3D binaire contenant un exemple de segmentation I_b obtenu à partir d'une image de référence I_r .

1. <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>

L'objectif est de segmenter l'image I_t à partir de I_b . La méthode repose sur deux étapes :

1. l'alignement de l'image I_b sur l'image I_t par une procédure de recalage non rigide décrite dans [58] ;
2. la segmentation de l'image I_t à partir du marqueur recalé I_b^r par la méthode décrite dans le chapitre 3, qui consiste à sélectionner l'ensemble de nœuds de l'arbre des coupes de I_t qui minimise une pseudo-distance définie par un paramètre α pondérant le taux de faux-positifs/faux-négatifs.

Le résultat de cette deuxième étape s'appuyant sur un paramètre (paramètre α , voir chapitre 3), plusieurs résultats de segmentation sont calculés pour différentes valeurs de ce paramètre. Les résultats de segmentation étant croissants par rapport à α , les différentes images binaires segmentées sont additionnées pour former une image en niveaux de gris. Ainsi, le choix de la segmentation finale peut être effectué par l'utilisateur en seuillant le résultat.

Résultats Des exemples de résultats sont illustrés sur la figure 5.5.

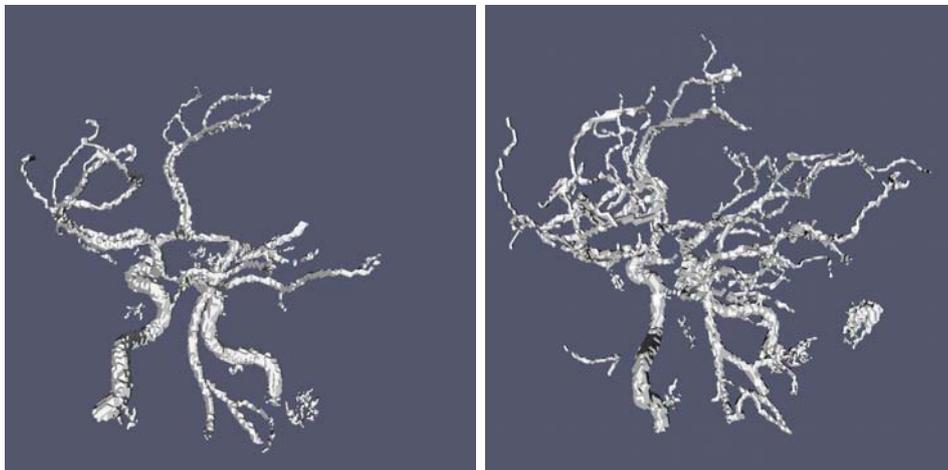


FIGURE 5.5 – Exemples de résultats de segmentation sur deux images ARM TOF.

5.4 Segmentation de lésions cancéreuses en imagerie TEP

Les travaux exposés dans cette section se placent dans le contexte de l'imagerie nucléaire et sont décrits dans [C22].

5.4.1 Contexte

L'imagerie tomographique par émission de positons (ou imagerie TEP) se fonde sur l'injection d'un traceur radioactif puis l'acquisition d'une image tridimensionnelle à l'aide d'une caméra TEP donnant la concentration du traceur dans le corps d'un patient. Cette modalité d'imagerie donne une information quantitative sur l'activité métabolique des lésions et constitue une référence pour le diagnostic et le suivi de plusieurs types de cancers. Cependant les images TEP ont une faible résolution spatiale et présentent de nombreux artefacts d'acquisition, ce qui les rend difficiles à traiter de manière automatique. L'analyse de ces images se fait habituellement en considérant l'intensité des pixels, qui est proportionnelle à la concentration du traceur radioactif. Un des critères utilisé pour cette analyse se fonde sur l'indice SUV (Standard Uptake Value), défini comme le rapport entre la valeur de fixation du traceur par la dose injectée rapportée à la masse du patient, et constitue la référence pour

l'analyse de l'activité métabolique des lésions cancéreuses. La détection et la segmentation des lésions se font généralement en considérant ce critère. Cependant, pris isolément, cet attribut ne permet pas toujours de discriminer les lésions des organes hyperfixants², tels que la vessie, qui vont apparaître de manière très intense sur l'image TEP.

L'objectif de ce travail était d'analyser des images de TEP dans l'objectif de détecter et de segmenter des lésions (lymphomes), et de les discriminer des organes hyperfixants.

5.4.2 Méthode proposée

La méthode mise en œuvre s'appuie sur un algorithme d'apprentissage supervisé couplé à la décomposition de l'image en arbre de coupes.

Données La base utilisée est constituée de 12 images PET/CT tridimensionnelles, acquise par un protocole standardisé incluant l'injection d'un produit de contraste ^{18}F -FDG. L'acquisition est effectuée du pelvis au crâne. La résolution est approximativement de $4 \times 4 \times 4 \text{ mm}^3$.

Base d'apprentissage La base d'apprentissage a été construite à partir de segmentations manuelles effectuées par un radiologue. Chaque segmentation manuelle contient un ensemble d'exemples positifs (les lésions) et un ensemble d'exemples négatifs (les organes hyperfixants ainsi que d'autres structures non pertinentes). À partir de ces segmentations, les nœuds correspondants de l'arbre des coupes sont extraits, donnant lieu à un ensemble de 1385 nœuds composés de 913 nœuds correspondants à des lésions, 112 nœuds correspondants à des organes hyperfixants et 360 nœuds correspondants à des régions non pertinentes.

Attributs Pour chaque nœud de l'arbre des coupes, les attributs suivants sont calculés et concaténés dans un vecteur :

1. contraste (différence entre l'intensité la plus élevée et la moins élevée du nœud) ;
2. aire et volume ;
3. le produit du contraste et du volume ;
4. attributs géométriques : rapport entre les valeurs propres de la matrice d'inertie (caractéristiques de compacité et d'élongation) ;
5. attributs spatiaux : coordonnées du barycentre du nœud.

Classification Les nœuds sont classifiés individuellement dans l'une des trois classes {lésion, organe hyperfixant, autre région} à partir de leur vecteur d'attribut. Le classifieur utilisé est un modèle de type arbre de décision C4.5. Étant donné la petite taille de la base d'entraînement, une validation croisée est effectuée en utilisant une stratégie de type LOPO (Leave One Patient Out) où une image est classifiée à partir des N-1 autres. La matrice de confusion associée à cette validation croisée est donnée dans la table 5.1. Un exemple de résultat est illustré sur la figure 5.6.

5.4.3 Discussion

Ces travaux s'inscrivent dans le paradigme de segmentation utilisé dans les travaux présentés précédemment. Il est à souligner que l'utilisation de l'arbre des coupes en imagerie TEP semble pertinente puisque, chaque pixel portant une information d'intensité en lien avec la concentration radioactive du tissu, les maxima régionaux coïncident avec les zones hyperfixantes de l'image.

Les résultats obtenus, qui s'appuient sur des critères définis « à la main », pourraient être améliorés en s'appuyant sur l'image d'une autre modalité, qui fournirait une information

2. Organes sains mais présentant une fixation supérieure à la normale, due à leur activité métabolique.

a	b	c	← classe attribuée	nombres d'exemples
837	65	11	a = lésion	913
50	62	0	b = organe hyperfixant	112
1	0	359	c = région autre	360

TABLE 5.1 – Matrice de confusion obtenue avec un modèle de classification de type arbre de décision C4.5 et une stratégie de validation croisée LOPO (Leave One Patient Out).

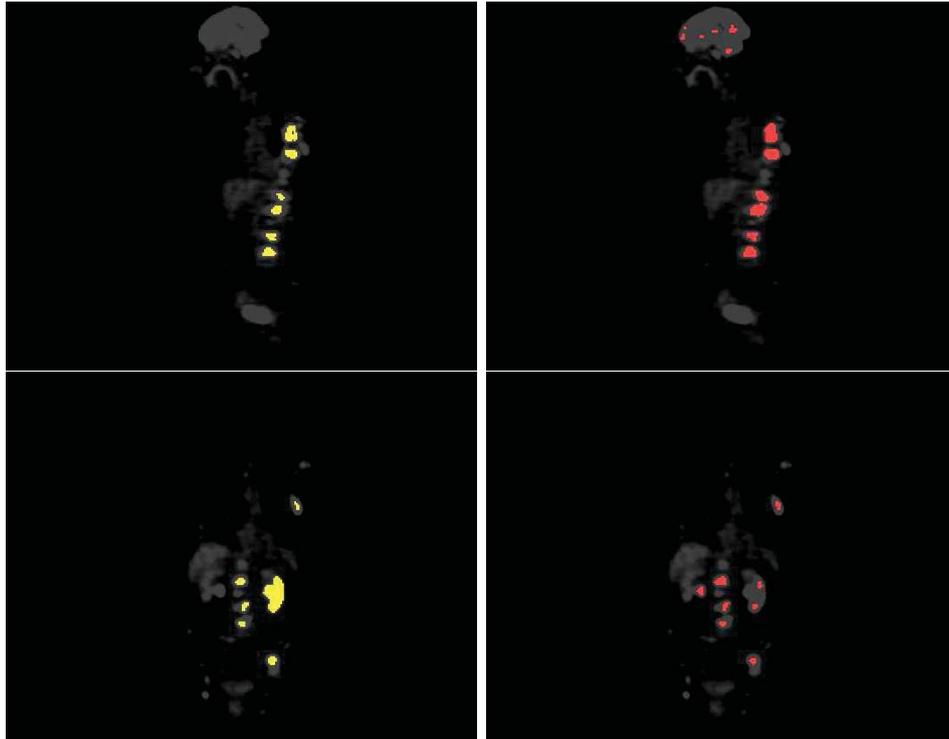


FIGURE 5.6 – À gauche : segmentation manuelle des lésions. À droite : résultat de la segmentation.

anatomique sur la localisation des zones hyperfixantes. Cette piste de recherche, qui implique des images multimodales de type PET/CT ou PET/IRM est très active et sera abordée dans le chapitre 10.

5.5 Conclusion

Les chapitres précédents ont passé en revue plusieurs travaux applicatifs ayant en commun l'utilisation de l'arbre des coupes pour la segmentation, couplée à des approches de classification. Cette méthodologie est particulièrement bien adaptée au domaine du document, les objets ayant en général des contours bien définis et des intensités relativement homogènes. Dans le domaine biomédical, cette méthodologie a conduit à une méthode de segmentation interactive dans le domaine de la dermatologie, dont l'intérêt est de proposer au praticien un calcul efficace du résultat de segmentation à partir d'un ensemble réduit d'exemples. Dans le domaine de l'imagerie TEP, la méthodologie est intéressante puisque elle s'appuie sur la propriété que les objets d'intérêt de l'image se situent dans les zones de forte concentration radioactive, c'est à dire dans les maxima régionaux de l'image. Ces maxima régionaux se retrouvent donc codés dans les feuilles de l'arbre des coupes. Cependant, il reste difficile de

séparer les vrais positifs des faux positifs à partir des seules informations présentes dans l'imagerie TEP. Les résultats de segmentation par apprentissage obtenus dans le domaine de la segmentation vasculaire sont plus mitigés : le réseau vasculaire est en effet sujet à des problèmes de connexions et de déconnexions, pouvant être dus à des inhomogénéités, des artefacts et du bruit dans l'acquisition. Dans le contexte de l'imagerie angiographique, une approche semi-automatique, où la segmentation est obtenue à partir d'un marqueur, semble donc un compromis pertinent.

Chapitre 6

Extension aux images multivaluées

6.1 Contexte

Les résultats encourageants obtenus à partir des arbre de coupes tant en filtrage qu'en segmentation (dont quelques exemples ont été décrits dans les chapitres précédents), mais restreints aux images à niveaux de gris (plus généralement aux images dont les valeurs sont totalement ordonnées), nous ont amené à réfléchir à l'extension de cette méthodologie aux images couleurs, et plus généralement aux images multivaluées. Aucuns travaux n'existant alors sur le sujet, nous avons exploré deux stratégies pour étendre le concept d'arbre des coupes aux images multivaluées. La première stratégie, exposée dans ce chapitre et décrite dans [C8], consiste à définir un (pré)ordre total sur l'espace des valeurs d'une image multivaluée afin de se ramener à un calcul d'arbre des coupes.

Une seconde stratégie consiste à définir une structure dédiée, tenant compte de la relation d'ordre partiel entre les valeurs : cette approche est décrite dans la partie II de ce document.

6.2 Images multivaluées

Une image multivaluée est définie par la fonction : $f : \Omega \rightarrow \mathcal{V}$, avec $\mathcal{V} = \prod_{i=1}^n \mathcal{V}_i = \mathcal{V}_1 \times \mathcal{V}_2 \times \dots \times \mathcal{V}_n$ où $\{(\mathcal{V}_i, \leq_i)\}_{i=1}^n$ ($n \in \mathbb{N}^*$) est une famille d'ensembles totalement ordonnés. Une valeur $v \in \mathcal{V}$ est une multivaleur composée de n valeurs scalaires : $v \in \mathcal{V} \Leftrightarrow v = (v_i)_{i=1}^n = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ avec $v_i \in \mathcal{V}_i$ pour tout $i \in \llbracket 1, n \rrbracket$. Soit \leq la relation d'ordre partiel sur \mathcal{V} définie par : $\forall v, v' \in \mathcal{V}, v \leq v' \Leftrightarrow \forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket, v_i \leq_i v'_i$. (\mathcal{V}, \leq) est un treillis complet de borne inférieure $\perp = (\perp_i)_{i=1}^n$.

Pour tout $i \in \llbracket 1..n \rrbracket$, les fonctions $f_i : \Omega \rightarrow \mathcal{V}_i$ telles que $\forall p \in \Omega, f(p) = (f_i(p))_{i=1}^n$ sont appelées les *canaux* (ou les *bandes*) de l'image.

Dans ces travaux, nous avons abordé la question suivante : étant donné une image multivaluée et un ordre partiel \leq , comment définir un arbre des coupes sur cette image ?

6.3 Stratégies proposées

L'extension des opérateurs de morphologie mathématique a été abordée dans plusieurs travaux, sans qu'un consensus ne s'en dégage. Plusieurs travaux s'appuient sur les travaux de Barnett [3] qui a proposé plusieurs approches pour ordonner des données multivariées catégorisées en quatre groupes : M-ordre, C-ordre, P-ordre, R-ordre. Une comparaison de ces approches dans le cadre de la morphologie mathématique a été faite par Aptoula et Lefèvre [67]. D'autres stratégies pour définir des opérateurs morphologiques en couleurs ont été décrites dans [66].

Dans le cadre de l'extension de l'arbre des coupes aux images multivaluées, deux approches peuvent être envisagées :

1. l'approche « marginale » où chaque canal de l'image est traité indépendamment comme une image monovaluée, puis l'image multivaluée reconstruite à partir de ses différents canaux ;
2. les approches « vectorielles », où une relation de (pré)ordre total est définie sur l'ensemble des multivaleurs (considérées comme des vecteurs). Cette relation d'ordre peut s'appuyer sur les groupes définis par Barnett : C-ordre (ordre conditionnel), dans lequel s'insère l'ordre lexicographique sur les bandes de l'image, R-ordre (ordre réduit), consistant à transformer une valeur vectorielle en un scalaire, P-ordre (ordre partiel), dans lequel les valeurs vectorielles sont regroupées en classe d'équivalence.

Le cas de l'approche marginale est trivial. Dans cette approche un opérateur de filtrage Φ est défini par :

$$\Phi(f) = \bigvee_{i \in \llbracket 1, n \rrbracket} \bigvee_{X \in \widehat{\Psi}_i} C_{X, v_i(X)} \quad (6.1)$$

où $C_{X, v_i(X)}$ est la fonction cylindre définie au chapitre 2 et $v_i(X)$ la valeur de la composante X dans le canal $f_i : v_i(X) = \min\{f_i(p) \mid p \in X\}$.

Un effet potentiellement indésirable selon l'application est la possible apparition de « fausses » valeurs dans l'image filtrée, plus précisément des valeurs initialement non présentes dans l'image. Cependant, Φ étant un opérateur connexe, la préservation des contours de l'image est assurée.

Dans le cas d'une approche vectorielle, deux cas sont à considérer, selon que la relation \leq est un ordre total ou un préordre total ; en effet, dans le cas d'un préordre, la reconstruction de l'image n'est pas triviale, un nœud de l'arbre pouvant inclure des points de valeurs différentes.

Soit \leq une relation de (pré)ordre. Un opérateur de filtrage Φ sur l'arbre des coupes est défini par :

$$\Phi(f) = \bigvee_{\substack{\leq \\ X \in \widehat{\Psi}}} C_{X, v(X)} , \quad (6.2)$$

où $v(X)$ est une valeur calculée à partir du nœud X .

Dans le cas où \leq est un ordre total, $v(X) = \min\{f(p) \mid p \in X\}$ est unique et la reconstruction de l'image est unique.

Si \leq est un préordre total, la propriété d'antisymétrie n'est plus vérifiée et il peut exister des valeurs différentes v et v' appartenant à la même classe d'équivalence $((v \leq v') \wedge (v' \leq v))$. De ce fait, un nœud de l'arbre des coupes peut alors être associé à un ensemble de valeurs : $V(X) = \min\{p \mid p \in X\}$ est l'ensemble des valeurs minimales de X , avec $|V(X)| \geq 1$. Un exemple d'ordre total sur un ensemble de valeurs multivaluées est l'ordre lexicographique, un cas particulier de C-ordre [3]

Un exemple de préordre total est le R-ordre (ou ordre réduit) défini par une distance relative à un ou plusieurs vecteurs de référence donnés. Considérons par exemple l'ordre réduit \leq_r , défini par rapport à une fonction $r : \mathcal{V} \rightarrow \mathbb{R}$, défini pour tout $v, v' \in \mathcal{V}$ par $v \leq_r v' \Leftrightarrow r(v) \leq r(v')$. Si r est non-injective, alors \leq_r est un préordre sur \mathcal{V} . On peut considérer par exemple la distance à un vecteur de référence : $r(v) = d(v, r)$. Les composantes dont les valeurs sont proches de ce vecteur de référence vont se retrouver dans les feuilles de l'arbre des coupes. Plus généralement, on peut considérer un ensemble de vecteurs de références, un ordre réduit étant alors défini par $r(v) = \min_{i \in \llbracket 1, k \rrbracket} \{d(r_i, v)\}$. On peut également noter que si une relation d'ordre à base de distance est complété par un ordre lexicographique, tel que décrit dans [66], on retombe sur un ordre total.

Nous avons proposé deux stratégies pour choisir une valeur représentant un nœud dans la reconstruction de l'image dans le cas d'un préordre : P_{mean} , où la valeur moyenne de $V(X)$ est choisie, et P_{median} où une valeur médiane est calculée (fondée sur une relation d'ordre total à partir d'un ordre lexicographique).

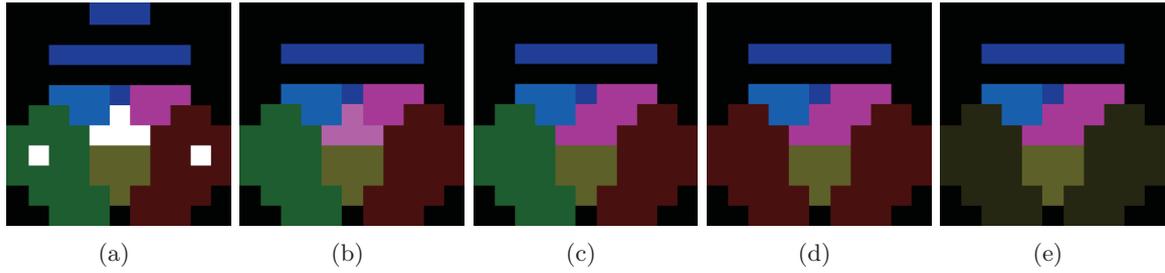


FIGURE 6.1 – Ouverture d’aire de taille 6 sur une image synthétique RGB $f : [0, 10]^2 \rightarrow [0..255]^3$. (a) Image originale, (b) traitement marginal, (c) ordre lexicographique (L), (d, e) ordre réduit basé sur la distance au vecteur de référence $r = (255, 255, 255)$, avec reconstruction médiane (P_{median}) (d) et reconstruction moyenne (P_{mean}) (e).

La figure 6.1 illustre la différence entre plusieurs filtrages d’aire à partir de l’arbre des coupes en utilisant différentes stratégies. La figure 6.2 montre une application de filtrage connexe sur une image couleur bruitée : les arbres des coupes supérieures et inférieures ont été successivement utilisés pour effectuer deux filtrages d’aire.



FIGURE 6.2 – Filtrages d’aire selon différentes stratégies. (a) Image corrompue par 15% de bruit impulsionnel. (b) Traitement marginal, (c) Ordre lexicographique, (d) Ordre total basé sur une distance, (e) Préordre (P_{mean}), (f) Préordre (P_{median}).

La figure 6.3 présente le résultat obtenu en appliquant la méthode de binarisation décrite dans le chapitre 4 sur un document en couleur. Cette méthode a été appliquée sur un ensemble



FIGURE 6.3 – Méthode de binarisation décrite dans le chapitre 4 appliquée à des images couleur. (a) Image originale, (b) Résultat de la méthode de binarisation. La méthode s’appuie sur un ordre réduit (R-ordre) fondé sur la distance entre deux couleurs de référence afin d’extraire les caractères noirs et les caractères bleus.

de documents en couleur de la base MediaTeam Oulu Document Database¹.

Une relation de préordre total est dans ce cas définie à partir de la distance minimale entre une valeur v et les deux couleurs $(0, 0, 0)$ (noir) et $(0, 0, 255)$ (bleu). Dans cet exemple de segmentation, le problème de la reconstruction ne se pose pas puisque l’on s’intéresse au seul support des nœuds conservés.

6.4 Discussion

Dans les travaux présentés dans ce chapitre l’objectif était de comparer différentes stratégies pour étendre la méthodologie de filtrage à partir de l’arbre des coupes aux images couleur et plus généralement aux images multivaluées. La conclusion de ces travaux est que l’ordre à utiliser dépend grandement de l’application visée. D’un point de vue plus général, de nombreux travaux sur la morphologie mathématique couleur tentent de définir des ordres, généralement des ordres totaux, sur des ensembles de valeurs qui ne sont pas intrinsèquement ordonnés.

Une première réflexion est que de nombreux travaux tentent d’éviter l’ordre marginal, pour la raison généralement citée de l’apparition de « fausses » couleurs dans l’image. Je pense néanmoins que dans certaines applications, notamment en débruitage ou en restauration d’image, il peut être tout à fait pertinent d’introduire de nouvelles valeurs dans l’image afin de tenter de reconstruire une image s’approchant le plus possible de l’image de départ. Enfin, le cadre méthodologique fondé sur l’ordre marginal étant relativement simple, il n’y a finalement que peu de raisons pour ne pas l’utiliser en pratique. En revanche, l’utilisation d’autres ensembles de valeurs, dont les bandes peuvent représenter une certaine mesure relative à la perception visuelle, peuvent être pertinents; par exemple l’espace HSV (teinte-saturation-valeur), dans lequel la saturation et la valeur ont un ordre total intrinsèque, tandis que la teinte, caractérisant la couleur, est non-ordonnée et décorrélée des deux autres bandes.

Enfin, une seconde réflexion est relative à la nature d’ordre partiel de l’ensemble des valeurs. Il peut être intéressant de considérer intrinsèquement cette relation d’ordre partiel

1. <http://www.mediateam oulu.fi/downloads/MTDB>

plutôt que de vouloir la transformer. Dans cette optique, la définition de l'arbre des coupes sur une image dont les valeurs sont partiellement ordonnées va donner naissance à une structure plus riche, non arborescente dans le cas général, que nous avons appelée le « graphe des coupes ». C'est cette structure qui est étudiée dans la partie suivante de ce mémoire.

Deuxième partie

Travaux sur les graphes de coupes

Chapitre 7

Graphe des coupes

La partie précédente a exposé la notion d'arbre des coupes ainsi que certaines contributions applicatives. Le concept d'arbre des coupes étant lié intrinsèquement à un espace de valeurs totalement ordonné, on peut s'interroger sur la possibilité de définir une structure similaire sur des images ayant leur valeur dans un espace seulement partiellement ordonné. De fait, l'utilisation des arbres des coupes est limitée aux images en niveaux de gris, alors qu'il serait souhaitable de pouvoir traiter tout type d'image, notamment les images couleur, multimodales ou multispectrales qui sont très répandues et deviennent la norme dans un certain nombre de domaines disciplinaires (astronomie, télédétection, imagerie médicale, etc.).

Dans le chapitre 6 nous avons abordé les possibilités d'extension de l'arbre des coupes aux images multivaluées. Si les différentes méthodes passées en revue permettent d'obtenir des résultats intéressants, elles ne sont applicables cependant que sur des images multivaluées dont chaque bande est totalement ordonnée. Cette partie décrit la structure de « graphe des coupes » qui peut être considérée comme une généralisation de la notion d'arbre des coupes aux images ayant leurs valeurs dans un ensemble non totalement ordonné. Dans ce chapitre nous définissons la notion de graphe de coupes. Dans le chapitre 8 nous présentons une application au filtrage d'images couleur. Dans le cas particulier où l'espace des valeurs est tel que l'ensemble des minorants de chaque valeur est totalement ordonné, le graphe des coupes se ramène à un arbre, appelé arbre des coupes multivalué et décrit dans le chapitre 9. Enfin, une application de la méthodologie de segmentation par graphe des coupes couplée à un filtrage de l'espace de formes est présentée dans le chapitre 10.

7.1 Graphe des coupes

Dans cette partie on reprend les notations introduites au chapitre 2. La définition et les propriétés structurelles du graphe des coupes ont été décrites dans [C10, C18, R11]. Nous en résumons dans ce chapitre les points les plus essentiels.

Soit une image $f : \Omega \rightarrow \mathcal{V}$. Soit Ψ l'ensemble des composantes connexes des coupes de f (voir chapitre 2). Si l'ensemble (\mathcal{V}, \leq) est partiellement ordonné, le diagramme de Hasse de l'ensemble (Ψ, \subseteq) est un graphe dans le cas général. En particulier, il peut exister des éléments de (Ψ, \subseteq) ayant une intersection non vide, mais sans qu'il existe une relation d'inclusion entre eux. Le diagramme de Hasse associé n'est donc plus un arbre, puisque un élément peut posséder plusieurs minorants non comparables, c'est à dire plusieurs parents directs dans le diagramme de Hasse.

Définition 5. Soit une image $f : \Omega \rightarrow \mathcal{V}$, une valeur $v \in \mathcal{V}$ et $X \in \mathcal{C}[\chi_v(f)]$. Le couple (X, v) est appelé composante connexe valuée. L'ensemble des composantes connexes valuées issues de l'ensemble des coupes de f est défini par :

$$\Theta = \bigcup_{v \in \mathcal{V}} \mathcal{C}[\chi_v(f)] \times \{v\}$$

On considère la relation d'ordre \trianglelefteq définie sur Θ par :

$$(X_1, v_1) \trianglelefteq (X_2, v_2) \Leftrightarrow (X_1 \subset X_2) \vee (X_1 = X_2 \wedge v_2 \leq v_1) \quad (7.1)$$

À partir de l'ensemble des composantes connexes valuées Θ nous définissons deux sous-ensembles $\dot{\Theta}$ et $\ddot{\Theta}$ définis par :

$$\dot{\Theta} = \{(X, v) \in \Theta \mid \forall (X, v') \in \Theta, v \not\leq v'\} \quad (7.2)$$

$$\ddot{\Theta} = \{(X, v) \in \Theta \mid \exists x \in X, v = f(x)\} \quad (7.3)$$

L'ensemble $\dot{\Theta}$ contient, parmi toutes les composantes connexes identiques de Θ , uniquement celles de valeur maximale. L'ensemble $\ddot{\Theta}$ contient uniquement les composantes connexes valuées sup-génératrices de l'image, c'est à dire ayant au moins un point dont la valeur apparaît dans l'image et contribuant à la définition de l'image.

Ces trois ensembles de composantes connexes valuées conduisent à la définition de trois types de graphe des coupes, du plus riche au moins riche.

Définition 6. Soit une image $f : \Omega \rightarrow \mathcal{V}$. Le graphe des coupes de f , noté \mathcal{G} (respectivement $\dot{\mathcal{G}}$, $\ddot{\mathcal{G}}$), est le diagramme de Hasse de l'ensemble $(\Theta, \trianglelefteq)$ (respectivement $(\dot{\Theta}, \trianglelefteq)$, $(\ddot{\Theta}, \trianglelefteq)$).

Ces trois types de graphes des coupes sont illustrés sur les figures 7.1 et 7.2. On peut noter que, lorsque (\mathcal{V}, \leq) est totalement ordonné, les ensembles $\dot{\Theta}$ et $\ddot{\Theta}$ sont identiques et isomorphes à l'ensemble des composantes Ψ et génèrent l'arbre des coupes.

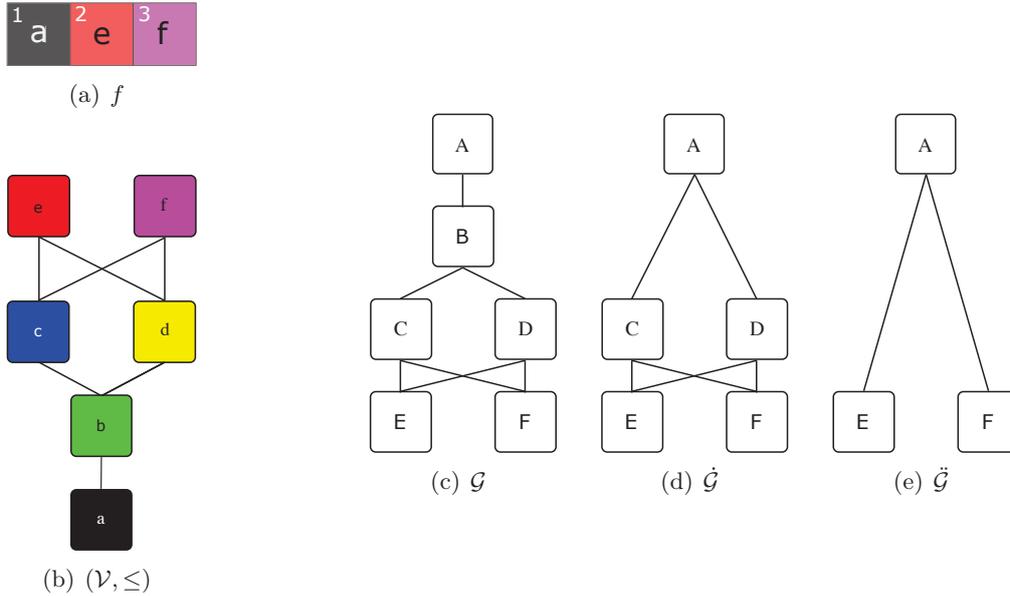


FIGURE 7.1 – (a) Image $f : \Omega \rightarrow \mathcal{V}$. (b) diagramme de Hasse de l'ensemble $\mathcal{V} = \{a, b, c, d, e, f\}$. L'ensemble des composantes connexes valuées de f sont : $A = (\{1, 2, 3\}, a)$, $B = (\{2, 3\}, b)$, $C = (\{2, 3\}, c)$, $D = (\{2, 3\}, d)$, $E = (\{2\}, e)$, $F = (\{3\}, f)$. L'ensemble Θ contient l'ensemble des composantes connexes valuées de l'image, soit $\Theta = \{A, B, C, D, E, F\}$. Les composantes connexes associées aux trois nœuds B , C et D sont identiques. L'ensemble $\dot{\Theta}$ ne contient pas le nœud B puisque les valuations des nœuds C et D (respectivement c et d) sont des majorants de la valuation de B (qui a pour valeur b), soit $\dot{\Theta} = \{A, C, D, E, F\}$. Les nœuds C et D ne contribuent pas à la définition de l'image puisque $f(2)$ et $f(3)$ sont différents de c et d . Ils n'appartiennent donc pas à $\ddot{\Theta}$, d'où $\ddot{\Theta} = \{A, E, F\}$. (c-e) Graphes des coupes associés à f .

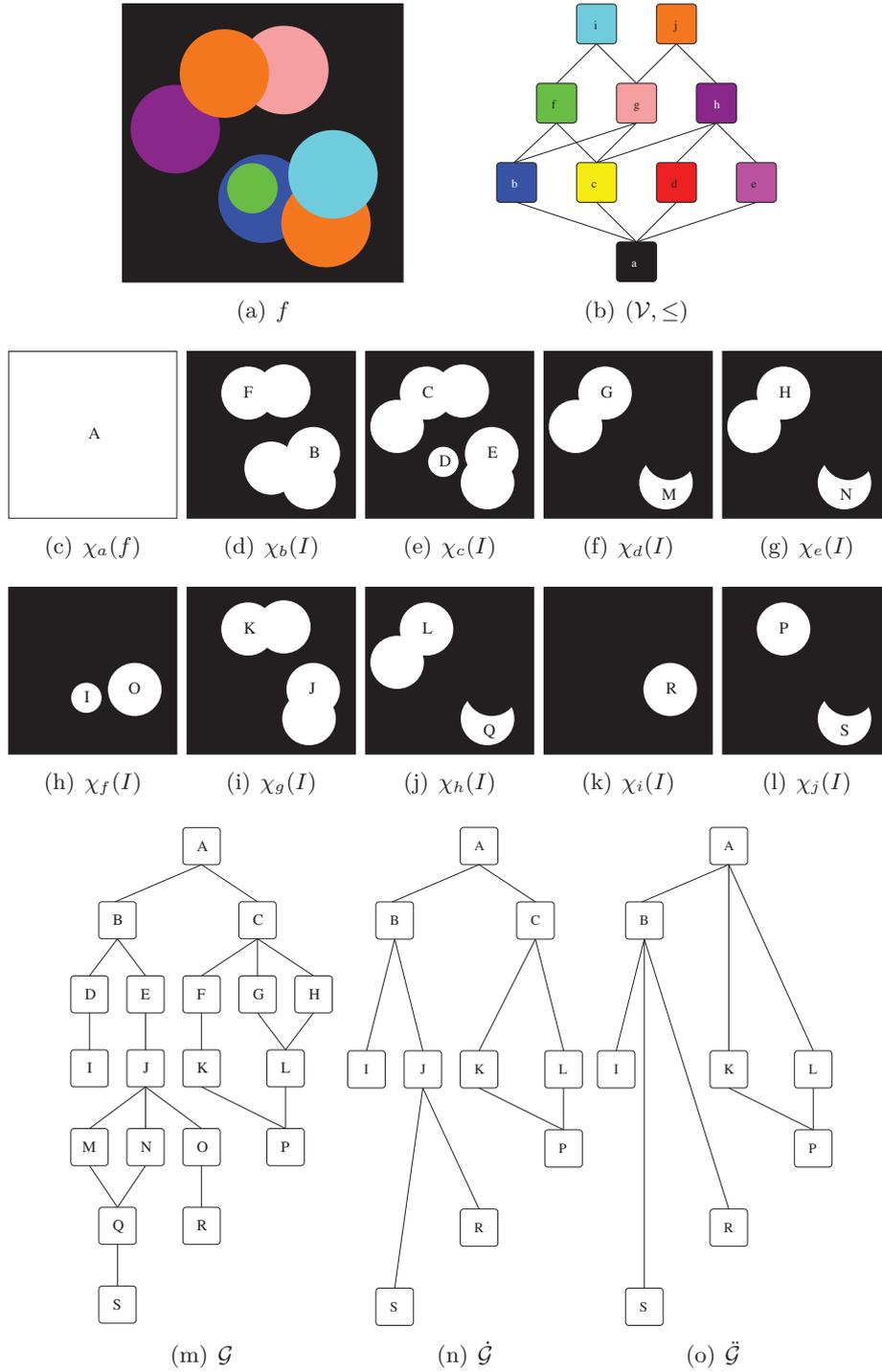


FIGURE 7.2 – (a) Image $f : \Omega \rightarrow \mathcal{V}$, avec $\mathcal{V} = \{a, b, c, d, e, f, g, h, i, j\}$. (b) Diagramme de Hasse de l'ensemble partiellement ordonné (\mathcal{V}, \leq) . (c–l) Coupes $\chi_v(f)$ pour $v \in \mathcal{V}$. (m–o) Graphes de coupes \mathcal{G} , $\tilde{\mathcal{G}}$, $\ddot{\mathcal{G}}$ de f . Les lettres (A–S) des nœuds correspondent aux composantes connexes valuées associées aux coupes (c–l).

À l'instar de l'arbre des coupes, une image peut être reconstruite à partir de son graphe des coupes :

$$f = \bigvee_{(X,v) \in \Theta} C_{X,v}$$

7.2 Filtrage d'attributs

La méthodologie de filtrage d'attributs à partir de l'arbre des coupes peut être transposée dans le cas du graphe des coupes. Un opérateur connexe anti-extensif est défini à partir du graphe des coupes par :

$$\Phi(f) = \bigvee_{(X,v) \in \widehat{\Theta} \subseteq \Theta} C_{X,v} \quad (7.4)$$

où la sélection d'un sous-ensemble de nœuds $\widehat{\Theta}$ peut être obtenue par un filtrage d'attributs, comme dans le cas de l'arbre des coupes.

À l'instar de l'arbre des coupes, plusieurs stratégies de reconstruction dans le cas d'un critère non-croissant peuvent être utilisées. En plus des stratégies *directes* et *max*, deux stratégies \min_1 et \min_2 peuvent être considérées ; un nœud pouvant avoir plusieurs parents, on peut décider de le conserver uniquement si tous ses parents sont également conservés (stratégie \min_1 la plus restrictive), ou si au moins un de ses parents est conservé (stratégie \min_2).

7.3 Reconstruction

Une différence majeure en terme de filtrage entre le graphe de coupes et l'arbre des coupes réside dans l'application de l'équation 7.4 qui n'est pas forcément bien définie dans le cas du graphe des coupes. Autrement dit, pour un point x donné, l'ensemble $\{C_{X,v}(x) \mid (X,v) \in \Theta\}$ ne possède pas forcément de maximum (ni de borne supérieure) pour la relation \leq . Il est donc nécessaire de recourir à une stratégie de reconstruction permettant d'obtenir une image bien formée à partir de points pouvant être assignés à un ensemble de valeurs non comparables (comme dans le cas de la reconstruction d'image à partir d'un préordre, décrite au chapitre 6).

Dans le cas où (\mathcal{V}, \leq) est un treillis, l'ensemble $\{C_{X,v}(x) \mid (X,v) \in \Theta\}$ ne possède pas forcément de maximum mais possède une borne supérieure et inférieure. Il est donc possible de reconstruire de manière déterministe une image filtrée en prenant la borne supérieure (ou inférieure) de cet ensemble, au prix de l'introduction de valeurs n'existant pas forcément initialement dans l'image. C'est la stratégie utilisée dans le cas des images couleur et décrite dans le chapitre 8.

Dans le cas général où (\mathcal{V}, \leq) n'est pas un treillis, une stratégie consiste à calculer une image reconstruite formée à partir d'un ensemble de composantes connexes valuées qui sont le plus similaire possible à $\widehat{\Theta}$ [C18]. Il est alors possible de calculer deux types d'images reconstruites, dont les composantes connexes valuées sont respectivement supérieures et inférieures à $\widehat{\Theta}$. Il est alors possible de supprimer ou d'ajouter des nœuds dans le graphe filtré jusqu'à l'obtention d'un graphe menant à une image reconstruite bien formée (voir figure 7.3).

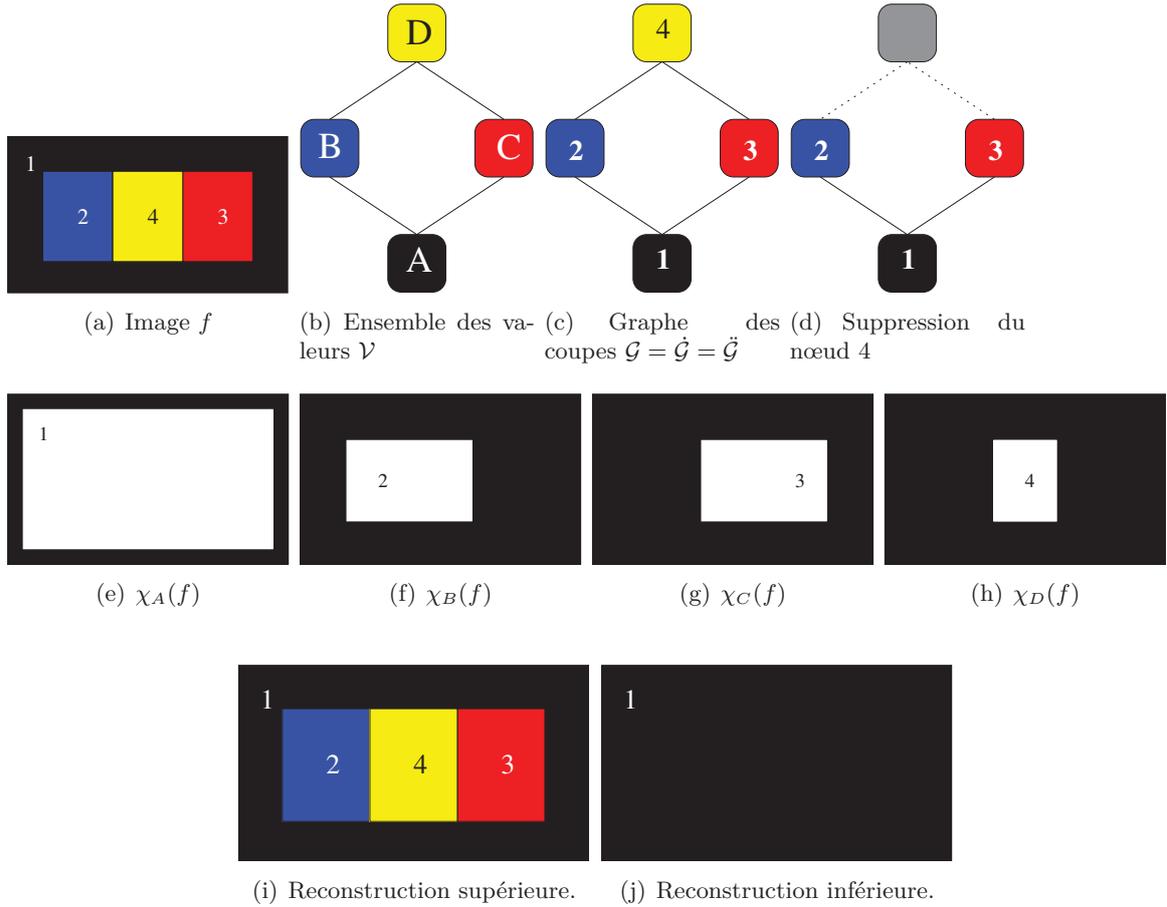


FIGURE 7.3 – (a-b) : une image f et le diagramme de Hasse de son ensemble de valeurs partiellement ordonné (\mathcal{V}, \leq) , (c-d) Graphe des coupes et suppression du nœud 4. L'image issue de la reconstruction est mal formée : les nœuds 2 et 3 ont des valeurs non-comparables, mais leur support s'intersecte ($\chi_B \cap \chi_C \neq \emptyset$), (i) Reconstruction supérieure, (j) Reconstruction inférieure.

7.4 Algorithmique

Les questions algorithmiques autour du graphe des coupes ont été abordées dans [C18, C21, C29]. À l'heure actuelle il n'existe pas d'algorithme efficace (linéaire ou quasi-linéaire comme dans le cas de l'arbre des coupes) pour calculer le graphe des coupes d'une image dans le cas général. Considérons le graphe le plus simple $\check{\mathcal{G}}$ qui, comme l'arbre des coupes, possède l'ensemble des nœuds dont au moins une valeur apparaît dans l'image. Soit une image $f : \Omega \rightarrow \mathcal{V}$ avec $|\Omega| = N$. L'ensemble de ces nœuds (correspondant à l'ensemble $\check{\Theta}$) peut être calculé en considérant, pour chaque point de l'image p , la composante connexe associée $\{X \in \mathcal{C}(\chi_{f(p)}) \mid p \in X\}$. Une croissance de région ou inondation à partir de p permet de calculer cette composante en temps linéaire $\mathcal{O}(N)$. En utilisant cette stratégie, le calcul de l'ensemble des nœuds a une complexité $\mathcal{O}(N^2)$. Le calcul des relations d'inclusion et le maintien de leur réduction transitive peut se faire durant la croissance de régions pour chaque point de l'image, sans surcoût algorithmique, en considérant un ordre de traitement approprié (en partant des maxima et en traitant les points dans l'ordre décroissant de leur valeur). Cet algorithme pour le calcul de $\check{\mathcal{G}}$ est présenté dans [C21] et son implémentation est disponible

en ligne¹. Sa complexité au pire est donc de $\mathcal{O}(N^2)$ ².

Comparé à l'algorithme de l'arbre des coupes qui est quasi-linéaire, le calcul du graphe des coupes est plus complexe pour les raisons suivantes :

- le maintien de la réduction transitive de la relation d'inclusion dans le graphe des coupes est rapide dans le cas de l'arbre des coupes : il suffit de stocker pour chaque point la racine temporaire du sous-arbre auquel il appartient (algorithme de Najman et Couprie [64], de Berger [68]). L'utilisation d'une stratégie similaire dans le graphe des coupes conduit à stocker pour chaque point l'ensemble des nœuds correspondant aux ancêtres non-comparables du point considéré : le temps de calcul, constant dans le cas de l'arbre des coupes, est linéaire en le nombre de nœuds dans le cas du graphe des coupes, rendant cette stratégie inefficace ;
- l'existence de points voisins non-comparables interdit un calcul purement local des relations d'inclusion comme dans le cas de l'arbre des coupes.

Concernant le graphe des coupes plus riche \mathcal{G} , un algorithme permettant de le calculer en un temps « raisonnable » dans le cas général reste un problème ouvert. L'algorithme exposé dans [C21] effectue un calcul « force brute », sa complexité théorique, en $\mathcal{O}(|\mathcal{V}|^3 \cdot N)$ dépendant du nombre de valeurs représentables dans l'image.

7.5 Discussion

Le graphe des coupes est une généralisation de l'arbre des coupes aux images ayant leur valeur dans un ensemble qui n'est pas totalement ordonné. Ce chapitre a résumé les principales définitions permettant d'appréhender cette structure de données. Les propriétés structurelles de cette structure ont été étudiés en détail dans [R11].

Quelques applications du graphe des coupes en traitement d'images sont présentées dans les chapitres suivants. Dans le chapitre 8, une mise en œuvre de cette méthodologie est décrite dans le cadre du filtrage d'images couleur. Dans le chapitre 9, la notion d'arbre des coupes multivalué est introduite dans le cas où le diagramme de Hasse de l'ensemble des valeurs est lui-même un arbre. Enfin, une application de segmentation en imagerie multimodale TEP/CT est présentée au chapitre 10.

1. <https://github.com/bnaegel/component-graph>.

2. Sur des images couleur, la complexité mesurée expérimentalement est un peu moindre, de l'ordre de $\mathcal{O}(N^{1.5})$, comme décrit au chapitre suivant.

Chapitre 8

Filtrage d'images couleur

8.1 Contexte

À partir des outils méthodologiques présentés dans le chapitre précédent, il est possible de construire des stratégies de filtrage utilisant des opérateurs connexes sur des images très diverses. En premier lieu, il est naturel d'expérimenter ce cadre méthodologique pour le filtrage d'images naturelles en couleur, qui sont sans doute les images les plus répandues et les plus simples à acquérir. Ce chapitre expose des travaux expérimentaux autour du filtrage à base de graphe des coupes appliqué aux images couleur qui sont décrits dans [C21].

8.2 Méthode proposée

Soit $f : \Omega \rightarrow \mathcal{V}$ une image couleur : on considère f définie classiquement sur l'espace couleur RGB 24 bits, d'où $\mathcal{V} = \llbracket 0, 255 \rrbracket^3$. Le cadre méthodologique défini dans le chapitre précédent nécessite de définir un ordre sur \mathcal{V} . En considérant l'espace des valeurs RGB, l'ordre par composantes (ou ordre marginal) peut être défini sur \mathcal{V} par :

$$\forall v, w \in \mathcal{V}, v \leq w \Leftrightarrow v_1 \leq w_1 \wedge v_2 \leq w_2 \wedge v_3 \leq w_3$$

Le diagramme de Hasse de cette relation d'ordre définit le treillis des couleurs RGB, où la valeur minimale est $\perp = (0, 0, 0)$ et la valeur maximale $\top = (255, 255, 255)$.

Dans ces travaux nous avons considéré un autre ordre fondé sur l'expression de l'image dans l'espace HSV (teinte-saturation-valeur). Dans cet espace, la teinte est décorrélée de la saturation et de la valeur. La bande « teinte » est considérée comme intrinsèquement non-ordonnée ; seules les bandes « saturation » et « valeur » sont prises en compte dans la relation d'ordre. L'ordre marginal est utilisé sur ces deux bandes SV.

Les attributs d'aire et de contraste sont utilisés pour filtrer les images par élagage du graphe des coupes. Dans le cas de l'ordre défini sur l'espace SV, la stratégie adoptée est de filtrer uniquement ces deux composantes en laissant inchangée la teinte.

Approche par patches Le graphe considéré est $\tilde{\mathcal{G}}$. Comme évoqué au chapitre 7, la complexité du calcul de ce graphe est en $\mathcal{O}(N^2)$: en pratique sur des images naturelles de taille standard, le temps de calcul est très élevé. À titre d'exemple, sur un processeur standard en 2018¹, le temps de calcul d'une image 500×400 est de 5 minutes et 26 secondes. Une solution peut consister à précalculer hors-ligne l'ensemble des graphes des coupes d'une base d'images que l'on souhaite filtrer : le filtrage s'effectue de manière linéaire sur le graphe des coupes, et le temps de reconstruction est rapide.

1. Intel Core i7, 4 cœurs

Une autre solution que nous avons explorée consiste à découper l'image en un sous-ensemble de sous-parties (patches) qui se recouvrent pour éviter les effets de bord aux frontières. Cette approche semble pertinente pour deux raisons :

- dans un contexte de filtrage connexe où l'objectif est de supprimer certains « détails » de l'image, il n'est sans doute pas nécessaire de calculer le graphe des coupes sur l'image en entier : si les détails à supprimer ne sont pas trop grands, un traitement local dans une sous-partie est suffisant ;
- un découpage en patches permet un traitement parallèle (ou multithread) des sous-parties, ce qui permet d'accélérer le temps de calcul.

Dans le cas d'un filtre d'attribut, un problème réside dans le choix du critère à appliquer pour l'élagage des graphes de coupes des différents patches. Dans les faits, si ce critère est le même pour tous les patches, des effets d'irrégularité apparaissent au niveau des frontières entre les patches (bien que les patches se recouvrent pour minimiser ces effets). Ce problème est illustré à la figure 8.1.



FIGURE 8.1 – À gauche : image originale. À droite : filtre d'attribut fondé sur le contraste. Le critère de filtrage est le même pour tous les patches : des effets d'irrégularité au niveau des bordures apparaissent.

Pour pallier ce problème, le critère utilisé pour le filtrage est calculé dans chaque patch, et se fonde sur la distribution (ou histogramme) des valeurs de l'attribut dans le patch considéré. Cette stratégie est illustrée sur la figure 8.2, où un filtrage d'aire conserve, pour chaque patch, les 40 % de nœuds ayant l'aire la plus élevée.

Cette approche de filtrage par patches couplée à une stratégie de filtrage adaptative permet de reconstruire des images qualitativement correctes.

Enfin, la complexité en pratique sur la base d'images testée (base de Berkeley²) est de l'ordre de $\mathcal{O}(N^{1,5})$. Le découpage de l'image en patches et une implémentation utilisant un fil d'exécution³ par patch permet de réduire drastiquement les temps de calcul (voir figure 8.3).

2. <https://www2.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/bsds/>

3. ou *thread*

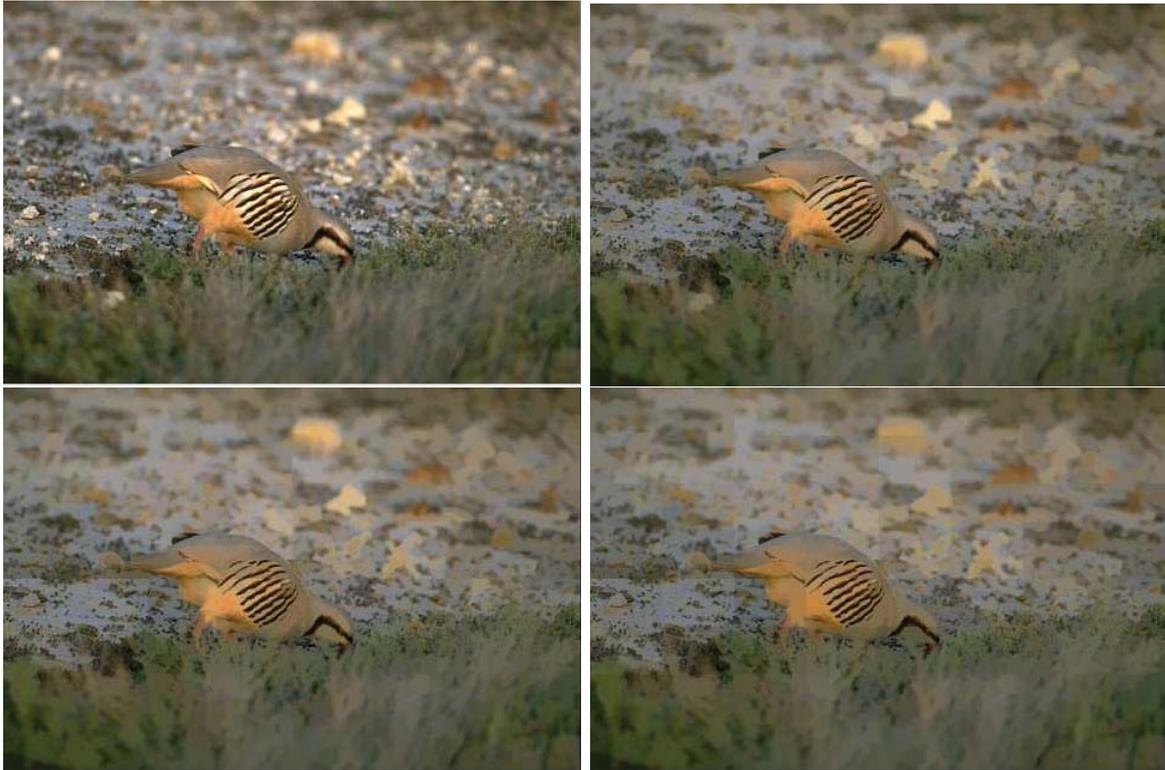


FIGURE 8.2 – En haut : image originale et image filtrée (filtrage d'aire adaptatif ($a = 40\%$)). En bas : filtrage d'aire adaptatif ($a = 40\%$) avec une décomposition de l'image en patches 2×2 (à gauche) et 4×4 (à droite).

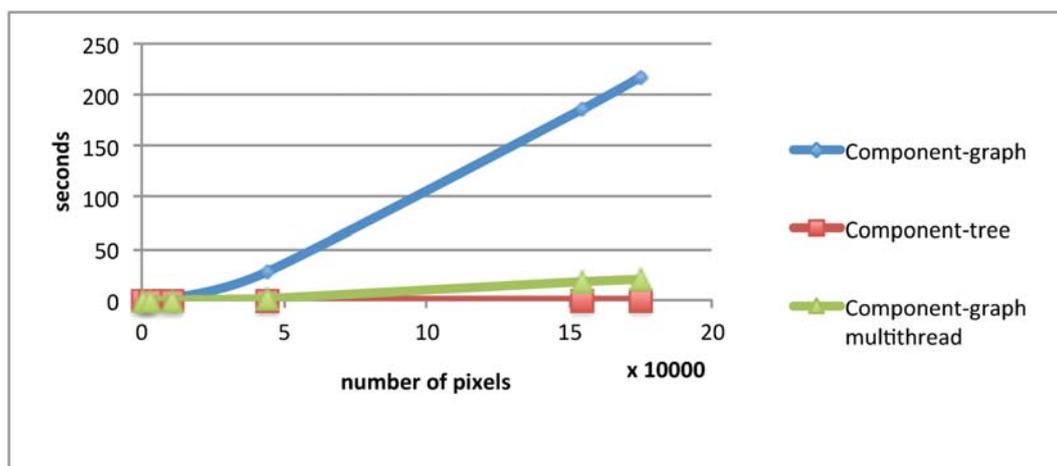


FIGURE 8.3 – Comparaison du temps de calcul entre l'arbre des coupes (en rouge, calculé sur l'image en niveau de gris), le graphe des coupes (en bleu, calculé sur l'image RGB) et le graphe des coupes multithread (en vert, calculé sur une image découpée en 25 patches) en fonction de la taille de l'image (en pixels).

8.3 Discussion

L'application décrite dans ce chapitre propose une illustration du filtrage d'attribut sur des images couleur à partir du graphe des coupes. Une application logicielle permettant de filtrer interactivement une image couleur selon le principe décrit est disponible à l'adresse

<https://github.com/bnaegel/component-graph>.

La limite de cette approche reste le temps de calcul du graphe des coupes devenant vite prohibitif sur des images couleur de taille standard. Si cette limitation peut être levée en partie par une approche par patches et parallélisée sur différents cœurs, elle peut rester problématique dans certains cas (par exemple en segmentation d'image) où un découpage de l'image n'est pas forcément possible.

Chapitre 9

Arbre des coupes multivalué

9.1 Contexte

Le graphe des coupes peut être considéré comme une généralisation de la notion d'arbre des coupes à des images dont l'ensemble des valeurs n'est pas totalement ordonné. Dans le cas particulier où le diagramme de Hasse de la relation d'ordre (partielle) est un arbre, le graphe des coupes est un arbre enraciné. Dans ce chapitre, nous présentons la structure dérivée dans ce cas particulier que nous appelons *arbre des coupes multivalué*. Ces travaux sont décrits dans [R9, C20].

9.2 Arbre des coupes multivalué

Soit X un ensemble et $x \in X$. On note respectivement $x^\uparrow = \{y \in X \mid x \leq y\}$ et $x^\downarrow = \{y \in X \mid y \leq x\}$ les ensembles des majorants et minorants de x .

Définition 7. Soit (\mathcal{V}, \leq) un ensemble partiellement ordonné. On dit que \mathcal{V} est ordonné totalement par morceaux inférieurs (OTPMI) (respectivement ordonné totalement par morceaux supérieurs (OTPMS)) si, $\forall v \in \mathcal{V}$, l'ensemble des minorants v^\downarrow (respectivement l'ensemble des majorants v^\uparrow) est totalement ordonné.

Un ordre partiel et total par morceaux inférieurs (respectivement par morceaux supérieurs) est appelé *ordre hiérarchique bas* (respectivement *ordre hiérarchique haut*).

Propriété 8. Soit (\mathcal{V}, \leq) un ensemble partiellement ordonné OTPMI ou OTPMS; alors son diagramme de Hasse est un arbre. Son graphe des coupes est également un arbre, appelé arbre des coupes multivalué.

La figure 9.1 illustre un exemple d'arbre des coupes multivalué, associé à une image ayant ses valeurs dans un ensemble OTPMI.

Algorithmique Un algorithme pour le calcul de l'arbre des coupes multivalué $\hat{\mathcal{G}}$ et $\check{\mathcal{G}}$ est décrit dans [R9]. Il a notamment été prouvé que le calcul se ramène à un arbre des coupes après une transformation préalable de l'image, consistant à ajouter des interpixels « fictifs » dont la valeur est la borne inférieure des valeurs des pixels voisins. De ce fait, le calcul de l'arbre des coupes multivalué est quasi-linéaire et linéaire en pratique dans le cas d'images faiblement quantifiées.

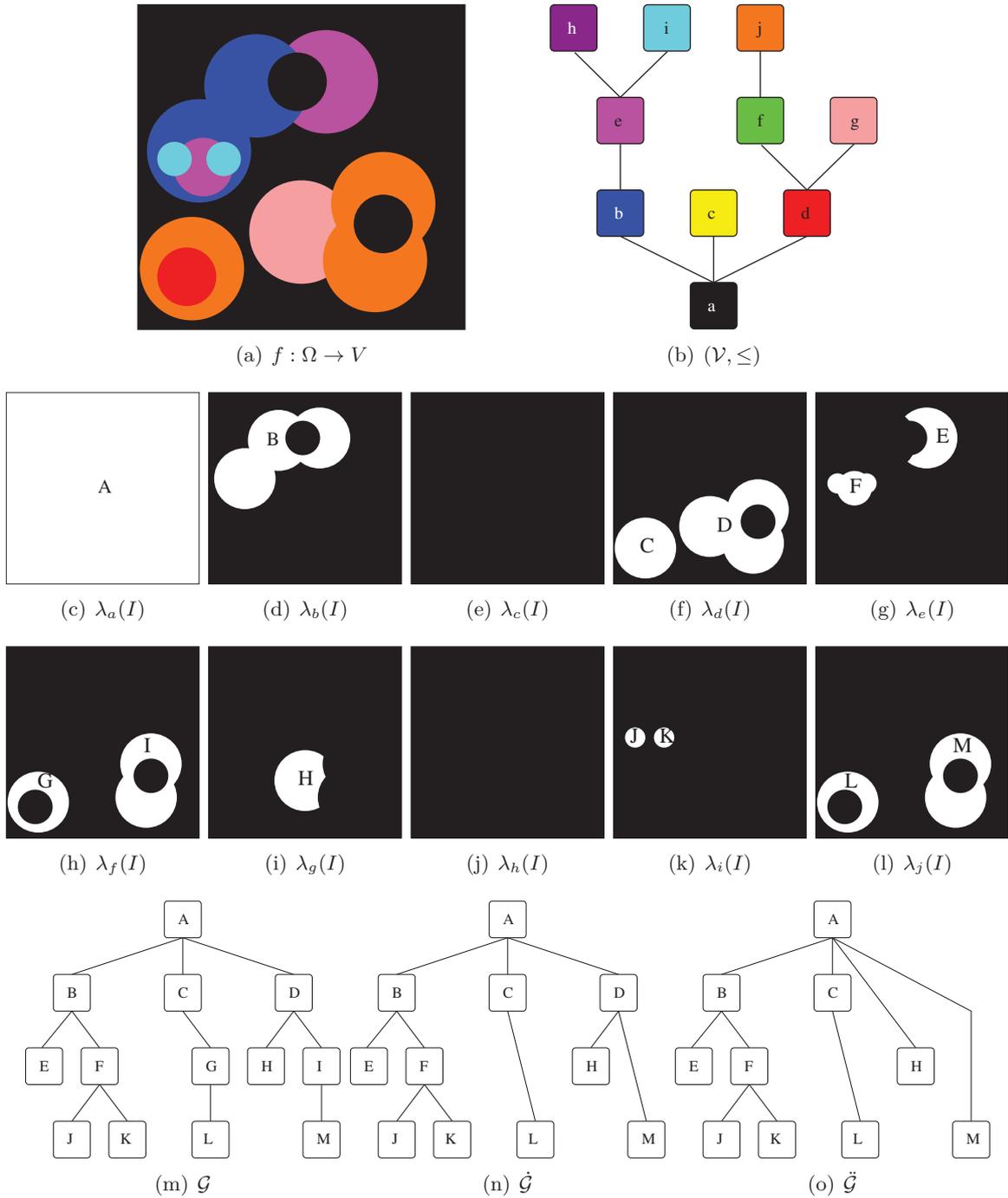


FIGURE 9.1 – (a) Une image $f : \Omega \rightarrow \mathcal{V}$ avec $\mathcal{V} = \{a, b, c, d, e, f, g, h, i, j\}$. (b) Diagramme de Hasse de l'ensemble OTPMI (\mathcal{V}, \leq) . (c-l) Coupes de l'image $\chi_v(f)$ pour $v \in \mathcal{V}$. (m-o) Arbres des coupes multivalués de f .

9.3 Application : cartes de classification hiérarchique

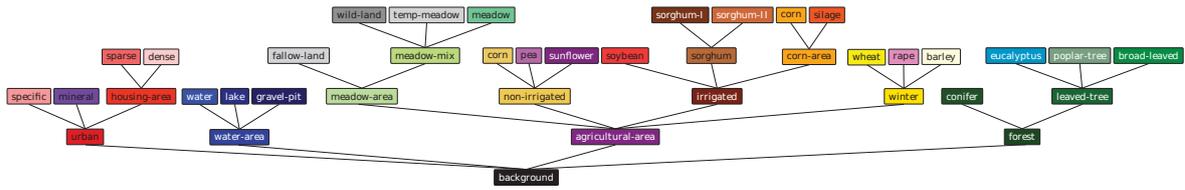
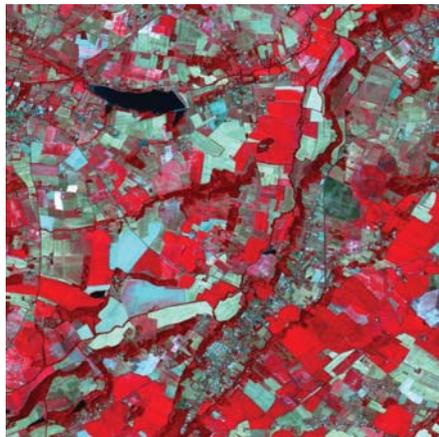


FIGURE 9.2 – Diagramme de Hasse de l'ensemble OTPMI (\mathcal{V}, \leq) où \mathcal{V} contient 40 labels, et \leq donne les liens de généralisation/spécialisation.



(a) Image satellite $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^4$



(b) Carte de classification $f_c : \Omega \rightarrow \mathcal{V}$

FIGURE 9.3 – (a) Image satellite (FORMOSAT-2) de taille 1000×1000 . Résolution spatiale : $8 \text{ m} \times 8 \text{ m}$. Résolution spectrale : 4 bandes (proche infrarouge, rouge, vert, bleu). (b) Carte de classification $f_c : \Omega \rightarrow \mathcal{V}$ obtenue à partir de (a). Les valeurs de f_c appartiennent à l'une des 26 feuilles de (\mathcal{V}, \leq) (figure 9.2). (image fournie par J. Inglada, D. Ducrot, C. Marais-Sicre, O. Hagolle and M. Huc, CESBIO).

On se place dans le contexte de l'imagerie de télédétection, dans lequel les cartes de classification hiérarchiques (issues de méthodes supervisées ou non-supervisées) sont utilisées en analyse multirésolution ou suivi temporel d'images satellites. Ces cartes de classification, construites manuellement ou par des méthodes semi-automatiques, peuvent être bruitées. Pour corriger ces défauts, deux séries de filtrages anti-extensifs ont été expérimentées. La figure 9.2 représente le diagramme de Hasse d'un ensemble OTPMI (\mathcal{V}, \leq) correspondant à une hiérarchie de concepts composée de 40 labels sémantiques. La figure 9.3 représente une image satellite classifiée en 26 classes, correspondant aux feuilles de \mathcal{V} .

La figure 9.4 présente les résultats d'un filtrage d'aire en utilisant un attribut croissant (un simple seuillage des nœuds relativement à cet attribut), ainsi qu'un filtrage d'aire non-croissant (l'aire des nœuds préservés est comprise dans un intervalle de valeurs) sur le graphe des coupes \mathcal{G} de f_c . En effet, l'utilisation de ce type de graphe des coupes est nécessaire dans cette application afin de permettre le codage dans le graphe de nœuds ayant des valeurs n'apparaissant pas dans l'image. Le filtrage peut s'interpréter dans ce cas comme un filtrage à la fois spatial et sémantique, où une zone trop petite et trop spécifique (donc potentiellement due à du bruit) sera fusionnée avec une zone plus large, dont le label est moins spécifique et donc plus probable. Par exemple, la figure 9.4(d) illustre un cas où seules les larges structures sont préservées. On peut constater que le label de certaines zones dont l'aire ne vérifie pas le

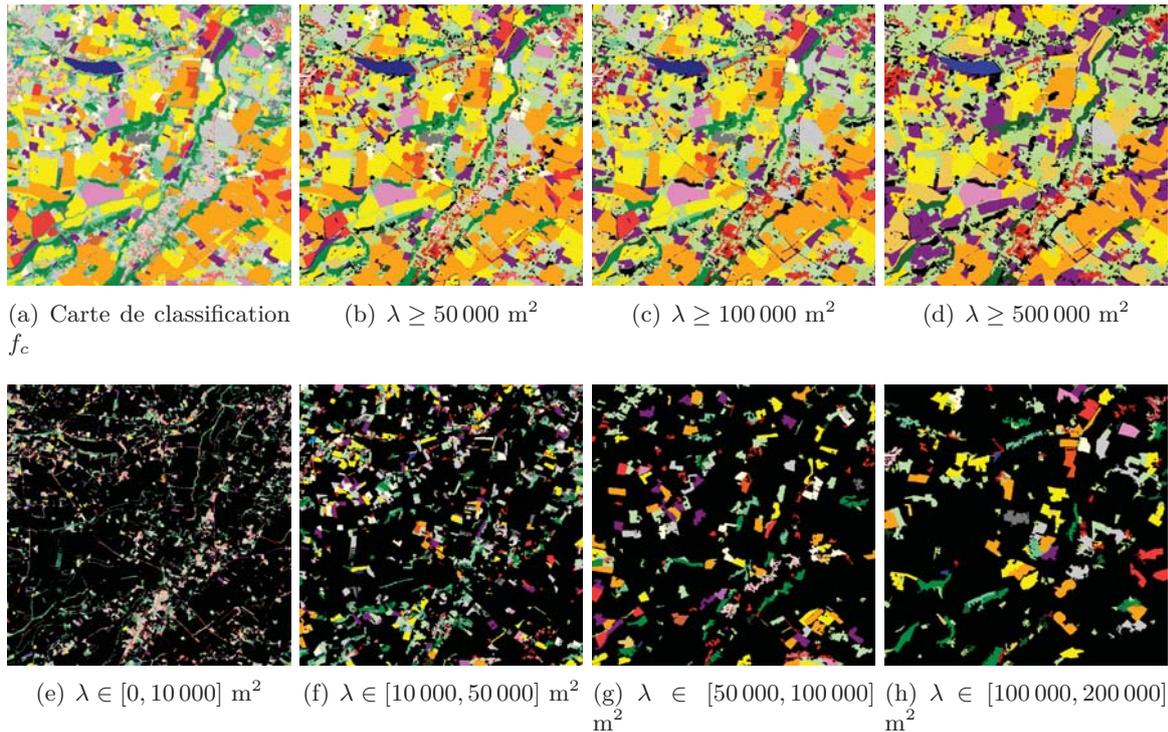


FIGURE 9.4 – Illustration du filtrage d’aire (de critère λ) sur la carte de classification : l’image filtrée peut contenir d’autres valeurs, caractérisant des régions portant un label moins spécifique. (a) Carte de classification f_c , (b–d) Résultats pour $\lambda \geq 50000, 100000, 500000$. (e–h) Résultats pour $\lambda \in [0, 10000], [10000, 50000], [50000, 100000], [100000, 200000]$.

critère λ est transformé en l’un de ses prédécesseurs, moins spécifique. À l’inverse, la figure 9.4(e) illustre un cas où seules les petites structures sont préservées, conservant leur spécificité sémantique (correspondant aux labels « mineral », « specific » et « housing areas »).

9.4 Discussion

Le calcul d’un graphe de coupes sur un ordre partiel OTPMI peut se faire de manière rapide et efficace : d’un point de vue algorithmique, on retombe sur les propriétés de linéarité de l’arbre des coupes. De fait, la structure d’arbre des coupes multivalué permet de lever une des limitations du graphe des coupes, qui est sa complexité algorithmique. L’application de filtrage sémantique présentée dans le cadre de l’imagerie de télédétection permet d’illustrer l’utilisation de cette structure dans un contexte où la relation d’ordre est donnée par une hiérarchie de labels. Cependant, les résultats restent délicats à interpréter. Pour appliquer cette méthodologie à d’autres domaines applicatifs, tout l’enjeu, et cela sera développé dans les perspectives, consistera à trouver et définir des relations d’ordre qui d’une part sont OTPMI, et ont du sens dans le domaine applicatif considéré.

Chapitre 10

Analyse d'images multimodales

10.1 Contexte

Dans le contexte de l'imagerie TEP, le chapitre 5 a présenté une application permettant de segmenter des zones d'intérêt en considérant un certain nombre d'attributs utilisés dans une méthode d'apprentissage automatique à partir de l'arbre des coupes. Cette méthode était utilisée dans le but de discriminer divers types de zones hyperfixantes dans l'image TEP : lésions, ou organes hyperfixants. La méthode a montré des résultats dans l'ensemble pertinents, mais souffrant encore de fausses détections ou faux positifs. Une piste faisant l'objet de recherches de plus en plus nombreuses consiste à coupler l'image TEP donnant une information métabolique avec une image d'une autre modalité (CT ou IRM) donnant une information anatomique. L'utilisation conjointe des deux images permet d'obtenir une information sur la localisation anatomique des zones hyperfixantes, donnant au praticien des détails cruciaux pour l'établissement de son diagnostic.

Dans ce contexte d'imagerie multimodale, il est apparu naturel de tenter d'étendre le cadre méthodologique offert par la segmentation par arbre de coupes en utilisant les graphes de coupes. Cette idée est développée dans ce chapitre et décrite dans [C24].

10.2 Segmentation par graphe de coupes en imagerie TEP/CT

On se place dans le cadre d'images de patients atteints de lymphomes. On considère une image multimodale TEP/CT comme une fonction $f : \Omega \rightarrow \mathcal{V}_{ct} \times \mathcal{V}_{tep} = \mathbb{Z} \times \mathbb{N}$, chaque bande correspondant à une modalité. La première bande correspond à l'image tomodynamométrique (CT), ayant ses valeurs en unités Hounsfield qui s'échelonnent de -1000 environ pour l'air à plus de 1000 pour les structures les plus denses (les os). La seconde bande correspond à l'image TEP : ses valeurs, représentant une concentration radioactive, sont positives. L'utilisation du cadre méthodologique offert par les graphes de coupes nécessite de définir un ensemble de valeurs et une relation d'ordre sur cet ensemble. L'objectif de la méthode est de mettre en évidence les lésions tumorales ayant une intensité maximale sur l'image TEP, tout en discriminant, à partir de l'image CT, les zones hyperfixantes correspondant à des doses physiologiques normales (cas des organes hyperfixants tels que la vessie). À l'inverse de l'image TEP dont l'ordre canonique \leq sur $\mathcal{V}_{tep} = \mathbb{N}$ fournit une information sémantique sur l'activité métabolique, l'ordre canonique \leq sur \mathcal{V}_{ct} ne fournit pas une telle information et n'est donc pas pertinent dans ce cadre. Il est donc nécessaire de définir une relation d'ordre sur \mathcal{V}_{ct} permettant d'associer les tissus hyperfixants induisant des faux positifs à ses valeurs minimales. Plus précisément, une application non-injective $\mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{N}$ est utilisée dans ce but, permettant d'associer aux valeurs minimales de \mathcal{V}_{ct} les intensités Hounsfield des tissus susceptibles d'être hyperfixants (l'eau, le sang, les os), l'ordre naturel \leq étant ensuite utilisé sur ce nouvel espace. L'ordre par composantes est ensuite utilisé sur $\mathcal{V} = \mathcal{V}_{ct} \times \mathcal{V}_{tep}$ pour la construction du graphe des coupes.

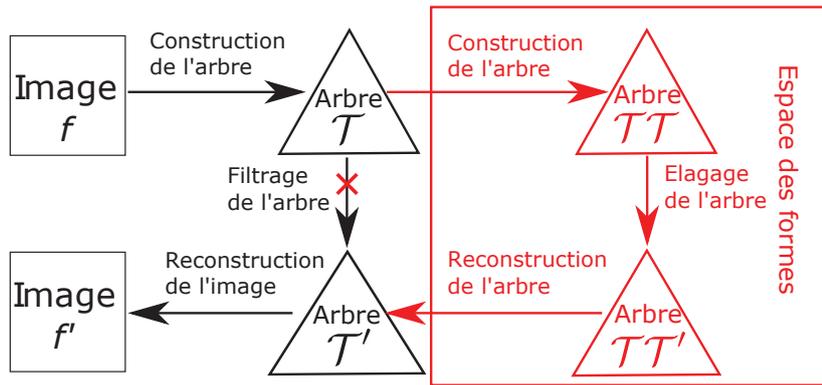


FIGURE 10.1 – Filtrage dans l'espace des formes (d'après [87]).

Afin de caractériser les lésions lymphatiques du thorax correspondant à des masses compactes, un critère de compacité est utilisé, calculé à partir du rapport entre les deux valeurs propres extrêmes de la matrice d'inertie des nœuds du graphe des coupes.

Enfin, la sélection des nœuds correspondant aux structures d'intérêt s'effectue à partir d'une méthode un peu plus évoluée qu'un simple seuillage sur les attributs du graphe. Cette sélection s'opère dans l'*espace des formes*.

Espace des formes Le concept d'espace des formes (ou « *shaping* ») a été introduit dans [87]. L'idée générale de la méthode est de répondre à la problématique de la sélection d'un seuil pour sélectionner des nœuds dans le cas d'un arbre (des coupes, ou bien arbre des formes [38]) dont les nœuds sont valués par un attribut non-croissant. Plutôt que de sélectionner les nœuds par un seuil fixé *a priori* portant sur les attributs des nœuds à conserver, cette stratégie consiste à s'appuyer sur une information plus globale, tenant compte de la valeur des attributs dans le voisinage.

Plus précisément, le principe est de considérer ce premier arbre comme un graphe dont les sommets sont les nœuds valués par l'attribut qu'ils portent, et les arêtes les relations de voisinage entre nœuds (les relations de parenté). Un second arbre des coupes est calculé sur cet arbre, puis un critère croissant est utilisé pour élaguer ce second arbre. Enfin, le premier arbre des coupes est reconstruit à partir de ce second arbre ; puis l'image finale est reconstruite à partir des nœuds conservés dans le premier arbre. Le schéma général de ce concept est illustré sur la figure 10.1.

Généralement l'attribut utilisé dans le second arbre est l'aire, permettant de favoriser dans le premier arbre la sélection de nœuds satisfaisant le critère dans une région large (au sens de la connexité induite par la relation de parenté entre nœuds), à l'inverse des nœuds satisfaisant au critère de manière isolée et donc plus susceptibles d'être sélectionnés « accidentellement » à cause du bruit.

Extensions aux graphes des coupes La méthodologie de sélection des nœuds dans l'espace des formes, présentée ci-dessus, s'étend de manière naturelle au graphe des coupes (voir figure 10.2). L'attribut de compacité est calculé pour tous les nœuds du graphe des coupes ; un arbre des coupes est calculé à partir de ce graphe valué. Sur cet arbre des coupes, les ensemble de nœuds dont la compacité est faible vont être situés près de la racine ; à l'inverse, les plus compacts sont situés près des feuilles. Un exemple de résultat obtenu avec cette méthode est illustré sur la figure 10.3.

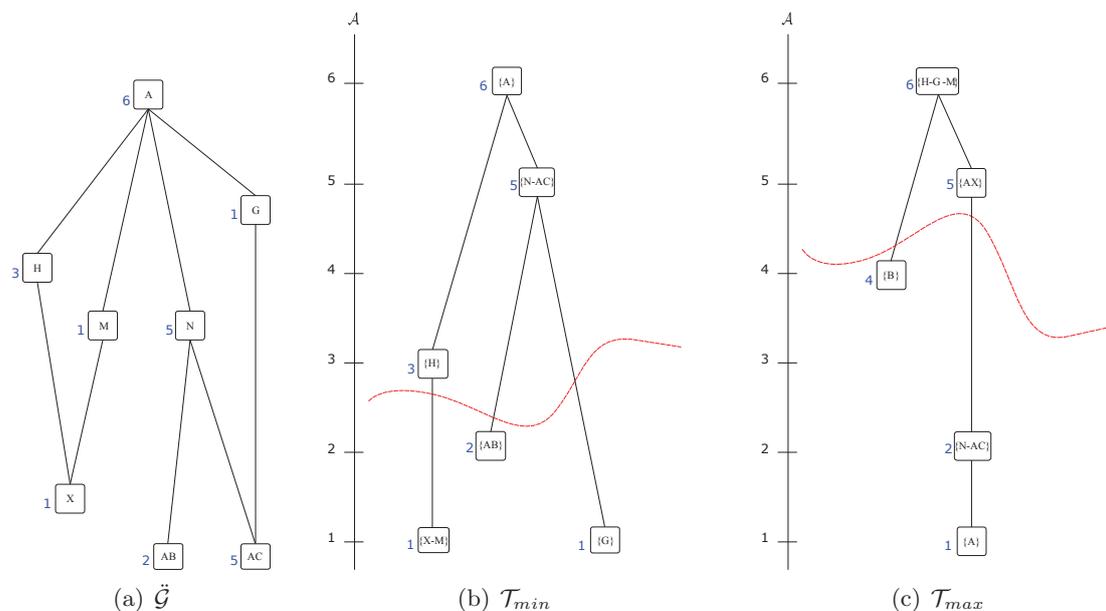


FIGURE 10.2 – Filtrage du graphe des coupes dans l'espace des formes. (a) Graphe des coupes $\tilde{\mathcal{G}}$ valué par un attribut. (b,c) L'arbre des coupes inférieures (ou min-tree) \mathcal{T}_{min} et l'arbre des coupes supérieures (ou max-tree) \mathcal{T}_{max} construit à partir de $\tilde{\mathcal{G}}$. Un nœud de l'arbre des coupes représente un ensemble de nœuds du graphe des coupes. La ligne en rouge représente un élagage de l'arbre; selon la stratégie adoptée, les nœuds préservés sont situés soit en-dessous, soit au-dessus de cette ligne.

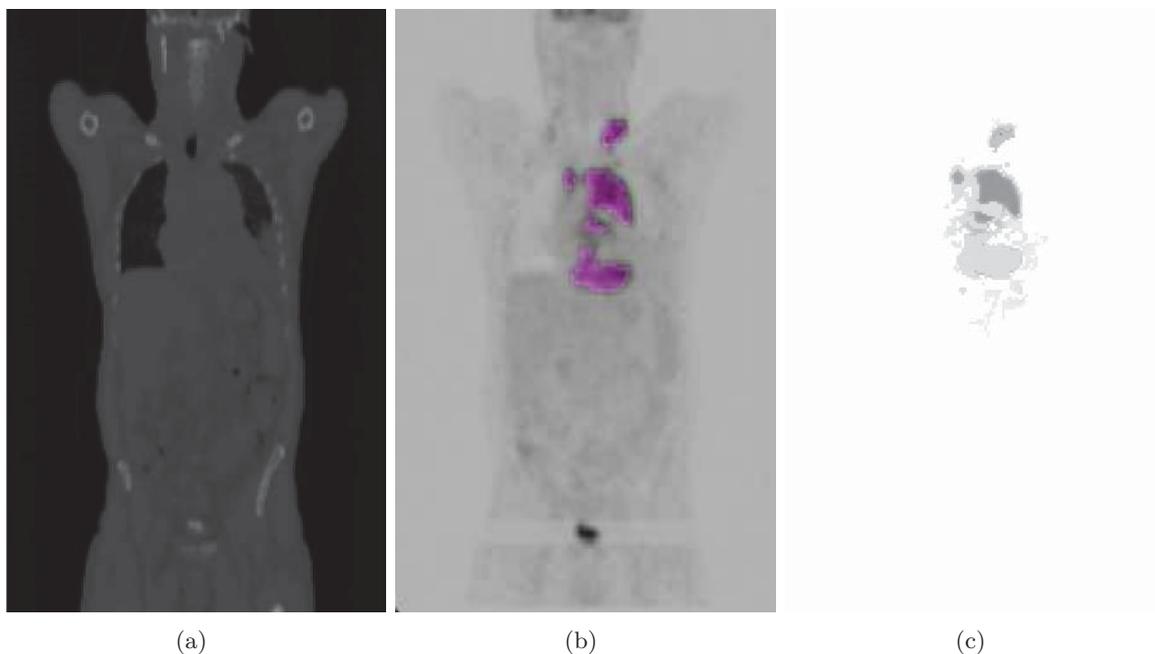


FIGURE 10.3 – Images CT (a) et PET (b) couplées. (b) Vérité-terrain des lésions, en violet. (c) Traitement dans l'espace des formes de (a+b), visualisé dans l'espace de valeurs de l'image TEP. (a,b) Images fournies par M. Meignan, Hôpitaux Universitaires Henri-Mondor, Lymphoma Academic Research Organization, Créteil, France.

10.3 Discussion

Dans ce chapitre nous avons proposé une application utilisant le graphe des coupes pour la segmentation d'images multimodales. La méthode de segmentation présentée, si elle a permis d'obtenir des résultats préliminaires, ne prétend toutefois pas être au niveau de l'état de l'art comparée à d'autres méthodes proposées dans la littérature. En particulier les résultats obtenus n'ont pas été évalués quantitativement. Cette application donne cependant un exemple d'utilisation du graphe des coupes dans un contexte de segmentation par le biais d'un attribut non croissant, en utilisant le concept d'espace des formes. Il pourrait être intéressant de comparer cette approche à base de graphe des coupes avec une approche utilisant l'arbre de coupes dans chaque image. La comparaison entre arbres de coupes et graphes de coupes fera l'objet de travaux futurs.

Troisième partie

Discussion

Chapitre 11

Bilan

Les parties précédentes ont donné un aperçu synthétique des travaux que j'ai effectués dans le domaine des approches hiérarchiques, en particulier sur les arbres et les graphes de coupes. Ce chapitre dresse un bilan des contributions méthodologiques et applicatives de ces travaux, ainsi que certaines questions et problèmes ouverts qu'ils ont soulevés.

11.1 Contributions méthodologiques

Arbre des coupes

Les arbres de coupes ont été introduits dans le domaine du traitement d'images en 1991 avec les travaux de Hanusse et al. [14, 17]¹. En 1998 Salembier et al. [29] proposent le *max-tree*, fondé sur le même concept, et présentent, outre certains développements méthodologiques en simplification d'images, un algorithme efficace de calcul. En 1999 Jones [34] a introduit une structure très proche appelée *component-tree*² pour le calcul de filtres d'attributs introduits dans [26]. Les contributions méthodologiques que j'ai proposées à travers mes travaux sur les arbres de coupes ont concerné essentiellement leur utilisation dans des algorithmes de segmentation d'images. Deux types d'approches autour de la segmentation par arbres de coupes ont été abordées :

- une approche de segmentation fondée sur la définition d'un marqueur binaire pour sélectionner dans l'arbre des coupes l'ensemble des nœuds dont la reconstruction se rapproche le plus de ce marqueur, relativement à une distance pondérée par un paramètre. Cette approche, versatile, peut être utilisée aussi bien dans une application de segmentation interactive que de segmentation automatisée, à partir d'un marqueur calculé par une autre approche ;
- une approche de segmentation fondée sur des méthodes d'apprentissage, dont l'objectif est de classifier indépendamment les nœuds de l'arbre des coupes selon certains attributs plus ou moins discriminants.

Discussion Cette méthode de segmentation par arbre de coupes s'inscrit dans une classe de méthodes plus générales, consistant à associer une hiérarchie de partitions à une image puis à rechercher au sein de cette partition une union de régions coïncidant avec le ou les objet(s) à segmenter. Les principes de segmentation développés dans le cadre des arbres de coupes pourraient être appliqués sans grande difficulté à d'autres structures hiérarchiques que nous n'avons pas abordées dans ces travaux, telles que les arbres de formes [87] ou les arbres de partitionnement binaires [39]. De même, nous n'avons pas abordé dans ces travaux

1. Structure nommée *dendrone*.

2. La différence réside dans le stockage de l'ensemble des composantes-connexes de toutes les coupes, même si elles ont le même support. La différence entre le *max-tree* et le *component-tree* est du même ordre que la différence entre les graphes des coupes \mathcal{G} et $\hat{\mathcal{G}}$.

les notions de *coupes optimales* guidées par des processus d'optimisation discrète [48] au sein de hiérarchies de partitions.

Graphe des coupes

La notion de graphe des coupes, définie comme l'extension de l'arbre des coupes aux images ayant leur valeur dans un ensemble non totalement ordonné, est entièrement nouvelle. Elle a été inventée dans le but d'étendre les propriétés désirables de l'arbre des coupes aux images couleur et plus généralement aux images multivaluées. L'étude des propriétés structurelles des graphes de coupes [R11] a permis également de déduire une autre structure, l'*arbre des coupes multivalué*, pour lequel un algorithme efficace, quasi-linéaire, a été proposé [R9].

Discussion La notion de graphe des coupes, si elle est apparue comme une extension pertinente du concept d'arbre des coupes, souffre de certaines limitations. D'une part, à l'heure actuelle, le calcul du graphe des coupes est coûteux, en complexité quadratique pour le graphe le plus simplifié ($\tilde{\mathcal{G}}$). Cette complexité peut être réduite en calculant le graphe sur des sous-images (voir chapitre 8) ou en précalculant ces structures et en les stockant de manière persistante.

D'autre part, une problématique que nous avons abordée de manière incomplète concerne le choix de la relation d'ordre partiel à utiliser dans le cas d'images non-scalaires. Dans le chapitre 8 traitant des images couleurs, nous avons considéré deux treillis : le treillis RGB (rouge, vert, bleu) et le treillis SV (saturation, valeur). Dans le cas du treillis RGB, nous avons considéré implicitement que la borne supérieure du treillis était $(255, 255, 255)$ et la borne inférieure $(0, 0, 0)$. Même si certaines couleurs sont non comparables, ceci impose de fait une hiérarchie arbitraire entre les couleurs comparables : les valeurs RGB à forte luminance (somme des composantes rouge, vert, bleu) sont supérieures aux valeurs ayant une faible luminance. Par conséquent, même si la relation d'ordre est partielle et évite de hiérarchiser l'ensemble des valeurs, un ordre implicite existe, lié à la luminosité dans le cas RGB, c'est à dire à la proximité de la valeur par rapport au blanc $(255, 255, 255)$ ou au noir $(0, 0, 0)$. Cette nécessité de définir une relation d'ordre, même partielle, sur des espaces de valeurs intrinsèquement non comparables constitue clairement une limite méthodologique de l'approche.

La notion d'arbre des coupes multivalué permet d'obtenir un compromis entre l'arbre des coupes défini à partir d'une relation d'ordre total et le graphe des coupes défini sur une relation d'ordre partiel. Il nécessite cependant la définition d'une relation d'ordre OTPMI sur les valeurs de l'image. Dans ces travaux, nous avons abordé cette notion de manière relativement incomplète ; plusieurs pistes de recherche se dégagent de ce concept.

11.2 Contributions applicatives

Les contributions applicatives de nos travaux ont concerné différents domaines. Dans le domaine du traitement du document, deux méthodes ont été développées. Une méthode de binarisation s'appuyant sur l'arbre des coupes a permis de binariser l'image tout en gardant les petits détails fins, supprimés par d'autres méthodes. En intégrant dans l'arbre des coupes des descripteurs de forme robustes, une méthode de classification de lettrines a été mise en œuvre. Ces deux méthodes ont leur défaut et n'ont pas eu la prétention de supplanter les méthodes existantes ou issues d'autres domaines tels que le machine learning. Cependant, elles ont permis de démontrer expérimentalement le potentiel de ces méthodes bâties sur le concept d'opérateurs connexes, alors même que ces méthodes sont relativement peu connues en dehors de la communauté de morphologie mathématique. Concernant la classification de lettrines, la méthode a proposé un exemple d'utilisation d'attributs de plus haut niveau dans

la structure de l'arbre, dans un contexte où les méthodes par arbre de coupes utilisaient généralement des attributs de plus bas niveau, peu discriminants.

Dans le domaine médical, l'arbre des coupes a été utilisé dans le contexte de la dermatologie, où il a permis de segmenter un ensemble de nævus selon certains critères déterminés à partir d'un ensemble d'objets d'intérêt délimités manuellement. Il a été utilisé dans le contexte de l'imagerie angiographique cérébrale pour segmenter les vaisseaux sanguins, au travers d'une méthode fondée sur une sélection des nœuds à partir d'apprentissage supervisé, et d'une seconde méthode fondée sur un marqueur binaire déformé par recalage sur l'image à traiter. Dans le domaine de l'imagerie TEP, il a également été utilisé pour discriminer les lésions d'autres structures hyperfixantes, par le biais d'attributs définis manuellement et attachés aux nœuds.

Par rapport à la problématique générale évoquée dans l'introduction de ce mémoire, la classification par arbre de coupes est un moyen d'injecter de la connaissance externe dans des processus de segmentation ascendante. La limitation de ce type d'approche est relative d'une part à la définition de la partition sous-jacente de l'image à partir des coupes de l'image, dont les composantes connexes ne coïncident pas forcément avec les objets à segmenter, d'autre part à la définition manuelle des attributs, qui peut ne pas être optimale dans certains problèmes de reconnaissance de formes complexes.

Dans le cadre des graphes de coupes, des résultats ont été obtenus dans le domaine du filtrage connexe d'images couleur et intégrés dans un prototype logiciel³. Le concept d'arbre des coupes multivalué a été appliqué dans le cadre de cartes de classification hiérarchiques en télédétection. La notion de graphe des coupes a été appliqué également dans le domaine de l'imagerie multimodale TEP/CT, couplé à une stratégie de sélection des nœuds fondée sur le concept d'espace des formes. Dans ces deux dernières applications, les résultats peuvent être considérés comme préliminaires. En effet, dans le cadre de la télédétection, la notion de filtrage d'attributs sur une carte de classification hiérarchique, si elle permet d'illustrer ce concept dans un contexte où la relation d'ordre partielle fournie par la hiérarchie de labels est OTPMI, reste délicate à interpréter. Dans le cadre de l'imagerie multimodale TEP/CT, la méthodologie développée reste complexe en terme de mise en œuvre, et les résultats obtenus n'ont pas été évalués quantitativement comparativement à d'autres méthodes.

Les méthodes de filtrage et de segmentation à base de graphes de coupes sont similaires aux méthodes fondées sur les arbres de coupes. De ce point de vue, le graphe des coupes constitue une extension pertinente de ce concept. Cependant dans un contexte applicatif, la complexité algorithmique du calcul du graphe des coupes constitue une limitation importante. L'arbre des coupes multivalué cependant ne souffre pas de cet inconvénient : son calcul est équivalent au calcul d'un arbre de coupes. La limitation de cette structure provient de la nécessité de définir une relation d'ordre OTPMI dans un cadre applicatif où une telle relation d'ordre n'est pas triviale à obtenir.

3. <https://github.com/bnaegel/component-graph>

Chapitre 12

Perspectives

Le chapitre précédent a tenté de mettre en lumière certaines limitations et certains problèmes ouverts restés en suspens au terme de ces travaux. L'objectif de ce chapitre est de développer certaines pistes de recherche qui se sont dégagées des pages précédentes.

Les images sont de plus en plus riches, variées et complexes à traiter. Dans ce contexte de données massives, le recours à des techniques d'apprentissage issues de la communauté de machine learning semble de plus en plus nécessaire et pertinent. D'un autre côté, l'accroissement des connaissances théoriques et le développement d'outils fondamentaux de traitement des images, sont également importants : l'utilisation de méthodes d'apprentissage n'est en effet pas utile s'il est possible d'obtenir des résultats similaires sans avoir recours à des bases d'entraînement complexes à générer. En particulier l'apprentissage automatique dans le domaine médical est confronté à deux contraintes importantes : d'une part le temps disponible pour produire le diagnostic, d'autre part la génération de grandes quantités de vérités-terrain fiables et précises, qui constitue une problématique à part entière.

Les perspectives de recherche que je souhaite aborder dans les prochaines années s'articulent autour de trois axes. Le premier est dédié à la poursuite des travaux méthodologiques dans le domaine de la morphologie mathématique : développement de nouveaux opérateurs connexes et de nouvelles méthodes de segmentation à base d'approches hiérarchiques, prise en compte des images multivaluées, multispectrales et multimodales, intégration de méthodes d'optimisation discrètes. Le deuxième axe vise à étudier plus en profondeur les méthodes combinant morphologie mathématique et machine learning, toujours dans l'optique d'intégrer de la connaissance externe dans des structures ou des algorithmes de plus bas niveau. Le troisième axe concerne les applications et la mise en œuvre de ces méthodes au sein de différents domaines applicatifs, notamment en imagerie médicale et biomédicale. Enfin, je compte également porter mes efforts sur la diffusion et l'animation scientifique autour des approches à base de morphologie mathématique.

12.1 Morphologie mathématique

L'objectif à long terme dans ce domaine est d'aboutir à des méthodes de traitement multi-échelles, robustes, prenant en compte intrinsèquement la nature diverse des images : multivaluées, multispectrales, multimodales, multisources, multitemporelles.

Les travaux de morphologie mathématique autour des structures hiérarchiques relatés dans ce mémoire ont permis de dégager un certain nombre de pistes de recherche. Ils seront étendus et approfondis afin de lever certaines de leurs limitations. De manière non exhaustive, les sujets suivants seront abordés.

Arbre des coupes multivalué L'arbre des coupes multivalué, de par sa faible complexité algorithmique, présente un intérêt certain pour le traitement d'images multivaluées. La problématique consiste essentiellement à trouver des relations d'ordres adéquates, c'est à dire

totales par morceaux inférieurs (TMI). L'objectif est d'étudier des stratégies permettant de construire ou de générer des relations ordres TMI à partir d'une relation d'ordre quelconque. Dans ce but, s'appuyer sur des méthodes de calcul d'arbres couvrants, afin d'obtenir un arbre à partir d'un graphe, semble une piste à approfondir. En particulier, la transformation du treillis RGB en une arborescence pourrait s'appuyer sur le contenu de l'image, en considérant par exemple la distribution des couleurs dans l'image, ou en prenant en compte le contenu colorimétrique de certains objets d'intérêt, segmentés de manière automatique ou de façon manuelle. Plus concrètement, il s'agirait de définir dans une image certaines classes de valeurs non comparables, tout en définissant une relation d'ordre totale au sein de chaque classe de valeurs. L'objectif serait de rendre non comparables les valeurs des objets à segmenter (donc faire correspondre les valeurs des objets à des branches différentes dans l'arborescence de la relation d'ordre), tout en faisant en sorte que les valeurs du fond de l'image soient des minorants des valeurs des objets. Ainsi, les objets pourraient correspondre à des nœuds de l'arbre des coupes multivalué.

Graphe des coupes Le calcul efficace du graphe des coupes dans le cas général (notamment le calcul de $\hat{\mathcal{G}}$, ainsi que le calcul rapide de $\check{\mathcal{G}}$) reste un problème ouvert. Les travaux futurs consisteront essentiellement à rechercher des optimisations, de type heuristiques par exemple, afin d'aboutir à une structure de données approximant le graphe des coupes (en s'inspirant par exemple des travaux de Carlinet et al. [85], qui calculent un graphe des formes sur une image multivariée à partir des arbres individuels calculés sur chaque canal de l'image) en un temps raisonnable. D'autre part, il reste à expérimenter cette structure dans le cadre d'applications de segmentation d'images, qui n'ont pas été abordées à l'heure actuelle.

Enfin, comme évoqué à la fin du chapitre 10, on peut s'interroger sur l'utilité en pratique du graphe des coupes comparé à une approche purement marginale, où un arbre des coupes serait calculé pour chaque image/canal. Une telle étude expérimentale n'a pas été faite et fera l'objet de travaux futurs.

Relations d'ordre pour les images multivaluées Dans ces travaux nous n'avons pas approfondi la notion de relation d'ordre dans les espaces de valeurs d'images multivaluées (couleurs, multimodales, multispectrales, etc.). En particulier dans les images couleurs, nous avons utilisé (par défaut) l'ordre par composantes ou ordre marginal. Dans la mesure où la structure de graphe de coupes et donc tous les traitements qui en découlent dépendent de cette relation d'ordre partielle définie sur l'espace des valeurs de l'image, l'étude et l'utilisation d'ordres plus spécifiques, dédiés à certains types d'images ou certaines applications, semblent pertinents. Par exemple deux pistes peuvent être envisagées :

- comme dans le contexte exposé précédemment des arbres de coupes multivalués, des ordres spécifiques pourraient s'appuyer sur le contexte de l'image. Dans une optique de segmentation, l'objectif serait de séparer dans le diagramme de Hasse (c'est à dire rendre non-comparables) les valeurs correspondant aux objets d'intérêt des valeurs du fond ;
- l'utilisation d'autres espaces couleur que l'espace RGB, tel que l'espace HSV (utilisé au chapitre 8), au sein desquels certains canaux possèdent un ordre naturel (canaux saturation et valeur) et d'autres ne sont pas ordonnés (canal teinte) pourrait être approfondie. En particulier, l'utilisation de méthodes d'analyse des données permettant de décorréler les canaux pourrait être une piste intéressante, dans le but, encore une fois, de regrouper dans une même classe les valeurs jugées non comparables.

Autres sujets

D'autres sujets de recherche dans le domaine de la morphologie mathématique sont envisagés. Les attributs intégrés dans les approches hiérarchiques reposent généralement sur

une description individuelle sous forme de vecteur d'attributs d'une sous-région d'une partition, sans prendre en compte le contexte local ou spatial (proximité d'autres sous-régions partageant des attributs similaires, etc.). On pourrait notamment imaginer une description des relations spatiales entre certains objets d'intérêt, afin d'identifier au sein de structures hiérarchiques certaines configurations ou « patterns » caractéristiques (par exemple des regroupements locaux de certains types d'objets). L'intégration de tels attributs s'appuyant sur des relations spatiales pourrait avoir par exemple des applications dans certains processus de décision en imagerie biologique (comme la distribution spatiale de macrophages autour de structures d'intérêt telles que les glomérules en imagerie histopathologique rénale). Ces approches pourraient par exemple s'appuyer sur les notions d'histogramme de force [35] ou d'entrelacement [91] ou encore les approches recensées dans [53].

Dans le cadre de la segmentation d'images par croissance de régions, l'intégration de contraintes de formes a été peu étudiée dans la littérature. L'objectif serait d'aboutir à des approches de segmentation morphologique intégrant un certain nombre de contraintes, dont des contraintes morphologiques, afin de les confronter à d'autres approches issues de la communauté d'analyse d'images, notamment les approches à base d'optimisation discrète et de marches aléatoires [63].

12.2 Apprentissage pour la morphologie mathématique

Cette piste de recherche vise à explorer le couplage entre les approches de machine learning et la morphologie mathématique. Les travaux décrits précédemment ont passé en revue un certain nombre d'applications qui se sont appuyés sur certains algorithmes de classification. Ces approches seront poursuivies et approfondies. En particulier les approches considérées ont été essentiellement de type « ascendantes » : l'image est partitionnée puis les régions sont classifiées individuellement. Des approches de type « descendantes » seront explorées, consistant à partir d'un modèle d'objet afin de guider le partitionnement d'image dans l'objectif d'extraire toutes les occurrences de cet objet. Notamment des approches à base de dictionnaire (ou méthodes parcimonieuses) ou de patches, combinées avec des méthodes de morphologie mathématique de type hiérarchiques seront considérées.

D'autre part, dans les approches que nous avons considérées, nous nous sommes généralement appuyés sur une caractérisation individuelle des régions (ou nœuds), alors que dans certaines applications la notion de branche pourrait être utilisée afin de caractériser, pour chaque pixel ou région de l'image, l'évolution des attributs dans les régions ancêtres. Ce principe peut être étendu à différents niveaux de résolution et différentes modalités [92]. Ce type d'approche a notamment été utilisé dans le domaine de la télédétection par le biais de la notion de profil d'attributs [45, 76].

Une piste de recherche qui sera étudiée concernera également le couplage entre les approches d'apprentissage profond, qui ont prouvé leur intérêt dans les problèmes complexes de reconnaissances de formes et de segmentation, et les méthodes issues de la morphologie mathématique, en particulier les approches hiérarchiques. Il est en effet intéressant de noter que certains concepts émergents dans la communauté de l'apprentissage profond semblent avoir des liens avec la morphologie mathématique (par exemple le concept de « convolution dilatée » [90]). D'autre part, certains travaux récents se sont penchés sur la notion de « perceptron morphologique », pendant non-linéaire du perceptron de Rosenblatt utilisé dans les réseaux de neurones [89]. Enfin, les approches de segmentation sémantique à base de réseaux de neurones convolutionnels s'appuient sur une décomposition hiérarchique de l'image en zones d'intérêt qui sont ensuite classifiées : là encore, des liens avec les approches hiérarchiques définies en morphologie mathématique semblent exister.

12.3 Applications en analyse d'images

Ces méthodes seront naturellement expérimentées et mises en œuvre, au travers de projets et de collaborations, dans le cadre de diverses applications, notamment en traitement d'images médicales et biologiques.

Imagerie angiographique cérébrale

La problématique du traitement des images angiographiques cérébrales IRM 3D a été abordée au sein du projet ANR VIVABRAIN (2013-2017). Ce projet était fondé sur une chaîne de traitements, allant de l'acquisition d'image, vers l'analyse (segmentation des vaisseaux, modélisation géométrique), la simulation de fluides, et enfin la simulation d'IRM à des fins de génération d'images IRM synthétiques. Le sujet de la segmentation de vaisseaux à partir de telles images reste à l'heure actuelle un problème ouvert ; des méthodes existent, qui restent largement perfectibles en terme de robustesse.

Une piste de recherche qui a été lancée cette année 2018 concerne la segmentation du réseau vasculaire cérébral à partir de méthodes d'apprentissage profond. En effet, à l'heure actuelle ce type de méthodes n'a pas encore été expérimenté sur ce type d'images. L'objectif à court terme est de comparer ce type d'approches avec les approches déjà développées dans l'équipe. À moyen terme, l'objectif est d'améliorer la robustesse de la segmentation des vaisseaux, en s'appuyant si nécessaire sur des approches à base d'atlas probabilistes pour guider l'apprentissage.

Imagerie abdominale

Dans le cadre du co-encadrement de la thèse de science, débutée en 2017, de Pietro Addeo, chirurgien dans le domaine de la transplantation hépatique, des travaux sont conduits sur l'analyse d'images tomodensitométriques abdominales en planification opératoire. L'objectif est d'aboutir, à partir d'images scanners de donneurs et receveurs, à des critères d'appariement permettant d'éviter les problèmes de type « small for size » rendant difficile voire impossible la transplantation d'un foie dans une cavité trop petite. Dans ce cadre, l'objectif est également d'étudier des critères reposant sur la taille de l'artère hépatique, afin d'optimiser les appariements entre donneurs et receveurs.

Des méthodes semi-automatiques seront mises en œuvre dans ce but. Les méthodes d'apprentissage profond seront également investiguées dans ce contexte.

Imagerie histopathologique

Le domaine de l'imagerie histopathologique est en plein essor et l'analyse de ce type d'image est un véritable enjeu de santé publique. Je vais poursuivre mes travaux dans ce domaine, au travers de la thèse d'Arnaud Abreu (depuis novembre 2016), et également au travers de mes collaborations avec l'équipe SDC (Sciences Données Connaissances) du laboratoire ICube. Les méthodes d'apprentissage profonds sont actuellement dans ce domaine les méthodes privilégiées par la quasi-totalité de la communauté. Il reste cependant beaucoup de problèmes à résoudre, tant en terme d'interprétation des images que de génération de vérités-terrains pertinentes.

Autres applications

Les domaines évoqués précédemment ne sont évidemment pas exhaustifs : les méthodologies mises en œuvre pourront être appliquées à d'autres domaines, au gré des opportunités scientifiques.

12.4 Animation et diffusion scientifique

Enfin, un point sur lequel je compte porter mes efforts à l'avenir concerne la diffusion et l'animation scientifique dans le domaine de la morphologie mathématique. La communauté de morphologie mathématique, bien que de taille modeste, a su démontrer l'utilité et l'efficacité de cette approche, aussi bien d'un point de vue théorique qu'applicatif. Cependant, il semble regrettable que certaines approches et méthodes ne soient pas plus utilisées ni connues dans la communauté du traitement d'images. Dans ce contexte, des actions de communication et de valorisation autour de ces concepts sont importantes. Celles-ci peuvent prendre la forme de groupes de travail ou de tutoriels adossés à certaines grande conférences de traitement d'images. Dans cette optique, la diffusion des travaux dans la communauté de traitement d'images sous le biais de code opensource représente un intérêt majeur. Dans ce cadre, le journal IPOL (Image Processing On Line) vise à devenir un journal de référence autour de la science reproductible, décrivant divers algorithmes de traitement d'images et incluant des démonstrations en ligne. J'envisage à l'avenir de continuer à participer à cette démarche de science reproductible par la distribution systématique du code source des méthodes qui seront développées [R10, R13].

Publications de l'auteur et bibliographie

Chapitres de livres

- [L1] B. NAEGEL, N. PASSAT et C. RONSE. « 3D angiographic image segmentation ». Dans : *Mathematical Morphology: From Theory to Applications*. John Wiley & Sons, Inc., 2010, p. 375–383.
- [L2] B. NAEGEL, N. PASSAT et C. RONSE. « Segmentation d'images angiographiques 3D ». Dans : *Morphologie mathématique Tome 2 : estimation, choix et mise en œuvre*. Hermes Science, 2010, p. 199–206.
- [L3] G. APOU, B. NAEGEL, G. FORESTIER, F. FEUERHAKE et C. WEMMERT. « Efficient Region-Based Classification for Whole Slide Images ». Dans : *Computer Vision, Imaging and Computer Graphics - Theory and Applications: International Joint Conference, VISIGRAPP 2014, Lisbon, Portugal, January 5-8, 2014, Revised Selected Papers*. Sous la dir. de S. BATTIATO, S. COQUILLART, J. PETTRÉ, R. S. LARAMEE, A. KERREN et J. BRAZ. Cham : Springer International Publishing, 2015, p. 239–256.

Articles en revues internationales

- [R1] B. NAEGEL. « Using Mathematical Morphology for the Anatomical Labeling of Vertebrae from 3D CT-Scan Images ». Dans : *Computerized Medical Imaging and Graphics* 31.3 (avr. 2007), p. 141–156.
- [R2] B. NAEGEL, N. PASSAT et C. RONSE. « Grey-level hit-or-miss transforms — Part I: Unified theory ». Dans : *Pattern Recognition* 40.2 (2007), p. 635–647.
- [R3] B. NAEGEL, N. PASSAT et C. RONSE. « Grey-Level Hit-or-Miss Transforms — Part II : Application to Angiographic Image Processing ». Dans : *Pattern Recognition* 40.2 (2007), p. 648–658.
- [R4] B. KERAUTRET, J.-O. LACHAUD et B. NAEGEL. « Curvature based corner detector for discrete, noisy and multi-scale contours ». Dans : *International Journal of Shape Modeling* 14.02 (2008), p. 127–145.
- [R5] B. NAEGEL, A. CERNICANU, J.-N. HYACINTHE, M. TOGNOLINI et J.-P. VALLÉE. « SNR Enhancement of Highly-Accelerated Real-Time Cardiac MRI Acquisitions Based on Non-Local Means Algorithm ». Dans : *Medical Image Analysis* 13.4 (2009), p. 598–608.
- [R6] B. NAEGEL et L. WENDLING. « A Document Binarization Method Based on Connected Operators ». Dans : *Pattern Recognition Letters* 31.11 (août 2010), p. 1251–1259.
- [R7] N. PASSAT, B. NAEGEL, F. ROUSSEAU, M. KOOB et J.-L. DIETEMANN. « Interactive segmentation based on component-trees ». Dans : *Pattern Recognition* 44.10-11 (2011), p. 2539–2554.

- [R8] A. DUFOUR, O. TANKYEVYCH, B. NAEGEL, H. TALBOT, C. RONSE, J. BARUTHIO, P. DOKLÁDAL et N. PASSAT. « Filtering and Segmentation of 3D Angiographic Data: Advances Based on Mathematical Morphology ». Dans : *Medical Image Analysis* 17.2 (fév. 2013), p. 147–164.
- [R9] C. KURTZ, B. NAEGEL et N. PASSAT. « Connected Filtering Based on Multivalued Component-Trees ». Dans : *IEEE Transactions on Image Processing* 23.12 (2014), p. 5152–5164.
- [R10] B. NAEGEL et N. PASSAT. « Interactive Segmentation Based on Component-Trees ». Dans : *Image Processing On Line* 4 (mai 2014), p. 89–97.
- [R11] N. PASSAT et B. NAEGEL. « Component-Trees and Multivalued Images: Structural Properties ». Dans : *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 49.1 (avr. 2014), p. 37–50.
- [R12] G. APOU, N. S. SCHAADT, B. NAEGEL, G. FORESTIER, R. SCHÖNMEYER, F. FEUERHAKE, C. WEMMERT et A. GROTE. « Detection of Lobular Structures in Normal Breast Tissue ». Dans : *Computers in Biology and Medicine* 74 (2016), p. 91–102.
- [R13] O. MERVEILLE, B. NAEGEL, H. TALBOT, L. NAJMAN et N. PASSAT. « 2D Filtering of Curvilinear Structures by Ranking the Orientation Responses of Path Operators (RORPO) ». Dans : *Image Processing On Line* 7 (2017), p. 246–261.

Articles dans des actes de conférences internationales

- [C1] B. NAEGEL, C. RONSE et L. SOLER. « Connected Morphological Operators for CT-Scan Images of the Abdomen ». Dans : *Proceedings of Computer Assisted Radiology and Surgery - CARS'02*. Springer-Verlag, 2002, p. 1031.
- [C2] B. NAEGEL, C. RONSE et L. SOLER. « Using Grey-Scale Hit-or-Miss Transform for Segmenting the Portal Network of the Liver ». Dans : *Mathematical Morphology: 40 Years on. Proceedings of the 7th International Symposium on Mathematical Morphology*. Sous la dir. de C. RONSE, L. NAJMAN et E. DECENCIÈRE. T. 30. Computational Imaging and Vision. Paris, France : Springer SBM, avr. 2005, p. 429–440.
- [C3] B. NAEGEL, N. PASSAT, N. BOCH et M. KOCHER. « Segmentation using vector-attributes filters: methodology and application to dermatological imaging ». Dans : *ISMM 2007, 8th International Symposium on Mathematical Morphology. Rio de Janeiro, Brazil*. Sous la dir. de G. BANNON, J. BARRERA et U. BRAGA-NETO. T. 1. INPE, 2007, p. 239–250.
- [C4] B. KERAUTRET, J.-O. LACHAUD et B. NAEGEL. « Comparison of discrete curvature estimators and application to corner detection ». Dans : *International Symposium on Visual Computing*. Springer, Berlin, Heidelberg. 2008, p. 710–719.
- [C5] B. CALDAIROU, B. NAEGEL et N. PASSAT. « Segmentation of complex images based on component-trees: Methodological tools ». Dans : *International Symposium on Mathematical Morphology (ISMM)*. T. 5720. Lecture Notes in Computer Science. Groningen, Netherlands : Springer, 2009, p. 171–180.
- [C6] J.-N. HYACINTHE, B. NAEGEL, M. TOGNOLINI et J.-P. VALLÉE. « Denoising of highly accelerated real-time cardiac MR images using extended non-local means ». Dans : *International Society for Magnetic Resonance in Medicine-ISMIRM 17th Scientific Meeting & Exhibition*. 2009, p. 3810.
- [C7] B. NAEGEL et L. WENDLING. « Combining Shape Descriptors and Component-Tree for Recognition of Ancient Graphical Drop Caps ». Dans : *Proceedings of VISAPP'09: Fourth International Conference on Computer Vision Theory and Applications*. T. 2. Lisboa, Portugal : INSTICC, fév. 2009, p. 297–302.

- [C8] B. NAEGEL et N. PASSAT. « Component-Trees and Multi-Value Images: A Comparative Study ». Dans : *ISMM, Proceedings*. T. 5720. Lecture Notes in Computer Science. Springer, 2009, p. 261–271.
- [C9] B. NAEGEL et L. WENDLING. « Document binarization based on connected operators ». Dans : *ICDAR'09: Tenth International Conference on Document Analysis and Recognition*. 10th International Conference on Document Analysis and Recognition, 2009. Barcelona, Spain : IEEE, juil. 2009, p. 316–320.
- [C10] N. PASSAT et B. NAEGEL. « An Extension of Component-Trees to Partial Orders ». Dans : *ICIP, Proceedings*. 2009, p. 3981–3984.
- [C11] B. CALDAIROU, N. PASSAT et B. NAEGEL. « Attribute-filtering and knowledge extraction for vessel segmentation ». Dans : *International Symposium on Visual Computing (ISVC)*. T. 6453. Advances in Visual Computing 6th International Symposium, ISVC 2010, Las Vegas, NV, USA, November 29-December 1, 2010. Proceedings. Las Vegas, United States : Springer, 2010, p. 13–22.
- [C12] A. DUFOUR, N. PASSAT, B. NAEGEL et J. BARUTHIO. « Interactive 3D brain vessel segmentation from an example ». Dans : *International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*. Chicago, United States : IEEE, 2011, p. 1121–1124.
- [C13] N. PASSAT et B. NAEGEL. « Component-hypertrees for image segmentation ». Dans : *International Symposium on Mathematical Morphology (ISMM)*. T. 6671. Mathematical Morphology and Its Applications to Image and Signal Processing 10th International Symposium, ISMM 2011, Verbania-Intra, Italy, July 6-8, 2011. Proceedings. Intra, Lake Maggiore, Italy : Springer, 2011, p. 284–295.
- [C14] N. PASSAT et B. NAEGEL. « Selection of Relevant Nodes from Component-Trees in Linear Time ». Dans : *Discrete Geometry for Computer Imagery*. Lecture Notes in Computer Science. Springer, Berlin, Heidelberg, avr. 2011, p. 453–464.
- [C15] M. K. KOWALCZYK, B. KERAUTRET, B. NAEGEL et J. WEBER. « Revisiting Component Tree Based Segmentation Using Meaningful Photometric Informations ». Dans : *Computer Vision and Graphics:ICCVG 2012*. Sous la dir. de L. BOLC, R. TADEUSIEWICZ, L. J. CHMIELEWSKI et K. WOJCIECHOWSKI. Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2012, p. 475–482.
- [C16] A. DUFOUR, B. NAEGEL, C. RONSE, J. BARUTHIO, V. WOLFF et N. PASSAT. « From 2D markers in MIP to 3D vessel segmentation: A fuzzy paradigm for connected filtering ». Dans : *International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*. Biomedical Imaging (ISBI), 2013 IEEE 10th International Symposium on. San Francisco, United States : IEEE, 2013, p. 922–925.
- [C17] C. FILLION, A. DAURAT, B. NAEGEL, G. FREY et E. BAUDRIER. « A New Ab Initio Reconstruction Method from Unknown-Direction Projections of 2D Binary Set ». Dans : *IEEE International Conference on Image Processing*. Sept. 2013, p. 1031–1035.
- [C18] B. NAEGEL et N. PASSAT. « Towards Connected Filtering Based on Component-Graphs ». Dans : *Mathematical Morphology and Its Applications to Signal and Image Processing: International Symposium on Mathematical Morphology*. Lecture Notes in Computer Science. Springer Berlin Heidelberg, mai 2013, p. 353–364.
- [C19] G. APOU, B. NAEGEL, G. FORESTIER, F. FEUERHAKE et C. WEMMERT. « Fast segmentation for texture-based cartography of Whole Slide Images ». Dans : *Computer Vision Theory and Applications (VISAPP), 2014 International Conference on*. T. 1. IEEE. 2014, p. 309–319.

- [C20] C. KURTZ, B. NAEGEL et N. PASSAT. « Multivalued component-tree filtering ». Dans : *22nd International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*. IEEE. 2014, p. 1008–1013.
- [C21] B. NAEGEL et N. PASSAT. « Colour Image Filtering with Component-Graphs ». Dans : *22nd International Conference on Pattern Recognition*. Août 2014, p. 1621–1626.
- [C22] F. J. ALVAREZ PADILLA, E. GROSSIORD, B. ROMANIUK, B. NAEGEL, C. KURTZ, H. TALBOT, L. NAJMAN, R. GUILLEMOT, D. PAPATHANASSIOU et N. PASSAT. « Multi-criteria 3D PET image segmentation ». Dans : *Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*. Orléans, France, 2015, p. 346–351.
- [C23] G. APOU, F. FEUERHAKE, G. FORESTIER, B. NAEGEL et C. WEMMERT. « Synthesizing whole slide images ». Dans : *Image and Signal Processing and Analysis (ISPA), 2015 9th International Symposium on*. IEEE. 2015, p. 154–159.
- [C24] E. GROSSIORD, B. NAEGEL, H. TALBOT, N. PASSAT et L. NAJMAN. « Shape-based analysis on component-graphs for multivalued image processing ». Dans : *International Symposium on Mathematical Morphology and Its Applications to Signal and Image Processing*. Springer. 2015, p. 446–457.
- [C25] N. PASSAT, S. SALMON, J.-P. ARMSPACH, B. NAEGEL, C. PRUD’HOMME, H. TALBOT, A. FORTIN, S. GARNOTEL, O. MERVEILLE, O. MIRAUCOURT et al. « From Real MRA to Virtual MRA: Towards an Open-Source Framework ». Dans : *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Springer. 2016, p. 335–343.
- [C26] H. ROJBANI, E. BAUDRIER, B. NAEGEL, L. MAZO et A. HAMOUDA. « Joint 3D alignment-reconstruction multi-scale approach for cryo electron tomography ». Dans : *Biomedical Imaging (ISBI), 2016 IEEE 13th International Symposium on*. IEEE. 2016, p. 1109–1113.
- [C27] H. ROJBANI, É. BAUDRIER, B. NAEGEL, L. MAZO et A. HAMOUDA. « Angular Uncertainty Refinement and Image Reconstruction Improvement in Cryo-electron Tomography ». Dans : *Proceedings of the 11th Joint Conference on Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications (VISIGRAPP 2016) - Volume 3: VISAPP, Rome, Italy, February 27-29, 2016*. 2016, p. 96–102.
- [C28] A. ABREU, F. X. FRENOIS, S. VALITUTTI, P. BROUSSET, P. DENÈFLE, B. NAEGEL et C. WEMMERT. « Optimal Cut in Minimum Spanning Trees for 3-D Cell Nuclei Segmentation ». Dans : *Proceedings of the 10th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis*. Sept. 2017, p. 195–199.
- [C29] N. PASSAT, B. NAEGEL et C. KURTZ. « Implicit Component-Graph: A Discussion ». Dans : *Mathematical Morphology and Its Applications to Signal and Image Processing: International Symposium on Mathematical Morphology*. Lecture Notes in Computer Science. Springer, Cham, mai 2017, p. 235–248.
- [C30] A. ABREU, F. X. FRENOIS, S. VALITUTTI, P. BROUSSET, P. DENÈFLE, B. NAEGEL et C. WEMMERT. « Model-based graph segmentation in 2-D fluorescence microscopy images ». Dans : *International Conference on Pattern Recognition, Beijing, China*. 2018.
- [C31] F. J. ALVAREZ PADILLA, B. ROMANIUK, B. NAEGEL, S. SERVAGI VERNAT, D. MORLAND, D. PAPATHANASSIOU et N. PASSAT. « Hierarchical forest attributes for multimodal tumor segmentation on FDG-PET/contrast-enhanced CT ». Dans : *International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*. Washington, United States : IEEE, 2018, p. 163–167.

- [C32] F. J. ALVAREZ PADILLA, B. ROMANIUK, B. NAEGEL, S. SERVAGI-VERNAT, D. PAPA-THANASSIOU et N. PASSAT. « Matching filtering by region-based attributes on hierarchical structures for image co-segmentation ». Dans : *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. Athens, Greece : IEEE, 2018, p. 131–135.

Articles dans des actes de conférences nationales

- [N1] B. NAEGEL, C. RONSE et L. SOLER. « Segmentation morphologique d’images scanners 3D de l’abdomen ». Dans : *Conference on Modelling and Simulation for Computer-aided Medicine and Surgery (MS4CMS)*. T. 12. ESAIM, 2002, p. 129–133.
- [N2] B. NAEGEL, C. RONSE et L. SOLER. « Segmentation automatique de l’entrée de la veine porte dans le foie par application de la transformée en tout-ou-rien en niveaux de gris ». Dans : *ORASIS 2003, 9e congrès, Proceedings*. Gérardmer, France, mai 2003, p. 33–37.
- [N3] B. NAEGEL et N. BOCH. « Un Système d’aide Au Diagnostic Dermatologique Par Cartographie et Suivi de Grains de Beauté ». Dans : *Proceedings of the French Conference ORASIS 2007*. 2007.
- [N4] F. ALVAREZ PADILLA, B. ROMANIUK, B. NAEGEL, S. SERVAGI-VERNAT, D. PAPA-THANASSIOU et N. PASSAT. « Les arbres de coupes comme extracteur d’attributs pour la segmentation multi-images par marche aléatoire ». Dans : *Colloque GRETSI, Juan-les-Pins, France*. 2017.

Bibliographie

- [1] K. M. SAYRE. « Machine Recognition of Handwritten Words: A Project Report ». Dans : *Pattern Recognition* 5.3 (1973), p. 213–228.
- [2] R. E. TARJAN. « Efficiency of a Good But Not Linear Set Union Algorithm ». Dans : *J. ACM* 22.2 (avr. 1975), p. 215–225.
- [3] V. BARNETT. « The Ordering of Multivariate Data ». Dans : *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)* 139.3 (1976), p. 318–355.
- [4] S. W. ZUCKER. « Region Growing: Childhood and Adolescence ». Dans : *Computer Graphics and Image Processing* 5.3 (1976), p. 382–399.
- [5] N. OTSU. « A threshold selection method from grey-level histograms ». Dans : *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 9.1 (1979), p. 62–66.
- [6] A. S. ABUTALEB. « Automatic Thresholding of Gray Level Pictures Using Two-Dimensional Entropy ». Dans : *Computer Graphics and Image Processing* 47 (1982), p. 22–32.
- [7] N. J. KAPUR, P. K. SAHOO et A. K. WONG. « A New Method for Gray-Level Picture Thresholding Using the Entropy of the Histogram ». Dans : *Computer Graphics and Image Processing* 29 (1985), p. 273–285.
- [8] J. KITTLER et J. ILLINGWORTH. « Minimum Error Thresholding ». Dans : *Pattern Recognition* 19.1 (1986), p. 41–47.
- [9] K. V. MARDIA et T. J. HAINSWORTH. « A Spatial Thresholding Method for Image Segmentation ». Dans : *IEEE Transactions on PAMI* 10.6 (1988), p. 919–926.
- [10] P. K. SAHOO, S. SOLTANI, A. K. C. WONG et Y. C. CHEN. « A Survey of Thresholding Techniques ». Dans : *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 41.2 (1988), p. 233–260.

- [11] S. CHO, R. HARALICK et S. YI. « Improvement of Kittler and Illingworth's Minimum Error Thresholding ». Dans : *Pattern Recognition* 22 (1989), p. 609–617.
- [12] T. TAXT, P. J. FLYNN et A. K. JAIN. « Segmentation of Document Images ». Dans : *IEEE Transactions on PAMI* 11.12 (1989), p. 1322–1329.
- [13] S. D. YANOWITZ et A. M. BRUCKSTEIN. « A New Method for Image Segmentation ». Dans : *Computer Vision, Graphics and Image Processing* 46.1 (avr. 1989), p. 82–95.
- [14] P. HANUSSE et P. GUILLATAUD. « Sémantique Des Images Par Analyse Dendronique ». Dans : *RFIA '91 - Reconnaissance Des Formes et Intelligence Artificielle*. T. 2. AFCET, 1991, p. 577–588.
- [15] L. VINCENT et P. SOILLE. « Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations ». Dans : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 13.6 (juin 1991), p. 583–598.
- [16] M. GRIMAUD. « New Measure of Contrast: Dynamics ». Dans : *Image Algebra and Morphological Image Processing III*. Sous la dir. de P. GADER, E. DOUGHERTY et J. SERRA. T. SPIE-1769. SPIE, juil. 1992, p. 292–305.
- [17] P. HANUSSE et P. GUILLATAUD. « Dentronic Analysis of Pictures, Fractals and other Complex Structures ». Dans : *Fractal Geometry and Computer Graphics*. Sous la dir. de J. L. ENCARNÇÃO, G. SAKAS, H.-O. PEITGEN et G. ENGLERT. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 1992, p. 203–216.
- [18] A. K. JAIN et S. BHATTACHARJEE. « Text Segmentation Using Gabor Filters for Automatic Document Processing ». Dans : *Machine Vision and Applications* 5.3 (1992), p. 169–184.
- [19] T. KURITA, N. OTSU et N. ABDELMALEK. « Maximum likelihood thresholding based on population mixture models ». Dans : *Pattern Recognition* 25.10 (1992), p. 1231–1240.
- [20] L. VINCENT. « Morphological Area Openings and Closings for Grey-Scale Images ». Dans : *NATO Shape in Picture Workshop*. Springer, 1992, p. 197–208.
- [21] J. R. PARKER, C. JENNINGS et A. G. SALKAUSKAS. « Thresholding Using an Illumination Model ». Dans : *Proceedings of 2nd International Conference on Document Analysis and Recognition, Tsukuba (Japan)*. 1993, p. 270–273.
- [22] L. VINCENT. « Grayscale Area Openings and Closings, Their Efficient Implementations and Applications ». Dans : *EURASIP Workshop on Mathematical Morphology and Its Applications to Signal Processing*. 1993, p. 22–27.
- [23] R. ADAMS et L. BISCHOF. « Seeded Region Growing ». Dans : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 16.6 (juin 1994), p. 641–647.
- [24] P. SALEMBIER et J. SERRA. « Flat Zones Filtering, Connected Operators, and Filters by Reconstruction ». Dans : *IEEE Trans. on Image Processing* 4.8 (1995), p. 1153–1160.
- [25] O. TRIER et T. TAXT. « Evaluation of Binarization Methods for Document Images ». Dans : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 17.3 (1995), p. 312–315.
- [26] E. J. BREEN et R. JONES. « Attribute Openings, Thinnings, and Granulometries ». Dans : *Computer Vision and Image Understanding* 64.3 (1996), p. 377–389.
- [27] W. A. BARRETT et E. N. MORTENSEN. « Interactive Live-Wire Boundary Extraction ». Dans : *Medical Image Analysis* 1.4 (sept. 1997), p. 331–341.
- [28] E. N. MORTENSEN et W. A. BARRETT. « Interactive Segmentation with Intelligent Scissors ». Dans : *Graphical Models and Image Processing* 60.5 (sept. 1998), p. 349–384.

- [29] P. SALEMBIER, A. OLIVERAS et L. GARRIDO. « Anti-Extensive Connected Operators for Image and Sequence Processing ». Dans : *IEEE Transactions on Image Processing* 7.4 (1998), p. 555–570.
- [30] P. THEVENAZ, U. E. RUTTIMANN et M. UNSER. « A Pyramid Approach to Subpixel Registration Based on Intensity ». Dans : *IEEE Transactions on Image Processing* 7.1 (jan. 1998), p. 27–41.
- [31] C. VACHIER. « Utilisation d’un Critère Volumique Pour Le Filtrage d’image ». Dans : *RFIA ’98 - Reconnaissance Des Formes et Intelligence Artificielle*. 1998, p. 307–315.
- [32] H.-D. CHENG et Y.-H. CHEN. « Fuzzy partition of two-dimensional histogram and its application to thresholding ». Dans : *Pattern Recognition* 32.5 (1999), p. 825–843.
- [33] J.-H. JANG et K.-S. HONG. « Binarization of noisy gray-scale character images by thin line modeling ». Dans : *Pattern Recognition* 32.5 (mai 1999), p. 743–752.
- [34] R. JONES. « Connected Filtering and Segmentation Using Component Trees ». Dans : *Computer Vision and Image Understanding* 75.3 (1999), p. 215–228.
- [35] P. MATSAKIS et L. WENDLING. « A new way to represent the relative position between areal objects ». Dans : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 21.7 (1999), p. 634–643.
- [36] L. CHEN, M. BERRY et W. HARGROVE. « Using Dendronal Signatures for Feature Extraction and Retrieval ». Dans : *International Journal of Imaging Systems and Technology* 11.4 (2000), p. 243–253.
- [37] J. MATTES et J. DEMONGEOT. « Efficient Algorithms to Implement the Confinement Tree ». Dans : *DGCI’00 - Discrete Geometry for Computer Imagery*. Sous la dir. de G. BORGEFORS, I. NYSTRÖM et G. S. di BAJA. T. 1953. LNCS. Springer, 2000, p. 392–405.
- [38] P. MONASSE et F. GUICHARD. « Fast Computation of a Contrast Invariant Image Representation ». Dans : *IEEE Transactions on Image Processing* 9.5 (2000), p. 860–872.
- [39] P. SALEMBIER et L. GARRIDO. « Binary Partition Tree as an Efficient Representation for Image Processing, Segmentation and Information Retrieval ». Dans : *IEEE Transactions on Image Processing* 9.4 (2000), p. 561–576.
- [40] J. SAUVOLA et M. PIETIKÄINEN. « Adaptive document image binarization ». Dans : *Pattern Recognition* 33.2 (2000), p. 225–236.
- [41] D. COMANICIU et P. MEER. « Mean Shift: A Robust Approach toward Feature Space Analysis ». Dans : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24.5 (2002), p. 603–619.
- [42] J. C. RUSS. *The Image Processing Handbook, Fourth Edition*. CRC Press, juil. 2002.
- [43] E. R. URBACH et M. H. F. WILKINSON. « Shape-Only Granulometries and Gray-Scale Shape Filters ». Dans : *ISMM’02 - International Symposium on Mathematical Morphology*. CSIRO Publishing, 2002, p. 305–314.
- [44] D. ZHANG et G. LU. « Shape-Based Image Retrieval Using Generic Fourier Descriptor ». Dans : *Signal Processing: Image communication* 17 (2002), p. 825–848.
- [45] J. A. BENEDIKTSSON, M. PESARESI et K. AMASON. « Classification and feature extraction for remote sensing images from urban areas based on morphological transformations ». Dans : *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing* 41.9 (2003), p. 1940–1949.
- [46] A. DESOLNEUX, L. MOISAN et J. M. MOREL. « A Grouping Principle and Four Applications ». Dans : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 25.4 (avr. 2003), p. 508–513.

- [47] P. DOKLÁDAL, I. BLOCH, M. COUPRIE, D. RUIJTERS, R. URTASUN et L. GARNERO. « Topologically controlled segmentation of 3D magnetic resonance images of the head by using morphological operators ». Dans : *Pattern Recognition* 36.10 (oct. 2003), p. 2463–2478.
- [48] L. GUIGUES, H. LEMEN et J. PIERRE COCQUEREZ. « The hierarchy of the cocoons of a graph and its application to image segmentation ». Dans : *Pattern Recognition Letters* 24.8 (mai 2003), p. 1059–1066.
- [49] S. TABBONE et L. WENDLING. « Multi-scale binarization of images ». Dans : *Pattern Recognition Letters* 24.1–3 (2003), p. 403–411.
- [50] P. F. FELZENSZWALB et D. P. HUTTENLOCHER. « Efficient Graph-Based Image Segmentation ». Dans : *Int. J. Comput. Vision* 59.2 (sept. 2004), p. 167–181.
- [51] M. SEZGIN et B. SANKUR. « Survey over Image Thresholding Techniques and Quantitative Performance Evaluation ». Dans : *Journal of Electronic Imaging* 13.1 (2004), p. 146–165.
- [52] D. ZHANG et G. LU. « Review of Shape Representation and Description Techniques ». Dans : *Pattern Recognition* 37.1 (2004), p. 1–19.
- [53] I. BLOCH. « Fuzzy spatial relationships for image processing and interpretation: a review ». Dans : *Image and Vision Computing* 23.2 (2005), p. 89–110.
- [54] A. BUADES, B. COLL et J. M. MOREL. « A Review of Image Denoising Algorithms, with a New One ». Dans : *Multiscale Modeling & Simulation* 4.2 (2005), p. 490–530.
- [55] F. CAO, P. MUSÉ et F. SUR. « Extracting Meaningful Curves from Images ». Dans : *J Math Imaging Vis* 22.2-3 (2005), p. 159–181.
- [56] M. LEÓN, S. MALLO et A. GASULL. « A Tree Structured-Based Caption Text Detection Approach ». Dans : *Proceedings of the Fifth IASTED International Conference*. 2005, p. 220–225.
- [57] V. MOSOROV. « A Main Stem Concept for Image Matching ». Dans : *Pattern Recognition Letters* 26 (2005), p. 1105–1117.
- [58] V. NOBLET, C. HEINRICH, F. HEITZ et J. P. ARMSPACH. « 3-D Deformable Image Registration: A Topology Preservation Scheme Based on Hierarchical Deformation Models and Interval Analysis Optimization ». Dans : *IEEE Transactions on Image Processing* 14.5 (mai 2005), p. 553–566.
- [59] G. K. OUZOUNIS et M. H. F. WILKINSON. « Second-Order Connected Attribute Filters Using Max-Trees ». Dans : *ISMM'05 - International Symposium on Mathematical Morphology*. T. 30. Computational Imaging and Vision. Springer SBM, 2005, p. 65–74.
- [60] E. R. URBACH. « Vector Attribute Filters ». Dans : *ISMM'05 - International Symposium on Mathematical Morphology*. T. 30. Computational Imaging and Vision. Springer SBM, 2005, p. 95–104.
- [61] S. UTTAMA, J. OGIER et P. LOONIS. « Top-down segmentation of ancient graphical drop caps: Lettrines. » Dans : *Proceedings of the 6th IAPR International Workshop on Graphics Recognition (GREC)*. 2005, p. 87–96.
- [62] Y. BOYKOV et G. FUNKA-LEA. « Graph Cuts and Efficient N-D Image Segmentation ». Dans : *International Journal of Computer Vision* 70.2 (nov. 2006), p. 109–131.
- [63] L. GRADY. « Random Walks for Image Segmentation ». Dans : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 28.11 (nov. 2006), p. 1768–1783.
- [64] L. NAJMAN et M. COUPRIE. « Building the Component Tree in Quasi-Linear Time ». Dans : *IEEE Transactions on Image Processing* 15.11 (2006), p. 3531–3539.

- [65] S. TABBONE, L. WENDLING et J.-P. SALMON. « A new shape descriptor defined on the Radon transform ». Dans : *Computer Vision and Image Understanding* 102 (2006), p. 42–51.
- [66] J. ANGULO. « Morphological Colour Operators in Totally Ordered Lattices Based on Distances: Application to Image Filtering, Enhancement and Analysis ». Dans : *Computer Vision and Image Understanding*. Special issue on color image processing 107.1 (juil. 2007), p. 56–73.
- [67] E. APTOULA et S. LEFÈVRE. « A Comparative Study on Multivariate Mathematical Morphology ». Dans : *Pattern Recognition* 40.11 (2007), p. 2914–2929.
- [68] C. BERGER, T. GÉRAUD, R. LEVILLAIN, N. WIDYNSKI, A. BAILLARD et E. BERTIN. « Effective Component Tree Computation with Application to Pattern Recognition in Astronomical Imaging ». Dans : *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. San Antonio, TX, USA : IEEE, sept. 2007, p. 41–44.
- [69] A. DESOLNEUX, L. MOISAN et J.-M. MOREL. *From Gestalt Theory to Image Analysis: A Probabilistic Approach*. Springer Science & Business Media, déc. 2007.
- [70] M. A. WESTENBERG, J. B. T. M. ROERDINK et M. H. F. WILKINSON. « Volumetric attribute filtering and interactive visualization using the max-tree representation ». Dans : *IEEE Transactions on Image Processing* 16.12 (2007), p. 2943–2952.
- [71] Q. CHEN, Q.-S. SUN, P. A. HENG et D.-S. XIA. « A double-threshold image binarization method based on edge detector ». Dans : *Pattern Recognition* 41.4 (avr. 2008), p. 1254–1267.
- [72] P. SOILLE. « Constrained connectivity for hierarchical image partitioning and simplification ». Dans : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 30.7 (juil. 2008), p. 1132–1145.
- [73] M. COUSTATY, J.-M. OGIER, R. PARETI et N. VINCENT. « Drop Caps Decomposition for Indexing a New Letter Extraction Method ». Dans : *10th International Conference on Document Analysis and Recognition, ICDAR 2009, Barcelona, Spain, 26-29 July 2009*. 2009, p. 476–480.
- [74] F. N. KIWANUKA et M. H. WILKINSON. « Automatic Attribute Threshold Selection for Blood Vessel Enhancement ». Dans : *2010 20th International Conference on Pattern Recognition* 2306.x (août 2010), p. 2314–2317.
- [75] K. MCGUINNESS et N. E. O’CONNOR. « A Comparative Evaluation of Interactive Segmentation Algorithms ». Dans : *Pattern Recognition*. Interactive Imaging and Vision 43.2 (fév. 2010), p. 434–444.
- [76] M. D. MURA, J. A. BENEDIKTSSON, B. WASKE et L. BRUZZONE. « Morphological Attribute Profiles for the Analysis of Very High Resolution Images ». Dans : *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 48.10 (2010), p. 3747–3762.
- [77] B. PERRET, S. LEFÈVRE, C. COLLET et E. SLEZAK. « From Hyperconnections to Hypercomponent Tree: Application to Document Image Binarization ». Dans : *Workshop on Applications of Digital Geometry and Mathematical Morphology*. Août 2010.
- [78] R. SZELISKI. *Computer Vision: Algorithms and Applications*. Springer Science & Business Media, sept. 2010.
- [79] T. T. H. NGUYEN, M. COUSTATY et J.-M. OGIER. « Bags of Strokes Based Approach for Classification and Indexing of Drop Caps ». Dans : *ICDAR 2011*. Beijing, China, sept. 2011, p. 349–353.
- [80] O. TANKYEVYCH, H. TALBOT, N. PASSAT, M. MUSACCHIO et M. LAGNEAU. « Angiographic Image Analysis ». Dans : *Medical Image Processing*. Biological and Medical Physics, Biomedical Engineering. Springer, New York, NY, 2011, p. 115–144.

- [81] B. KERAUTRET et J. O. LACHAUD. « Meaningful Scales Detection along Digital Contours for Unsupervised Local Noise Estimation ». Dans : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 34.12 (déc. 2012), p. 2379–2392.
- [82] E. CARLINET et T. GÉRAUD. « A Comparative Review of Component Tree Computation Algorithms ». Dans : *IEEE Transactions on Image Processing* 23.9 (sept. 2014), p. 3885–3895.
- [83] G. LAZZARA, T. GÉRAUD et R. LEVILLAIN. « Planting, growing, and pruning trees: Connected filters applied to document image analysis ». Dans : *Proceedings - 11th IAPR International Workshop on Document Analysis Systems, DAS 2014* (2014), p. 36–40.
- [84] L. M. OLIVEIRA, G. T. HERMAN, T. Y. KONG, P. GOTTLIEB et A. KATZ. « Using a Topological Descriptor to Investigate Structures of Virus Particles ». Dans : *Combinatorial Image Analysis. Lecture Notes in Computer Science*. Springer, Cham, mai 2014, p. 62–75.
- [85] E. CARLINET et T. GÉRAUD. « MToS: A Tree of Shapes for Multivariate Images ». Dans : *IEEE Transactions on Image Processing* 24.12 (déc. 2015), p. 5330–5342.
- [86] V. MACHAIRAS, M. FAESSEL, D. CÁRDENAS-PEÑA, T. CHABARDES, T. WALTER et E. DECENCIÈRE. « Waterpixels ». Dans : *IEEE Transactions on Image Processing* 24.11 (2015), p. 3707–3716.
- [87] Y. XU, T. GÉRAUD et L. NAJMAN. « Connected Filtering on Tree-Based Shape-Spaces ». Dans : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 38.6 (juin 2016), p. 1126–1140.
- [88] S. BIRCHFIELD. *Image Processing and Analysis*. Cengage Learning, 2017.
- [89] V. CHARISOPOULOS et P. MARAGOS. « Morphological Perceptrons: Geometry and Training Algorithms ». Dans : *Mathematical Morphology and Its Applications to Signal and Image Processing: 13th International Symposium, ISMM 2017, Fontainebleau, France, May 15–17, 2017, Proceedings*. Sous la dir. de J. ANGULO, S. VELASCO-FORERO et F. MEYER. Cham : Springer International Publishing, 2017, p. 3–15.
- [90] L. C. CHEN, G. PAPANDREOU, I. KOKKINOS, K. MURPHY et A. L. YUILLE. « DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs ». Dans : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* PP.99 (2017), p. 1–1.
- [91] M. CLÉMENT, A. POULENARD, C. KURTZ et L. WENDLING. « Directional Enlacement Histograms for the Description of Complex Spatial Configurations between Objects ». Dans : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 39.12 (2017), p. 2366–2380.
- [92] P. CONZE, V. NOBLET, F. ROUSSEAU, F. HEITZ, V. de BLASI, R. MEMEO et P. PESSAUX. « Scale-adaptive supervoxel-based random forests for liver tumor segmentation in dynamic contrast-enhanced CT scans ». Dans : *Int. J. Computer Assisted Radiology and Surgery* 12.2 (2017), p. 223–233.
- [93] R. C. GONZALEZ et R. E. WOODS. *Digital Image Processing (4th Edition)*. Pearson, 2018.

Annexes

Annexe A

Autres applications biomédicales

L'objectif de cette annexe est d'exposer de manière succincte quelques travaux effectués dans le domaine de l'imagerie médicale et biologique mais qui ne s'appuient pas sur les outils méthodologiques constituant le fil directeur de ce manuscrit.

A.1 Segmentation de vertèbres

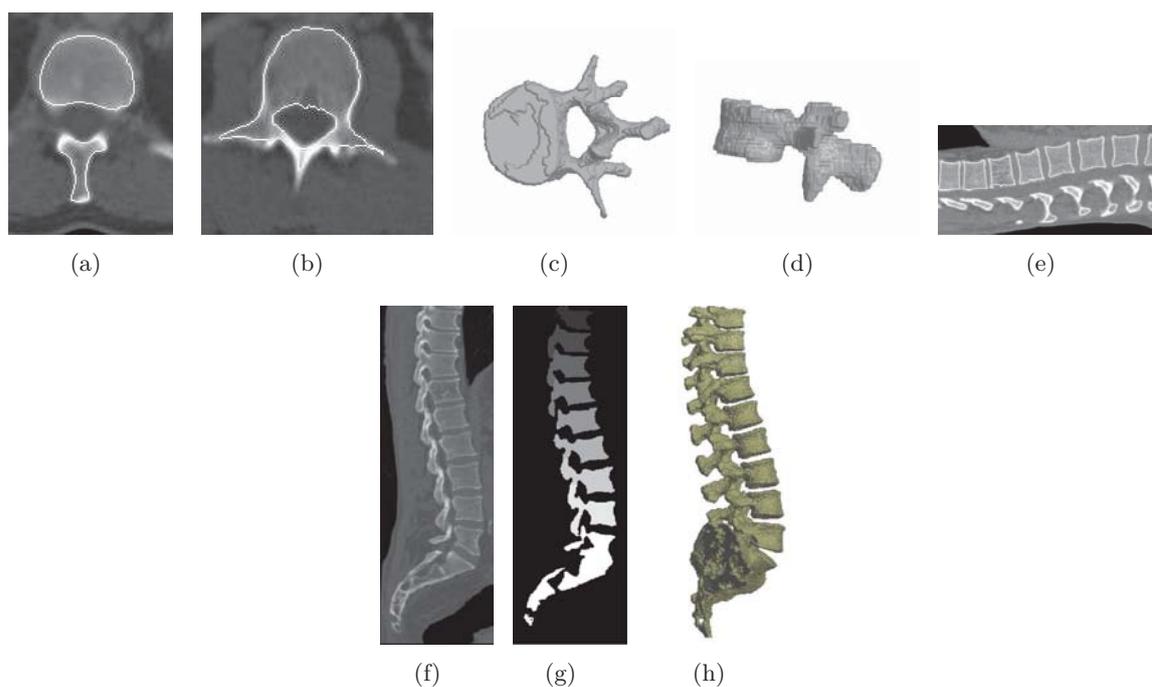


FIGURE A.1 – a-b) Délimitation d'une vertèbre, c-d) Image voxel 3D des vertèbres segmentées, e) Segmentation finale, f-g-h) Segmentation de la colonne vertébrale.

Contexte

Ces travaux ont été menés au LSIIT dans le cadre d'une année d'ATER après ma thèse. Dans le cadre de l'imagerie tomographique abdominale et dans l'optique de construire des méthodes de détection et de segmentation des structures anatomiques par transport d'atlas, la colonne vertébrale ainsi que la position des différentes vertèbres constituent un référentiel anatomique naturel. Ces travaux ont eu pour objectif la segmentation et l'étiquetage des structures osseuses et vertébrales. Ils sont décrits dans [R1].

Résumé des travaux

Une méthode complète de segmentation et d'étiquetage des vertèbres dédiée à l'imagerie tomodensitométrique a été développée à partir d'opérateurs avancés de morphologie mathématique. Les résultats ont été évalués sur une base de 26 images scanners. Quelques résultats de ces travaux sont illustrés sur la figure A.1.

Discussion

Cette méthode de segmentation est dédiée à une application précise et de fait fortement *ad hoc*¹. Néanmoins à mon sens l'intérêt de ces travaux porte sur deux aspects. D'une part la méthode propose une chaîne complète de segmentation, automatique, allant de l'image vers la segmentation et l'étiquetage des vertèbres selon leur dénomination anatomique, sans s'appuyer sur des concepts d'apprentissage. De fait, tous les paramètres ont été définis manuellement, par observation des images. Il est évident qu'intégrer une part d'apprentissage dans ce type de traitement permet d'augmenter la robustesse, cependant ces travaux ont permis de montrer qu'il est encore possible, dans le domaine de l'imagerie médicale, de définir certaines méthodes qui ne s'appuient pas sur de la connaissance générée de manière supervisée. D'autre part, ces travaux se sont appuyés sur certains opérateurs de morphologie mathématique tels que la reconstruction géodésique, qui ne sont pas très connus en dehors de la communauté de morphologie mathématique.

A.2 Débruitage temps-réel en IRM cardiaque

Contexte

Ces travaux s'inscrivent dans le cadre d'un projet de recherche entre l'École d'Ingénieurs de Genève (actuellement HEPIA), les Hôpitaux Universitaires de Genève et le CIBM (Centre d'Imagerie BioMédical) de Genève. Le contexte général concerne la problématique de l'acquisition d'images du cœur en temps-réel à des fins de diagnostic. Dans l'examen clinique habituel (de type CINE), la mise en évidence de troubles de la fonction cardiaque par le clinicien fait largement appel à une analyse visuelle, ainsi qu'à une segmentation manuelle des parois de l'endocarde en diastole (ventricule gauche atteignant son volume maximal) et en systole (ventricule gauche atteignant son volume minimal) afin de quantifier la fraction d'éjection partielle. Cette analyse manuelle ne peut se faire qu'une fois la séquence d'image acquise (traitement *offline*). Cette analyse *a posteriori* présente des inconvénients, notamment l'impossibilité d'injecter certaines substances afin de mettre en évidence des troubles du mouvement cardiaque.

Des séquences d'images IRM 2D peuvent être acquises à des périodes très courtes (inférieures à 50 ms) en utilisant des techniques d'accélération de type sous-échantillonnage (GRAPPA, TSENSE), ce qui permet une visualisation quasiment en temps-réel du mouvement cardiaque. Ces techniques entraînent cependant une forte dégradation de l'image et rendent le diagnostic difficile, et ne permettent pas de compenser le mouvement de la respiration (qui est corrigé dans les techniques de type CINE). L'objectif de ce travail consistait d'une part à obtenir une compensation en temps-réel du mouvement respiratoire, d'autre part à améliorer le rapport signal/bruit des images afin d'améliorer le diagnostic visuel.

Résumé des travaux

Dans ce contexte, un algorithme de débruitage temps-réel à base de patches, extension de l'algorithme des moyennes non-locales, couplé à une méthode de recalage rigide, a été proposé. Ces travaux sont décrits dans [C6, R5].

1. Commentaire qui avait été fait par le rapporteur de cet article.

La méthode, qui permet une analyse en temps-réel à partir d'une séquence d'images est constituée des étapes suivantes (résumées à la figure A.2) :

1. Sélection manuelle d'une région d'intérêt ;
2. Recalage rigide fondé sur la méthode de Thévenaz et al. [30] ;
3. Débruitage à partir d'une extension de l'algorithme des moyennes non-locales [54].

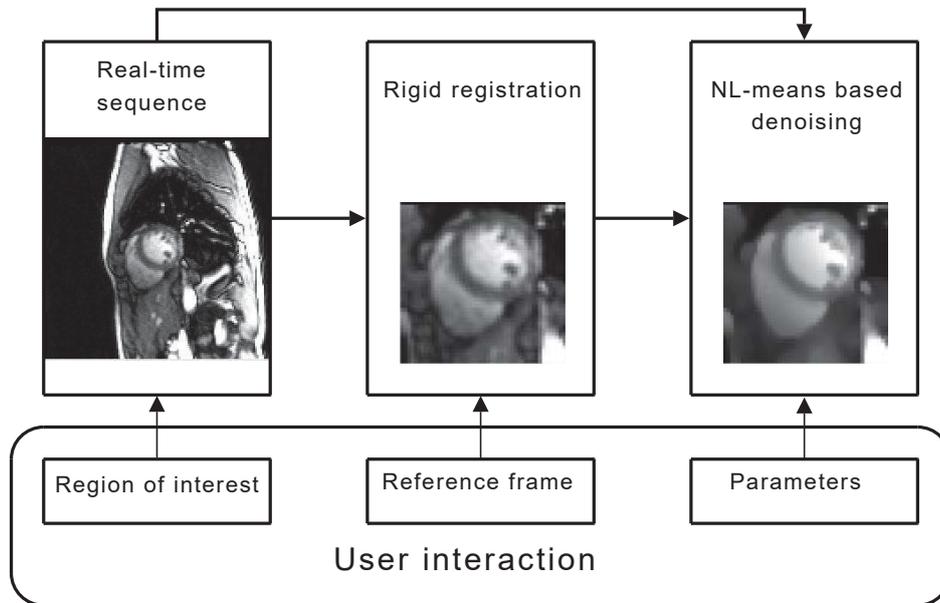


FIGURE A.2 – Recalage et débruitage de séquences cardiaques temps-réel (d'après [R5]).

L'ensemble de la méthode a été testée et validée sur plus de 60 séquences d'images (plus de 3000 images au total). La méthode a également été portée sur une plateforme matérielle communiquant directement avec l'imageur (IRM Siemens).

A.3 Imagerie histopathologique

L'imagerie histopathologique repose sur un processus de numérisation d'une lame en verre contenant un tissu biologique obtenu généralement par biopsie. Les images acquises, très volumineuses par leur taille, sont appelées « lames virtuelles » ou, en anglais, « whole slide images » (WSI). Ces images représentent des objets biologiques complexes, de natures diverses, éventuellement mis en valeur par différentes techniques telles que l'introduction de colorants ou par immunohistochimie. Ces images fournissent aux praticiens des informations cruciales sur le développement de pathologies en terme de diagnostic, pronostic et grade pathologique. Le développement de méthodes permettant de traiter informatiquement ces images et de fournir au praticien une aide au diagnostic constitue actuellement un enjeu majeur de santé publique.

Ce domaine d'application, à la frontière entre le traitement d'images, le traitement des masses de données et l'apprentissage, est en plein essor depuis une dizaine d'années. Dans ce contexte, nous avons initié une activité de recherche dans ce domaine qui sera amenée à se développer dans l'avenir. Cette activité de recherche, menée en collaboration avec Cédric Wemmert de l'équipe Sciences des Données et Connaissances du laboratoire ICube, s'est notamment appuyée sur le co-encadrement de deux doctorants : Grégory Apou entre 2013 et 2016 et Arnaud Abreu depuis le mois de novembre 2016.

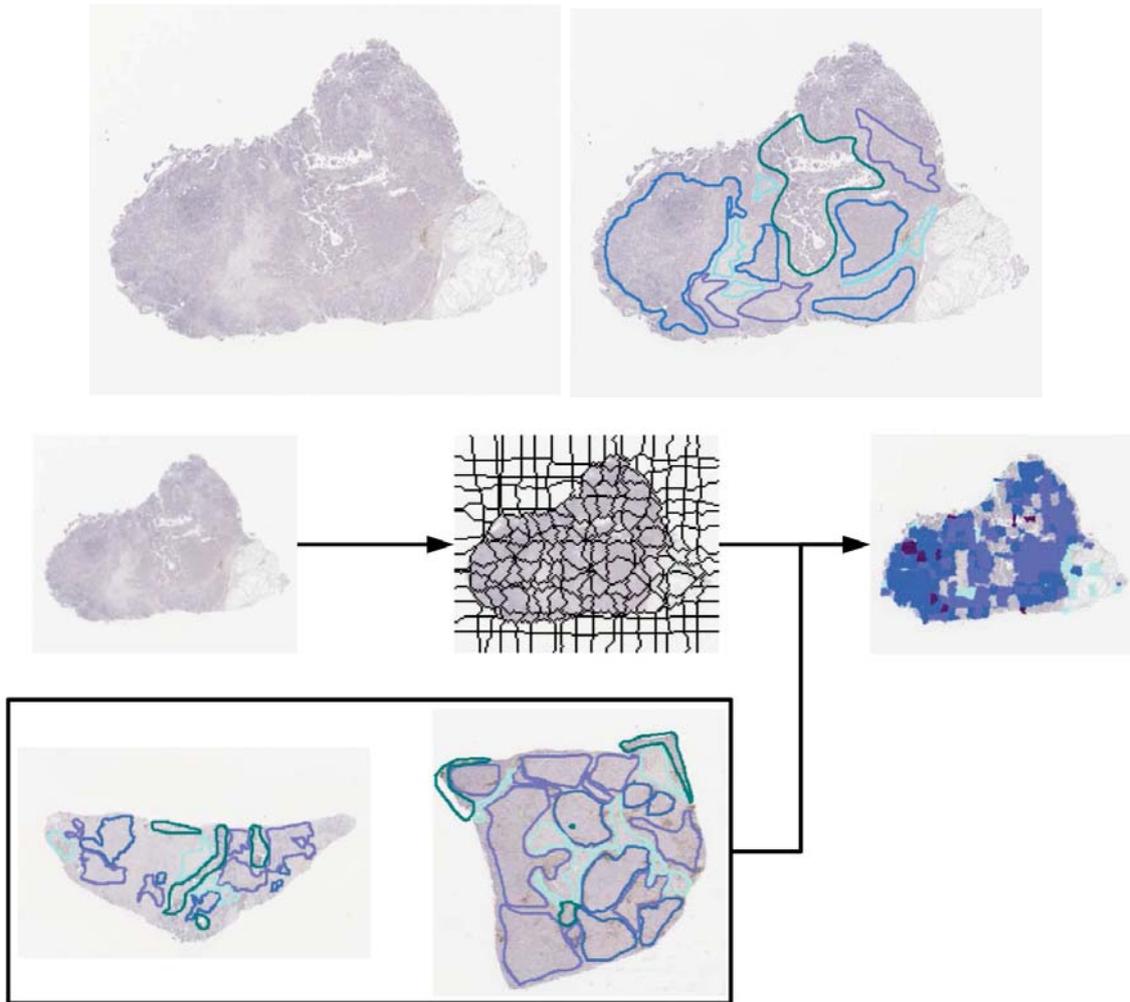


FIGURE A.3 – Classification rapide d’images WSI : l’image initiale est partitionnée en un ensemble de superpixels. Chaque superpixel est ensuite classifié individuellement dans l’une des 6 classes, à partir d’un algorithme de classification supervisée au plus proche voisin.

Projets SysImit et SysMifta

Dans le cadre des projets BMBF SysImit et ERACoSysMed SysMifta, en collaboration avec Cédric Wemmert, ICube et Friedrich Feuerhake, médecin pathologiste de l’École Médicale de Hanovre, des recherches ont été effectuées autour de l’analyse d’images histopathologiques, par le biais des travaux doctoraux de Grégory Apou [C23, L3, R12].

Le développement de techniques rapides et efficaces pour classifier des lames virtuelles est un enjeu important pour l’aide au diagnostic. Dans ce contexte, une méthode de classification de sous-régions de l’image fondée sur l’histogramme local des couleurs RGB a été mise en œuvre dans le contexte d’images WSI de cancer du sein. Plus précisément, l’image est partitionnée en un ensemble de régions (ou *superpixels*) dont les bordures coïncident avec les contours significatifs. Une stratégie de classification fondée sur un algorithme optimisé de plus proche voisin, fondé sur une base d’apprentissage d’images annotées en 6 classes (non exhaustivement : deux classes de tumeurs invasives, stroma, DCIS (Ductal Carcinoma In Situ, cancer non invasif)) a été développée. Les principales étapes de la méthode sont illustrées à la figure A.3.

La complexité et la variabilité de ce type d’images conduisent à s’intéresser à des approches d’apprentissage fondées sur les réseaux de neurones convolutionnels ; ce type d’approche a été expérimenté dans [R12].

Microscopie fonctionnelle

Dans le cadre du co-encadrement de la thèse d’Arnaud Abreu (dirigée par Cédric Wemert, ICube et Pierre Brousset de l’Institut Universitaire du Cancer de Toulouse), nous explorons des techniques d’analyse d’images pour la segmentation de noyaux cellulaires dans plusieurs modalités d’images microscopiques, notamment :

- la microscopie confocale, qui produit des images 3D, anisotropes, de résolution spatiale $0.16 \times 0.16 \times 0.4 \mu m$;
- la microscopie par fluorescence, qui produit des images 2D multicanales, dont un canal (fluorescence du dihydrochloride (DAPI)) est utilisé pour visualiser l’ADN et les noyaux cellulaires.

Dans ces deux types d’images, de très grandes tailles, le signal présente une forte variabilité au sein de structures identiques. De plus les noyaux apparaissent souvent comme des clusters denses qu’il convient de séparer. Des méthodes de séparation des noyaux ont été développées dans le cadre de ces modalités d’imagerie microscopique et décrites dans [C28, C30].

La méthode s’appuie sur la notion d’arbre couvrant calculé sur le graphe d’adjacence d’une partition de l’image, couplée à des méthodes d’apprentissage supervisé afin de caractériser, en fonction d’attributs liés à la région et à son voisinage chaque région de la partition. Une coupe optimale de l’arbre est ensuite calculée, afin de séparer au mieux les noyaux.

L’image est découpée en une partition de « waterpixels » [86]. Une classification supervisée est effectuée au niveau des superpixels afin de les caractériser en tant que « centre de noyau », « bord de noyau » ou « fond ». La classification s’appuie sur la méthode des Random Forests couplée à des attributs photométriques et géométriques. Le graphe d’adjacence pondéré de cette partition est ensuite modélisé, où les poids sont calculés d’après le résultat de la régression calculée sur les régions voisines. L’objectif de cette pondération est d’assigner un poids faible lorsque l’une des régions appartient à un noyau, de manière à favoriser cette arête dans le calcul de l’arbre couvrant. Enfin l’arbre couvrant minimal de ce graphe est construit. Un algorithme est ensuite itéré sur les arêtes de l’arbre couvrant de manière à effectuer une coupe optimale de l’arbre, c’est à dire une coupe qui permet d’obtenir une composante connexe par noyau.

La figure A.4 illustre le principe de ces méthodes qui s’appuient sur la construction d’un arbre couvrant sur la partition de l’image en waterpixels.

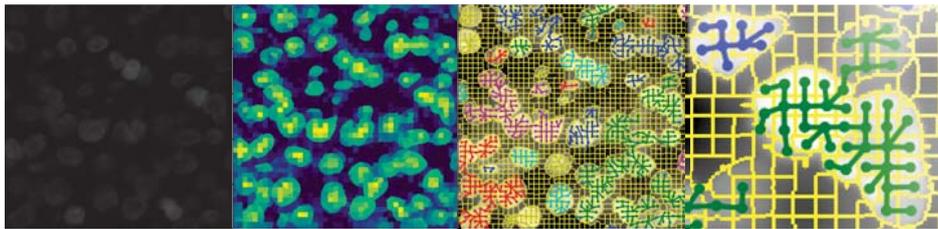


FIGURE A.4 – De gauche à droite : image originale en niveaux de gris (canal DAPI), première classification des waterpixels allant du jaune (centre du noyau) vers le noir (fond de l’image), waterpixels et arbres couvrants, zoom sur un arbre couvrant qui illustre le fait que des noyaux ne sont séparés que par une arête dans les zones denses.

Discussion Ces travaux proposent de combiner la notion d’arbre couvrant avec des méthodes de classification supervisée. Un des objectifs à court terme serait d’intégrer l’étape de classification supervisée directement dans l’algorithme de segmentation de Felzenswalb et Huttenlocher [50] (qui est lui même une adaptation de l’algorithme de calcul d’arbre couvrant de Kruskal).

Les travaux actuels sur ce sujet reposent sur des techniques d'apprentissage profond afin d'améliorer la robustesse de la segmentation qui est rendue difficile à cause de la grande variabilité de ces images. Dans le futur, nous souhaiterions confronter ces deux types d'approches voire les combiner.

Annexe B

Développement logiciel et science reproductible

Constat

Les travaux de recherche en traitement d'images nécessitent d'implémenter des concepts afin de vérifier leur pertinence et leur validité dans un domaine applicatif. Il est notamment particulièrement important de s'assurer que les briques logicielles sur lesquelles s'appuient un ensemble de validations méthodologiques sont fiables. À des fins de reproductibilité, il semble important de mettre à disposition le code source des logiciels qui ont mené à la validation quantitative des méthodes. Dans différents domaines, des développements importants ont été réalisés ou sont en cours (par exemple en imagerie médicale (ITK¹), en géométrie discrète (DGTAL²)). En morphologie mathématique, peu de bibliothèques proposent des implémentations exhaustives.

LibTIM : librairie de traitement d'images spécialisée en morphologie mathématique

À mon arrivée au laboratoire de Traitement d'Images de l'Ecole d'Ingénieurs de Genève, en novembre 2005, les outils de morphologie mathématique étaient implémentés dans le logiciel Matlab en utilisant une librairie payante et fermée³.

Une activité importante de ce laboratoire reposant autour de la morphologie mathématique, il a semblé essentiel de s'orienter vers d'autres outils, afin de permettre d'une part l'intégration d'algorithmes efficaces de morphologie mathématique au sein d'applications logicielles en C++, et d'autre part le développement de nouveaux algorithmes issus de concepts apparus dans la littérature, ou simplement le développement de nos propres algorithmes.

À l'heure actuelle, encore, peu de bibliothèques en logiciel libre proposent des opérateurs avancés de morphologie mathématique, et aucune ne propose l'intégralité des opérateurs issus de la littérature récente.

Profitant de l'expérience acquise durant ma thèse dans le domaine du développement d'algorithmes en traitement d'images, j'ai donc pris l'initiative de développer une librairie spécialisée en morphologie mathématique : LibTIM⁴. Cette librairie devant répondre à la double exigence d'être utilisée à terme par des étudiants non-informaticiens suivant un enseignement en traitement d'images, et constituer une plateforme cohérente proposant des algorithmes efficaces dans un objectif de recherche, elle tente de satisfaire aux contraintes suivantes :

1. Simplicité et souplesse d'utilisation pour l'utilisateur ;

1. <https://itk.org>

2. <https://dgtal.org>

3. SDC Morphology Toolbox for MATLAB, www.mmorph.com, lien obsolète à l'heure actuelle.

4. <https://github.com/bnaegel/libtim>

2. Facilité d'intégration de nouveaux algorithmes ;
3. Nombre de classes réduit ;
4. Efficacité des algorithmes, généricité des structures de données ;
5. Lisibilité et localisation aisée du cœur des algorithmes.

Cette librairie totalise à l'heure actuelle autour de 30000 lignes de code et est actuellement toujours utilisée dans mes travaux de recherche.

Autres développements

Les autres développements concernent les approches utilisant les arbres de coupes et les graphes de coupes. Les méthodes de calcul de graphe des coupes et des exemples d'applications sont implémentés, à des fins de reproductibilité, dans le dépôt GitHub *component-graph*⁵.

5. <https://github.com/bnaegel/component-graph>

Annexe C

Curriculum Vitæ détaillé

Nom, Prénom : **NAEGEL Benoît**
Date de naissance : **21 avril 1978**
Grade : **Maître de Conférences**
Etablissement d'affectation : **IUT Robert Schuman**
72 route du Rhin
67411 Illkirch Cedex
Université de Strasbourg
Section CNU : **27**
Unité de recherche d'appartenance : **ICUBE, UMR 7357**
Pôle API, 300, Boulevard Sébastien Brant
CS 10413
67412 Illkirch Cedex

Titulaire de la Prime d'Encadrement Doctoral et de Recherche depuis 2014.

Fonctions

- 2011-** **Maître de Conférences en Informatique**
Équipe MIV, Laboratoire ICube
Département Informatique, IUT Robert Schuman.
Université de Strasbourg.
- 2007-2011** **Maître de Conférences en Informatique**
Équipe QGAR, Laboratoire Loria
Département SRC de l'IUT de Saint-Dié-des-Vosges.
Université Henri Poincaré Nancy 1.
- 2005-2007** **Assistant de Recherche**
École d'Ingénieurs de Genève.
Haute Ecole Spécialisée de Suisse Occidentale (HES-SO).
- 2003-2005** **Attaché Temporaire à l'Enseignement et à la Recherche** (mi-temps).
Équipe MIV du Laboratoire des Sciences de l'Image et de la Télédétection,
LSIIT UMR 7005
UFR de Mathématique et d'Informatique
Université Louis Pasteur de Strasbourg.
- 2000-2003** **Doctorant**, bourse de la Région Alsace.
Moniteur à l'UFR de Mathématique et d'Informatique
Équipe MIV du Laboratoire des Sciences de l'Image et de la Télédétection,
LSIIT UMR 7005
Université Louis Pasteur de Strasbourg.

Formation et titres universitaires

2000-2004 Doctorat en Informatique

Titre : Segmentation des organes de l'abdomen par des critères topologiques et morphologiques.

Direction : Christian Ronse (LSIIT), Luc Soler (IRCAD)

Équipe MIV (Modèles, Image et Vision) du LSIIT, CNRS/ULP.

1999-2000 Diplômes d'Etudes Approfondies (DEA) en Informatique.

UFR de Mathématique et d'Informatique, Université de Strasbourg.

1997-1999 Licence et maîtrise d'Informatique

UFR de Mathématique et d'Informatique, Université de Strasbourg.

1995-1997 DEUG de Mathématique-Informatique

UFR de Mathématique et d'Informatique, Université de Strasbourg.

Activités d'enseignement et responsabilités pédagogiques

Mes activités d'enseignement ont débuté en 2000 lors de mon monitorat à l'UFR de Mathématique-Informatique de l'Université de Strasbourg. Depuis, j'ai enseigné régulièrement diverses matières informatiques généralistes (algorithmique et programmation, systèmes d'exploitation, programmation web, programmation mobile) ainsi que des matières plus spécifiques à mon domaine de recherche (traitement du signal, traitement d'images, morphologie mathématique). Ces années d'enseignement ont également été caractérisées par un public très varié : Licence d'informatique générale à l'UFR de Mathématique-Informatique, DUT SRC¹ à l'IUT de St Dié des Vosges, DUT Informatique à l'IUT Robert Schuman, écoles d'ingénieurs (École d'Ingénieurs de Genève, École des Mines de Nancy, CNAM Alsace), Master informatique, Master observation de la terre et géomatique à la Faculté de Géographie.

Dès mon recrutement en tant que maître de conférences à l'IUT de Saint Dié des Vosges j'ai pris des responsabilités administratives : d'abord référent informatique du département et responsable de la gestion des notes, puis responsable des emplois du temps du département pendant deux années. Lors de mon recrutement à l'IUT Robert Schuman en 2011, j'ai pris en charge dès 2012 la direction des études du département, en collaboration avec un collègue (équivalent référentiel en heures TD : 48h pour chaque co-directeur). En 2014 mon implication dans la structure s'est encore renforcée en prenant en charge la responsabilité de la Licence professionnelle CDED en apprentissage portée par le département, toujours en collaboration avec un collègue (équivalent référentiel en heures TD pour la responsabilité de filière et de l'apprentissage, 50h pour chaque co-responsable).

Responsabilités pédagogiques

2008-2011	Directeur des études Responsable de la gestion des notes des étudiants (2008-2011) Responsable des emplois du temps (2009-2011) Département SRC de l'IUT de Saint-Dié des Vosges Université Henri Poincaré Nancy 1
2012-2016	Directeur des études Responsable des emplois du temps Département Informatique de l'IUT Robert Schuman Université de Strasbourg
depuis 2014	Responsable de la Licence Professionnelle SIL CDED Département Informatique de l'IUT Robert Schuman Université de Strasbourg

1. Actuellement DUT MMI.

Synthèse des enseignements

Le tableau C.1 résume les différentes matières que j'ai enseignées depuis 2000.

Matière	Établissement	Public
Algorithmique et programmation ≈ 700h	UFR Math. Info. Strasbourg IUT Saint Dié des Vosges	Licence DUT SRC
Programmation JAVA ≈ 200h	IUT Saint Dié des Vosges IUT Robert Schuman	DUT Informatique DUT Informatique
Bases de données ≈ 350h	IUT Saint Dié des Vosges	DUT SRC
Systèmes d'exploitation avancés ≈ 350h	UFR Math. Info. IUT Robert Schuman CNAM Alsace	Licence DUT Informatique Ingénieurs 2e année
Programmation web client ≈ 50h	IUT Robert Schuman	DUT Informatique
Programmation mobile Android ≈ 400h	IUT Robert Schuman	DUT Informatique, Licence Pro. CDED
Traitement de l'image et du son ≈ 100h	IUT Saint Dié des Vosges	Licence Pro. ATC
Traitement analogique du signal ≈ 40h	École d'ingénieurs de Genève	Ingénieurs 2e année
Traitement numérique du signal ≈ 40h	-	-
Traitement des images numériques ≈ 300h	IUT Robert Schuman	DUT Informatique
Morphologie mathématique ≈ 50h	École des Mines de Nancy UFR Math. Info. Strasbourg, TPS (Télécom Physique Strasbourg)	Master, Ingénieurs 2e année

TABLE C.1 – Synthèse des matières enseignées depuis 2000

Activités de recherche

Thèmes abordés

- **2000-2007** : traitement d'images par approches discrètes (morphologie mathématique), applications médicales et biomédicales.
- **2007-2011** : mobilité thématique dans le cadre d'un premier poste. Équipe QGAR, LORIA, UMR 7503 : analyse de documents graphiques et techniques (reconnaissance, indexation).
- **Depuis 2011** : morphologie mathématique, traitement d'images médicales et biomédicales. Équipe MIV, Laboratoire ICube UMR 7357.

Démonstrateurs logiciels

1. LibTIM, librairie de traitement d'images écrite en C++ <https://github.com/bnaegel/libtim>.
2. ComponentGraph, prototype de démonstration illustrant le filtrage par composants-graphs écrit en C++ <https://github.com/bnaegel/component-graph>.

Encadrement doctoral et scientifique

Encadrement de post-doctorants

- Développement de méthodes de débruitage et de segmentation des réseaux vasculaires cérébraux à partir d'images angiographiques 3D multimodales (2016-2017).
 - Post-doctorante : Odysée Merveille
 - Financement : ANR VIVABRAIN.
 - Publication associée : [R13]

Encadrement de doctorants

- Reconnaissance de forme dans des images volumiques en niveaux de gris. Application à l'imagerie biologique cellulaire (2013-2016).
 - Doctorant : Hmida Rojbani.
 - Thèse en co-tutelle entre l'Université de Strasbourg et la faculté des Sciences Mathématiques, Physiques et Naturelles de Tunis.
 - Direction française : Christian Ronse [10%]. Co-encadrement : Étienne Baudrier [40%], Benoît Naegel [20%].
 - Direction tunisienne : Khaled Bsaïes [10%]. Co-encadrement : Atef Hamouda [20%].
 - Thèse soutenue le 28 novembre 2016.
 - Publications associées : [C26, C27]

- Analyse de relations spatiales entre objets d'intérêt dans des images histopathologiques guidées par des connaissances expertes (2013-2016).
 - Doctorant : Grégory Apou.
 - Direction : Cédric Wemmert [33%]. Co-encadrement : Germain Forestier [33%], Benoît Naegel [33%].
 - Thèse non soutenue.
 - Publications associées : [C19, L3, R12]
- Analyse d'images par hybridation in situ en fluorescence pour l'aide au diagnostic pour la caractérisation des aberrances génétiques associées aux cancers (2016-).
 - Doctorant : Arnaud Abreu.
 - Direction : Cédric Wemmert (ICube) [40%], Pierre Brousset (IUCT - Oncopôle [10%]). Co-encadrement : Benoît Naegel [40%], François-Xavier Frenois ((IUCT - Oncopôle) [10%]).
 - Publication associée : [C28, C30]
- Analyse d'images tomodensitométriques pour l'optimisation de l'appariement donneur/receveur en transplantation hépatique (2017-)
 - Thèse de science de médecine.
 - Doctorant : Pietro Addeo.
 - Direction : Philippe Bachelier [10%], Vincent Noblet [10%]. Co-encadrement : Benoît Naegel [40%], Adrien Krähenbühl [40%].

Collaborations scientifiques avec des doctorants

- Segmentation et modélisation des structures vasculaires cérébrales en imagerie médicale 3D (2009-2013).
 - Doctorante : Alice Dufour.
 - Thèse soutenue le 10 octobre 2013.
 - Direction : Christian Ronse, Joseph Baruthio, co-encadrement : Nicolas Passat.
 - Publications associées : [C12, C16, R8]
- Approches hiérarchiques pour l'analyse d'images multivaluées. Application à la segmentation du lymphome (2014-2017).
 - Doctorante : Eloïse Grossiord.
 - Thèse soutenue le 13 octobre 2017.
 - Direction : Laurent Najman, Michel Meignan.
 - Publications associées : [C22, C24]
- Analyse d'images nucléaires dans un contexte multimodal et multitemporel (2016-)
 - Doctorant : Francisco Javier Alvarez Padilla.
 - Direction : Dimitri Papathanassiou, Nicolas Passat.
 - Publications associées : [C22, N4, C31, C32].

Encadrement de stages de Master 2

- 50% Arbre des composantes connexes : méthodologie et application à la segmentation d'images médicales (2008).
- Stagiaire : Benoît Caldaïrou.
 - Autres encadrants : Nicolas Passat [50%].
 - Publications associées : [C5, C11]
- 33% Modèles déformables discrets : méthodologie et application à la segmentation d'IRM cérébrales (2009).
- Stagiaire : Anne-Sophie Puthon.
 - Autres encadrants : François Rousseau [33%], Nicolas Passat [33%].
- 80% Association d'une caméra optique et d'une caméra infrarouge pour une analyse du comportement thermique d'un objet (2011).
- Stagiaire : Vu Hong Thuan.
 - Autre encadrant : Pierre Gañçarski [20%].
- 30% Reconstruction tomographique d'une macromolécule à l'aide de ses projections par cryo-microscopie électronique (2011) : Célia Fillion.
- Stagiaire : Célia Fillion.
 - Autre encadrant : Étienne Baudrier [70%].
 - Publication associée : [C17]
- 30% Modélisation discrète de la transformée de Radon en 2D et 3D, implémentation (2012).
- Stagiaire : Nicolas Aubry.
 - Autre encadrant : Étienne Baudrier [70%].
- 10% Segmentation d'images sur terminaux mobiles et applications (2012).
- Stagiaire : Michal Kowalczyk.
 - Autres encadrants : Bertrand Kerautret [50%], Johathan Weber [40%].
 - Publication associée : [C15]
- 80% Reconnaissance d'objets à partir de l'arbre des formes (2013).
- Stagiaire : Ahmad Mustofa Hadi.
 - Autre encadrant : Christian Ronse [20%].
- 50% Cartographie automatique d'images histopathologiques (2013).
- Stagiaire : Grégory Apou.
 - Autre encadrant : Cédric Wemmert [50%].
 - Publication associée : [C19]
- 100% Opérateurs connexes pour la segmentation d'images (2015).
- Stagiaire : Franck Marcel.

Autres encadrements

- Travaux de diplôme d'ingénieurs (3 mois), École d'Ingénieurs de Genève, Suisse, niveau Bachelor : Pablo Tamarit, James McGill (2006).
- Projet d'initiation à la recherche (4 mois), École d'Ingénieurs ESIAL, 2e année : Stéphane Vigneron, Jean-Marie Prioul (2008).
- Stage ouvrier (1 mois), Télécom St Etienne : Guillaume Eberhardt (2010).
- Stage d'été Master 1 Mathématiques Appliquées (2 mois) : Marie Mounier, Mathieu Bedez (2010).
- Projet de Master 2 Informatique (1 mois) : Pascal Braun (2010).
- Projet de Master 1 Informatique (150h) : Arnold Douonda Malo, Long Li, Franck Marcel (2011, 2014).

Responsabilités scientifiques

Université de Strasbourg

- Membre du Conseil du Département Informatique Recherche du laboratoire ICube depuis 2012.
- Membre du comité d'experts 27e section de l'Université de Strasbourg depuis 2016.

Comités de sélection

- Membre des comités de sélection :
 - Poste 4039 MCU27, Université de Marne-la-Vallée, 2012.
 - Poste 1149 MCU27, Université Paris 5, 2013.
 - Poste 0294 MCU27, Université de Strasbourg, 2016.
 - Poste 1875 MCU27, Université de Strasbourg, 2017.

Expertises et relectures

- Expertise d'un projet NWO (Netherlands Organisation for Scientific Research), 2011.
- Relecteur pour les revues internationales :
 - IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence
 - Journal of Mathematical Imaging and Vision
 - Image and Vision Computing
 - Pattern Recognition
 - Pattern Recognition Letters
- Relecteur pour les conférences internationales :
 - International Symposium on Mathematical Morphology (ISMM)
 - Discrete Geometry for Computer Imagery (DGCI)
 - International Symposium on Visual Computing (ISVC)
 - Asian Conference on Computer Vision (ACCV)

Montage de projets

- Projet ANR « Modèles Numériques » VIVABRAIN
 - Coordinateur scientifique du site Strasbourg-ICube pour le projet ANR VIVABRAIN (ANR-12-MONU-0010).
 - Durée du projet : 5 ans (01/2013-09/2017).
 - Porteur : Nicolas Passat, Université de Reims.
- Projet FLI WP4
 - Analyse d'images médicales multimodales et multitemporelles à partir de connaissances.
 - Durée du projet : 18 mois (01/2017-06/2018)
 - Porteur : Camille Kurtz, LIPADE, Université Paris 5.
- Appel à projets internes ICube 2014.
 - Projet DAWSHI : Deep analysis of whole slide histopathological images.
 - Porteur du projet.
 - Collaboration : Cédric Wemmert.
- PHC Germaine de Staël
 - Opérateurs non locaux pour le traitement d'images : application à l'imagerie biomédicale (2013-2014).
 - Partenariat Hubert Curien « Germaine de Staël ».
 - Porteur du projet.
 - Partenaire Suisse : HES Yverdon-les-Bains (M. Kocher).
 - Durée : 2 ans.
- BQR Université Henri Poincaré
 - Nouveaux outils pour l'analyse d'images par le contenu : application à de grandes masses de documents (2012).

Participation à des projets

- Projets ANR :
 - ANR « COSINUS » FOSTER, 01/01/2011-31/03/2014, porteur P. Gañarski.
 - ANR « Modèles Numériques » COCLICO, 01/11/2012-31/10/2016, porteur P. Gañarski.
 - ANR « Programme Blanc » KIDICO, 01/01/2011-31/12/2014, porteur M. Tajine.
 - ANR « Modèles Numériques » VIVABRAIN, 01/01/2013-31/12/2016, porteur N. Passat
 - ANR « JCJC » RHODES, 01/10/2014-01/10/2019, porteur É. Baudrier
 - ANR MAIA, ANR-15-CE23-0009, 01/10/2015-01/10/2019, porteur F. Rousseau.
- Projet européen ERA-Net ERACoSysMed Sys-Mifta. Période : 2016-2019, porteur F. Feuerhake
- Projet PEPS CNRS BMI TomoMICRO (2012-2013), porteur É. Baudrier.

Participation à des jurys de thèse

- Analyse statistique de populations pour l'interprétation d'images histologiques.
 - Doctorante : Maya Alsheh-Ali.
 - Directeur de thèse : Laurent Wendling.
 - Date : 28 février 2015.
 - Membre du jury en tant qu'examinateur.

Collaborations

- Collaborations locales :
 - collaboration régulière avec l'équipe Sciences, Données, Connaissances du laboratoire ICube (Cédric Wemmert). Imagerie histopathologique (encadrement de deux thésards : Grégory Apou et Arnaud Abreu).
 - hôpital de Hautepierre : co-encadrement de la thèse de sciences de Pietro Addeo, chirurgien au service de transplantation hépatique du CHU de Hautepierre.
 - collaboration avec l'équipe IMIS du laboratoire ICube (Jean Paul Armspach). Imagerie angiographique cérébrale : projet ANR VIVABRAIN.
- Collaborations nationales :
 - collaboration régulière avec Hugues Talbot et Laurent Najman (laboratoire d'informatique Gaspard-Monge, Université Paris-Est).
 - collaboration régulière avec Nicolas Passat (laboratoire Crestic, Université de Reims Champagne-Ardenne).
 - collaboration régulière avec Camille Kurtz et Laurent Wendling (laboratoire LI-PADE, Université Paris-Descartes).
 - collaboration avec l'Oncopôle de Toulouse. Co-encadrement de la thèse de Arnaud Abreu sur le traitement d'images histopathologiques (Pierre Brousset, François-Xavier Frénois).
- Collaborations internationales :
 - Hannover Medical School, Hanovre (Friedrich Feuerhake). Projets SysIMIT, ERA-CoSysMed Sys-Mifta.
 - Haute École de Suisse Occidentale, Yverdon-les-Bains (Michel Kocher). Projet Germaine de Staël.

Annexe D

Tirés à part d'articles

- R5. B. NAEGEL, A. CERNICANU , J-N. HYACINTHE , M. TOGNOLINI , J-P. VALLÉE
« SNR enhancement of highly-accelerated real-time cardiac MRI acquisitions based on non-local means algorithm » *Medical Image Analysis*, 13(4) :598–608, Elsevier, 2009
- R7. N. PASSAT, B. NAEGEL, F. ROUSSEAU, M. KOOB, F. DIETEMANN. « Interactive segmentation based on component-trees. ». *Pattern Recognition*, 44(10-11) :2539-2554, 2011.
- R8. A. DUFOUR, O. TANKYEVYCH, B. NAEGEL, H. TALBOT, C. RONSE, J. BARUTHIO, P. DOKLÁDAL, N. PASSAT « Filtering and segmentation of 3D angiographic data : Advances based on mathematical morphology ». *Medical Image Analysis*, 17(2) :147-164, 2013.
- R9. C. KURTZ , B. NAEGEL, N. PASSAT « Connected filtering based on multivalued component-trees ». *IEEE Transactions on Image Processing*, 23(12) :5162–5164, 2014
- R11. N. PASSAT, B. NAEGEL « Component-trees and multivalued images : Structural properties, ». *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 49(1) :37-50, 2014.