



HAL
open science

Analyse d'objets discrets pour l'estimation géométrique et la détection d'échelle

Bertrand Kerautret

► **To cite this version:**

Bertrand Kerautret. Analyse d'objets discrets pour l'estimation géométrique et la détection d'échelle. Traitement des images [eess.IV]. Université de Lorraine (Nancy), 2017. tel-03029250

HAL Id: tel-03029250

<https://hal.science/tel-03029250v1>

Submitted on 28 Nov 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Habilitation à Diriger des Recherches

en Informatique

Analyse d'objets discrets pour l'estimation géométrique et la détection d'échelle

par

Bertrand Kerautret

Soutenue le 12 décembre 2017

Composition du jury :

Rapporteurs

Eric ANDRES	Professeur, XLIM, Université de Poitiers
Nicolas PASSAT	Professeur, CReSTIC, Université de Reims Champagne-Ardenne
Laurent WENDLING	Professeur, LIPADE, Université Paris Descartes

Examinatrices & Examineurs

David COEURJOLLY	Directeur de Recherches, LIRIS, CNRS
Isabelle DEBLED-RENNESON	Professeur, LORIA, Université de Lorraine
Fabien FESCHET	Professeur, Institut Pascal, Université Clermont Auvergne
Bruno LEVY	Directeur de Recherches, LORIA, INRIA

A Elise, Anaëlle et Mélisande

Remerciements

Ces travaux de recherche ont pu être réalisés avant tout grâce à un environnement dynamique et favorable du LORIA et de l'IUT de Saint-Dié-des-Vosges mais aussi à travers une délégation CNRS à Chambéry.

Je tiens aussi à remercier particulièrement les trois rapporteurs de ce manuscrit : Eric Andres (qui a une nouvelle fois accepté de rapporter mon travail), Nicolas Passat et Laurent Wendling. Je remercie également David Coeurjolly, Fabien Feschet et Bruno Levy d'avoir accepté de participer au jury et je les remercie aussi pour leurs riches échanges et marques d'intérêt. Je remercie chaleureusement Isabelle Debled-Rennesson pour son accueil au laboratoire et pour la création (et la direction) de l'équipe ADAGIo et sans oublier son soutien et son implication pour initier et partager de nombreux projets de recherche fructueux et originaux.

Tous ces travaux n'auraient pas pu être réalisés sans le travail avec les doctorants Adrien Krähenbühl et Nicolas Aubry qui ont été sources de nouvelles idées et de motivation. Je remercie aussi Phuong Nguyen et Van-Tho Nguyen que je n'ai pas officiellement encadrée mais lesquels la collaboration a été fructueuse. Je remercie aussi Phuc Ngo et son dynamisme constant et Eric Domenjoud pas uniquement pour son expertise LaTeX. Enfin, une grande part de ces travaux présentés dans ce manuscrit n'aurait pas pu être produite sans le travail et la source continue de motivation de mon co-auteur majeur, Jacques-Olivier Lachaud que je remercie très chaleureusement.

Je remercie aussi tous les collègues de l'IUT que j'ai pu côtoyer et qu'il serait trop long de lister cependant je ne peux que remercier Jean-Luc Husson pour son excellente direction du département mais aussi Jonathan Weber qui eu le courage et l'envie de prendre le relais et sans oublier Audrey Bichet avec ses talents d'infographiste qui auront aussi, d'une certaine manière contribué à la recherche reproductible. Je pense également aux collègues voisins du département GEII qui sont aussi à l'origine de nouvelles collaborations industrielles, en particulier à Eric Ternisien mais aussi à François Devillard plus pour les co voiturages St-Dié/Nancy que les sessions de snowkite. Enfin, je n'oublie pas les collègues du département GEII avec Philippe Even pour sa présence et collaboration toujours constante à l'IUT ou au LORIA ou encore ses relectures minutieuses et Damien Jamet avec les différentes missions en Savoie et ses talents de conduite sur les routes suisses enneigées.

Pour finir, je remercie de tout cœur mon épouse Elise, et mes enfants Anaëlle et Mélisande pour leur présence et tout leur soutien constant (parfois même tard la nuit).

Table des matières

Notations	1
Introduction	3
1 Définitions introductives de géométrie discrète	7
1.1 Contours discrets	7
1.2 Droites et segments discrets	8
1.3 Segments flous ou segments α -épais	10
1.4 Implémentation dans <i>DGtal</i>	11
2 Estimateur de courbure par optimisation globale	15
2.1 Introduction : travaux existants et idée principale	16
2.1.1 Critère de convergence multigrille	18
2.1.2 Nouveau critère de courbure minimale	19
2.1.3 Base d'un nouvel estimateur par minimisation	20
2.2 Estimateur de courbure par minimisation	21
2.2.1 Espace des tangentes	21
2.2.2 Calcul de la courbure par optimisation	23
2.3 Adaptation et résistance au bruit	26
2.3.1 Intégration de la primitive des segments flous	26
2.3.2 Fusion des contraintes d'optimisation	27
2.4 Expérimentations et comparaisons	29
2.4.1 Expérimentations sur des formes synthétiques, bruitées et réelles	30
2.4.2 Mesure de temps et comportement multigrille	32
2.4.3 Reconstruction de la forme à partir de la courbure	33
2.5 Conclusion et perspectives	35
3 Estimation d'échelles significatives	37
3.1 Introduction	38
3.2 Propriétés multi-échelles des segments maximaux	41
3.2.1 Comportement asymptotique des segments maximaux	42
3.2.2 Asymptote inverse par sous-échantillonnage	44
3.2.3 Sous-échantillonnage d'un contour discret	46
3.2.4 Critères multi-échelles	47
3.3 Analyse de profils multi-échelles	49
3.3.1 Échelles significatives et détection de bruit	49

3.3.2	Échelle standard	50
3.4	Résultats et implémentation	51
3.4.1	Détection de bruit	51
3.4.2	Détection des parties courbes/plates et résultats sur des images réelles	53
3.4.3	Implémentation	57
3.5	Détection d'épaisseurs significatives	57
3.5.1	Propriété asymptotique des longueurs des segments flous α épais	58
3.5.2	Evaluation géométrique multi-épaisseur	59
3.5.3	Expérimentations et comparaisons	60
3.6	Conclusion et perspectives	62
4	Application pour la représentation de formes et l'analyse d'images	65
4.1	Application de l'estimateur de la courbure par minimisation	66
4.1.1	Représentation de contours basée courbure	66
4.1.2	Représentation basée arcs de cercles	68
4.1.3	Utilisation de la courbure pour la segmentation	71
4.2	Exploitation des échelles significatives	76
4.2.1	Lissage en fonction de l'échelle	76
4.2.2	Représentation de contours basée sur les grilles isothétiques irrégulières	77
4.2.3	Couverture tangentielle adaptative	79
4.3	Applications pour l'analyse et la représentation d'images	80
4.3.1	Détection de droites dans des images en niveaux de gris	80
4.3.2	Vectorisation d'images	83
4.4	Conclusion et perspectives	85
5	Analyse géométrique d'objets tubulaires 3D	87
5.1	Introduction	88
5.1.1	Données volumiques et discrètes	88
5.1.2	Méthodes orientées maillages et nuages de points	91
5.2	Détection de ligne centrale par accumulation des normales	93
5.2.1	Idée principale d'accumulation des vecteurs normaux	93
5.2.2	Extraction de la ligne centrale par suivi des accumulations	99
5.2.3	Extraction de parties droites/courbes	108
5.2.4	Résultats et expérimentations	111
5.3	Détection par notion de confiance dans l'accumulation	123
5.3.1	Nouvelle notion de <i>confiance</i> dans l'accumulation	124
5.3.2	Propriétés des cartes de confiance dans l'accumulation	125
5.3.3	Extractions par reconstruction de graphes	131
5.3.4	Résultats et expérimentations	133
5.4	Applications	143
5.4.1	Détection de zones de défauts d'écorces de troncs d'arbres	143
5.4.2	Extraction de ligne centrale sur des câbles de cockpits d'avions	145
5.5	Conclusion et perspectives	146
5.5.1	Perspectives pour la méthode basée accumulation	146
5.5.2	Perspectives liées à la notion de confiance dans l'accumulation	147
5.5.3	Perspectives générales	148

6 Conclusion et perspectives	151
6.1 Synthèse des contributions	151
6.2 Perspectives et projets de recherche	153
A Bibliographie	159
B Influence des paramètres et reproductibilité pour l'accumulation	171
B.1 Influence des paramètres pour les méthodes basées accumulation/confiance et cas limites	171
B.1.1 Seuils des cartes d'accumulation et de confiance	171
B.1.2 Paramètres dans la reconstruction de graphe basée confiance	172
B.1.3 Cas limites de la reconstruction par confiance dans l'accumulation	172
B.2 Reproductibilité	176
B.2.1 Reproduction des expérimentations	176
B.2.2 Utilisation de l'implémentation dans d'autres codes	179
C Curriculum vitæ	181
C.1 Cursus	181
C.2 Activités pédagogiques et administratives	183
C.2.1 Enseignements réalisés	183
C.2.2 Responsabilités pédagogiques	184
C.2.3 Activités administratives	184
C.3 Activités liées à la recherche	185
C.3.1 Listes des projets de recherche	185
C.3.2 Responsabilités scientifiques	185
C.3.3 Diffusion scientifique	187
C.3.4 Séminaires et exposés invités	189
C.3.5 Développement logiciel	190
C.4 Encadrement de la recherche	191
C.4.1 Encadrement de thèses	192
C.4.2 Encadrement de Master 2	194
C.4.3 Autres encadrements	195
D Publications	197

Liste des algorithmes

5.1	Algorithme du calcul d'accumulation en fonction des vecteurs normaux	95
5.2	Algorithme d'extraction de ligne centrale par suivi des maxima d'accumulation . . .	103
5.3	Algorithme du calcul de la carte de confiance dans l'accumulation	126
5.4	Algorithme de la reconstruction du graphe géodésique	134

Liste des démonstrations en ligne

1.1	Démonstration de l'extracton de composantes connexes en 2 et 3D	7
2.2	Démonstration de l'estimateur de courbure GMC	29
3.3	Démonstration des échelles significatives	57
3.4	Détection des épaisseurs significatives et lissage de polygones	60
4.5	Démonstration de la reconstruction par arcs de cercles	71
4.6	Détection de la position des nœuds dans une image volumique de tronc d'arbre . . .	73
4.7	Couverture tangentielle adaptative	79
4.8	Démonstration de vectorisation d'images	85
5.9	Démonstration de l'extraction de ligne centrale	111
5.10	Démonstration de la détection de zones de défauts d'écorces de tronc d'arbres . . .	145

Liste des dépôts de code source

1.1	Bibliothèque <i>DGtal</i>	11
1.2	Projet <i>DGtalTools</i> compagnon de <i>DGtal</i>	11
2.3	Bibliothèque ImaGene (projet source)	30
2.4	Bibliothèque ImaGene (fork <i>GitHub</i> sans dépendance avec <i>boost</i>)	30
4.5	Code source du logiciel <i>TKDetection</i>	73

4.6	Code Source de la détection interactive de segments flous	81
5.7	Code source de la détection de défauts d'écorces de troncs d'arbres	143
B.8	Code source de l'extraction de ligne centrale par accumulation	171

Notations

Ensembles

- \mathbb{Z} Ensemble des entiers relatifs.
- \mathbb{R} Ensemble des nombres réels.

Géométrie discrète

Primitives

- C Contour discret 4-connexe.
- \mathcal{C} Contour continu.
- $|\mathcal{C}|$ Longueur euclidienne du contour \mathcal{C} .
- C_i Point d'indice i de C .
- $C_{i,j}$ Séquence de points entre C_i et C_j .
- $\mathcal{D}(a, b, \mu, \omega)$ Droite discrète de vecteur directeur (a, b) , (pente a/b), et d'épaisseur ω .
- $S(i, j)$ Prédicat : $C_{i,j}$ est un segment de droite discrète.
- $S_f(i, j)$ Prédicat : $C_{i,j}$ est un segment flou.

- ν Epaisseur d'un segment flou.
- L Longueur discrète d'un segment discret.
- \mathcal{L}^ν Longueur euclidienne d'un segment flou d'épaisseur ν .
- $\overline{\mathcal{L}^\nu}$ Longueur moyenne de tous les segments flous d'épaisseur ν couvrant un point.

Estimateurs discrets

- $\text{Dig}_h(X)$ Discrétisation d'une forme X avec une grille de taille h .
- \mathbb{F} Famille de forme de \mathbb{R}^2 .
- ∂X Bord topologique d'un sous ensemble X de \mathbb{R}^2 .
- G Paramètre géométrique (par exemple courbure, tangente).
- E_G Estimateur géométrique discret du paramètre G .
- $\hat{\kappa}$ Estimateur de courbure.
- $R_{O,h}$ Forme de référence par rapport à un objet discret O avec une taille de grille h .
- θ_C Fonction associant pour une longueur d'arc une direction de tangente.
- $J[\mathcal{C}]$ Intégrale de la courbure au carré le long de \mathcal{C} .

Echelles significatives

D	Objet discret défini dans \mathbb{Z}^n .
\mathcal{D}	Famille d'objets discrets définis dans \mathbb{Z}^n .
X	Objet euclidien défini dans \mathbb{R}^n .
\mathcal{D}	Famille d'objets euclidiens définis dans \mathbb{R}^n .
$\phi_i^{x_0, y_0}(C)$	Contour sous-échantillonné de C à l'échelle i avec un décalage de (x_0, y_0) .
$\mathcal{P}_n(P)$	Profil multi-échelle du point P défini sur n échelles.
$\mu_n(P)$	Critère multi-échelle idéal d'un point P issu d'un profil multi-échelle $\mathcal{P}_n(P)$.
$\mu_{i_1, i_2}(P)$	Critère multi-échelles d'un point P défini dans l'intervalle d'échelles (i_1, i_2) .
$t_{f/c}$	Seuil pour distinguer les zones plates/courbes d'un profil multi-échelles idéal.
t_m	Seuil pour distinguer les zones courbes et bruités.
$\nu(P)$	Niveau de bruit du point P défini en fonction de $\mathcal{P}_n(P)$.

Représentation de contours

$\delta_H(\mathcal{A}_i, \mathcal{C}_i)$	Distance de Hausdorff entre un arc \mathcal{A}_i et son contour associé \mathcal{C}_i .
------------------------------------------	---------------------------------------------------------------------------------------------

Notations liées à l'extraction de la ligne centrale

Méthode basée accumulation

R	Rayon de l'objet tubulaire.
d_a	Distance d'accumulation.
α_{min}	Angle minimal pour considérer un vecteur d'accumulation.
τ	Distance entre sommets dans la reconstruction basée accumulation.

Méthode basée confiance

t_c	Seuil sur la carte de confiance.
r_d	Rayon de la dilatation sur la carte de confiance seuillée.
d_g	Pas sur la distance géodésique pour le calcul des sommets du graphe.
K	Facteur d'échelle pour l'expérimentation de changement d'échelles

Introduction

Ce mémoire d’habilitation présente le bilan des travaux de recherche que j’ai effectués depuis mon arrivée au LORIA en septembre 2005. Ces travaux s’inscrivent dans la continuité de ceux réalisés pendant ma thèse que j’ai effectuée au LaBRI (Université de Bordeaux 1) autour de la géométrie discrète orientée vers la reconstruction et l’analyse géométriques des objets discrets. Parmi les différents résultats de recherche obtenus, j’ai choisi de détailler principalement ceux considérés comme majeurs et reliés aux projets de traitement d’objets discrets bruités. Je présenterai donc tout d’abord les résultats portant sur le problème de l’estimation de courbure d’un contour discret bruité. Ces travaux s’inscrivent dans les axes du projet ANR GeoDIB (Géométrie discrète pour les objets discrets bruités) et de l’équipe ADAGIo. Ensuite, en lien avec ce problème, je décrirai le nouveau concept des *échelles significatives* qui permet d’estimer localement le niveau d’observation de la géométrie de la forme. Enfin, j’introduirai les nouveaux concepts d’accumulation exploités pour définir l’extraction de la ligne centrale d’objets tubulaires. Les autres travaux basés sur ces résultats principaux seront décrits plus synthétiquement. Le fil conducteur de ce mémoire sera aussi l’axe *recherche reproductible* que l’on retrouvera dans les différents résultats présentés dans ce mémoire. Cet axe sera visible notamment à travers des liens et des contributions dans la librairie de géométrie discrète *DGtal* et dans la revue IPOL qui est orientée vers la recherche reproductible en traitement d’images.

L’estimation de paramètres géométriques sur un objet discret est un problème important dans différents domaines d’application tels que l’analyse d’image, l’appariement de forme, ou la représentation d’objets discrets. Durant ma thèse, je me suis intéressé au problème de l’estimation des vecteurs normaux pour répondre au problème de la reconstruction de surfaces discrètes 3D à partir d’informations photométriques (problème appelé *Shape From Shading*). En dehors de la résolution discrète d’un problème aux équations aux dérivées partielles, la difficulté était d’être capable d’estimer les vecteurs normaux sur le bord de la surface discrète devant être reconstruite.

Associé au problème d’estimateur géométrique défini pour les objets discrets, la présence de bruit peut être un obstacle important pour l’exploitation fiable des estimateurs discrets. Même si de récents estimateurs présentent des propriétés de convergence par rapport à la taille de grille de discrétisation et que la résolution des capteurs d’appareils photo est régulièrement en augmentation, la présence de bruit est toujours possible et peut limiter la qualité de l’estimation. Pour répondre à cette problématique qui était au cœur du projet ANR GeoDIB auquel j’ai activement participé, je me suis intéressé à la définition d’un nouvel estimateur de courbure précis à faible résolution et capable de prendre en compte un certain niveau de bruit défini par l’utilisateur (Ch. 2). Pour satisfaire le premier point, l’estimateur proposé prend en compte l’ensemble des formes ayant la même discrétisation que le contour en entrée et sélectionne la forme qui minimise la courbure. La résistance par rapport au bruit est obtenue par l’utilisation de la primitive des segments flous qui est capable d’intégrer un paramètre d’échelle dans l’algorithme de reconnaissance.

La résistance au bruit d'un estimateur discret est un résultat important qui peut avoir un impact pour des applications variées telles que la vectorisation d'objets discrets ou l'analyse de formes. Cependant, la stabilité et la précision de l'estimation géométrique peuvent dépendre fortement du choix du paramètre d'échelle choisi par l'utilisateur. C'est par exemple le cas pour le nouvel estimateur de courbure que nous avons proposé où un mauvais choix du paramètre d'échelle (i.e épaisseur du segment flou) peut dégrader la qualité de l'estimation sur le plan par exemple du nombre de maxima locaux. Basé sur un résultat théorique du comportement asymptotique des segments maximaux, un nouveau concept appelé *échelles significatives* est introduit dans le chapitre Ch. 3 pour permettre de retrouver localement sur un contour discret l'échelle qui doit être utilisée pour décrire la forme. Ce résultat a constitué un élément de base pour d'autres travaux liés à la représentation de contours discrets ou pour la définition de nouveaux estimateurs géométriques. L'extension de ce concept pour traiter des à coordonnées flottantes est aussi présenté dans le chapitre Ch. 3 avec l'utilisation de la primitive des segments flous.

Les deux principaux résultats précédents ont permis de proposer de nouvelles représentations de contours discrets. La représentation de contours reposant sur la notion de courbure n'est pas complètement nouvelle puisqu'elle était déjà présente à travers la notion de points dominants. Cependant grâce à la nouvelle définition de courbure résistante au bruit et présentant une grande stabilité, une nouvelle méthode de représentation de contour est décrite dans le chapitre Ch. 4. Cette nouvelle méthode permet notamment de pouvoir traiter le bruit potentiellement présent sur le contour et permet aussi d'avoir une représentation définie à plusieurs échelles. D'autres applications de la robustesse de cet estimateur sont aussi proposées dans le chapitre Ch. 4 pour des applications de segmentation d'images sur des troncs d'arbres. L'autre résultat majeur présenté dans le chapitre Ch. 3 a aussi permis d'introduire une nouvelle façon de représenter un contour discret avec la représentation d'un contour sur une grille isothétique irrégulière. La version des échelles significatives a également permis de définir le nouveau concept de couverture tangentielle adaptative qui permet de s'adapter localement au bruit et à l'objet considéré.

La primitive des segments flous est un élément central qui constitue la base des deux premiers résultats présentés dans ce mémoire. Cette primitive est actuellement uniquement définie pour traiter des contours discrets. Afin d'étendre ces résultats, nous avons étudié les moyens pour intégrer l'information photométrique contenue dans des images en niveaux de gris. Une première solution a été proposée en exploitant les informations de gradient directement dans le processus de reconnaissance. Cette intégration permet de combiner la reconnaissance géométrique avec l'information photométrique et a pu être implémentée pour une reconnaissance interactive des segments épais.

Comme la reconnaissance proposée se base sur la sélection de maxima locaux de gradient, la définition proposée peut être moins stable pour reconnaître des structures linéaires très rapprochées. C'est par exemple le cas si l'on cherche à reconnaître des structures linéaires de zones épaisses dont les bords présentent deux structures rapprochées présentant des valeurs de gradient très proches. Pour traiter des structures plus épaisses, une autre stratégie possible est de considérer des profils d'intensités à la place de l'information de gradient. Une telle stratégie de détection de structures épaisses a été adoptée pour répondre à une difficulté rencontrée dans le cadre d'une application industrielle. Ici l'objectif était de mesurer la direction d'objets tubulaires spéculaires pour détecter des défauts. A travers ce cadre applicatif et par l'intermédiaire d'une thèse CIFRE (en collaboration avec l'entreprise Vosgienne Numalliance), nous avons proposé un nouvel algorithme capable de reconnaître des segments épais associés à des objets spéculaires à travers une reconnaissance satisfaisant les contraintes de temps réel.

En dehors de l'objectif de représenter une forme binaire de manière efficace, les algorithmes de polygonalisation constituent aussi une base pour la vectorisation d'images en niveaux de gris. La fin du chapitre Ch. 4 décrira les moyens d'exploiter ces algorithmes pour la vectorisation d'images et je détaillerai une solution qui exploite une représentation morphologique définie à partir d'un arbre de composantes connexes.

Initié par le coté applicatif de la collaboration avec l'entreprise Numalliance, je me suis intéressé au problème de reconstruction du modèle paramétrique d'un objet tubulaire. La reconstruction du modèle a un double intérêt pour l'entreprise à la fois pour le proposer au client qui voudrait reproduire une pièce dont il n'aurait pas le modèle et aussi pour une potentielle intégration dans la partie commandes numériques des machines outils. Dans la communauté de *Geometry Processing*, des solutions ont déjà été étudiées pour des objectifs assez similaires mais malheureusement les solutions ne sont pas simples à implémenter et le code source des méthodes n'est pas diffusé car il est la propriété de l'entreprise.

Dans ce contexte, je me suis d'abord intéressé au problème d'extraction de la ligne centrale d'un objet tubulaire. Cette étape est importante car elle conditionne ensuite l'analyse géométrique définie pour retrouver le modèle. Basée sur la définition d'une nouvelle notion d'accumulation des vecteurs normaux, nous avons proposé, dans le chapitre Ch. 5, une méthode originale d'extraction de ligne centrale capable de traiter différents types d'objets (maillages, nuages de points de type LIDAR, objets discrets, voxels). Pour extraire des paramètres géométriques, nous avons adapté en trois dimensions, une méthode de décomposition en arcs et segments. La reconstruction complète du modèle a été laissée en perspective car nous avons ensuite trouvé d'autres définitions permettant d'améliorer ce concept d'accumulation.

La fin du chapitre Ch. 5 présente une nouvelle notion de maximalité dans l'accumulation qui permet d'obtenir un niveau de confiance dans l'extraction des voxels associés à la ligne centrale. Cette notion détaillée dans la section Sect. 5.3, a été la base d'une nouvelle méthode d'extraction de ligne centrale qui permet de traiter les objets présentant des embranchements et des diamètres non constants.

Nouveaux résultats

Dans ce mémoire, certaines parties présentent de nouveaux résultats qui n'ont pas été publiés auparavant, notamment dans le chapitre Ch. 5 :

- L'alternative pour calculer la direction principale de l'objet tubulaire en exploitant la matrice de co-variance des vecteurs normaux est présentée dans la section Sect. 5.2.1. L'idée d'utiliser cette alternative avait été mentionnée dans de précédents travaux sans avoir été détaillée, ni même évaluée. Après avoir introduit la solution proposée, j'ai aussi effectué des mesures et des comparaisons sur les sections tubulaires de référence.
- Les limites du principe d'accumulation par rapport au traitement automatique par seuillage sont mises en évidence dans la section Sect. 5.2.2. En particulier, l'algorithme du seuil automatique proposé par Rosin ne donne pas de bons résultats par rapport à la variabilité de données sources. Cet ajout permet de justifier l'utilisation de l'algorithme de suivi d'accumulation proposé dans cette même section.
- Dans les résultats précédents, la mesure de qualité de la position de la ligne centrale n'avait

pas encore été effectuée. Cette mesure est cependant importante pour pouvoir quantifier la qualité des résultats obtenus. Le calcul de la notion de centricité est décrit dans la section Sect. 5.2.2. Cette mesure est ensuite utilisée pour donner plus d'informations sur la qualité des extractions obtenues.

- La méthode d'extraction par le suivi des accumulations avait déjà montré des résultats sur différents types de supports, mais je présente ici des résultats complémentaires obtenus à partir de nuages de points en exploitant un estimateur de normales spécialisé pour ce type de données. Ces nouveaux résultats mettent en évidence la qualité de la méthode pour traiter différents types d'objets et confirme la perspective d'adaptation aux données mentionnées dans les précédentes publications.
- De nombreuses expérimentations complémentaires sont présentées dans la section Sect. 5.2.4 (pour la méthode basée sur l'accumulation) et dans la section Sect. 5.3.4 (pour la méthode basée sur la confiance). Toutes ces expérimentations peuvent être reproduites à partir du dépôt *GitHub* associé à ce manuscrit ¹.
- De nouvelles expérimentations renforcent l'idée des perspectives du chapitre Ch. 2 au sujet des contraintes des segments maximaux calculés à différentes épaisseurs.

L'Annexe B présente aussi des nouveaux résultats avec des expérimentations testant les cas limites de la méthode d'extraction de ligne centrale présentée dans le chapitre Ch. 5.

1. <https://github.com/kerautret/RedactionHDR>

1

Définitions introductives de géométrie discrète

L'objet de ce chapitre est de détailler les définitions importantes qui seront utilisées principalement dans les chapitres 2, 3 et 4. Ces définitions sont essentielles, car elles sont la base des résultats présentés dans ce mémoire. En lien avec l'aspect reproductibilité, les définitions seront illustrées avec du code issu de la bibliothèque *DGtal*.

1.1 Contours discrets

Pour la suite de ce manuscrit, nous traiterons des contours discrets comme une séquence de points associés à la frontière inter-pixels d'un objet discret. Cette représentation a été choisie car elle résulte de la définition d'extraction de composantes connexes qui peut être définie en N dimensions [Lac03].

L'extraction de contours peut être résumée en 4 étapes principales. La première consiste à extraire de l'objet discret l'ensemble B de tous les surfels associés à son bord (images (a,b) de la figure Fig. 1.1). À partir d'un surfel s_0 initial de B (image (b)), il s'agit de traquer l'ensemble des surfels en suivant un choix de connexité (images (c) ou (d) suivant le choix de connexité intérieure ou extérieure). Enfin ces deux étapes de sélection et de suivi sont itérées tant que l'ensemble des voxels n'est pas vide. Plus de détails en lien avec la bibliothèque *DGtal* sont donnés dans un article IPOL [8] et une démonstration peut être testée en ligne :

Demonstr. 1.1- <http://demo.ipol.im/demo/74/>

Un contour discret résultant d'une telle extraction pourra être représenté à partir de son code de Freeman (image (e), Fig. 1.1). Par exemple l'extraction de contour à partir du surfel bleu (image (a)) et en utilisant une relation d'adjacence extérieure donnera le contour (c) qui peut être représenté par le code Freeman suivant : 101212323300.

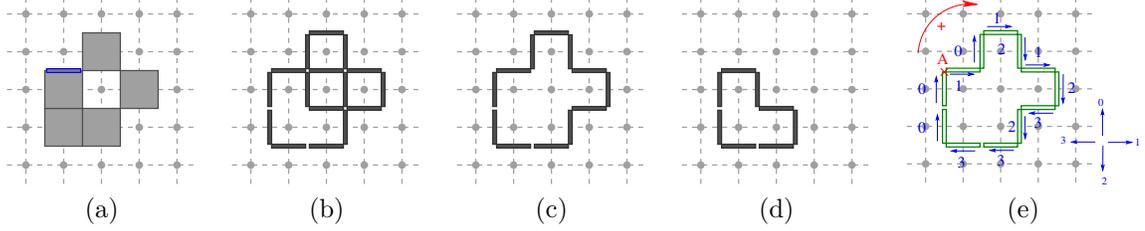


Fig. 1.1 – Illustration de l'extraction de contour inter-pixels par suivi de surfels et sa représentation par code de Freeman.

Contours et séquences de points Plus généralement, le contour 4-connexe discret fermé issu de cette extraction sera noté C . Les points C_i de ce contour sont numérotés de manière consécutive. Une séquence de points connectés de C allant par ordre croissant de C_i à C_j sera noté $C_{i,j}$.

1.2 Droites et segments discrets

Nous rappelons tout d'abord la définition d'une droite discrète arithmétique introduite par Réveilles [Rev91].

Définition 1. Droite discrète arithmétique $\mathcal{D}(a, b, \mu, \omega)$. Une droite discrète arithmétique de pente $\frac{a}{b}$ (vecteur directeur (b, a)), de borne inférieure μ , et d'épaisseur arithmétique ω est l'ensemble des points (x, y) de \mathbb{Z}^2 vérifiant la double inégalité $\mu \leq ax - by < \mu + \omega$ avec a, b, μ, ω entiers, $\text{pgcd}(a, b) = 1$.

Une droite est dite naïve et notée $\mathcal{D}(a, b, \mu)$, lorsque que $\omega = \max(|a|, |b|)$. Dans le cas où $\omega = |a| + |b|$, la droite sera dite standard. Ces deux types de droites illustrées sur la figure Fig. 1.2 sont fréquemment utilisés car ils sont associés à la 8- (droite naïve) et 4- (droite standard) connexité qui sont correspondent aux définitions topologiques d'un bord d'une forme discrète comme celles rappelées dans la section précédente.

Définition 2. Droites d'appui supérieures/inférieures. Les droites réelles d'équation $ax - by = \mu$ et $ax - by = \mu + \omega - 1$ sont appelées les droites d'appui de la droite naïve $\mathcal{D}(a, b, \mu)$. Un point entier de ces droites est nommé point d'appui.

Les droites d'appui supérieures (resp. inférieures) sont représentées en rouge (respectivement en vert) sur les images (a,b) de la figure Fig. 1.2. Sur ces droites, les points d'appui à coordonnées entières sont représentés avec les mêmes couleurs respectives.

Définition 3. Segment de droite discrète. Une séquence de points $C_{i,j}$ est qualifiée de segment de droite discrète si et seulement si ses points de coordonnées (x, y) sont inclus dans une droite discrète standard. Plus formellement :

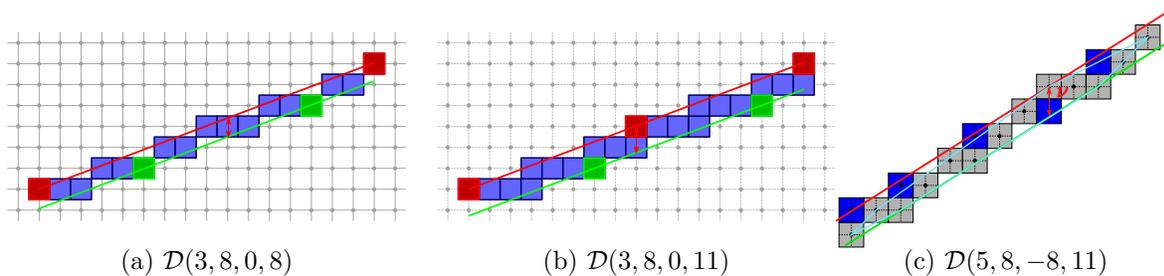


Fig. 1.2 – Illustration d’une droite discrète naïve (a), standard (b) et d’une droite englobante optimale pour les points grisés (épaisseur verticale = 1.25) (c). L’image (c) est issue de [DR07].



Fig. 1.3 – Illustration de la couverture tangentielle sur un point du contour (en rouge).

$$\exists(a, b, \mu) \in \mathbb{Z}^3, \text{ tels que } \forall k, i \leq k \leq j, \quad \mu \leq ax - by < \mu + |a| + |b|$$

La droite standard avec la plus petite valeur de $|a|$ et contenant la séquence de points, définit les caractéristiques (a, b, μ) du segment de droite discret de pente $\frac{a}{b}$. Pour la suite, nous noterons par $S(i, j)$ le prédicat “ $C_{i,j}$ est un segment de droite discrète”.

Définition 4. Segment maximal de C . Un segment maximal de C est une séquence $C_{i,j}$ telle que $S(i, j) \wedge \neg S(i, j + 1) \wedge \neg S(i - 1, j)$. Les segments maximaux sont ainsi les segments de droites discrètes inextensibles de C .

L’ensemble de tous les segments discrets constitue la couverture tangentielle de C . La figure Fig. 1.3 (a) illustre la couverture tangentielle qui couvre le pixel représenté en rouge.

Le calcul de la couverture tangentielle peut s’effectuer de manière incrémentale en ne parcourant qu’une seule fois l’ensemble des points. On obtient donc un algorithme optimal qui calcule cette couverture en temps linéaire [FT99].

1.3 Segments flous ou segments α -épais

La primitive des segments maximaux est utilisée pour différents estimateurs et possède des propriétés intéressantes notamment par rapport à la convergence asymptotique que nous détaillerons dans le chapitre Ch. 3. Cependant ces primitives ont l'inconvénient de ne pas être robustes aux perturbations que peut présenter un contour discret. C'est par rapport à cette limitation que la primitive des segments flous a été introduite par Isabelle Debled-Rennesson *et al.* [DRFRD06].

Deux définitions ont été proposées, la première basée sur une approche arithmétique utilise la définition de droite englobante optimale telle que celle illustrée sur l'image (c) de la figure Fig. 1.2. La seconde qualifiée d'approche géométrique repose sur le calcul de l'enveloppe convexe des points de la droite. Du fait de l'utilisation de cette dernière, je donnerai la définition sur laquelle se base l'implémentation que j'ai proposée dans *DGtal*.

Définition 5. Droite englobante optimale. Une droite englobante $\mathcal{D}(a, b, \mu, \omega)$ d'une suite de points entiers Sf est dite optimale si son épaisseur verticale est égale à l'épaisseur verticale de l'enveloppe convexe de Sf .

Un exemple de droite englobante optimale est illustré pour une séquence de points représentée en gris sur l'image (c) de la figure Fig. 1.2. L'enveloppe convexe de ces points est aussi représentée avec l'épaisseur verticale.

Définition 6. Segment flou. Soit Sf une suite de points entiers, Sf est un segment flou d'épaisseur ν si et seulement si sa droite englobante a une épaisseur verticale inférieure ou égale à ν .

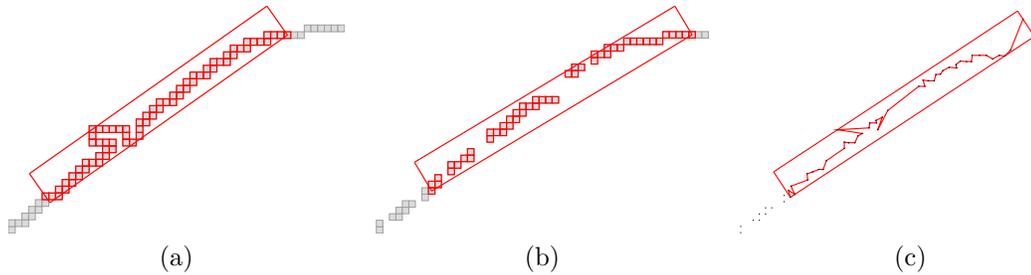


Fig. 1.4 – Exemple de segments flous définis sur différents types de support : (a) sur une séquence de points discrets avec coordonnées non forcément croissantes, (b) sur une séquence déconnectée, (c) sur un contour à coordonnées non forcément entières.

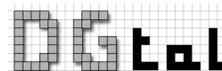
L'algorithme de reconnaissance s'appuie principalement sur le calcul de l'enveloppe convexe avec le calcul de l'épaisseur verticale. Un algorithme linéaire de reconnaissance s'appuyant sur l'algorithme de Melkman pour le calcul de l'enveloppe convexe [Mel87] a été proposé par Isabelle Debled-Rennesson *et al.* [FT99]. Contrairement à la définition arithmétique des segments flous [DRJLRD03], il est possible d'appliquer l'algorithme de reconnaissance sur différents types de points sans avoir nécessairement une séquence de points à abscisse croissante et s'applique sur différents types de données comme avec des points déconnectés, points à coordonnées réelles. La figure Fig. 1.4

illustre la reconnaissance d'un segment flou sur ces différents types de support.

La couverture tangentielle peut être calculée en $n \log(n)$ (avec n représentant le nombre de pixel du contour) et d'autres définitions d'épaisseurs ont été introduites avec la définition d'épaisseur selon les axes diagonaux [FBF09]. Dans les chapitres qui suivent, nous utiliserons cette primitive dans sa version non optimisée car l'implémentation finalisée n'est pas encore accessible dans la librairie *DGtal*. Le changement de primitive pourra être fait simplement lorsque cette dernière sera disponible.

1.4 Implémentation dans *DGtal*

DGtal est une librairie orientée géométrie discrète née en 2009 d'une initiative menée entre autre avec Jacques-Olivier Lachaud (LAMA, Chambéry) et David Coeurjolly (LIRIS, Lyon). Elle a pour objectif de définir une structure commune pour exploiter des modèles et propriétés géométriques propres aux objets discrets. Ce projet est motivé par le besoin d'avoir une base commune pour faciliter les comparaisons, la reproductibilité des résultats de recherche et l'ouverture des résultats de géométrie discrète vers différents domaines d'applications. Cette librairie est écrite en C++ et suit le paradigme de programmation générique à travers l'utilisation de concepts et modèles. Actuellement, elle couvre différents axes tels que les espaces discrets ; les entiers et fractions ; les droites discrètes ; la représentation et l'analyse de courbes ; les primitives discrètes (arithmétiques, combinatoire, arcs, plans discrets) ; la génération multi-grilles de formes discrètes ; l'analyse volumique et les transformations en distance ; les estimateurs géométriques ; la topologie discrète ; les surfaces discrete ; les polynômes multi-variés ; le traitement d'images Nd ; l'interfacage avec ITK ; l'export et visualisation (2D/3D).



Les sources de la librairie sont directement accessibles sur le dépôt suivant :

Dépôt code. 1.1- <https://github.com/DGtal-team/DGtal>

Dépôt code. 1.2- <https://github.com/DGtal-team/DGtalTools>

Parmi l'implémentation des différents algorithmes de reconnaissance présents dans *DGtal*, nous donnons ici une illustration du calcul de la couverture tangentielle pour le contour de la figure Fig. 1.3 (b) en utilisant la primitive des segments flous appelée `AlphaThickSegmentComputer2D`. J'ai porté l'implémentation de cette primitive dans *DGtal*, car il n'existait pas d'implémentation finale testée.

Le calcul de la couverture tangentielle peut être fait en quelques lignes de code une fois qu'un itérateur sur le contour a été construit (ou `Circulator` si le contour est fermé). Le type d'épaisseur peut être aussi précisé au moment de la construction. Les deux définitions d'épaisseur basées sur l'enveloppe convexe sont illustrées sur la première ligne de la figure Fig. 1.5. Ensuite, le calcul s'effectue en définissant le type de segmentation voulu. Le Code 1.1 montre un exemple de calcul de la couverture tangentielle de tous les segments existants sur tout le contour. Ce code calcule la couverture tangentielle telle que celle illustrée sur l'image (b) de la figure Fig. 1.5. Il est possible de changer le type de décomposition en changeant simplement le type `AlphaSegment`. Par exemple, le changement du type `SaturatedSegmentation` par `GreedySegmentation` donnera l'ensemble des segments flous représentés sur l'image (a) de la figure Fig. 1.5.

Une version plus détaillée de ces différents exemples est disponible en ligne à l'adresse de la documentation officielle de *DGtal*¹.

Code 1.1 – exemple de code pour le calcul de la couverture tangentielle définie à travers la primitive des segments flous.

```
// Définition du type de segmentation choisi
typedef SaturatedSegmentation<AlphaThickSegmentComputer2D> AlphaSegment;

// Définition de la primitive définie par l'épaisseur 4 avec l'épaisseur
// euclidienne.
AlphaThickSegmentComputer2D comp(4, functions::Hull12D::EuclideanThickness);

// Définition du type de segmentation voulue à partir du contour et de
// la primitive.
AlphaSegment segmentator(circulator, circulator, comp);

// L'ensemble des segments peuvent être ensuite parcourus et affichés.

AlphaSegment::SegmentComputerIterator i = segmentator.begin();
AlphaSegment::SegmentComputerIterator end = segmentator.end();

for ( ; i != end; ++i) {
    AlphaThickSegmentComputer2D current(*i);
    aBoard << SetMode(current.className(), "BoundingBox");
    aBoard << current;
}
```

Les autres primitives des segments discrets sont aussi présentes dans *DGtal* et la généralité du code permet de changer simplement le type de primitive pour obtenir un estimateur particulier.

Dans cette partie, nous avons présenté les primitives principales qui seront exploitées dans les chapitres suivants. Nous avons aussi donné un aperçu de leur ré-utilisation dans le contexte de la librairie *DGtal*. Cette démarche pourra faciliter la reproductibilité des résultats présentés dans ce mémoire comme par exemple l'estimateur de courbure introduit dans le chapitre suivant ou la détection d'échelles significatives.

1. <http://liris.cnrs.fr/dgtal/doc/nightly/moduleAlphaThickSegmentReco.html>

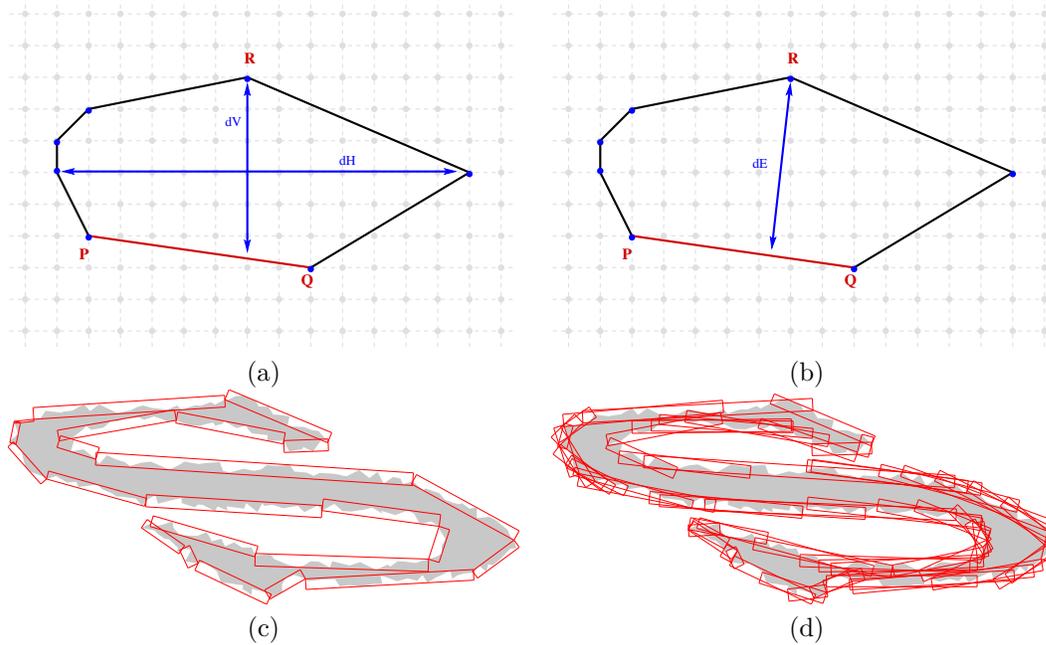


Fig. 1.5 – Première ligne : deux définitions d'épaisseur qui peuvent être utilisées avec la primitive `AlphaThickSegmentComputer2D` de *DGtal* : (a) épaisseur horizontale/verticale, (b) épaisseur euclidienne. Seconde ligne : exemples de deux décompositions de la courbe en segments flous maximaux d'épaisseur 4 avec la définition d'épaisseur horizontale/verticale : (c) avec la classe `GreedySegmentation` (décomposition gloutonne de la courbe), (d) avec la classe `SaturatedSegmentation` (couverture tangentielle classique).

2

Estimateur de courbure par optimisation globale

Sommaire

2.1	Introduction : travaux existants et idée principale	16
2.1.1	Critère de convergence multigrille	18
2.1.2	Nouveau critère de courbure minimale	19
2.1.3	Base d'un nouvel estimateur par minimisation	20
2.2	Estimateur de courbure par minimisation	21
2.2.1	Espace des tangentes	21
2.2.2	Calcul de la courbure par optimisation	23
2.3	Adaptation et résistance au bruit	26
2.3.1	Intégration de la primitive des segments flous	26
2.3.2	Fusion des contraintes d'optimisation	27
2.4	Expérimentations et comparaisons	29
2.4.1	Expérimentations sur des formes synthétiques, bruitées et réelles	30
2.4.2	Mesure de temps et comportement multigrille	32
2.4.3	Reconstruction de la forme à partir de la courbure	33
2.5	Conclusion et perspectives	35

Ce chapitre s'intéresse au problème de l'estimation de caractéristiques géométriques d'une forme discrète qui est une étape importante pour de nombreuses applications d'analyse d'images ou de reconnaissance de formes. Nous nous intéressons en particulier à l'estimation de la courbure. Le début de ce travail fut initié en 2006 au début du projet ANR GEODIB traitant des objets discrets bruités. Les travaux présentés dans ce chapitre sont issus de la collaboration avec Jacques-Olivier Lachaud [29, 10].

La difficulté de traiter des objets discrets bruités était bien connue notamment pour estimer

des valeurs géométriques telles que la courbure comme en témoigne cette citation de Kovalesky en 2001 :

...under the conditions typical for digital image processing the curvature can rarely be estimated with a precision higher than 50% [Kov01].

Pour lever cette limitation, nous avons cherché à avoir un estimateur qui soit à la fois robuste au bruit mais aussi précis sur un objet à faible résolution. Avant de décrire plus précisément l'idée générale de l'approche proposée, la partie qui suit présente plus en détails les différents travaux existants.

2.1 Introduction : travaux existants et idée principale

Le constat évoqué précédemment par Kovalevsky n'est en fait pas nouveau. Un dizaine d'années auparavant, Flin et Jain mentionnaient déjà les difficultés qui pouvaient être rencontrées dans les applications exploitant la courbure sur la surface d'objets 3D [FJ89]. Dans son constat, Kovalevsky faisait référence à des méthodes d'estimation de la courbure basées sur le cercle osculateur [WS93] et sur le calcul des variations de la direction de la tangente [Via96]. L'idée de cette dernière est d'estimer les tangentes par la reconnaissance de droites discrètes (voir chapitre d'introduction pages 8) et d'appliquer une convolution avec une dérivée gaussienne. Sur des données réelles issues d'un processus d'impression et d'acquisition les mesures peuvent montrer que la précision de ces approches est rarement supérieure à 50%.

Ces constatations s'expliquent par le fait que beaucoup de travaux cherchaient à calculer la courbure pour des applications de représentations de contours où la valeur qualitative n'a pas forcément d'importance comme pour par exemple extraire les points dominants ou d'inflexion. On peut par exemple aussi mentionner les travaux de [Mar03] ou Freeman et Davis qui estiment des maxima locaux de courbure pour reconstruire une approximation polygonale de contour discret [FD77]. Dans le même ordre d'idée, on peut aussi faire référence à une autre technique qui s'éloigne même de la définition qualitative de la courbure pour obtenir une représentation pouvant être définie à différentes échelles avec une notion appelée *visual curvature* [LLL08].

Pour répondre à ces limitations, de nouvelles approches ont pu être proposées en reprenant la technique du cercle osculateur notamment détaillée par Worring et Smeulders [WS93]. Coeurjolly *et al.* ont proposé d'estimer le cercle osculateur à partir de la reconnaissance des tangentes symétriques [CMT01] puis ont proposé une autre approche pour estimer le cercle osculateur à partir des deux demi-tangentes discrètes permettant de reconstruire un cercle inscrit [CS03] (méthode notée CC par la suite). L'idée proposée par Coeurjolly fut ensuite poursuivie par Nguyen et Debled-Rennesson pour prendre en compte un certain niveau de bruit en utilisant la primitive des segments flous [NDR07] (méthode notée NDC par la suite).

La notion de convergence multigrille avait commencé à être expérimentée dans l'article de Coeurjolly [CMT01] et aussi dans l'article d'état de l'art proposé par Herman et Klette [HK07]. Cependant, comme l'a mentionné Lachaud [Lac06], ces mesures ne reflétaient pas réellement une convergence car elles se basaient sur la différence absolue entre la courbure estimée $|\kappa_h - \kappa|$ pour des cercles discrétisés sur une grille de plus en plus fine. Dans tous les cas, cette quantité tend vers 0 et ne permet pas de donner d'indication sur la convergence.

Sur les bases de ce tour d'horizon des différents estimateurs de courbure nous présentons dans la suite l'idée principale de la méthode proposée.

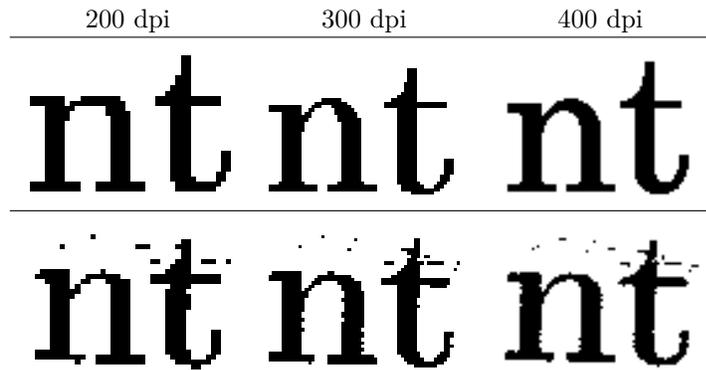
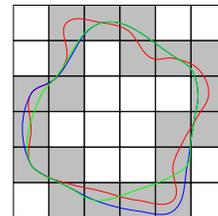


Fig. 2.1 – Contours parfaits contre contours bruités. Rangée du haut : les lettres “nt” écrites dans des familles de fontes de type *Roman* de taille 14 pt sont discrétisées à plusieurs résolutions croissantes. Rangée du bas : le même texte a été imprimé à 600 dpi sur une imprimante laser et ensuite scanné à la résolution correspondante. Les contours discrets de chaque lettre ont été dégradés dans le processus et présentent des irrégularités qui sont très visibles dans les parties droites. Un bruit poivre et sel est aussi visible. De plus, ces dégradations sont visibles à chaque résolution.

Base de la nouvelle approche Comme nous l’avons décrit dans le chapitre précédent, l’objet d’étude sur lequel nous basons notre approche est un contour discret 4-connexe qui peut être extrait naturellement d’une image en suivant le bord d’une région. Le point d’intérêt principal est notamment l’estimation *quantitative* de la courbure qui, comme nous l’avons mentionné précédemment, n’est pas forcément étudié pour des applications de détection de points dominants ou de point d’inflexion, où seules les variations de courbures sont importantes [Mar03]. On peut d’ailleurs noter que le calcul des points dominants peut être simplement déduit à partir de la courbure si cette dernière est assez stable. Ce dernier point est généralement très sensible notamment à cause de faibles perturbations d’un contour qui peuvent rendre instable l’estimation. Ce problème est illustré sur la figure Fig. 2.1 où la discrétisation d’une forme binaire montre clairement la présence de bruit même lorsqu’on considère une forme définie à une grande résolution.

Pour estimer les caractéristiques d’un contour discret, il est nécessaire de supposer qu’il existe une forme réelle sous-jacente même si sa géométrie n’est en général pas connue. Un “bon” estimateur visera donc à approcher au mieux les caractéristiques géométriques de la forme réelle. Cependant cette tâche est relativement difficile car pour une forme discrétisée, il existe une infinité de formes ayant la même discrétisation. Par exemple pour la forme discrète illustrée ci-contre, parmi l’infinité de formes, il peut exister des formes présentant des courbures complètement différentes.



Définitions et notations Avant d’aller plus loin dans la description, nous introduisons quelques notations spécifiques aux notions d’estimateurs utilisées dans ce chapitre. Soit $\text{Dig}_h(X)$ le processus de discrétisation de Gauss défini avec un pas de h . Cette discrétisation est simplement l’intersection de \mathbb{Z}^2 avec le grossissement de la forme X d’un facteur h . On note G un paramètre géométrique défini sur une forme X de \mathbb{F} . Un estimateur géométrique discret d’un paramètre G , noté E_G est

défini comme une carte qui associe à la discrétisation $\text{Dig}_h(X)$ une estimation E_G . Les propriétés géométriques estimées d'une forme peuvent être globales comme le périmètre ou l'aire [KR04a]. Nous étendons ici cette définition à l'estimation locale d'éléments géométriques tels que la tangente ou la courbure. Pour cela, les éléments suivant sont définis :

- Par définition, la **frontière topologique** d'un sous-ensemble X de \mathbb{R}^2 est le sous-ensemble de \mathbb{R}^2 défini comme la fermeture de X moins son intérieur. Pour la famille de formes \mathbb{F} , cette frontière est clairement une simple forme fermée dans le plan.
- On notera s la paramétrisation par longueur d'arcs de ∂X et t sera divisé par la longueur de ∂X .
- La propriété géométrique G sera le champ de courbure qui peut être représenté par une carte $\kappa : t \in [0, 1] \mapsto \kappa(t) \in \mathbb{R}$.
- L'objectif sera de construire E_κ , qui approche la valeur de la courbure réelle κ le plus près possible au sens par exemple de la norme L^2 .

2.1.1 Critère de convergence multigrille

Un moyen objectif de comparer le comportement des estimateurs géométriques est de considérer la convergence multigrille qui donne une indication sur la qualité de l'estimateur lorsque l'on considère une grille de plus en plus fine. Plus généralement, en considérant la définition introduite par Klette et Rosenfeld [KR04a] (Definition 2.10)), nous pouvons écrire :

Définition 7. *Un estimateur E_G est dit convergent multigrille envers G , pour la famille de formes \mathbb{F} , si et seulement si, pour toute forme de \mathbb{F} , il existe pas $h_X > 0$ pour lequel :*

$$\forall h, 0 < h < h_X, \|E_G(\text{Dig}_h(X)) - G(X)\| \leq \tau(h), \quad (2.1)$$

où $\tau : \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}^{+*}$ a une limite nulle à $h = 0$. Cette dernière définit la vitesse de convergence de E_G vers G .

Une telle propriété apparaît intéressante pour comparer des estimateurs, car une bonne vitesse de convergence garantit une bonne estimation à une échelle suffisamment grande. Dans la littérature, la convergence multigrille a d'ailleurs été étudiée sur différentes propriétés géométriques comme : l'aire [Hux90], les moments [KŽ00], le périmètre [Kov92, Slo98, AKKO01], les tangentes [Coe02, dVL06, LVDV05, LVdV07]. Pour la courbure et la convergence multigrille, au moment de la publication du nouvel estimateur présenté dans cette partie, il n'existait que la méthode basée sur les noyaux de convolution binomiale qui semblait prometteuse [Bru07]. L'idée a ensuite été poursuivie avec un estimateur convergent et pouvant potentiellement traiter des objets bruités [MBF08]. Une autre approche basée sur une convolution par une Gaussienne a été proposée avec la possibilité de prendre en compte localement la forme [FMR13].

Malgré le fait que ce critère de convergence multigrille est intéressant et objectif, il peut être critiquable par certains aspects. Le premier point est que même si un estimateur est démontré comme étant multigrille convergent, il ne peut être précis qu'à une certaine résolution très fine qui

dépend de la constante définie dans la borne asymptotique qui peut être très grande ou inconnue. Un deuxième point est que la convergence ne donne que des informations valables sur la discrétisation d'une forme parfaite et qui devient donc invalide lorsqu'on considère une forme réelle qui peut être plus ou moins dégradée par du bruit. Enfin, la convergence ne donne pas d'informations sur les répartitions d'erreurs obtenues notamment par rapport à la stabilité de l'estimateur ce qui peut être important si un algorithme exploite l'estimateur en considérant simplement les maxima locaux.

2.1.2 Nouveau critère de courbure minimale

Pour répondre aux limites de l'aspect de convergence multigrille, nous proposons un nouveau critère qui n'a pas pour objectif de remplacer le critère de convergence multigrille mais qui lui est complémentaire.

Tout d'abord, l'objectif est que le critère reste pertinent à faible résolution (pour répondre à la première critique précédente). On veut aussi être capable de calculer une approximation de la solution optimale par rapport au critère et ensuite de l'adapter pour pouvoir traiter des données corrompues ou bruitées (pour répondre à la seconde critique précédente). Plus précisément, un bon critère d'objectif serait de prendre en compte non seulement une seule forme réelle, mais aussi l'ensemble des formes qui présentent la même discrétisation que la forme en entrée. Comme toutes les formes n'ont pas les mêmes probabilités d'apparaître, nous pouvons choisir un critère pour ne considérer qu'une partie d'entre elles. C'est par exemple ce que font les outils classiques en analyse d'images avec les modèles déformables qui cherchent à privilégier une forme régulière à la place de formes plus improbables, présentant d'importantes variations [CCCD93].

Forme de référence $R_{O,h}$ Le nouveau critère que nous proposons s'appuie sur la définition d'une forme de référence $R_{O,h}$ associée à un objet discret O défini à une taille de grille h . Parmi toutes les formes de la famille de formes \mathbb{F} , $R_{O,h}$ sera la forme qui minimise l'intégrale de sa **courbure au carré** le long de sa frontière et dont la discrétisation à la taille de grille h sera l'objet O . Une illustration est donnée sur l'image (a) de la figure Fig. 2.2. Comme on peut le voir, la forme de référence peut toucher les centres des voxels qui sont situés à l'extérieur de l'objet, mais 4-adjacent à lui.

Plus formellement, la famille de toutes les formes est définie par :

$$\mathbb{F}(O, h) = \{X \in \mathbb{F}, \underbrace{\text{Dig}_h(X \setminus \partial X)}_{\text{intérieur}} \subset O \text{ et } \underbrace{\text{Dig}_h(\mathbb{R}^2 \setminus X)}_{\text{extérieur}} \subset \mathbb{Z}^2 \setminus O\},$$

La première condition empêche la forme de couvrir des pixels extérieurs à l'objet discret O . Par exemple, si l'on considère l'exemple (b) de la figure Fig. 2.2, la forme X ne respecte pas cette condition car le pixel X appartient à $\text{Dig}_h(X \setminus \partial X)$ mais n'est pas strictement inclus dans O . Par contre, sur la forme X' de l'image (c), le point C' respecte bien cette condition car il appartient au bord de la forme $\partial X'$ et n'entre pas dans cette condition. La seconde condition, à l'inverse, oblige la forme X à couvrir tous les pixels de O . En reprenant l'exemple de la figure Fig. 2.2, le pixel A ne satisfait pas cette condition, car l'ensemble des pixels de $\text{Dig}_h(\mathbb{R}^2 \setminus X)$ contient le pixel A qui appartient à O et cet ensemble n'est donc pas strictement inclus au complémentaire de O . L'existence et l'unicité d'une solution à ce problème de minimisation n'ont pas encore été étudiées mais nous avons proposé le calcul d'une approximation et son application pratique dans un estimateur de courbure.

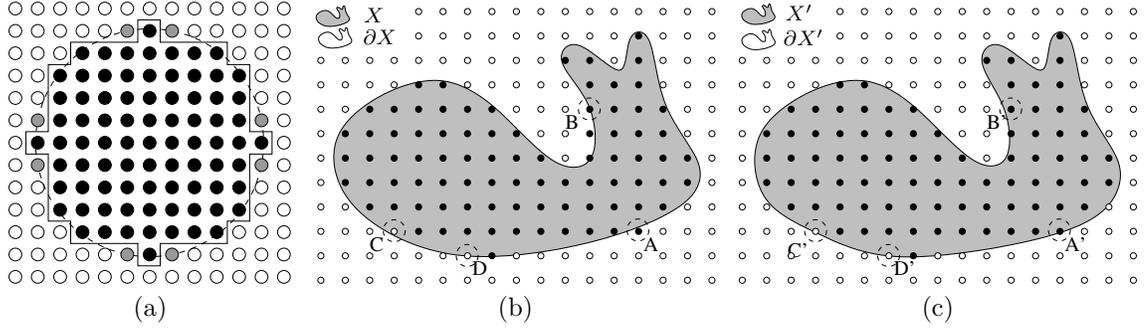


Fig. 2.2 – **Image (a)** : cercle discret O (les disques noirs symbolisent ses points). Sa forme de référence est le disque représenté avec les lignes en pointillés où le rayon est contraint par les centres des disques gris \bullet . La carte de courbure parfaite est alors $\kappa(t) = 1/\sqrt{5^2 + 1}$. **Image (b)** : illustration de la condition pour les formes admissibles X selon un objet discrétisé O (points entiers \bullet). La famille de forme $\mathbb{F}(O, h)$ contient le sous-ensemble X simplement connexe de \mathbb{R}^2 avec les propriétés : (1) chaque point entier de l'intérieur de X appartient à O (la plupart des points noirs \bullet hormis C qui est invalide), (2) chaque point entier qui se trouve dans le complémentaire de X n'appartient pas à O (la plupart des points blancs \circ à part par exemple le point A qui est invalide), (3) chaque point entier de la frontière $\partial(X)$ peut appartenir ou non à l'objet discret O (par exemple les points B et D). **Image (c)** : autre exemple avec une forme X' qui respecte les propriétés (1), (2) et (3).

Avec tous les éléments introduits précédemment, il est possible de définir un nouveau critère objectif pour comparer des estimateurs de courbure basé sur la forme de référence.

Définition 8. Pour un estimateur de courbure E_κ , son critère courbure-min par rapport à l'objet O pour une taille de grille h est la quantité $\|E_\kappa - \kappa_{O,h}\|$ où $\kappa_{O,h}$ est la carte de courbure de $R_{O,h}$ et $\|\cdot\|$ est la L^2 -norm.

Un bon estimateur de courbure doit alors avoir un faible score *courbure-min* pour une large famille de formes. On peut noter qu'un critère similaire est implicitement utilisé par Sloboda *et al.* pour estimer le périmètre [Slo98]. Ces derniers définissent un estimateur de périmètre basé sur les longueurs d'un polygone ayant la même discrétisation que l'objet en entrée et qui minimise la longueur. Autrement dit, leur estimateur minimise $\int_{\partial X} 1$. Cet estimateur a de bonnes propriétés à faible résolution et est aussi multigrille convergent avec une vitesse de $O(h)$.

2.1.3 Base d'un nouvel estimateur par minimisation

Sur la base de ce nouveau critère, nous proposons un nouvel estimateur appelé GMC (Global Min Curvature estimateur) qui va suivre le critère *courbure-min* pour une famille de formes s'approchant de $\mathbb{F}(O, h)$. Il est en effet difficile de garantir durant le processus de minimisation que la forme sous-jacente pour laquelle nous estimons la courbure soit exactement discrétisée comme O . L'estimateur proposé va exploiter les propriétés géométriques du contour discret. En particulier, les segments maximaux calculés sur le contour vont donner des contraintes sur les directions des tangentes

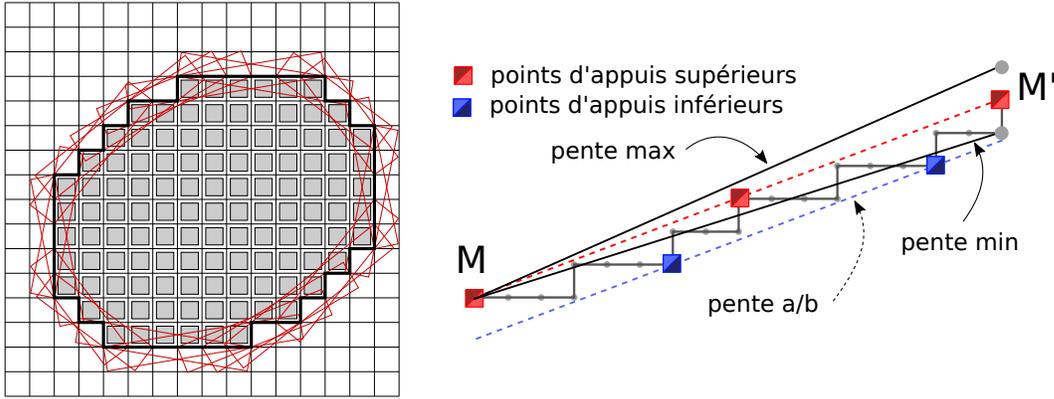


Fig. 2.3 – Gauche : couverture tangentielle de la frontière d’une forme discrétisée, où chaque segment maximal est colorié par une boîte englobante alignée avec sa pente. Droite : pente d’un segment maximal et estimation des pentes maximales et minimales définies à partir des points d’appui.

(Section 2.2.2). Ces contraintes donneront ainsi une première approximation du premier ordre de la famille de forme $\mathbb{F}(O, h)$ et seront traitées dans l’espace des directions des tangentes. Dans cet espace, la courbure de la forme de référence à O sera alors calculée par optimisation (Section 2.2.2). Ensuite, pour pouvoir être robuste au bruit, l’estimateur pourra exploiter la primitive des segments flous qui a été décrite dans la chapitre d’introduction (Section 2.3).

Dans la suite du chapitre, nous décrivons en détail le nouvel estimateur basé sur le principe de minimisation que nous venons de décrire. Nous décrivons ensuite son adaptation pour traiter des formes bruitées avant de présenter des expérimentations et comparaisons avec d’autres estimateurs.

2.2 Estimateur de courbure par minimisation

Comme évoqué précédemment, la première étape importante de l’estimateur proposé est la construction de l’espace des tangentes qui repose sur la notion de la couverture tangentielle que nous avons décrite dans le chapitre des définitions introductives.

2.2.1 Espace des tangentes

Même si la méthode proposée pourra être étendue pour traiter d’autres types de contour, nous considérons ici un contour 4-connexe qui constitue le bord d’un objet 4-connexe. A travers les algorithmes présentés dans le chapitre d’introduction, nous considérons que nous possédons l’ensemble de tous les vecteurs maximaux tels que ceux illustrés à gauche sur la figure Fig. 2.3. Cette couverture tangentielle est utilisée pour calculer notamment les tangentes [LVDV05], mais ici, nous exploitons ces segments pour définir des informations sur la géométrie de toutes les formes sous-jacentes.

Choix des contraintes issues des segments maximaux Les segments maximaux nous donnent des informations géométriques locales de la forme continue sous-jacente. En particulier, la direction

des segments maximaux donne des informations sur les possibles directions des tangentes de la forme continue. Un choix délicat doit être effectué entre considérer des bornes strictes pour prendre en compte une discrétisation exacte de la frontière, ou alors exploiter des contraintes plus larges pour considérer une frontière plus lisse et moins droite. Une discussion plus détaillée sur le choix de ces bornes est décrite dans l'annexe A de l'article [10].

Le choix des contraintes a été défini à partir des points d'appui des segments discrets (Fig. 2.3 image de droite). Dans le premier octant, on peut considérer deux cas :

- Si le segment maximal possède plus de points d'appui supérieurs que de points d'appui inférieurs, alors on notera M et M' les points d'appui supérieurs qui sont les plus éloignés. La pente minimale (resp. maximale) est alors définie par la pente du segment joignant M à $M' + (0, -1)$ (resp. $M + (0, 1)$).
- Dans le cas contraire, les points M et M' seront définis comme les points d'appui inférieurs les plus éloignés et les pentes minimales et maximales seront calculées comme précédemment.

Par exemple, pour un segment maximal de caractéristiques (a, b) dans le premier octant avec n points d'appui supérieurs et au plus n points d'appui inférieurs, les pentes extrémales sont alors $\frac{a}{b} \pm \frac{1}{(n-1)b}$. Pour l'exemple de l'image de droite de la figure Fig. 2.3, le segment discret de caractéristiques $(a, b) = (3, 8)$ aura respectivement des pentes minimales et maximales de $\frac{5}{16}$ et $\frac{7}{16}$.

Représentation des contraintes Nous considérons une courbe \mathcal{C} de type C^1 , paramétrée par sa longueur d'arc s comme une fonction qui associe à chaque valeur de s la direction de la tangente à $\mathcal{C}(s)$. Le domaine de cette fonction est $[0, |\mathcal{C}|[$, avec $|\mathcal{C}|$ la longueur de \mathcal{C} avec des valeurs dans $[0, 2\pi[$. Cette représentation que l'on nomme *espace des tangentes* va permettre de représenter la géométrie de la courbe fermée à une translation près.

On définit par C_0 le point de départ de la paramétrisation basée arc. À partir d'un estimateur de longueur discrète E_L , il est possible d'estimer la longueur d'arc s_i associée à n'importe quel point C_i avec $E_L(C, 0, i)$. Cela exprime le fait qu'un point discret C_i est proche d'un point continu du bord du contour qui présente cette longueur d'arc estimé. Pour chaque segment maximal $C_{i,j}$, il s'agit ensuite de dessiner, dans l'espace des tangentes, une boîte couvrant les abscisses s_i à s_j et ayant des ordonnées définies par l'inverse de la tangente des pentes extrêmes (voir Fig. 2.4).

Approximation de la famille de formes Bien qu'il existe une infinité de formes qui présentent la même discrétisation de l'objet de départ, la forme de faible courbure au carré aura tendance à avoir sa frontière la plus droite possible. Une approximation du premier ordre de la frontière de l'objet discrétisé en O , est une ligne droite ayant une pente définie, les limites définies par les segments maximaux locaux. Par conséquent, une courbe dont la représentation dans l'espace des tangentes reste dans les boîtes définies précédemment définira une forme qui est approximativement discrétisée comme O . La famille de formes ayant une représentation vérifiant les contraintes de l'espace des tangentes sera ainsi une approximation de $\mathbb{F}(O, h)$ et le processus d'optimisation opérera dans cette famille approximée.

Le fait de ne pas chercher à résoudre le problème pour la famille de formes exactes est motivé par deux raisons : la première vient du fait que la discrétisation de la forme sous-jacente pour laquelle la courbure est estimée peut ne pas être complètement discrétisée comme O ; la seconde est que la longueur de l'arc des points discrets est seulement estimée. Cependant on peut considérer

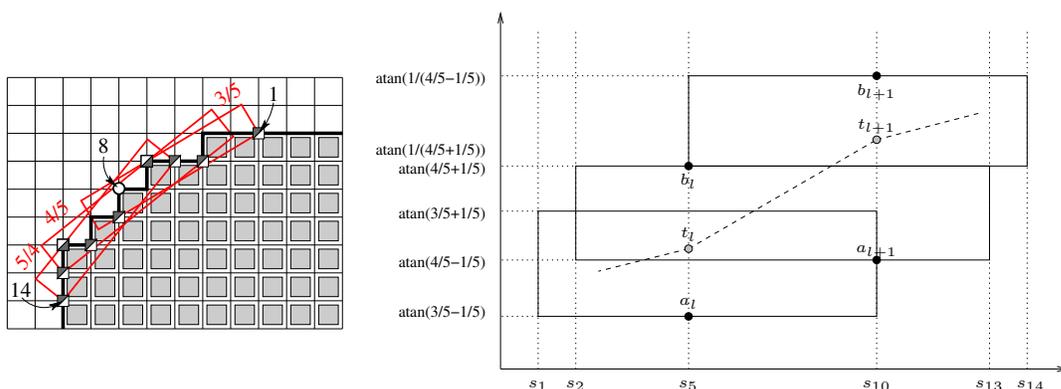


Fig. 2.4 – Estimation des directions des tangentes d’une forme discrétisée et représentée par des pixels noirs. À gauche sont représentés les segments maximaux (en rouge) entourant le point C_8 et les valeurs de leurs pentes sont affichées sur leurs parties supérieures. Chaque segment définit les directions possibles des tangentes pour les points qu’il couvre. Ces valeurs sont ensuite reportées dans le graphe de gauche où les valeurs extrêmes permettent d’obtenir une représentation linéaire par morceaux. Ces bornes a et b sont affichées pour deux points s_5 et s_{10} .

que nous avons une solution qui est proche de la forme exacte de référence. La première raison vient du fait que l’estimation des pentes des segments maximaux utilisée dans la construction de l’espace des tangentes est multigrille convergent, et converge vers les tangentes de la forme en $O(h^{\frac{1}{3}})$ [LVdV07, Lac06]. Le second point concerne l’estimation de la longueur d’arc qui est calculée par intégration de l’estimateur $\lambda - MST$ qui est aussi multigrille convergent [LVdV07]. Les expérimentations de la section Sect. 2.4 montreront aussi que les courbures obtenues sur plusieurs formes discrètes définissent des formes qui sont proches des familles de formes $\mathbb{F}(O, h)$. La description de l’estimateur $\lambda - MST$ peut être trouvée dans l’article original ou dans l’annexe de l’article journal [10].

2.2.2 Calcul de la courbure par optimisation

La forme de référence de l’objet discret en entrée peut être extraite à partir de sa représentation dans l’espace des tangentes. En effet, si le bord de la forme est suffisamment lisse, sa géométrie est entièrement définie par la fonction θ_C qui associe pour longueur d’arc s la direction de la tangente au point $C(s)$ ($\theta_C = \angle(0x, \vec{C}')$). Comme par définition la courbure peut s’exprimer comme la dérivée de la direction de la tangente par rapport à l’abscisse curviligne, l’intégrale $J[C]$ le long de C de sa courbure au carré s’écrit alors :

$$J[C] = \int_C \kappa^2 = \int_0^{|\mathcal{C}|} \kappa^2(s) ds = \int_0^{|\mathcal{C}|} \left(\frac{d\theta_C}{ds} \right)^2 ds, \quad (2.2)$$

où $|\mathcal{C}|$ représente la longueur euclidienne du contour \mathcal{C} .

Définition des contraintes sur la forme de référence Pour résumer, la forme de référence à O est donc la forme dans \mathbb{F} de bord \mathcal{C} qui minimise $J[C]$ et qui se discrétise en O . Comme décrit

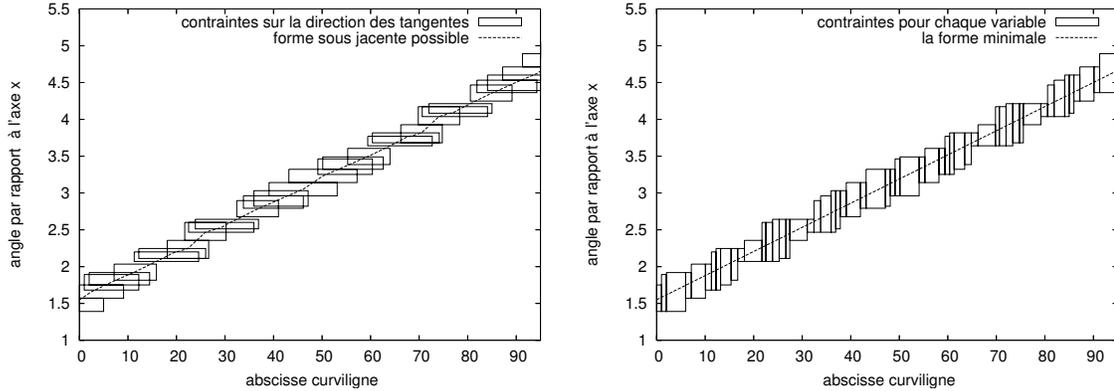


Fig. 2.5 – La forme d'intérêt est un disque discrétisé de rayon 30.5. À gauche : limites données par chaque segment maximal sur la possible direction de la tangente. Une forme sous-jacente possible devrait avoir sa représentation dans l'espace des tangentes située entre ces boîtes. À droite : chaque variable possède une variation de valeurs possibles définie par sa droite verticale. La forme qui minimise le carré de la courbure est représentée par la droite en pointillé. La champ de courbure obtenu est constant et correspond à celui d'un disque de rayon 30.5.

précédemment, la représentation de \mathcal{C} doit rester à l'intérieur des bornes données par les segments maximaux. On note par $(i_l)_{l \in 0..L-1}$ la séquence croissante des indices des points discrets qui sont au début ou à la fin d'un segment maximal. Les indices l seront toujours pris modulo L car le contour est fermé.

Pour chaque point C_{i_l} , on définit la plus petite pente autorisée a_k comme étant la plus petite valeur de pente inférieure donnée par tous les segments qui contiennent strictement C_{i_l} , i.e. les segments maximaux avec une extrémité C_{i_l} sont exclus (nous verrons par la suite que cette restriction a son importance). Les plus grandes pentes autorisées b_l sont définies de manière symétrique (voir Fig. 2.4 et Fig. 2.5). Enfin, pour la suite, on notera par t_l les variables de la direction de la tangente de la forme de référence pour son point de longueur d'arc s_{i_l} .

Nous avons pu voir dans la section précédente (Sect. 2.2.1) qu'une bonne approximation de la famille de formes avec une discrétisation de O est obtenue en imposant les contraintes $\forall l, a_l \leq t_l \leq b_l$. La représentation $\theta_{\mathcal{C}}$ de la forme de référence est continue et interpole les points (s_{i_l}, t_l) . Si on considère une portion arbitraire $[s_{i_l}, s_{i_{l+1}}]$ dont les points extrémités ont les valeurs t_l et t_{l+1} , l'équation (2.2) donne la condition nécessaire $2 \frac{d}{ds} \frac{d\theta_{\mathcal{C}}}{ds} = 0$, autrement dit, nous devons avoir un segment de droite : $\theta_{\mathcal{C}}(s) = t_l + \frac{t_{l+1} - t_l}{s_{i_{l+1}} - s_{i_l}} (s - s_{i_l})$. Ce segment de droite dans l'espace des tangentes est un arc de cercle dans le plan. Les contraintes seront donc facilement vérifiées car il suffira de vérifier que les valeurs de t_l sont bien comprises entre les deux bornes (a_l) et (b_l) . Ceci est vrai notamment grâce à la stricte inclusion des contraintes des segments maximaux. La figure Fig. 2.6 illustre les contraintes qui seraient obtenues en considérant considérerait aussi les segments maximaux ayant une extrémité sur le point considéré. On peut voir que les contraintes ne sont pas partout respectées en particulier pour la partie de la courbe située entre les abscisses s_2 et s_3 qui ne respecte pas la contrainte donnée par le deuxième segment maximal (t_{m_2}). De la même façon la partie située entre les abscisses s_5 et s_6 est inférieure à la contrainte minimale donnée par le troisième segment

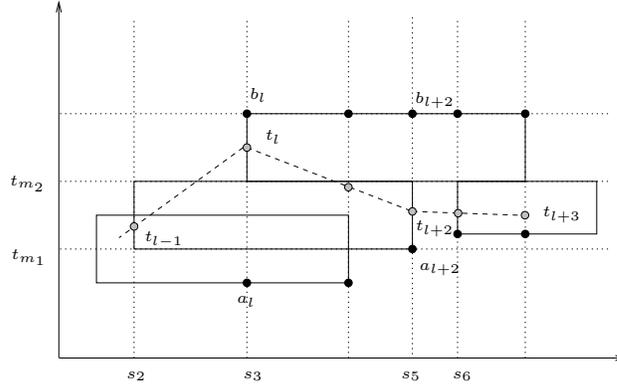


Fig. 2.6 – Illustration des conséquences du non respect de la stricte inclusion des contraintes des segments maximaux (paragraphe de la définition des contraintes de la section Sect. 2.2.2). Les deux segments reconstruits entre les abscisses s_2 et s_3 et entre les abscisses s_5 et s_6 ne respectent pas les contraintes données par les directions des segments maximaux.

(t_{m_2}).

Processus d'optimisation A partir de la représentation précédente, nous considérons une famille de formes de continuité C^0 et C^1 par morceaux. L'estimation de la forme de référence se fait donc à travers l'estimation des valeurs t_k de la famille de formes $\mathcal{C}[\dots, t_l, \dots]$. L'estimation de la forme de référence à l'objet O peut se réduire à :

$$\begin{aligned} & \text{Trouver} \quad (t_l)_{l \in \{0..L-1\}}, \\ & \text{qui minimise} \quad J[\mathcal{C}[\dots, t_l, \dots]] = \sum_l \left(\frac{t_{l+1} - t_l}{s_{i_{l+1}} - s_{i_l}} \right)^2 (s_{i_{l+1}} - s_{i_l}), \\ & \text{avec la contrainte} \quad \forall l, a_l \leq t_l \leq b_l. \end{aligned}$$

Pour résoudre ce problème d'optimisation, nous avons utilisé des techniques classiques itératives similaires aux techniques de relaxation (voir par exemple [Cia98]). Pour décrire plus en détails le processus utilisé, notons par t_l^n la variable à l'itération n et par $[x; y; z]$ la valeur $\max(x, \min(y, z))$. Le processus d'optimisation est alors défini par :

$$\begin{aligned} \text{initialisation} \quad & \forall l = 0..L-1, t_l^0 = \frac{a_l + b_l}{2}, \\ & t_0^0 = t_L^0 - 2\pi, \\ & t_{L+1}^0 = t_1^0 + 2\pi. \\ \\ \text{optimisation} \quad & t_0^{n+1} = t_L^n - 2\pi, \\ \forall n, \quad \forall l = 0..L-1, t_l^{n+1} &= \left[a_l; \frac{t_{l+1}^n (s_{i_l} - s_{i_{l-1}}) + t_{l-1}^{n+1} (s_{i_{l+1}} - s_{i_l})}{s_{i_{l+1}} - s_{i_{l-1}}}; b_l \right], \\ & t_{L+1}^{n+1} = t_1^n + 2\pi. \end{aligned}$$

Géométriquement, l'idée du processus d'optimisation est de déplacer chaque variable vers le segment joignant $(s_{i_{l-1}}, t_{l-1})$ à $(s_{i_{l+1}}, t_{l+1})$ qui est la solution de l'équation $\frac{\partial J}{\partial t_l} = 0$. D'autres

méthodes ont pu être testées comme les descentes de gradient ou descentes de gradient adaptatives mais les résultats les meilleurs en termes de stabilité et du nombre d'itérations ont été obtenus avec la méthode de relaxation.

L'estimateur *Global Min-Curvature* E_{κ}^{GMC} (GMC) est alors simplement défini par les valeurs des dérivées des fonctions linéaires joignant les points (s_{i_l}, t_l) remis à l'échelle avec la valeur de h . Comme la fonction est constante par morceau, la courbure est très stable et est indéfinie seulement sur un ensemble de mesures nulles. En considérant la Définition. 8, l'estimateur GMC répond bien au critère de courbure minimale puisqu'il est basé sur la représentation optimale du bord de la famille de formes et qu'il utilise une approximation du premier-ordre de la famille qui contient la forme de référence.

L'image de droite de la figure Fig. 2.5 illustre le calcul de l'estimateur pour un disque discret. Chaque variable t_l est encadrée par le tracé d'intervalles verticaux. La direction de la tangente de la forme de référence est une fonction linéaire par morceaux représentée en pointillé : c'est ici une droite car il existe un disque avec la même discrétisation. L'estimation par GMC est alors constante et est approximativement l'inverse du rayon du disque. Pour finir cette partie sur la base de l'estimateur GMC, on peut noter que le nombre L de variables à optimiser est considérablement plus petit que le nombre de points N qui doit être autour de $O(N^{\frac{2}{3}})$ sur des formes satisfaisants certaines conditions (voir [dVLF05] pour plus de détails). Les coûts de calcul et le nombre d'itérations pour l'optimisation sont illustrés dans la section Sect. 2.4.

Après avoir introduit le nouvel estimateur de courbure basé sur l'optimisation et le critère de courbure minimale, nous présentons dans la section suivante son adaptation pour traiter les contours bruités.

2.3 Adaptation et résistance au bruit

Comme nous avons pu le montrer dans l'introduction de ce chapitre, l'acquisition de données peut présenter un certain niveau de bruit même en considérant des capteurs de grande définition. Pour répondre à ce problème, on peut imaginer appliquer différents filtres de pré-traitement afin de réduire l'influence du bruit, ou à l'inverse, effectuer des post-traitements (comme proposé par Salmon *et al.* pour la détection d'arcs et de segments basée courbure [SDRW06]). Cependant, dans le cas général, l'idéal serait d'avoir un estimateur qui puisse directement intégrer un niveau de bruit tout en proposant directement une estimation précise et pertinente. En effet, le fait de rajouter des étapes de pré, ou post-traitement rajoute en général un ou plusieurs paramètres utilisateurs qui peuvent avoir potentiellement une forte influence sur la qualité de l'estimation obtenue. Ensuite, cela rajoute une étape qui peut réduire l'aspect reproductibilité d'une application donnée.

Une autre raison motivant l'adaptation de l'estimateur GMC aux données bruitées vient du fait que son extension est naturelle grâce à la définition de la primitive sur laquelle est basée l'estimateur qui peut s'étendre facilement à travers la primitive des segments flous.

2.3.1 Intégration de la primitive des segments flous

Pour pouvoir traiter les données telles que le contour de l'objet binaire représenté sur l'image (a) de la figure Fig. 2.7, l'utilisation de primitives des segments flous semble être bien adaptée pour prendre en compte une grande quantité de bruit [DRFRD06]. En particulier, nous avons considéré

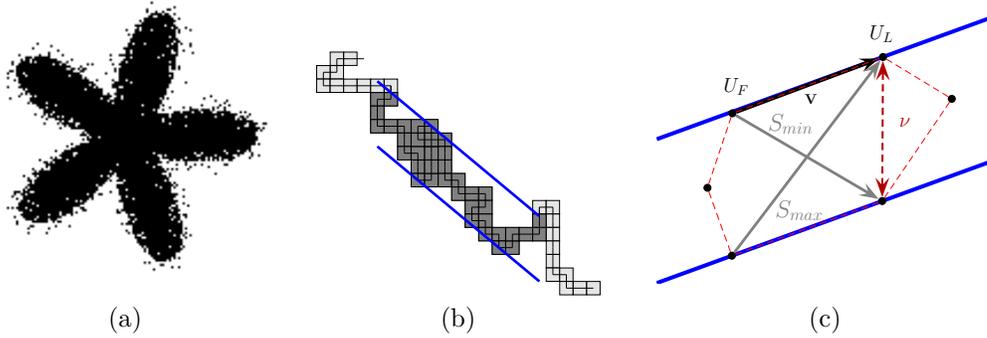


Fig. 2.7 – Illustration de l’adaptation de l’estimateur GMC sur des données bruitées. Exemple d’objet que l’on souhaiterait que l’estimateur GMC soit capable de traiter (image (a)). L’image (b) montre la primitive des segments flous qui a été utilisée pour étendre l’estimateur. Adaptation de la définition des pentes minimales et maximales définies pour un segment flou (image (c)).

la primitive décrite dans le chapitre d’introduction qui permet de reconnaître des segments épais pouvant présenter des retours arrière tels que ceux présentés sur l’image (b) de la figure Fig. 2.7 (b).

Les premiers éléments à définir pour adapter la méthode à la primitive des segments flous, sont les pentes minimales et maximales associées à la primitive. Ces directions peuvent être définies de la même manière que pour les segments discrets en utilisant la pente, mais en prenant en compte aussi l’épaisseur du segment flou. Plus précisément, si $V(v_x, v_y)$ représente la direction du segment flou définie par les deux points de la paire anti-podale $(U_F, U - L)$ et que ν représente l’épaisseur courante du segment flou, alors nous avons :

$$[a, b] = \left[\text{atan}\left(\frac{v_y + \nu}{v_x}\right), \text{atan}\left(\frac{v_y - \nu}{v_x}\right) \right] \quad (2.3)$$

Les valeurs extrêmes de a et b sont illustrées sur l’image (c) de la figure Fig. 2.7 où l’épaisseur du segment est définie par l’épaisseur verticale de l’enveloppe convexe. On peut noter que la définition de l’épaisseur euclidienne pourrait être aussi utilisée pour la primitive des segments flous. Cependant, dans les résultats présentés dans la suite de cette partie, nous n’avons utilisé seulement la première définition avec l’épaisseur verticale, mais cette dernière pourra être facilement changée une fois que l’estimateur aura été implémenté dans *DGtal*.

Les images (a,b) de la figure Fig. 2.8 illustrent les contraintes obtenues sur un cercle bruité et définies à partir de chaque segment flou d’épaisseur maximale $\nu = 3$. Ces contraintes vont ensuite permettre d’obtenir pour chaque point du contour les bornes (a_i, b_i) , ce qui est détaillé dans la section suivante.

2.3.2 Fusion des contraintes d’optimisation

Pour la fusion des contraintes d’optimisation de chaque segment flou qui permet d’obtenir les contraintes (a_i) et (b_i) de chaque point du contour, il est nécessaire d’identifier les différents cas possibles des directions à fusionner. En effet, lorsque qu’un contour très bruité sera traité, il peut

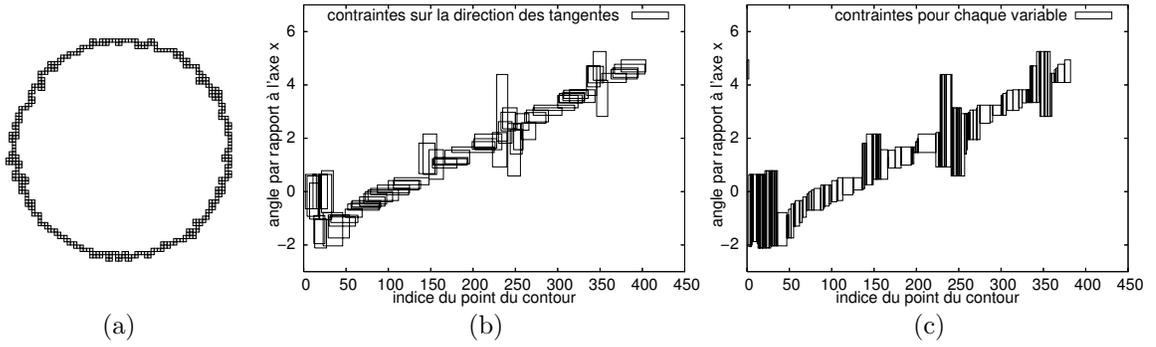


Fig. 2.8 – Illustration d'un cercle discret bruité (a) avec ses directions de tangentes (b) et les contraintes définies pour chaque variable (c). Les segments maximaux ont été définis avec l'épaisseur maximale $\nu = 3$.

arriver que deux segments maximaux couvrant un même point d'intérêt, présentent des directions opposées (voir par exemple l'image (a) de la figure Fig. 2.10). Dans ces configurations, prendre le minimum (resp. maximum) de la pente minimale (resp. maximale) du segment maximal n'est pas toujours cohérent. Pour répondre à ce problème, nous définissons une stratégie pour déterminer l'intervalle global $I = [a_l, b_l]$ des contraintes issu des directions de tangente. Pour chaque segment flou maximal, on notera par $I_k = [a^k, b^k]$ l'intervalle des directions minimales et maximales que nous avons décrites dans la section précédente. Ensuite, la stratégie proposée est de définir l'intervalle global I et de fusionner entre eux chaque intervalle associé au point considéré. La fusion définie entre deux intervalles I_1 et I_2 peut être faite selon les conditions suivantes :

- (1) I_2 est inclus dans I_1 : $a^2, b^2 \in [a^1, b^1]$ et $a^2 \in [a^1, b^2]$ et $b^2 \in [a^2, b^1]$ alors l'intervalle résultant est directement I_1 (voir l'exemple de la Fig. 2.9 (a)).
- (2) I_1 est inclus dans I_2 : même cas que pour l'item (1) en substituant I_1, I_2 et S_1, S_2 .
- (3) $a^2 \in [a^1, b^1]$ et $b^2 \notin [a^1, b^1]$ alors $I = [a^1, b^2]$.
- (4) $b^2 \in [a^1, b^1]$ et $a^2 \notin [a^1, b^1]$ alors $I = [a^2, b^1]$ (Fig. 2.9 (b)).
- (5) $I_1 \cup I_2$ est déconnecté : nous calculons les distances entre les deux intervalles $d_1 = |a^2 - b^1|$ et $d_2 = |a^1 - b^2|$. L'intervalle résultant est déterminé selon les conditions suivantes :
 - $d_1 < d_2$: l'intervalle résultant est $I = [a^1, b^2]$.
 - $d_2 < d_1$: l'intervalle résultant est $I = [a^2, b^1]$ (voir Fig. 2.9 (c)).
- (6) Dans tous les autres cas, l'intervalle résultant est défini par $I = [0, 2\pi]$. La figure Fig. 2.9 (d) illustre cette configuration.

On peut noter que les cas (1-4) apparaissent la plupart du temps. Cependant avec des contours très bruités, plus une petite valeur d'épaisseur ν sera utilisée plus les cas (5) et (6) vont apparaître.

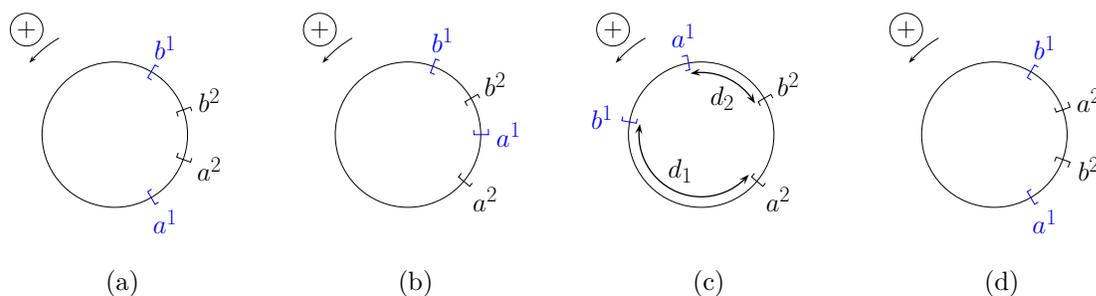


Fig. 2.9 – Illustration de plusieurs configuration possibles pour le processus de fusion des intervalles des contraintes des segments maximaux.

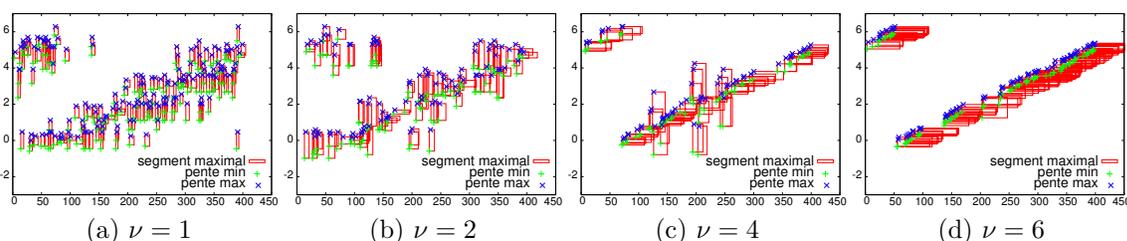


Fig. 2.10 – Contraintes obtenues à différentes épaisseurs ν des segments flous.

Dans de tels cas la géométrie locale du contour n'est pas bien approchée par la couverture tangentielle. La figure Fig. 2.8 (c) montre le résultat des intervalles de pentes obtenus avec le processus de fusion défini sur les données du graphe (b). Dans cet exemple, le nombre de fusions issues des configurations (1–4) est de 410, tandis que la configuration (5) apparaît 18 fois et la configuration (6) n'apparaît pas. Comme décrit dans la section de conclusion et perspective (Section 2.5), cette distribution des différents cas pourrait être un moyen de définir une nouvelle stratégie pour choisir automatiquement l'épaisseur la mieux adaptée localement pour analyser le contour. Les images (a–d) de la figure Fig. 2.10 donnent un aperçu de ce que pourrait donner cette potentielle analyse multi-épaisseurs.

Après avoir montré comment adapter l'estimateur sur des données bruitées, nous allons montrer des expérimentations et comparaisons sur différentes qualités de données.

2.4 Expérimentations et comparaisons

Dans cette section, nous présentons un aperçu des résultats obtenus avec cet estimateur. D'autres sont disponibles dans les articles associés à ce chapitre [10, 29] ou dans une démonstration en ligne :

Demonstr. 2.2- <https://kerautret.github.io/GMCDemoLink>

L'implémentation de l'estimateur proposé dans ce chapitre est disponible dans la bibliothèque *ImaGene* car *DGtal* n'existait pas encore mais une implémentation dans *DGtal* est en cours de réalisation. L'ensemble des résultats reste reproductible avec les outils d'*ImaGene* :

Dépot code. 2.3- <https://gforge.liris.cnrs.fr/projects/imagene>

Dépot code. 2.4- <https://github.com/kerautret/ImaGene-forIPOL>

2.4.1 Expérimentations sur des formes synthétiques, bruitées et réelles

Dans un premier temps, pour montrer le comportement de cet estimateur sur des formes lisses, nous l'avons expérimenté sur une forme de fleur à cinq pétales discrétisée suivant différentes tailles de grilles. Sur les résultats présentés sur la figure Fig. 2.11, on peut observer que le graphe de courbure s'approche de la courbure attendue avec la réduction de la taille de grille. Pour comparer ces résultats avec d'autres estimateurs, nous avons utilisé la méthode basée sur les cercles osculateurs [Coe02] dont l'adaptation pour traiter des objets discrets bruités avait aussi été proposée [NDR07]. Comme nous pouvons le voir sur le graphique (c) de la figure Fig. 2.11, les résultats montrent beaucoup plus d'oscillations comparés à l'estimateur proposé.

Pour évaluer l'estimateur sur des objets bruités, nous avons utilisé un modèle de dégradation de document décrit par Kanungo [Kan96]. Plus de détails sur la génération de contours bruités tels que celui présenté sur l'image (d) de la figure Fig. 2.11, sont donnés dans une précédente publication [10] et son implémentation est disponible dans la librairie *DGtal*. L'estimateur GMC a été expérimenté sur différentes formes bruitées et le graphique (e) montre les différents résultats obtenus avec plusieurs épaisseurs. Les résultats obtenus apparaissent très stables même pour une faible épaisseur des segments flous. Dès l'épaisseur 2, les zones concaves/convexes de la fleur sont identifiables et les maxima locaux de courbure sont bien localisés.

Comme évoqué précédemment avec la méthode du cercle osculateur, Nguyen et Debled-Rennesson ont proposé un estimateur pouvant aussi prendre en compte un certain niveau de bruit en utilisant le paramètre d'épaisseur des segments flous [NDR07]. Cet estimateur (nommé NDC) montre aussi plus d'oscillations sur la forme bruitée que l'estimateur proposé (voir graphique (f) de la figure Fig. 2.11). D'autres comparaisons similaires avec l'estimateur NDC sont données dans un précédent article [29] et montrent aussi des résultats comparables sur le cercle bruité où l'épaisseur des segments flous doit être beaucoup augmentée pour obtenir une courbure stable ($\nu = 5$).

Nous présentons aussi d'autres expérimentations et comparaisons sur des formes synthétiques et réelles comme celles définies dans l'introduction de ce chapitre (Fig. 2.1). Dans les résultats présentés dans la figure Fig. 2.12, l'estimation de la courbure a été appliquée sur la discrétisation d'une image vectorielle de fontes (première ligne de la figure). Ensuite, pour mesurer la robustesse sur des données réelles, le texte a été imprimé puis scanné à 300 dpi (deuxième ligne). Pour l'estimateur GMC, les zones concaves/convexes sont bien détectées pour l'épaisseur $\nu = 1$ (Fig. 2.12 (a)). Pour les contours scannés, globalement la courbure avec l'épaisseur $\nu = 1.4$ apparaît être la même que pour l'expérimentation précédente en dehors de trois parties : deux petites zones concaves ont disparu sur la lettre "b" et le "u", et une petite partie du "u" qui apparaissait comme localement convexe (en rouge) et détectée comme une zone plate. Ces défauts peuvent s'expliquer par l'utilisation d'une épaisseur plus grande et par le processus de minimisation. Les expérimentations avec l'estimateur CC montrent des résultats avec des sur- et sous-estimations de la courbure et avec des maxima de courbure inattendus (image (b) Fig. 2.12). Avec une épaisseur plus importante, l'estimateur NDC montre aussi des erreurs et de mauvais points d'inflexion (image (d)).

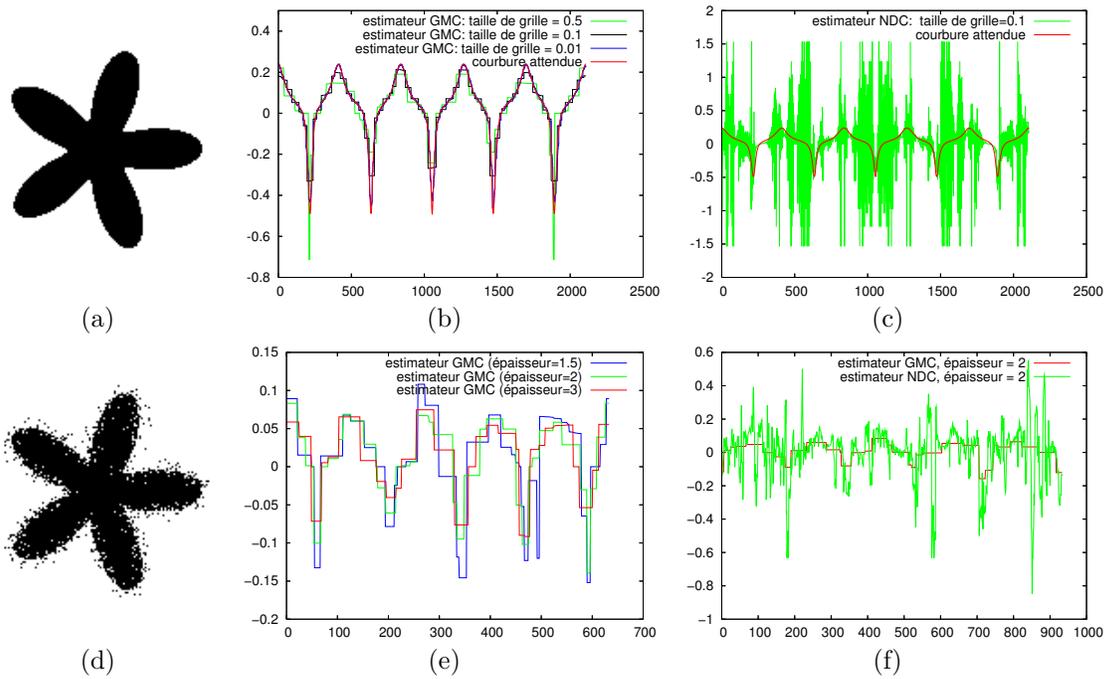


Fig. 2.11 – Expérimentations de l’estimateur GMC sur une forme de fleur (a) discrétisée avec différentes tailles de grilles (graphe (b)) et comparaisons avec l’estimateur basé sur le cercle osculateur (graphe (c)).

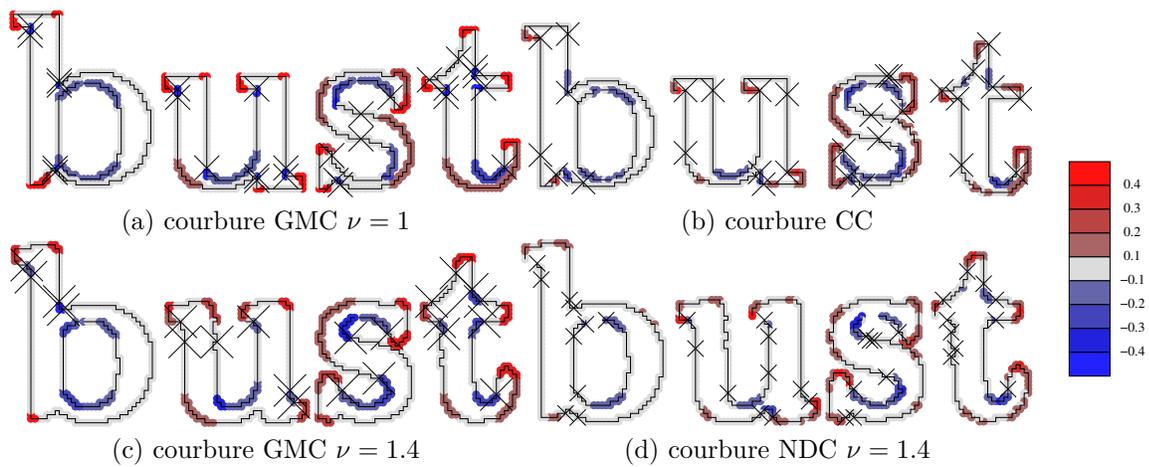


Fig. 2.12 – Comparaison entre les estimateurs GMC et NDC. La première ligne montre la comparaison obtenue sur des fontes générées à 300 dpi et la seconde ligne a été obtenue à partir du même texte imprimé puis scanné à la même résolution. Les croix représentent les points d’inflexion.

TABLE 2.1 – Mesures d’erreurs et temps d’exécution obtenus sur un cercle de rayon 1 avec différentes tailles de grilles h . κ_{est} représente les courbures estimées (avec seulement les valeurs décimales de l’approximation) et E_{max} est l’erreur maximale relative définie par $\frac{\max(|\kappa_{est} - \kappa_{real}|)}{|\kappa_{real}|}$.

$h=0.01$ (804 lignes, 212 variables, 106 MS)					$h=0.001$ (8004 lignes, 928 variables, 464 MS)			
ϵ	κ_{est}	# iter	E_{max}	t (s)	κ_{est}	# iter	E_{max}	t(s)
$1e-4$	0.999	1648	$3.91e-4$	0.284	1.00	12445	$1.30e-3$	4.943
$1e-6$	0.9988	7096	$1.83e-5$	0.416	0.9999	69175	$2.71e-5$	9.773
$1e-8$	0.998834	39101	$1.88e-7$	1.028	0.999950	125906	$6.57e-7$	14.689
$1e-10$	0.9988342	71096	$5.31e-8$	1.648	0.9999502	455940	$5.36e-8$	44.367

TABLE 2.2 – Erreur de mesures sur diverses formes et comparaisons avec l’estimateur CC en utilisant plusieurs tailles de grilles h . Différentes mesures d’erreurs sont données avec X (resp. Y) représentant la courbure attendue (resp. estimée).

Forme	h <i>Estim</i>	$ X - Y $			$stdev(X - Y)$			$ X - Y /Y$			$\sum(X - Y)^2$		
		1	0.1	0.01	1	0.1	0.01	1	0.1	0.01	1	0.1	0.01
	GMC	0.0420	0.0011	2.2e-5	0.0742	0.0039	0.0001	–	–	–	0.6270	0.0139	0.0002
	CC	0.0576	0.0073	0.0051	0.0660	0.0203	0.0253	–	–	–	0.6602	0.3855	5.4764
	GMC	0.2000	0.0081	0.0003	0.4667	0.0231	0.0014	1.2907	0.4886	0.2456	41.26	0.9451	0.0355
	CC	0.1931	0.0077	0.0004	0.4977	0.0295	0.0013	1.7163	0.5644	0.4755	45.60	1.4650	0.0306
	GMC	0.1416	0.0068	0.0003	0.2279	0.0136	0.0008	0.9924	0.4185	0.3285	7.2003	0.2394	0.0089
	CC	0.1709	0.0073	0.0005	0.3011	0.0172	0.0012	1.2484	0.7371	0.4616	11.990	0.3624	0.0196

2.4.2 Mesure de temps et comportement multigrille

Le Tableau 2.1 montre les mesures de temps d’exécution tout comme le nombre d’itérations nécessaires pour le processus d’optimisation (avec différentes valeurs du paramètre (ϵ)). Ces mesures ont été obtenues sur un processeur 2.6 GHz *Intel Pentium* avec un cercle de rayon 1 et différentes tailles de grilles ($h = 0.01$ et $h = 0.001$).

Même si l’estimateur est basé sur un critère de courbure minimale et que nous n’avons pas prouvé la potentielle convergence multigrille, nous pouvons expérimenter et mesurer le comportement de l’estimateur lorsqu’on l’applique sur différentes familles de formes discrétisées avec une taille de grille de plus en plus fine. Le Tableau 2.2 présente quatre types de mesures d’erreur et des comparaisons avec l’estimateur CC. Les résultats montrent que l’estimateur GMC donne la plupart des cas de meilleurs résultats et lorsque ce n’est pas le cas les erreurs sont très proches de l’estimateur CC. Il apparaît donc que l’estimateur GMC donne un bon comportement multigrille comparé à l’estimateur CC mais sans avoir de preuve de la convergence multigrille.

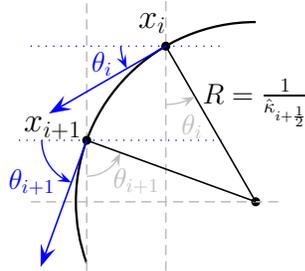


Fig. 2.13 – Illustration de la reconstruction du contour à partir de la courbure.

2.4.3 Reconstruction de la forme à partir de la courbure

Pour mesurer la précision de la courbure estimée et la proximité par rapport à la famille de formes $\mathbb{F}(O, h)$, nous proposons de reconstruire la forme à partir de la courbure et des informations de longueurs. Pour toutes les reconstructions l'estimateur $\lambda - MST$ a été utilisé pour l'abscisse curviligne [LVDV05]. Pour reconstruire le bord d'une forme à partir de la courbure estimée ($\hat{\kappa}_i$) et l'abscisse curviligne de chaque point du contour (s_i), nous avons procédé de la façon suivante. A partir d'un point de départ (x_0, y_0) et d'un angle θ_0 :

$$\begin{aligned} \forall i = 0..N-1, \quad \theta_{i+1} &= \theta_i + (s_{i+1} - s_i)\hat{\kappa}_{i+\frac{1}{2}}, \\ \text{si } \hat{\kappa}_{i+\frac{1}{2}} \neq 0 \quad (x_{i+1}, y_{i+1}) &= (x_i, y_i) + \frac{1}{\hat{\kappa}_{i+\frac{1}{2}}}(\sin(\theta_{i+1}) - \sin(\theta_i), -\cos(\theta_{i+1}) + \cos(\theta_i)) \\ \text{sinon} \quad (x_{i+1}, y_{i+1}) &= (x_i, y_i) + (s_{i+1} - s_i)(\cos(\theta_i), \sin(\theta_i)), \end{aligned}$$

avec $\hat{\kappa}_{i+\frac{1}{2}}$ représentant la courbure du centre du lignel associé au point d'indice i et $i+1$.

Le principe de la reconstruction est illustré sur la figure Fig. 2.13. Lorsqu'un point a une courbure différente de 0, on suppose que les approximations des points x_i et x_{i+1} sont localisées sur un cercle de rayon $\frac{1}{\hat{\kappa}_{i+\frac{1}{2}}}$. Dans le cas spécial de courbure nulle, la position de x_{i+1} est définie par translation de x_i dans la direction de θ_i sur une distance $(s_{i+1} - s_i)$. La précision des valeurs de courbure est cruciale pour la reconstruction du contour car une petite erreur peut se propager sur le contour. Par exemple, même si les valeurs exactes de la courbure sont utilisées, le contour initial n'est pas parfaitement reconstruit.

L'intégration de la courbure obtenue avec l'estimateur GMC sur des cercles montre des résultats précis et la reconstruction du contour est très proche du contour initial (voir première ligne de la figure Fig. 2.14). Les contours peuvent être considérés comme fermés même sur un cercle de rayon 10 (image (a)). Pour la reconstruction de la fleur, le contour n'est pas tout à fait fermé mais les deux extrémités ne sont pas très éloignées. Pour finir, nous avons aussi comparé l'influence de l'estimation des longueurs par l'estimateur $\lambda - MST$ (seconde ligne de la figure Fig. 2.14). Pour la reconstruction avec l'estimateur GMC, on peut voir que l'utilisation des vraies longueurs n'améliore pas réellement le résultat. Pour les reconstructions avec l'estimateur CC, l'amélioration est marginale. D'autres résultats de reconstructions comparables peuvent être trouvés dans une précédente publication [10].

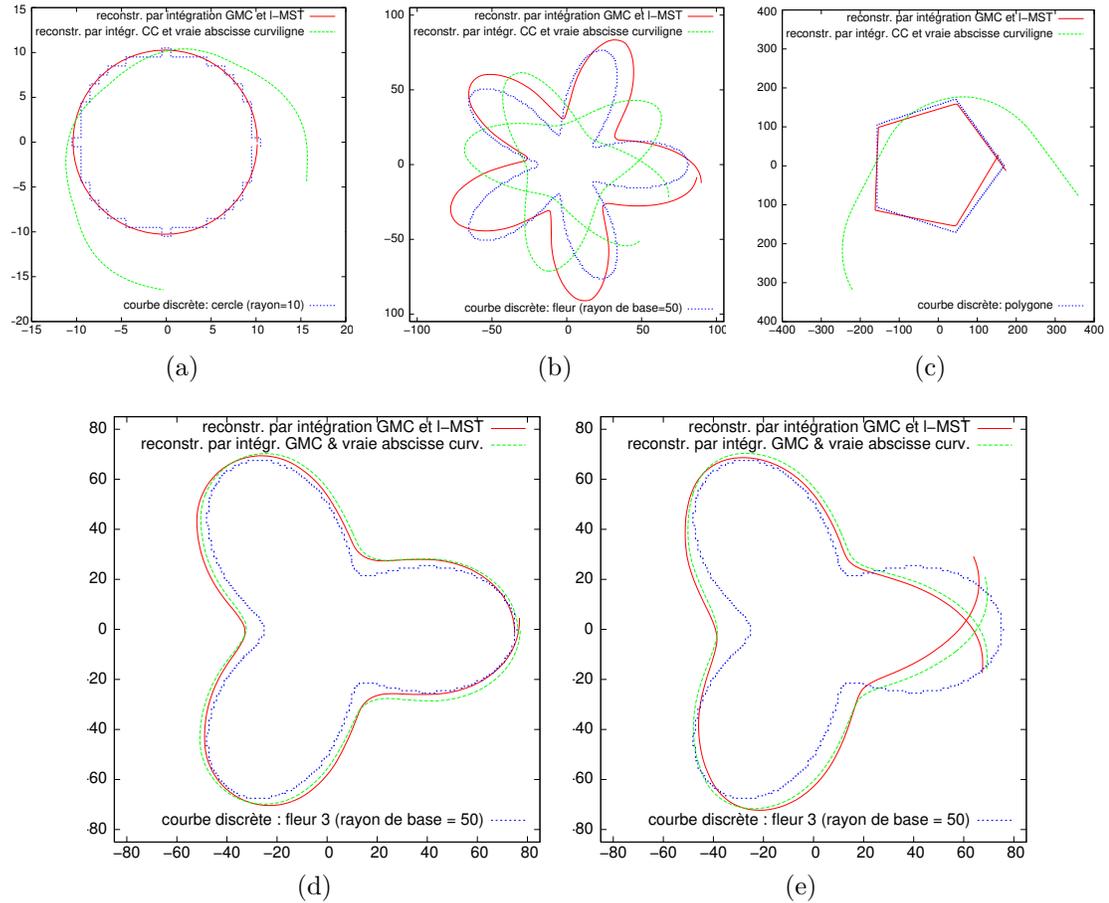


Fig. 2.14 – Première ligne : contours reconstruits à partir de la courbure et de l'estimation de la longueur. Chaque contour reconstruit a été obtenu à partir de la courbure estimée par GMC et CC et à partir de l'estimateur de longueur λ -MST. Seconde ligne : comparaison des résultats obtenus avec l'estimateur de longueur λ -MST et avec les vraies valeurs d'abscisses curvilignes. Les images (d) et (e) montrent respectivement les reconstructions obtenues avec l'estimateur GMC et CC.

2.5 Conclusion et perspectives

Face aux limitations des précédents estimateurs de courbure, nous avons présenté dans ce chapitre une nouvelle approche pour répondre à ce problème. En complément au critère multi-grille habituellement utilisé pour évaluer des estimateurs, nous avons introduit un nouveau critère de courbure minimale défini en considérant l'ensemble des formes associées à une discrétisation donnée, permettant de sélectionner la forme la plus probable. Le nouvel estimateur permet d'obtenir des mesures stables qui peuvent être précises même à faible résolution. Une adaptation naturelle aux données bruitées grâce à la primitive des segments flous permet à l'estimateur d'être plus facilement applicable pour traiter des données réelles potentiellement bruitées.

Les comparaisons obtenues avec les autres estimateurs ont montré de bons résultats tant par rapport à la précision que par rapport à la stabilité de l'estimation ne présentant pas d'oscillations. Cet aspect le rend particulièrement intéressant au niveau des applications qui ne nécessiteront pas nécessairement de post ou pré-traitement.

Depuis l'introduction de cet estimateur, d'autres approches ont été proposées. Tout d'abord, un estimateur basé sur une convolution à base de coefficients binomiaux a été proposé par Malgouyres *et al.* [MBF08]. Cet estimateur a l'avantage de converger et d'être capable de s'adapter au bruit en augmentant la taille du filtre de convolution. Comme nous le verrons dans le Chapitre 4 son application pour la polygonalisation souffre d'irrégularité.

Ensuite, on peut aussi mentionner l'estimateur proposé par Lachaud et Roussillon qui exploite la reconnaissance d'arcs de cercles maximaux. En particulier l'idée de l'estimateur est pour un point donné, de sélectionner l'arc de cercle maximal le plus centré. Cet estimateur a montré une amélioration de la précision par rapport à GMC et avec une preuve de la convergence [RL11] sous certaines hypothèses. La définition de GMC reste cependant intéressante car l'estimateur précédent n'a pas été adapté pour gérer le bruit.

D'autres travaux ont aussi été proposés plus récemment avec une méthode basée sur les invariants par intégration définie sur un volume discret [CLL13, Lev15]. La méthode proposée réunit les deux avantages d'être à la fois multi-grille convergent et de pouvoir traiter les objets discrets bruités. Des comparaisons avec l'estimateur GMC pourront être faites après l'implémentation de ce dernier dans *DGtal*. Comme cette méthode se base sur une information locale d'aire ou de volume, son extension pour traiter des courbes en trois dimensions semble plus difficile ce qui renforce les perspectives que nous proposons dans la suite.

Les nouveaux résultats qui seront présentés dans les chapitres suivants permettent d'imaginer de nouvelles perspectives orientées vers cet estimateur qui ne sont pas forcément applicables avec les méthodes présentées plus récemment. La détection des échelles significatives du Chapitre 3 pourrait être directement intégrée dans le calcul de la courbure en le rajoutant dans le calcul des directions des pentes minimales et maximales définies dans la section Section 2.2.2. De cette façon, il est possible d'imaginer obtenir un espace des tangentes défini de manière adaptative en fonction de l'échelle détectée : pour chaque segment les pentes minimales et maximales pourraient être adaptées en considérant par exemple le niveau moyen de l'échelle détectée le long du segment. Une telle approche aurait l'avantage de s'adapter automatiquement et localement au niveau de bruit de la courbe. Cette perspective rejoint des premiers essais qui seront présentés dans le chapitre où les échelles significatives sont utilisées pour sélectionner la valeur de la courbure la plus pertinente (par un pré-calcul effectué sur un certain nombre d'échelles).

Une autre perspective comparable à la précédente serait d'intégrer la nouvelle notion de couverture tangentielle adaptative directement dans l'estimateur [44]. Cette perspective est réalisable facilement car tous les éléments de l'estimateur peuvent intégrer cette nouvelle notion de couverture adaptative. En effet, l'estimateur de l'abscisse curviligne (λ -MST) a déjà été exploité avec la couverture tangentielle adaptative [17] et la mise à jour de l'espace des tangentes devra simplement prendre en compte des épaisseurs potentiellement différentes. Tout comme la perspective précédente l'avantage d'une telle approche serait l'absence de paramètre et la capacité à s'adapter localement à la courbe.

Cet estimateur apparaît aussi ouvrir d'autres perspectives notamment pour son extension en trois dimensions pour traiter des courbes 3D. Dans un précédent travail, l'estimateur CC avait été proposé pour traiter des courbes en trois dimensions afin d'estimer la courbure et la torsion [NDR08b]. Même si les résultats amélioreraient les techniques existantes, on peut retrouver les mêmes défauts que pour l'estimateur en deux dimensions par rapport aux nombreuses oscillations et à la non convergence. L'extension en trois dimensions de l'estimateur proposé dans ce chapitre permettrait de combler cette limite. Cette perspective paraît réalisable sachant qu'un premier travail sur l'estimation de la tangente a été proposé en étendant l'estimateur λ -MST en 3D [PJKL12].

De manière plus générale, une perspective intéressante se dégage aussi à travers le calcul des contraintes définies dans l'espace de tangentes (Sect. 2.2.2). Comme nous l'avons évoqué dans cette section, les configurations des contraintes calculées à plusieurs épaisseurs pourraient donner des indications sur les échelles où géométriquement des structures apparaissent. Cette idée pourrait être à l'origine d'une nouvelle définition de "continuité" discrète qui serait définie localement pour chaque pixel en fonction de la couverture obtenue. Cette perspective n'a pas été encore explorée car nous avons travaillé sur une autre perspective rejoignant le même objectif qui sera détaillé dans le chapitre suivant.

Une perspective intéressante apparaît aussi à travers les résultats de reconstruction de la forme sous-jacente obtenue à partir de la courbure GMC (Sect. 2.4.3). Les reconstructions présentées sur la figure Fig. 2.14 montrent des contours très lisses et très proches de l'objet discret initial (comme par exemple l'image (a)) ce qui pourrait être intéressant pour définir des reconstructions d'images avec une précision supérieure au pixel. Une solution possible serait de considérer des iso-contours comme base de reconstruction (comme la stratégie présentée dans le chapitre Ch. 4, section Sect. 4.3.2) et d'extraire ensuite les courbures avant de reconstruire les objets. Cette exploitation d'iso-contours orientés avec la courbure rejoindrait l'approche proposée par Ciomaga *et al.* qui estiment les courbures de l'image à partir d'iso-contours mais appliquent des flous gaussiens pour supprimer la pixelisation [CMM17]. Il resterait à définir algorithmiquement comment appliquer la reconstruction de façon à obtenir une représentation réversible sans déformation d'images.

Dans la continuité de la perspective précédente, cette estimation de la courbure pourrait être utilisée pour supprimer le bruit présent dans des images. Grâce à la capacité de l'estimateur à traiter les contours plus ou moins bruités, il serait possible d'envisager de reconstruire des contours bruités après intégration de la courbure. La réalisation de cette perspective demandera d'adapter l'estimation de l'abscisse curviligne à des contours potentiellement fortement bruités. Cela peut être fait en gardant la même exploitation de l'estimateur λ -MST mais en l'adaptant en utilisant la primitive des segments flous. Un autre point nécessaire pour envisager cette perspective sera d'avoir localement une estimation du niveau de bruit car sans cette information la reconstruction de l'image risquerait de dégrader les détails aux endroits contenant des informations de hautes fréquences et inversement. Cependant cette perspective paraît tout à fait envisageable grâce aux travaux présentés dans le chapitre suivant sur la détection d'échelles significatives.

3

Estimation d'échelles significatives

Sommaire

3.1	Introduction	38
3.2	Propriétés multi-échelles des segments maximaux	41
3.2.1	Comportement asymptotique des segments maximaux	42
3.2.2	Asymptote inverse par sous-échantillonnage	44
3.2.3	Sous-échantillonnage d'un contour discret	46
3.2.4	Critères multi-échelles	47
3.3	Analyse de profils multi-échelles	49
3.3.1	Échelles significatives et détection de bruit	49
3.3.2	Échelle standard	50
3.4	Résultats et implémentation	51
3.4.1	Détection de bruit	51
3.4.2	Détection des parties courbes/plates et résultats sur des images réelles	53
3.4.3	Implémentation	57
3.5	Détection d'épaisseurs significatives	57
3.5.1	Propriété asymptotique des longueurs des segments flous α épais	58
3.5.2	Evaluation géométrique multi-épaisseur	59
3.5.3	Expérimentations et comparaisons	60
3.6	Conclusion et perspectives	62

Les travaux présentés dans ce chapitre s'inscrivent dans la suite du chapitre précédent où un estimateur de courbure précis à faible résolution et capable de traiter un certain niveau de bruit a été présenté. Toujours dans le cadre du projet ANR GeoDiB, le problème du réglage de paramètres d'échelles apparaît naturellement et notamment pour estimer le niveau de bruit présent sur un contour. Les résultats présentés dans ce chapitre sont le fruit d'une collaboration avec Jacques-Olivier Lachaud [36, 12, 13] et Mouhammad Said [37, 57]. Les perspectives sont présentées à la

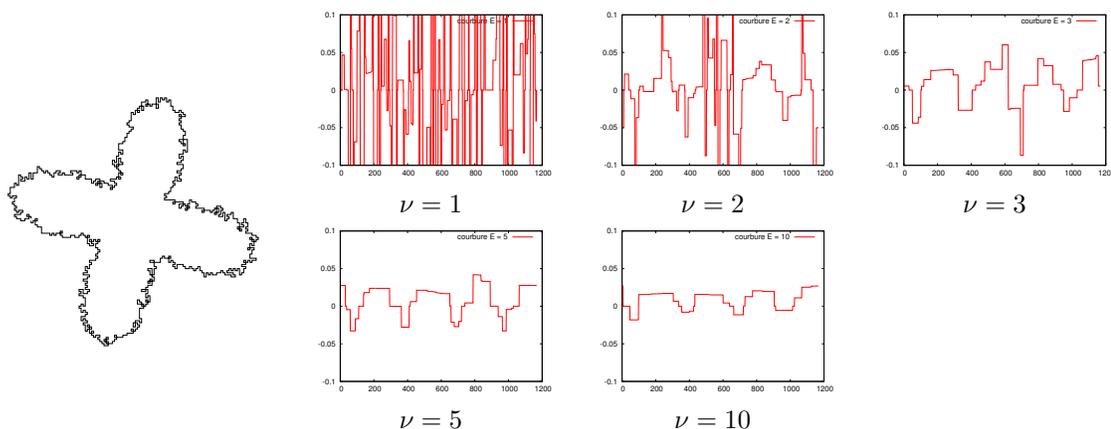


Fig. 3.1 – Illustration de l'influence du paramètre d'épaisseur des segments flous dans l'estimation de la courbure avec l'estimateur GMC [10].

fin de ce chapitre et viennent plus récemment d'un travail avec Loïc Hormain et Isabelle Debled-Rennesson [60].

Dans ce chapitre, l'introduction décrira le cadre spécifique de résultats présentés ici avec un lien avec les travaux existants dans le domaine d'analyse multi-échelles. Ensuite, nous présenterons les résultats théoriques du comportement asymptotique des segments maximaux sur lesquels se base notre travail et qui était un des résultats de l'habilitation à diriger des recherches de Jacques-Olivier Lachaud [Lac06] (section Sect. 3.2). L'exploitation de ces résultats sera ensuite présentée dans la section Sect. 3.3 avec la définition des échelles significatives.

3.1 Introduction

La présence de bruit dans les domaines de traitement ou d'analyse d'images est un problème récurrent que l'on retrouve dans les images issues de capteurs photos ou indirectement sur les contours d'objets discrets issus d'une méthode de segmentations. Dans le domaine de l'analyse géométrique de contours discrets, comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, la primitive des segments flous [DRFRD06] permet de prendre en compte un certain niveau d'irrégularité à travers le paramètre d'épaisseur utilisé et permet ainsi de définir des estimateurs robustes au bruit [NDR08b, 10]. D'autres méthodes utilisent des paramètres de lissage à travers des filtres de convolution pour prendre en compte le bruit [MBF08]. Dans le domaine plus orienté *Pattern Recognition*, il existe aussi beaucoup de techniques qui exploitent un paramètre lié à la qualité du contour pour extraire des points caractéristiques tels que les points dominants, ou les coins qui dépendent du réglage d'un paramètre [Mar03].

Malgré ces avancées, il existe plusieurs limites à cette prise en compte du bruit. Tout d'abord, cette dernière nécessite le réglage d'un paramètre utilisateur qui peut influencer la qualité du résultat. Ensuite, ce paramètre est global sur tout le contour de l'objet et n'est pas capable de s'adapter localement à la forme. La figure Fig. 3.1 illustre cette limite où l'influence du réglage de l'épaisseur du segment flou est bien visible sur le graphique du résultat de l'estimation de la courbure. Un autre

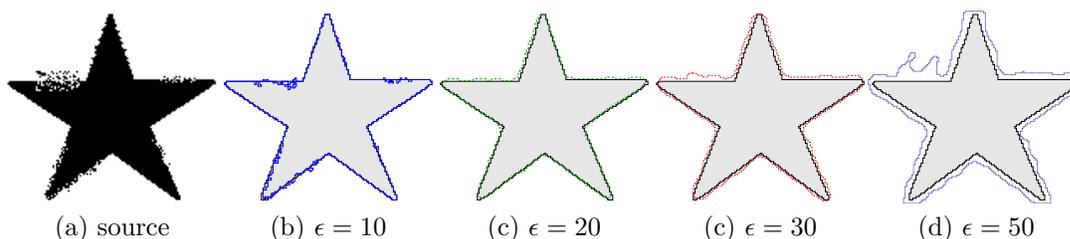


Fig. 3.2 – Illustration de l'influence du paramètre de fidélité (ϵ) dans la méthode de débruitage spécialisée pour le traitement d'images binaires [HBST11].

exemple d'influence de paramètre est illustré sur les images de la figure Fig. 3.2 où la méthode de débruitage spécialisée pour traiter des images de documents en niveaux de gris a été appliquée avec différentes valeurs du paramètre ϵ relatif à la fidélité aux données sources. Comme on peut le voir, le choix du paramètre joue un rôle important sur la qualité de l'image résultante.

À notre connaissance, et assez étonnamment, ce problème de détection d'échelle n'a encore jamais été considéré dans le domaine de la géométrie discrète et *Pattern Recognition*. Pour trouver des travaux se rapprochant le plus à ce problème, on peut faire référence aux travaux de Rodriguez et co auteurs qui ont proposé une représentation de contour en exploitant des tailles de pixels adaptatives [RLSA09b, RLSA09a]. La représentation résultante paraît très intéressante pour reconstruire fidèlement un contour discret mais la définition de la taille de pixel se base sur une notion d'approximation de la courbure ce qui n'est pas tout le temps adapté si l'on souhaite préserver les discontinuités d'un contour qui présentera des fortes courbures. De manière plus globale sur les images en niveaux de gris, le problème de la détection de bruit a largement été étudié notamment dans la communauté de traitement d'images ou pour l'extraction de contours. Ces méthodes furent notamment initiées avec les approches reliées aux représentations d'images multi-échelles [Wit83, Koe84]. Le bruit est alors détecté indirectement à partir d'une analyse dans l'espace échelle résultant de la représentation proposée.

Certaines méthodes sont basées sur une optimisation globale comme celle de Jeong et Kim [JK92] qui cherche à retrouver la taille $\sigma(x, y)$ de la gaussienne minimisant une énergie reliée aux variations de l'image dans l'espace échelle. La méthode permet ensuite d'être exploitée dans des filtres classiques de détection de contours tels ceux de Canny ou Marr-Hildreth, mais souffre d'un processus d'optimisation difficile. Le modèle de Mumford-Shah de segmentation d'image est aussi une technique globale permettant la suppression de bruit par recalage de fonction continue [MS89]. Cependant, ce type de technique peut générer des régions dont la frontière est irrégulière ce qui peut être problématique pour des objectifs d'analyses géométriques. Toujours pour les méthodes basées sur une optimisation globale, on peut faire référence à l'algorithme de Rudin *et al.* de suppression de bruit basé sur la minimisation de la variation totale de l'image [ROF92] qui apparaît être très efficace pour supprimer le bruit Gaussien lorsque les caractéristiques sont connues. Cependant comme illustré sur la figure Fig. 3.3 la méthode est moins convaincante pour traiter une image binaire avec du bruit défini localement. De la même façon, une autre approche globale basée sur des opérateurs morphologiques ne permet pas de supprimer le bruit et ne préserve pas les frontières de l'objet (voir seconde ligne de la figure Fig. 3.3).

Une autre catégorie de méthodes, plus fréquentes, utilisent des méthodes d'optimisation locale pour trouver la meilleure échelle localement. Elder et Zucker [EZ98] déterminent la première échelle

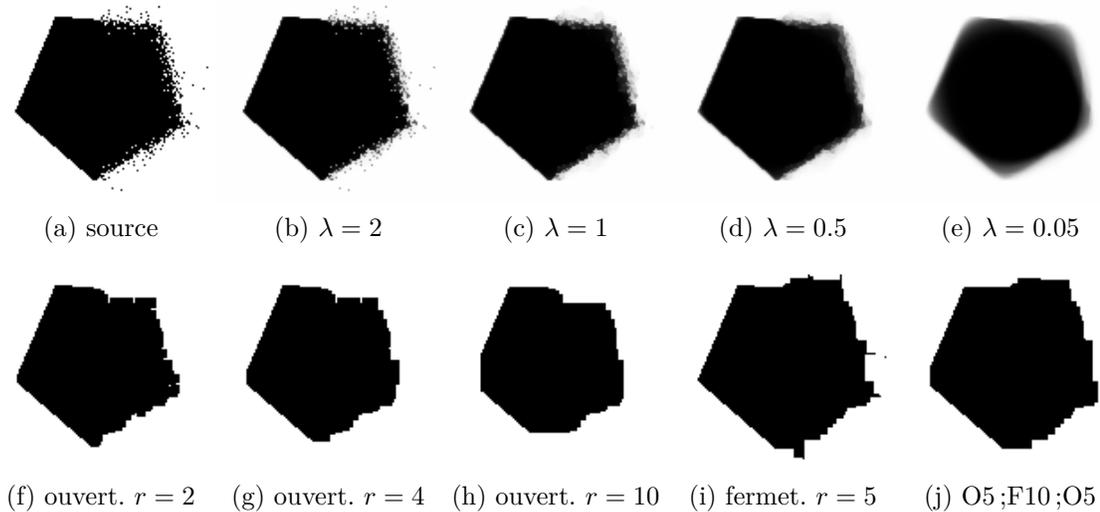


Fig. 3.3 – Première ligne : expérimentation de l’algorithme de Rudin *et al.* [ROF92] sur une image binaire bruitée. Le paramètre λ qui contrôle la réduction de bruit est globale sur toute l’image. La suppression produit un lissage global de la forme. Seconde ligne : application d’opérateurs morphologiques : ouvertures (f,g,h), fermetures (i), (j) successions d’ouvertures, fermetures et ouverture à différents rayons (respectivement 5, 10 et 5).

fiable en ajustant un modèle local flou d’un contour. Kervrann propose de déterminer la meilleure fenêtre locale pour une reconstruction locale par morceaux de l’image à travers une méthode statistique [Ker04]. De nombreuses autres approches sont reliées à une diffusion anisotrope [PM90] et du filtrage non linéaire [Bar02]. Leur objectif est de déterminer localement quel doit être le seuil entre la diffusion et l’arrêt aux discontinuités. Parmi ces méthodes, on peut citer le travail de Chen [Che05] qui se base sur la mesure de discontinuité locale pour contraindre la diffusion anisotrope et aussi la méthode de Goshtasby and Satter [GS08] qui propose de lisser des images selon une fenêtre adaptative dépendant de la structure locale du gradient de l’image.

Même si très intéressantes, ces différentes techniques définies pour le traitement d’images ne peuvent pas être utilisées pour traiter des images binaires, ou de manière équivalente, elles ne peuvent pas traiter les frontières de région ou d’un contour discret. En effet, elles reposent sur l’analyse locale du rapport signal sur bruit de l’image (SNR) avec parfois le paramètre SNR donné par l’utilisateur ou sur des données de gradient de l’image. Et comme nous avons en entrée uniquement un contour discret, ces deux types de quantité ne peuvent pas être calculés.

Dans la suite de ce chapitre, nous proposons une nouvelle méthode pour estimer localement si un contour discret est détérioré, quel est le niveau local de détérioration et quelles sont les échelles pour lesquelles le contour peut être analysé. Dans l’esprit, la méthode proposée est comparable à une analyse multi-échelle mais elle repose sur des propriétés spécifiques de contour discret. En effet, certaines propriétés asymptotiques ont été démontrées dans des travaux antérieurs sur des formes définies sur des discrétisations parfaites. L’idée principale pour exploiter ce résultat est de regarder la propriété asymptotique à travers une décomposition multi-résolution du contour

discret. Si ces propriétés se retrouvent dans la décomposition, alors l'échelle est dite significative, sinon le contour est qualifié de bruité et il doit être considéré à une échelle plus grossière. La méthode proposée est locale et ne demande pas de réglage de paramètres hormis l'échelle maximale d'analyse du contour. L'implémentation est simple et utilise l'algorithme de reconnaissance des segments discrets. Le résultat peut être utilisé dans de nombreuses applications qui demandent le réglage d'un paramètre. Par exemple cette méthode peut être exploitée dans des estimateurs géométriques tels que la courbure vue dans la chapitre précédent, ou encore pour l'estimation de tangentes pour la détection de points dominants.

La suite de ce chapitre est organisée de la façon suivante. Dans la section qui suit (Sect. 3.2), nous rappelons les résultats sur lesquels se base l'analyse proposée à travers la propriété asymptotique des segments maximaux. Nous montrerons que ces derniers permettent de retrouver des informations pour déterminer des parties droites ou courbes et détecter le bruit. La notion de *profil multi-échelle* sera aussi présentée en association avec la représentation par sous-échantillonnage proposée pour l'étude multi-échelles. La section Sect. 3.3 introduit plusieurs façons d'interpréter un profil multi-échelles dépendant de l'utilisateur s'il souhaite obtenir la première échelle fiable (échelle significative, niveau de bruit) ou s'il recherche l'échelle la plus fine en considérant une plage d'échelles fiable plus large (échelle standard).

Pour valider la technique proposée, les premiers résultats seront présentés dans la section Sect. 3.4 en appliquant la détection sur différentes formes définies avec différentes résolutions. Toutes les données seront traitées de la même façon sans appliquer de traitement ou paramétrisation particulière. Comme la méthode est basée sur la géométrie attendue de l'objet, et qu'elle ne se base pas sur un modèle de bruit particulier, elle pourra donc être appliquée sur différents types de bruits (même s'il peut exister des modèles de bruit qui ne sont pas détectés par notre méthode). Nous montrerons que la détection de bruit pour un niveau donné est aussi stable par rapport à la résolution de l'image. Ensuite, dans la deuxième partie de cette section, nous présenterons la détection de parties droites et courbes définies à partir d'un profil multi-échelles puis nous donnerons des liens sur l'implémentation proposée avec une démonstration en ligne.

Enfin, comme nous l'avons évoqué dans l'introduction de ce chapitre, dans la cinquième section (Sect. 3.5) nous proposerons l'extension du concept des échelles significatives pour définir l'estimation d'épaisseur significative.

3.2 Propriétés multi-échelles des segments maximaux

Comme introduit dans la section précédente, l'objet d'étude de cette partie est un segment maximal de droite discrète (DSS) dont la définition est rappelée dans la chapitre d'introduction, page 8. La définition d'un segment maximal est illustrée sur la figure Fig. 3.4 avec un exemple de l'ensemble des segments de droites maximaux couvrant un certain point P_0 . Sur cette figure, la longueur discrète est donnée pour chaque segment. Pour la suite, on notera par L_j la longueur discrète du j ème segment couvrant le point considéré. Par exemple, toujours sur l'exemple de la figure Fig. 3.4, la notation L_3 désignera la longueur du troisième segment maximal couvrant le point P_0 (image (c)).

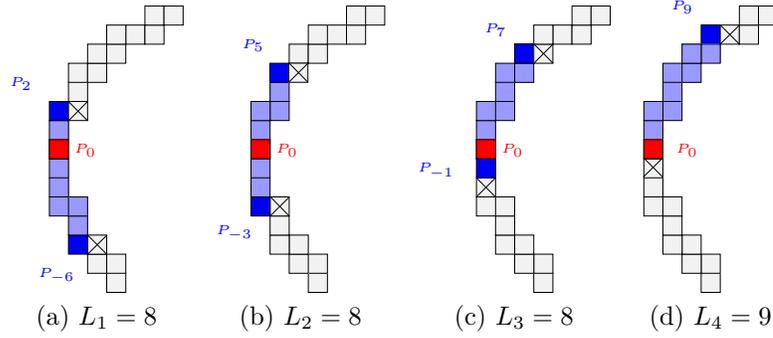


Fig. 3.4 – Illustration de l'ensemble de tous les DSS maximaux couvrant le point discret P_0 . Les longueurs discrètes de chaque segment sont indiquées par la valeur de L .

3.2.1 Comportement asymptotique des segments maximaux

La propriété sur laquelle nous basons les recherches présentées dans ce chapitre est basée sur la longueur discrète des segments maximaux que nous avons illustrée dans l'introduction de cette section. Pour rappeler le résultat asymptotique, nous considérons la frontière d'une forme X discrétisée avec un pas de h . On rappelle la notation de la discrétisation de Gauss [KR04b] $\text{Dig}_h(X) = X \cap h\mathbb{Z} \times h\mathbb{Z}$ et le théorème suivant :

Théorème 1. ([Lac06], Théorème 5.26) *Soit S une forme convexe du plan de bord C^2 et de courbure continue. La longueur discrète des segments maximaux du bord du polygone convexe discret de $\text{Dig}_h(S)$ est minorée par $\Omega(\frac{1}{h^{\frac{1}{3}}})$. Plus précisément ce minorant, qui est non-atteint, s'écrit :*

$$\frac{3}{4} 5^{\frac{2}{3}} \left(\frac{1}{h\kappa_{\max}(\partial S)} - 3 \right)^{\frac{1}{3}}$$

où $\kappa_{\max}(\partial S)$ est la courbure maximale de bord topologique de S .

Ce théorème nous donne donc une borne pour la longueur minimale des segments maximaux et la preuve est donnée dans la référence. Pour la longueur des plus grands segments maximaux, il est possible de se reporter au Lemme suivant :

Lemme 1. ([LVdV07], Lemme 15) *Considérons la discrétisation de pas h d'un cercle de rayon R . La longueur discrète de chacun de ses segments discrets est bornée supérieurement par $2^{\frac{7}{4}} \left(\frac{R}{h}\right)^{\frac{1}{2}}$.*

La figure Fig. 3.5 présente des mesures expérimentales de la longueur des segments discrets maximaux obtenues sur les discrétisations d'un cercle de rayon 1. Ces statistiques sont faites globalement pour tous les points du contour. Les longueurs discrètes minimales et maximales apparaissent bien suivre les bornes données par le théorème et lemme précédents.

Après avoir rappelé ces résultats définis pour des zones courbes, on peut considérer les longueurs des segments maximaux définis sur la discrétisation d'une zone plate. Comme un segment droit

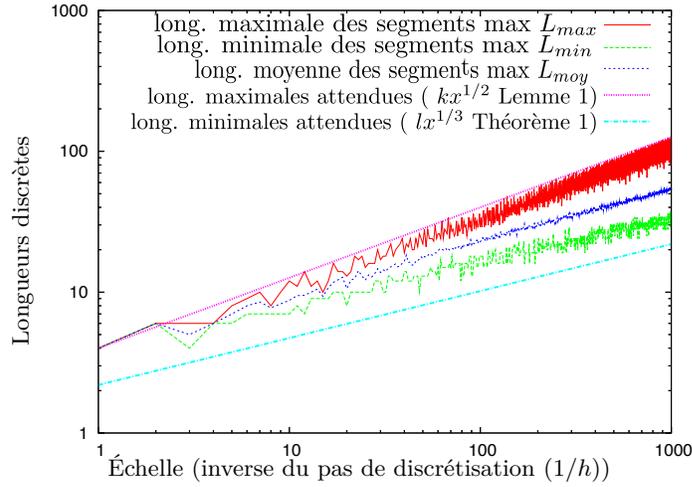


Fig. 3.5 – Illustration du comportement asymptotique des longueurs discrètes des segments discrets maximaux sur un cercle de rayon 1. Les bornes supérieures et inférieures de l'équation (3.1) sont tracées comme référence pour illustration avec des valeurs choisies de k et l .

discret est la discrétisation d'un segment de ligne droite, il existe au moins un segment maximal qui couvre la ligne droite. Cela signifie que la longueur discrète du plus long segment maximal est $\Theta(1/h)$.

Comme corollaire des propriétés précédentes en ne considérant pas uniquement les zones concaves ou convexes, nous avons :

Corollaire 1. *Soit S une forme simplement connexe dans \mathbb{R}^2 , avec une frontière C^3 par morceaux. Soit P un point de la frontière ∂S de S . Considérons un voisinage ouvert connecté U de P sur ∂S . Soient (L_j^h) les longueurs discrètes des segments maximaux couvrant P sur la frontière de $\text{Dig}_h(S)$. Si U est strictement concave ou convexe, alors :*

$$\Omega\left(\frac{1}{h^{\frac{1}{3}}}\right) \leq L_j^h \leq O\left(\frac{1}{h^{\frac{1}{2}}}\right) \quad (3.1)$$

sinon si U a une courbure nulle partout, alors :

$$\Omega\left(\frac{1}{h}\right) \leq L_j^h \leq O\left(\frac{1}{h}\right) \quad (3.2)$$

La première inégalité exprime le comportement asymptotique des longueurs des segments maximaux dans des régions courbes et lisses de la frontière d'un objet. La seconde donne des informations pour un point situé dans une partie plate.

3.2.2 Asymptote inverse par sous-échantillonnage

Une critique que l'on pourrait avoir par rapport aux théorèmes précédents viendrait du fait de la difficulté d'exploiter ces résultats car dans la réalité des applications de traitement d'images les contours définis avec des grilles de plus en plus fines ne sont pas accessibles. Cela pourrait laisser entendre que les résultats de propriétés asymptotiques restent des résultats théoriques et n'ont pas d'intérêt pour l'analyse de contours réels. Cependant, ce n'est pas vrai car il est possible d'utiliser les propriétés asymptotiques d'une manière inverse. Pour cela, considérons que notre objet discret D est la discrétisation d'une forme euclidienne X à partir d'un pas de discrétisation h en choisissant à nouveau une discrétisation de Gauss. Nous pouvons alors sous-échantillonner l'objet discret D avec des pixels couvrants de tailles croissantes $i \times i$, pour $i = 2, 3, \dots, n$. Ce processus de discrétisation ϕ_i sera détaillé dans la section Sect. 3.2.3. La famille \mathcal{D} des objets $\phi_n(D), \dots, \phi_2(D), D$ est une approximation d'une séquence de discrétisation de X avec une taille de grille de plus en plus fine que l'on nommera : $\mathcal{X} : \text{Dig}_{nh}(X), \dots, \text{Dig}_{2h}(X), \text{Dig}_h(X)$.

Le corollaire 1 n'est cependant défini que pour la famille de forme \mathcal{X} . Même si ce dernier n'est pas destiné formellement à la famille de forme \mathcal{D} , on peut tenter d'observer si en pratique on obtient un comportement similaire. La figure Fig. 3.6 présente les résultats obtenus en appliquant un sous-échantillonnage à différentes échelles. Les courbes obtenues apparaissent suivre les mêmes comportements que pour le comportement asymptotique classique de la figure Fig. 3.5. Ce même comportement est vérifié à la fois pour les formes courbes (graphe (b)) et sur les partie droites (graphe (d)). D'autres mesures ont aussi été faites dans l'annexe de l'article [12].

Lorsqu'on considère les longueurs des segments maximaux autour d'un point P de la frontière de D , on doit donc observer une séquence décroissante de longueurs pour une séquence croissante de discrétisations $h_i = ih$. La pente de cette séquence dépendra de la localisation de P sur une région plate ou courbe. Plus précisément, soient $(L_j^{h_i})_{j=1..l_i}$ les longueurs discrètes des segments maximaux le long de la frontière $\phi_i(D)$ et couvrant P , on peut s'attendre à ce que :

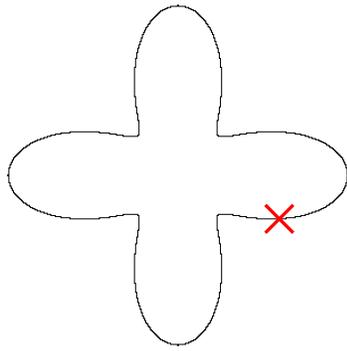
- Si P est dans une zone concave ou convexe, alors les longueurs $L_j^{h_i}$ suivent (3.1).
- Si P est dans une zone plate, alors les longueurs $L_j^{h_i}$ suivent (3.2).

Les limites asymptotiques de ces équations suggèrent la propriété suivante.

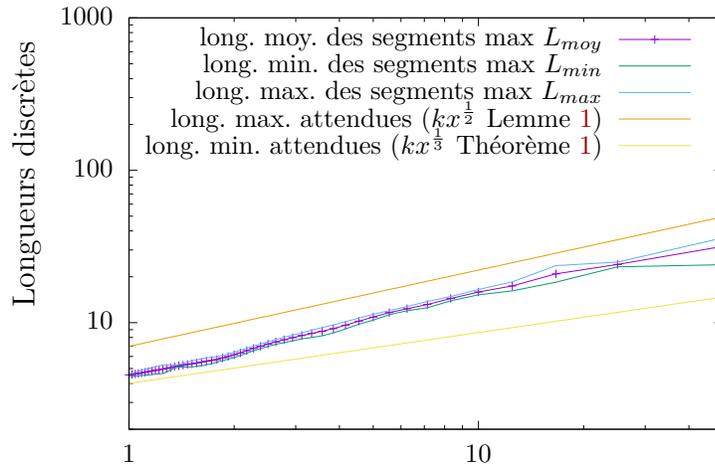
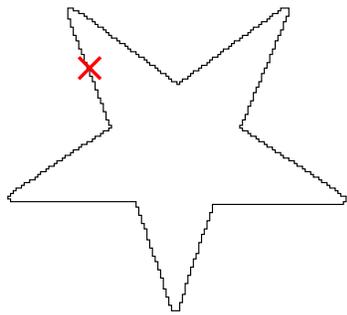
Propriété 1 (Multi-échelles). *Les tracés des longueurs $L_j^{h_i}$ en échelle logarithmique doivent être approximativement affine avec des pentes négatives définies de la façon suivante :*

tracé	pente attendue	
	(partie courbe)	(partie plate)
$(\log(i), \log(\max_{j=1..l_i} L_j^{h_i}))$	$\approx -\frac{1}{2}$	≈ -1
$(\log(i), \log(\min_{j=1..l_i} L_j^{h_i}))$	$\approx -\frac{1}{3}$	≈ -1

Les tracés sont seulement approximativement affines, car les propriétés précédentes sont asymptotiques. Si l'on prend un objet à résolution finie, le sous-échantillonnage induit des variations de longueurs qui suivent seulement approximativement le comportement asymptotique car la présence d'artefacts arithmétiques est très probable. Cependant les irrégularités ont tendance à être limitées à cause du moyennage généré par les différents décalages du processus de sous-échantillonnage.



(a) fleur de rayon 100

(b) Échelle x (pas de grille $h = 50/x$)

(c) étoile

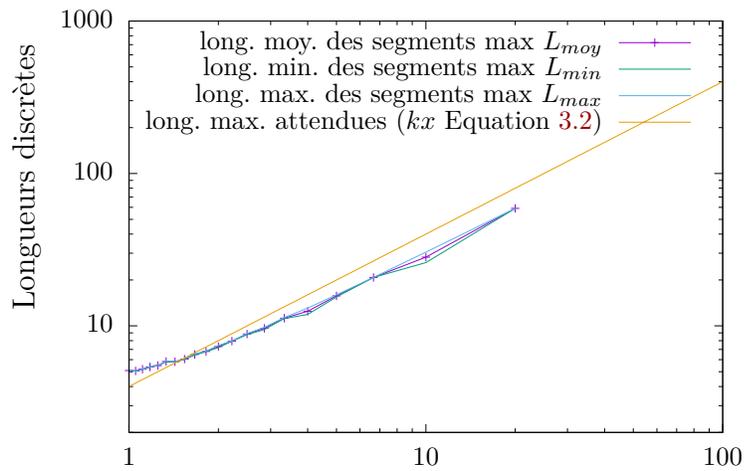
(d) Échelle x (pas de grille $h = 20/x$)

Fig. 3.6 – Mesure des segments maximaux après sous-échantillonnage du contour initial discret sur la fleur (a) et l'étoile (b). Les graphes ont été obtenus en prenant les longueurs moyennes obtenues avec tous les décalages possibles.

On peut faire plusieurs remarques par rapport au résultat précédent. Tout d'abord, il permet de faire la distinction entre parties plates et parties courbes de la frontière d'un objet sous réserve que l'objet soit donné avec une résolution suffisante. La distinction repose seulement sur la classification de la pente entre les deux intervalles : $[-1, -\frac{1}{2}[$ et $[-\frac{1}{2}, -\frac{1}{3}]$. Deuxièmement, l'approche précédente n'est pas valide sur et autour des points qui sont 1) sur des parties de transition entre une partie plate et une partie courbe, 2) sur les coins. Troisièmement, cette technique suppose des objets lisses avec une discrétisation parfaite : si un contour discret présente une partie perturbée par le bruit ou par un artefact de discrétisation, ces caractéristiques ne sont plus valables.

Malgré le fait que ces deux dernières remarques semblent problématiques pour l'analyse de formes, on va en fait les utiliser pour détecter localement la quantité de bruit et pour extraire les échelles significatives qui sont détaillées dans la section Sect. 3.3. Avant de détailler ces dernières, nous présentons l'étape préalable de sous-échantillonnage nécessaire pour la suite.

3.2.3 Sous-échantillonnage d'un contour discret

La méthode d'analyse multi-échelles nécessite plusieurs sous-échantillonnages du contour initial. Un moyen classique pour sous-échantillonner une image binaire d'un facteur entier $i \times i$ est de couvrir l'espace des pixels avec un pavage carré de taille $i \times i$. Chaque grand pixel de l'objet sous-échantillonné est marqué dès lors qu'un de ses pixels couverts est marqué. Plus formellement,

$$\phi_i^{x_0, y_0}(O) = \{(X, Y) \in \mathbb{Z}^2 \mid \exists (x, y) \in O, X = (x - x_0) \div i, Y = (y - y_0) \div i\}, \quad (3.3)$$

où (x_0, y_0) définit l'origine du grand pixel dans \mathbb{Z}^2 et la division entière \div est définie par troncature.

Mais si cette technique est efficace, elle présente deux inconvénients. Le premier est qu'elle ne donne pas directement la correspondance entre les points du contour de O avec le contour sous-échantillonné (une telle fonction est illustrée sur la figure Fig. 3.7 (d)). Cette fonction est importante pour pouvoir associer les segments maximaux définis à la résolution plus faible. Le deuxième inconvénient vient du fait que la topologie peut changer à travers le sous-échantillonnage ce qui pourrait provoquer des problèmes avec par exemple des points de O qui n'auraient pas de point associé au contour sous-échantillonné.

Même si les problèmes précédents peuvent être résolus à travers des règles *ad hoc*, une autre approche a été choisie. Le sous-échantillonnage n'est pas spatial mais s'effectue sur le contour discret donné en entrée. On procède en quatre étapes, à partir d'un contour discret 4-connexe qui est la frontière de l'ensemble de pixels O dans le modèle cellulaire :

1. Le contour inter-pixel C est déplacé vers l'intérieur de telle sorte qu'un bord 4-connexe intérieur de O . Ce contour 4-connexe est noté C' . Le contour n'est pas nécessairement simple et peut contenir des chemins contenant des allers-retours qui seraient orientés vers l'extérieur de O (pointes extérieures).
2. Le contour C' est sous-échantillonné et définit le nouveau contour C'' , composé de la séquence de points $(X_j, Y_j) = ((x_j - x_0) \div i, (y_j - y_0) \div i)$ où C' est la séquence de points (x_j, y_j) .
3. Les points identiques, consécutifs de C'' sont fusionnés pour obtenir un contour de pixels C''' .
4. Les pointes intérieures et extérieures de C''' sont supprimées (par plusieurs scans linéaires). Le

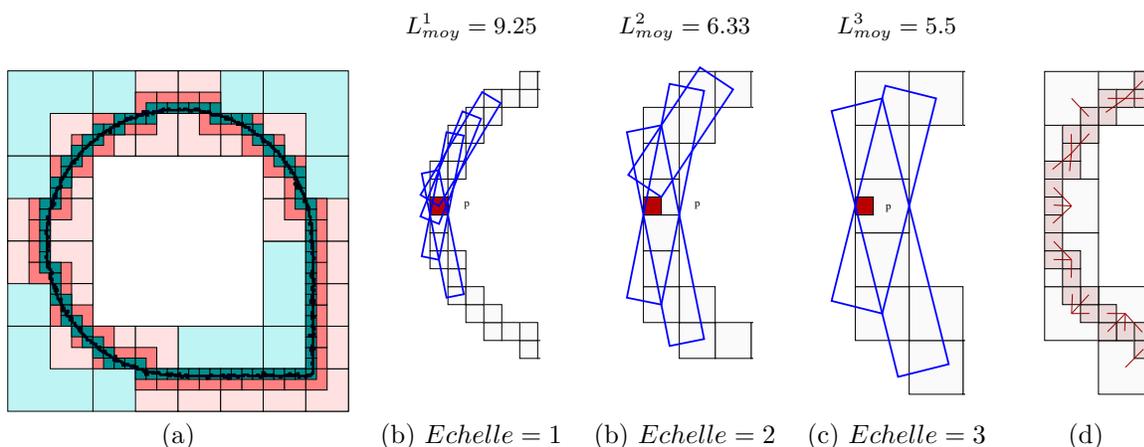


Fig. 3.7 – Exemple de sous-échantillonnage $\phi_i^{0,0}(C)$ pour $i = 64, 32, 16$ et 8 (image (a)). Illustration de l'ensemble des segments maximaux couvrant un point P à différentes échelles (images (b–d)). L_{mean}^s donne les longueurs moyennes des segments maximaux couvrant P à l'échelle s . (d) montre la fonction (représentée par des lignes associant chaque pixel P à C au point $\phi_3^{0,0}(P)$).

contour obtenu est déplacé vers l'extérieur de façon à définir un contour inter-pixel 4-connexe qui serait le bord d'une forme discrète.

Le contour résultant est noté $\phi_i^{x_0,y_0}(C)$. On peut noter que dans les quatre étapes précédentes, on maintient la correspondance entre les contours. Le long de $\phi_i^{x_0,y_0}(C)$ il y a donc application surjective $f_i^{x_0,y_0}$ qui associe à tous points P de C son image dans le contour $\phi_i^{x_0,y_0}(C)$. Plusieurs contours sous-échantillonnés sont illustrés sur la figure Fig. 3.7 (a) et la carte $f_3^{0,0}$. On peut noter que ce sous-échantillonnage est comparable à l'échantillonnage spatial, mais il peut être fait soit localement autour d'un point soit globalement sur tout le contour.

3.2.4 Critères multi-échelles

Il est maintenant possible d'analyser la géométrie locale d'un point P d'un contour discret C . Pour une résolution i et un décalage (x_0, y_0) , les longueurs discrètes $L_j^{h_i, x_0, y_0}$ des segments maximaux de $\phi_i^{x_0, y_0}(C)$ contenant $f_i^{x_0, y_0}(P)$ peuvent être calculées. Pour prendre en compte les possibles artefacts de discrétisation et d'approximation, la moyenne des longueurs est définie comme :

$$\bar{L}^{h_i} = \frac{1}{i^2} \sum_{0 \leq x_0 < i, 0 \leq y_0 < i} \frac{1}{l_i^{x_0, y_0}} \sum_j L_j^{h_i, x_0, y_0} \quad (3.4)$$

où $l_i^{x_0, y_0}$ représente le nombre de segments maximaux contenant $f_i^{x_0, y_0}(P)$. Comme décrit dans le chapitre d'introduction page 7, tous les segments maximaux de $\phi_i^{x_0, y_0}$ peuvent être calculés en temps linéaire selon la taille du contour [LVdV07]. La figure Fig. 3.7 illustre pour un point P la couverture des segments maximaux obtenue à différentes échelles avec des valeurs de décalages $(x_0, y_0) = (0, 0)$.

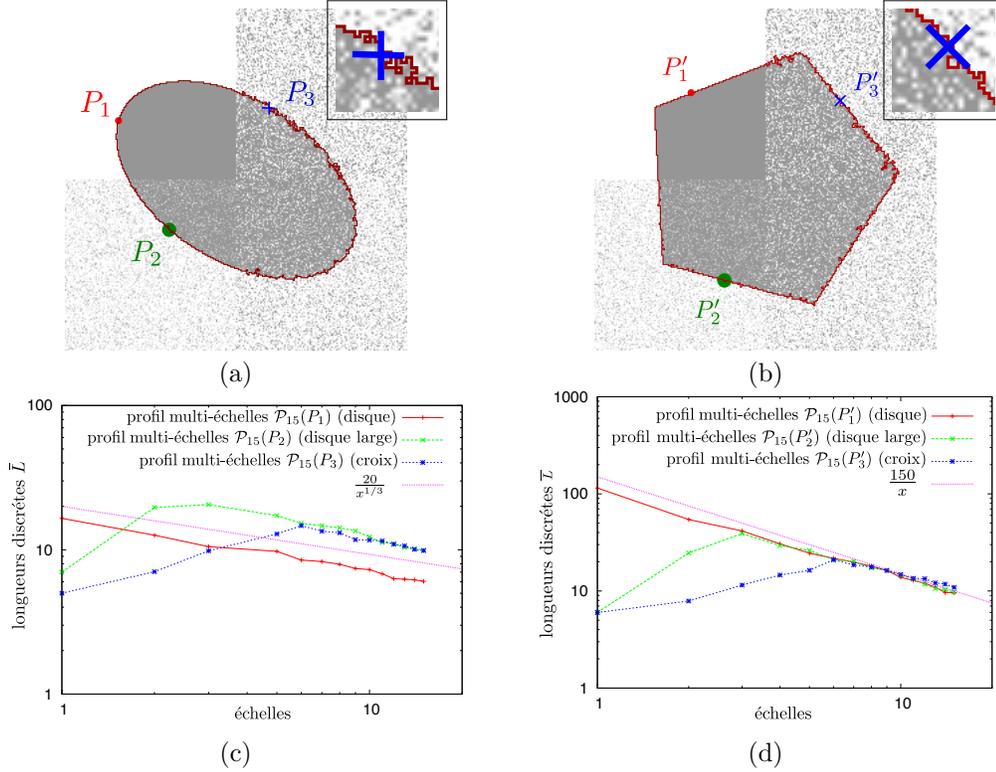


Fig. 3.8 – Exemples de profils multi-échelle. Les images (a) et (c) montrent des exemples de profils multi-échelle $\mathcal{P}_{15}(P)$ sur une ellipse pour différents points : P_1 sur une zone courbe, P_2 sur une zone courbe légèrement perturbée, P_3 sur zone courbe fortement perturbée. Un bruit gaussien (représenté en gris clair comme image de fond sur les images source (a) et (b)) a été ajouté sur chaque zone contenant les points P_1 , P_2 et P_3 avec respectivement les déviations standards $\sigma_1 = 0$, $\sigma_2 = 75$, $\sigma_3 = 175$. Les mêmes expérimentations sont faites de la même façon sur un polygone avec les points P'_1 , P'_2 , P'_3 (images (b,c)).

Définition 9. *Profil multi-échelle $\mathcal{P}_n(P)$* Le profil multi-échelle $\mathcal{P}_n(P)$ d'un point P sur la frontière d'un objet discret D est la séquence des échantillons $(\log(i), \log(\bar{L}^{h_i}))_{i=1..n}$.

Selon la Propriété 1, ces valeurs doivent être correctement approchées avec un modèle affine. Plusieurs exemples de profils multi-échelle sont illustrés dans les figures 3.8 (c,d).

Dans le cas idéal d'un point situé sur le bord d'une partie lisse non bruitée (comme par exemple le profil du point P_1 ou P'_1 de la figure Fig. 3.8, nous définissons la notion de critère multi-échelles qui permet d'obtenir des informations globales sur la forme.

Définition 10. *Critère multi-échelles idéal $\mu_n(P)$.* Le critère multi-échelle idéal $\mu_n(P)$ d'un point P sur la frontière d'un objet discret D est défini comme le coefficient de la pente d'une simple régression linéaire de $\mathcal{P}_n(P)$.

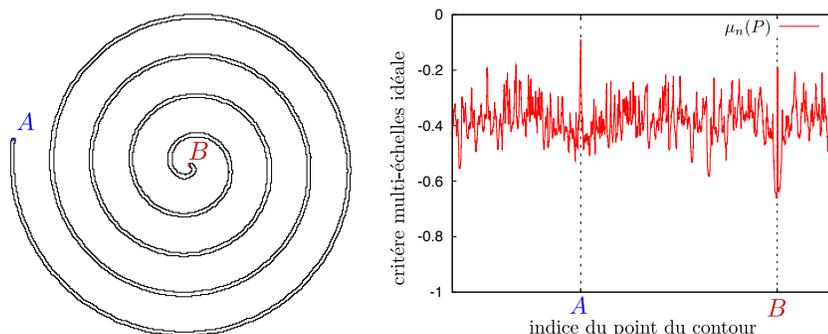


Fig. 3.9 – Illustration du *critère multi-échelle idéal* $\mu_n(P)$ sur une spirale.

Un exemple de calcul de critère multi-échelle idéal est donné sur la figure Fig. 3.9.

La pente définie par le critère multi-échelles idéal $\mu_n(P)$ apparaît utile pour détecter les parties courbes et plates ou concaves/convexes. En particulier, la Propriété 1 indique que $\mu_n(P)$ doit être autour de -1 si P est dans une zone plate tandis qu'il doit être à compris dans l'intervalle $[-\frac{1}{2}, -\frac{1}{3}]$ si P est dans une zone strictement concave ou convexe. Une étude complémentaires [dVLF05] et d'autres expérimentations [36] ont montré que cette distinction peut être faite raisonnablement en utilisant un seuil (noté $t_{f/c}$) défini approximativement à -0.52 . En reprenant l'exemple obtenu sur la spirale de la Figure 3.9, il est intéressant de voir que ce critère n'a pas l'air d'être influencé par la courbure de l'objet, ce qui est un avantage pour ne pas dépendre du seuil choisi.

3.3 Analyse de profils multi-échelles

Le résultat d'un profil multi-échelle que nous avons décrit dans la section précédente peut être analysé de différentes façons. Le premier moyen est de détecter la première échelle pour laquelle la partie du contour peut être considérée comme significative : cela introduit aussi une définition de bruit.

Le second moyen pourrait être de commencer l'analyse à partir de l'échelle la plus grossière et de détecter l'échelle la plus fine qui resterait fiable (*échelle standard*).

3.3.1 Échelles significatives et détection de bruit

Comme nous l'avons évoqué précédemment, un profil multi-échelle peut être utilisé pour détecter un contour discret bruité. En effet, si le profil multi-échelle d'un point P n'est pas l'approximation d'une fonction affine avec une pente négative, cela signifie que localement la géométrie autour de P est dans une zone ni plate, ni courbe. La figure Fig. 3.8 (a,b) présente les profils de points situés sur une zone lisse (avec le point P_1) et sur des zones bruitées (points P_2 et P_2). Pour les premiers points, le profil avec une pente décroissante est directement visible et présente une pente qui correspond aux limites introduites précédemment. Pour les points situés dans une zone bruitée, les points commencent à d'abord croître plus ou moins, puis décroissent à partir d'une certaine échelle. Un comportement similaire est observable si l'on considère une forme polygonale telle l'image (b) de la figure Fig. 3.8. La seule différence visible sur le graphique (d) de cette figure est la pente de

la relation affine du profil qui est autour de -1 pour le tracé (d) associé aux points du polygone, contre $-\frac{1}{3}$ pour les points du tracé (c).

On introduit donc un seuil associé au bruit t_m pour distinguer entre une zone courbe et une zone bruitée. À partir de ce paramètre, on peut alors définir une échelle significative :

Définition 11. *Échelle significative* Une échelle significative d'un profil multi-échelle $(X_i, Y_i)_{1 \leq i \leq n}$ est alors définie par la paire (i_1, i_2) , $1 \leq i_1 < i_2 \leq n$ telle que :

$$\frac{Y_{i+1} - Y_i}{X_{i+1}X_i} \leq t_m, \quad (3.5)$$

et telle que la propriété n'est pas vraie pour $i_1 - 1$ et i_2 .

Selon les analyses et les expériences déjà présentées dans [36], il apparaît que le seuil $t_m = 0$ donne localement une détection de bruit précise à la fois sur des zones plates et sur des zones courbes. On peut noter que le réglage de ce paramètre t_m entre $-\frac{1}{2}$ et $-\frac{1}{3}$ ne change que très légèrement la détection de bruit comme montré dans la partie B de l'annexe [KL11] ou dans l'article IPOL associé à ce travail [13].

À partir de cet intervalle d'échelle, nous pouvons définir la notion de *critère multi-échelle* :

Définition 12. *Critère multi-échelle* Si (i_1, i_2) est une échelle significative du profil $\mathcal{P}_n(P)$ alors le critère (i_1, i_2) -multi-échelle $\mu_{i_1, i_2}(P)$, d'un point P est le coefficient de la pente de la simple regression linéaire de $\mathcal{P}_n(P)$ restreinte sur les échelles i_1 jusqu'à i_2 .

Évidemment, les échelles significatives de $\mathcal{P}_n(P)$ ne se recouvrent pas et sont naturellement ordonnées. Si la première échelle significative de $\mathcal{P}_n(P)$ est (k_1, k_2) , alors l'entier $k_1 - 1$ est appelé le niveau de bruit du point P et est noté $NL(P)$.

Dans la partie expérimentations, nous montrerons qu'à la fois les notions d'échelles significatives et les niveaux de bruit ont une interprétation claire et intuitive. Ils déterminent précisément où le contour est perturbé et comment il doit être interprété comme significatif.

3.3.2 Échelle standard

En présence de grande quantité de bruit (ou pour le cas spécial d'une forme fractale), la première échelle significative n'est pas toujours pertinente comparée à la forme globale de l'objet. Par exemple, si l'on considère la forme de la figure Fig. 3.10 (a), il est possible de voir sur le profil multi-échelle $\mathcal{P}_{30}(P)$ que le niveau de bruit est 0 alors que le bruit est bien visible si l'on considère un point de vue global de la forme. Ce phénomène apparaît aux endroits où le bruit est si important que sa géométrie devient pertinente à petite échelle.

Pour détecter l'échelle globale, nous proposons une autre stratégie en définissant l'échelle dite *standard*. Cette stratégie est *top-down* et suppose que le paramètre n donne une échelle grossière pour laquelle toute la forme est pertinente.

Définition 13. *Échelle Standard* L'échelle standard est définie à partir de la décomposition d'un profil multi-échelle $(X_i, Y_i)_{1 \leq i \leq n}$ en une séquence S_k de k paires $(i_1, i_2), (i_2, i_3), \dots, (i_k, i_{k+1})$, $1 \leq$

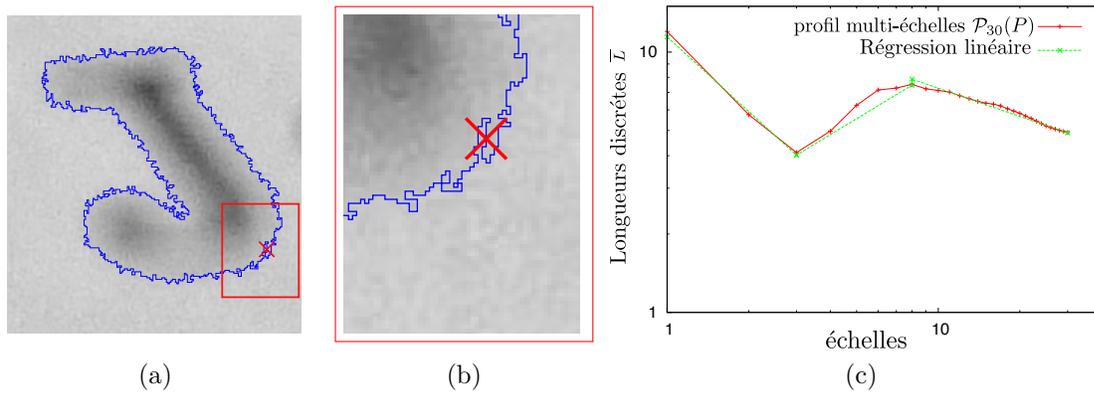


Fig. 3.10 – Illustration de l'échelle standard sur une forme fortement bruitée. L'échelle standard du point représenté par une croix rouge est $(8, 30)$.

$i_k < n$ et $i_{k+1} = n$, chacune correspondant à la régression linéaire calculée en commençant du plus grand indice i_{j+1} à i_j , $1 \leq j < k$ et qui est faux pour $i_j - 1$.

Le modèle de régression linéaire a été utilisé avec un taux de confiance réglé empiriquement à 70% après expérimentation sur divers contours. La pente de la régression linéaire entre i_j et i_{j+1} est notée par θ_{i_j} . À partir de ce profil, la décomposition en échelle standard est définie comme le premier intervalle (i_l, i_m) , $1 \leq l < m \leq k + 1$, calculé en commençant de l'échelle n tel que pour tout p , $l \leq p < m$, $\theta_{i_p} < 0$ et tel que $\theta_{i_{l-1}} \geq 0$ ou $i_l = 1$. L'entier i_l définit le niveau de l'échelle standard du point P et est noté par $\sigma(P)$.

3.4 Résultats et implémentation

Dans cette section, nous donnons un aperçu des résultats que nous pouvons obtenir à partir de la méthode de détection d'échelle avant de donner plus de détails sur l'implémentation permettant de reproduire les résultats.

3.4.1 Détection de bruit

Un détecteur de bruit robuste ne doit pas détecter de bruit sur des discrétisations parfaites et ne doit pas être sensible à la résolution initiale de l'objet. Pour expérimenter l'estimation de bruit par rapport à ces propriétés, différentes formes ont été générées avec l'addition de bruit (gaussien ou manuellement ajouté par édition) sur certaines parties spécifiques (Figure 3.11). On peut remarquer que pour certaines zones (sur la partie à droite de la forme), seulement un ou trois pixels ont été changés (zones encadrées en rouge). Pour chaque pixel P du contour, le niveau de bruit détecté est illustré en dessinant un carré de taille $\nu(P) + 1$, i.e. sa première échelle significative.

Les résultats obtenus affichés sur la figure Fig. 3.11 (d,e,f) montrent une bonne précision. Même avec une forme présentant une faible résolution et avec un changement d'un pixel, le bruit est bien détecté. Seul quelques fausses détections sont visibles sur des petites zones sur la fleur (près des coins). Cependant, ces erreurs sont limitées à un seul niveau de bruit. On peut noter que ces

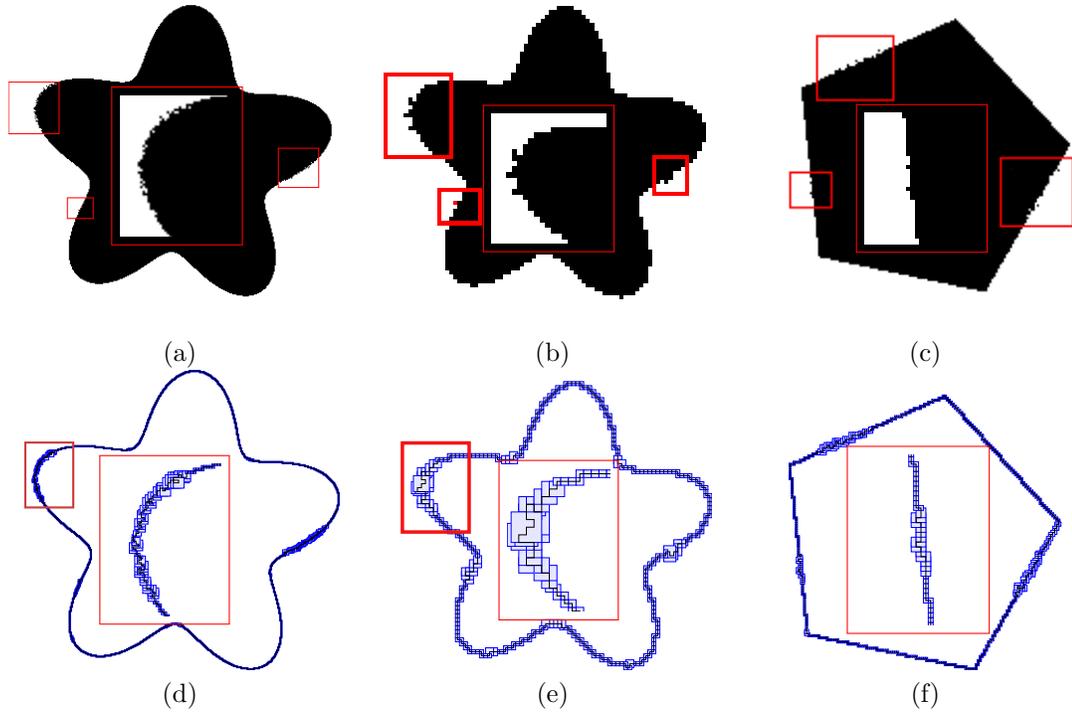


Fig. 3.11 – Détection de bruit sur une forme de type fleur et sur une forme polygonale définies avec plusieurs tailles de grille (s). Les zones bruitées sont mises en valeur par des rectangles rouges (images (a–c)) et ont été obtenues après l’application locale d’un bruit gaussien ou par l’édition manuelle de la valeur de quelques pixels (b,c). Les zones en dehors des rectangles ne sont pas changées par rapport à la forme initiale. Le résultat de la détection de bruit est donné sur les images (d–f) à travers l’affichage d’un carré bleu de taille $\nu(P) + 1$ centré sur chaque point P .

expérimentations ont été effectuées sans changer de paramètres pour la détection. La variable t_m a été réglée à 0 pour toutes les expérimentations comme suggéré dans la section Sect. 3.3.1. La résolution maximale n utilisée dans la définition du profil multi-échelle $\mathcal{P}_n(P)$ a seulement une influence sur l'échelle maximale du bruit détecté. En effet, par exemple l'utilisation de la valeur minimale $n = 2$, provoque une détection de bruit seulement possible à l'échelle 1 et 2. Cette valeur a été fixée à 15 pour toutes les expérimentations.

Détection de bruit à différentes tailles de grilles Le comportement de la détection de bruit sur des objets de différentes tailles a été analysé en générant des formes bruitées avec différentes tailles de grilles. Pour cela, nous avons utilisé un modèle de bruit défini sur une loi en puissance avec le modèle proposé par Kanungo [Kan96]. Comme ce modèle utilise une distance à l'objet, il est possible d'appliquer le modèle à différentes résolutions. En particulier, la probabilité P_d de changer un pixel situé à une distance d du bord d'une forme est définie par $P_d = \frac{a}{b^d}$. Les paramètres ont été définis de façon à prendre en compte la taille de grille s , $a = \frac{1}{2^s}$, et $b = 2$. Les formes générées bruitées sont illustrées sur la figure Fig. 3.12 (a-d). Les résultats des niveaux de bruit montrent approximativement une valeur moyenne autour de la taille 5 (selon la taille de grille initiale s égale à 1) pour les deux types de formes (cercle et polygone) et pour toutes les tailles de grilles (graphiques (e,f) de la figure Fig. 3.12). Cela démontre la capacité de la méthode proposée pour détecter automatiquement l'échelle réelle du bruit indépendamment de la discrétisation de l'objet.

3.4.2 Détection des parties courbes/plates et résultats sur des images réelles

Comme décrit dans la section précédente, l'analyse du profil multi-échelle $\mathcal{P}_n(P)$ peut discriminer les parties courbes et plates d'un contour. Pour prendre en compte uniquement la partie significative du profil d'un point P , on utilise le critère multi-échelle ($\mu_{i_1, i_2}(P)$) qui définit la pente du profil seulement sur sa partie d'échelle significative (i_1, i_2). À partir de cette valeur, la décision des parties courbes/plates repose sur la constante associée au seuil $t_{f/c}$ qui est réglé à -0.52 pour maximiser les bonnes détections comme suggéré dans la section Sect. 3.2.4.

La détection a été expérimentée à la fois sur des formes parfaites et sur des formes bruitées en utilisant exactement les mêmes paramètres. La figure Fig. 3.13 (a-c) montre les résultats obtenus sur des formes issues de discrétisations parfaites et composées de parties variées courbes et plates. La détection est précise partout hormis dans quelques rares zones (image (b)), où certaines parties ne sont pas détectées comme une courbe sur certaines parties de la spirale (parties associées à un changement d'octant). Sur les formes bruitées (e-g), la détection est toujours bonne et n'apparaît pas sensible aux intensités de bruit.

Détection de bruit sur des images réelles La figure Fig. 3.14 présente des résultats complémentaires obtenus sur des images réelles. Les contours ont été extraits comme nous l'avons décrit dans le chapitre d'introduction page 7 en utilisant un simple seuillage et une extraction du bord de la forme. L'image (a) de la figure Fig. 3.14 a été directement extraite sans sous-échantillonnage à partir d'une résolution native du capteur de 4000×2672 avec une sensibilité de 250 ISO. Comme pour les expérimentations précédentes, le niveau de bruit K détecté sur un point P est représenté par le dessin d'un carré centré en P de taille K (images b,c,d,f). Les résultats sont comparables à ceux obtenus sur des images synthétiques. De la même façon, la détection de parties courbes a été

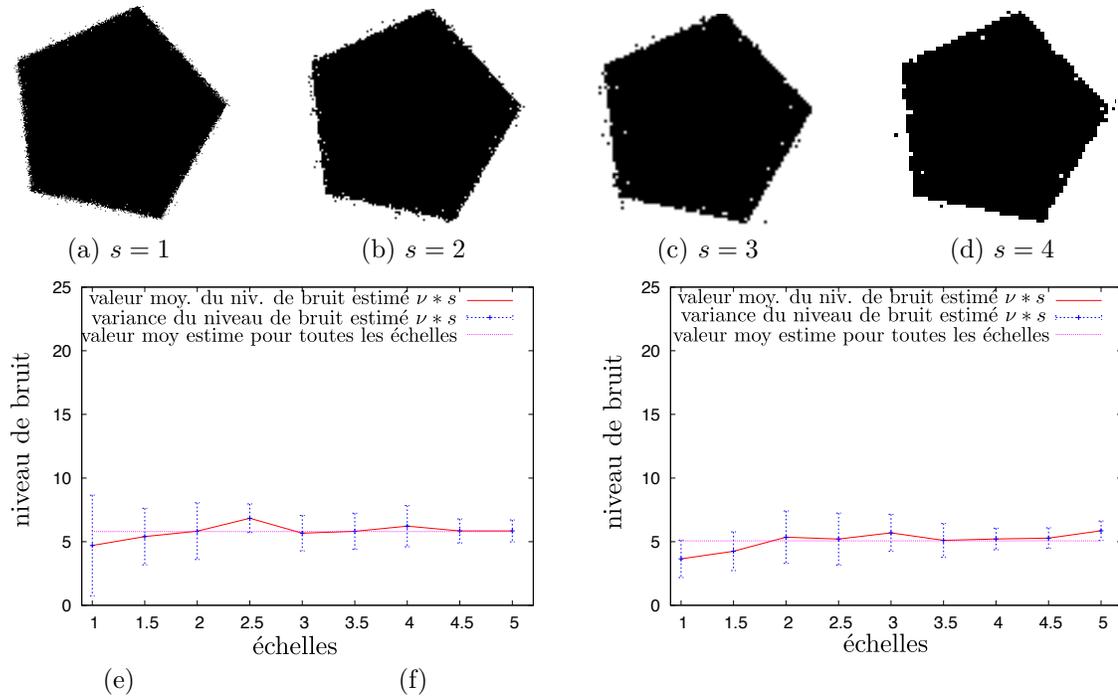


Fig. 3.12 – Détection globale de bruit sur différentes tailles de grilles s . Les formes (a–d) ont été obtenues avec le modèle de bruit de Kanungo [Kan96] défini sur chaque taille de grille s (i.e. la quantité de bruit est indépendante par rapport à la résolution). Les tracés (e) et (f) montrent l'estimation de bruit obtenue sur un pentagone (e) et sur un cercle (f) de rayon 120 avec une taille de grille s variant de 1 à 5.

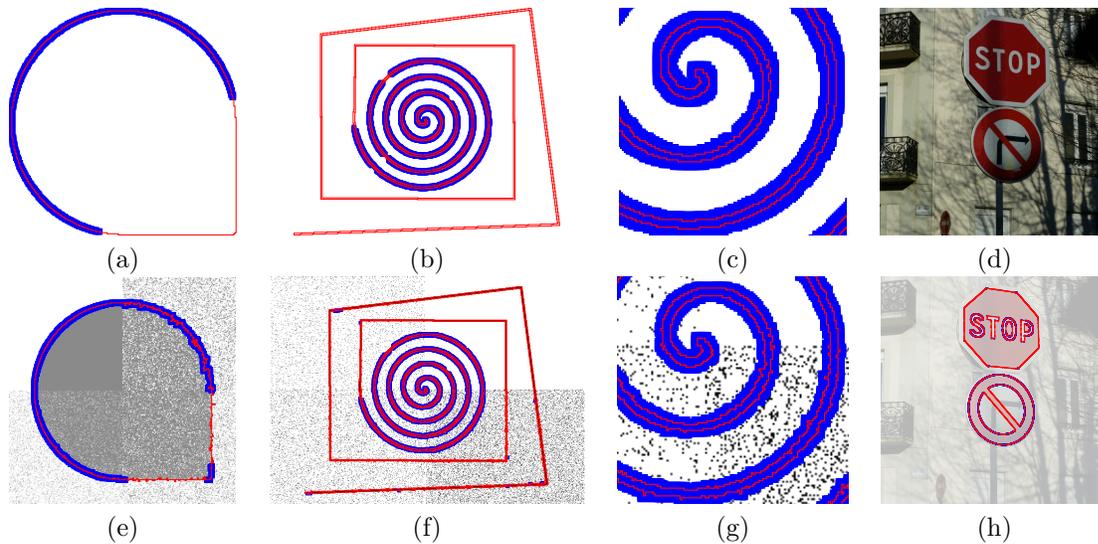


Fig. 3.13 – Détection des parties courbes/plates sur différentes formes en utilisant les informations d'échelles significatives. Les pixels bleus épais (couleur sombre) représentent les zones courbes détectées. Les images (e–g) sont les versions bruitées des formes représentées sur les images (a–c). Les versions bruitées de (a,b) sont obtenues en appliquant un niveau de bruit prédéfini sur chaque quadrant de l'image comme utilisé dans l'image de la figure Fig. 3.8 (a,b) (illustré sur le fond de l'image en gris clair). (c) et (g) sont respectivement un zoom sur le centre des images (b) et (f). (h) montre les résultats obtenus sur la segmentation de l'image (d). Tous ces résultats sont obtenus avec une échelle maximale de 25 (valeur augmentée car les images présentaient une résolution plus grande).

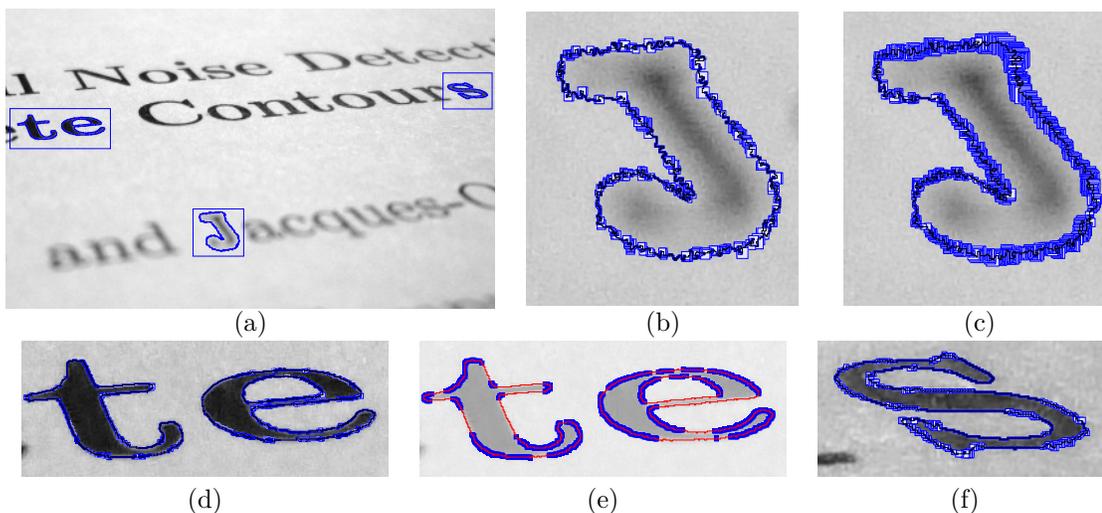


Fig. 3.14 – Bruit (b,c,d,f) et détection de parties droites et courbes (e) obtenus sur des images réelles.

image	forme	Niveau de bruit							
		1	2	3	4	5	6	7	8
(b)	J	65	6	7	5	7	6	2	2
(s)	S	57	25	11	6	1			
(d)	T	50	37	10	3				
(d)	E	40	41	17	2				

TABLE 3.1 – Répartition de niveaux de bruit issus de la détection d'échelle significative. Pour chaque forme, les valeurs indiquées représentent le pourcentage de points du contour ayant le niveau d'erreur associé.

appliquée sur la sous-image (e). Comme précédemment, les parties courbes des caractères sont bien détectées (représentées par les zones bleues épaisses sur l'image (e)).

Analyse de la répartition des niveaux de bruits et échelle standard La méthode proposée ayant la capacité d'effectuer une analyse locale, nous avons aussi mesuré sa capacité à distinguer les différents niveaux de bruits présents sur des images réelles. Le tableau Tab. 3.1 montre une répartition qui ne se limite pas à un seul niveau, mais s'étend sur plusieurs niveaux différents notamment sur l'image de la lettre J où l'on peut voir une répartition sur 8 niveaux.

Enfin, nous avons aussi mesuré l'échelle standard sur le contour de l'objet J (Fig. 3.14 image (c)). On peut clairement voir que le niveau de bruit détecté global est bien meilleur, car il couvre tout l'objet. Comme nous le verrons dans le prochain chapitre d'applications, ces niveaux de bruits permettent d'obtenir la forme avec un très bon lissage.

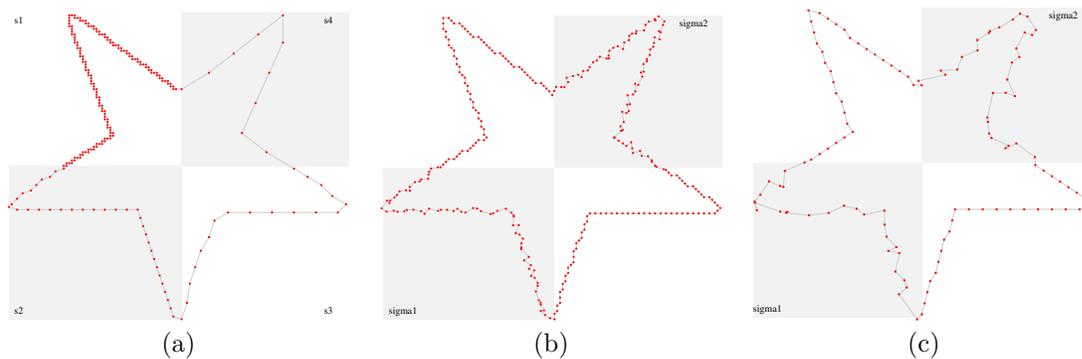


Fig. 3.15 – Exemple de contours que les échelles significatives ne peuvent pas traiter mais qui pourraient l'être avec la détection d'épaisseurs significatives.

3.4.3 Implémentation

L'implémentation de la détection d'échelles significatives est disponible à travers la bibliothèque *ImaGene* car *DGtal* n'existait pas encore. De plus, la description détaillée des algorithmes est donnée dans un article du journal IPOL [13]. Une démonstration en ligne est associée à cette publication :

Demonstr. 3.3- <http://www.ipol.im/pub/art/2014/75/>

En plus des détails de l'algorithme, ce dépôt contient aussi le code source contenant une version d'*ImaGene* ne nécessitant aucune installation d'autre librairie complémentaire. L'archive est donnée sur la page de l'article et un dépôt *GitHub* est aussi disponible ici :

<https://github.com/kerautret/ImaGene-forIPOL>

La déclinaison de l'approche en utilisant la primitive des segments flous a commencé à être implémentée dans *DGtal*.

3.5 Détection d'épaisseurs significatives

Comme la détection précédente apparaît très efficace pour traiter des contours discrets, il pourrait être intéressant d'adapter cette même idée, mais pour traiter d'autres types d'objets tels que des contours de points à coordonnées non entières comme ceux représentés sur la figure Fig. 3.15. Pour répondre à cet objectif, la primitive des segments flous que nous avons introduite dans le chapitre d'introduction 7 semble être une bonne candidate car elle permet de traiter des points qui ne soient pas forcément connexes, ni forcément à coordonnées entières.

Pour adapter l'idée, nous nous sommes orientés vers la définition d'épaisseurs significative où l'idée principale est toujours de regarder des propriétés asymptotiques mais d'utiliser les variations d'épaisseurs comme notion d'échelle qui était initialement calculée à partir d'un sous-échantillonnage (Sect. 3.2.3). De cette façon, il ne sera plus nécessaire de recalculer les représentations de contours multi-échelle mais simplement d'appliquer une analyse à différentes épaisseurs.

Dans la suite de cette section, nous présentons dans un premier temps la propriété sur les longueurs des segments définies en fonction de l'épaisseur. Ensuite, dans la section Sect. 3.5.2,

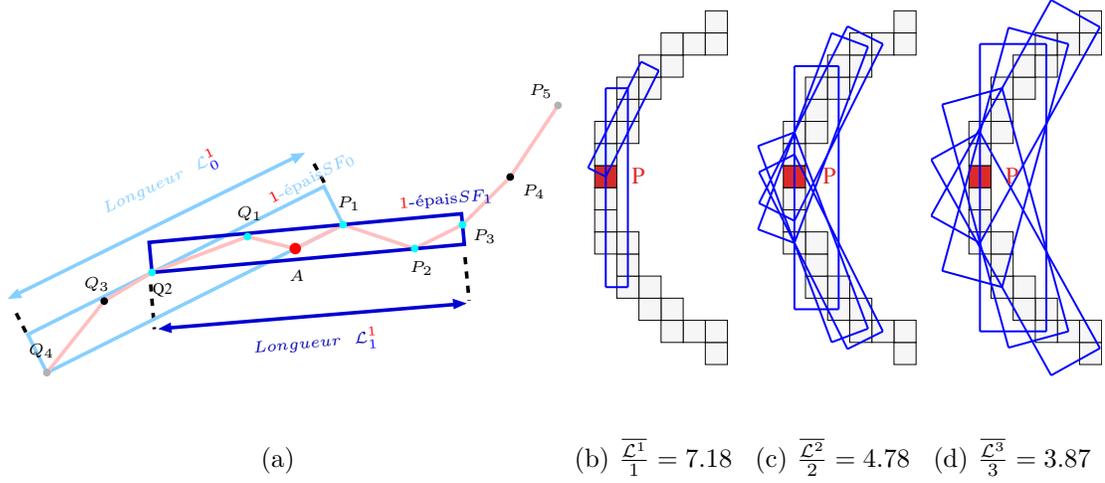


Fig. 3.16 – Illustration de la longueur de la primitive des segments flous (a) et de la couverture multi-épaisseur d'un point P associée avec la longueur moyenne \mathcal{L}^k (images (b-d)).

nous introduirons la définition d'épaisseur significative qui s'inspirera des définitions de la section précédente. Pour finir, dans la section Sect. 3.5.3, nous présenterons les résultats en comparaison avec ceux obtenus par les échelles significatives.

3.5.1 Propriété asymptotique des longueurs des segments flous α épais

Afin de pouvoir définir le principe des épaisseurs significatives à travers les *Segments Flous* α -épais, il est d'abord nécessaire d'étudier le comportement des segments maximaux flous à travers la décomposition multi-épaisseur d'une courbe. La définition de la longueur étudiée sera la longueur Euclidienne \mathcal{L} qui diffère de la longueur des segments discrets qui était définie par le nombre de pas du segment (Propriété 1). En particulier, \mathcal{L} est définie comme la longueur de la boîte englobante obtenue à partir de l'enveloppe convexe associée à un *Segment Flou* α -épais. En complément aux définitions du chapitre d'introduction, la figure Fig. 3.16 montre un exemple d'une telle boîte englobante avec le point A couvert par les deux 1-épais *segments flous* (les segments 1-épais SF_0 et 1-épais SF_1). Les boîtes englobantes de ces segments sont définies à partir des points supports de l'enveloppe convexe définie par les points P_1, Q_1, Q_2, Q_3, Q_4 et Q_2, P_2, P_3, P_1, Q_1 .

Comme nous l'avons fait pour les segments maximaux classiques, il est possible d'étudier les variations de longueurs des segments, mais cette fois-ci, il s'agit de mesurer les longueurs sur des séquences croissantes d'épaisseurs réelles $t_i = ik\sqrt{2}$ où k est la moyenne des distances entre les sommets consécutifs du polygone. Tout comme précédemment, si l'on représente les variations de longueur en échelle logarithmique, on observe que la pente obtenue est liée à la localisation du point sur une zone courbe ou plate. En particulier, si l'on note $(\mathcal{L}_j^{t_i})_{j=1, \dots, l_i}$ la longueur euclidienne des segments flous couvrant un point P , nous avons mesuré un comportement comparable par rapport aux segments classiques.

Propriété 2. (*Multi-épaisseurs*). *Le tracé des longueurs $\mathcal{L}_j^{t_i}/t_i$ en échelle logarithmique est approximativement affine avec pente négative défini de la façon suivante :*

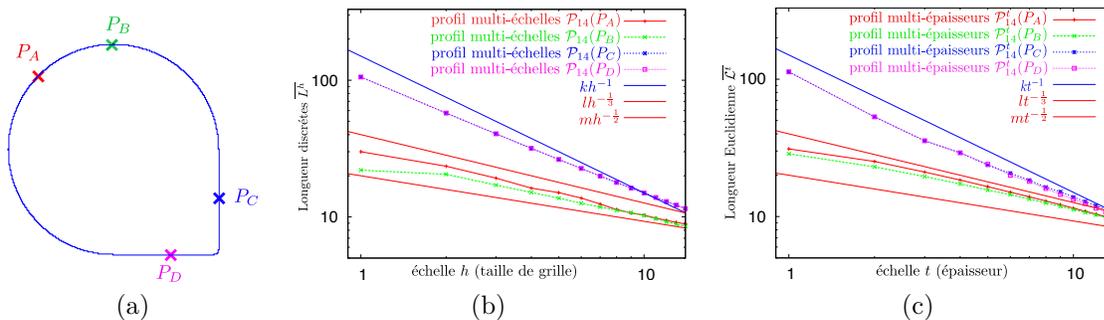


Fig. 3.17 – Comparaison entre les profils multi-échelles (b) et multi-épaisseurs (c) pour une même forme (a).

tracé	pente attendue	
	zone courbe	zone plate
$(\log(t_i), \log(\max_j \mathcal{L}_j^{t_i} / t_i))$	$\approx -\frac{1}{2}$	≈ -1
$(\log(t_i), \log(\min_j \mathcal{L}_j^{t_i} / t_i))$	$\approx -\frac{1}{3}$	≈ -1

Les images (b-d) de la figure Fig. 3.16 illustrent le principe du calcul des longueurs pour différentes épaisseurs. Ici, le contour initial reste à la même résolution, et seule l'épaisseur des segments flous diffère. Différentes mesures expérimentales confirment la propriété précédente [37] même si nous n'avons pas la preuve du comportement asymptotique qui est laissé en perspective.

3.5.2 Evaluation géométrique multi-épaisseur

Les mêmes principes des échelles significatives peuvent se décliner pour définir des profils multi-épaisseur et des épaisseurs significatives. Pour la suite, nous utiliserons la longueur moyenne des segments couvrant un point P défini par : $\overline{\mathcal{L}^{t_i}} = \frac{1}{l_i} \sum_j \mathcal{L}_j^{t_i}$ où l_i représente le nombre de segments couvrant le point P .

Profil multi-épaisseurs En reprenant le même principe que pour les échelles significatives, il est facile de définir le **profil multi-épaisseurs** $\mathcal{P}_n^e(P)$ d'un point comme le graphe : $(\log(t_i), \log(\overline{\mathcal{L}^{t_i}}))_{i=1, \dots, n}$. À partir de ce profil, un critère idéal multi-épaisseurs $\mu_n^e(P)$ sera défini comme la pente d'une simple régression linéaire de $\mathcal{P}_n^e(P)$. La Propriété 2 indique que $\mathcal{P}_n^e(P)$ doit être autour de -1 si P est dans une zone plate, tandis qu'il doit être dans l'intervalle $[-\frac{1}{2}, -\frac{1}{3}]$ si P est dans une zone strictement concave ou convexe.

Plusieurs profils multi-épaisseurs obtenus sur une forme lisse sont illustrés sur la figure Fig. 3.17 avec une comparaison des profils multi-échelles obtenus sur la même forme de l'image (a). Comme on peut le voir sur cette figure, les deux types de profils sont tout à fait similaires, ce qui laisse présager de bons résultats pour la suite.

Épaisseurs significatives et niveaux de bruit Toujours en reprenant le même principe que précédemment, on peut définir une **épaisseur-significative** d'un profil multi-épaisseur comme la

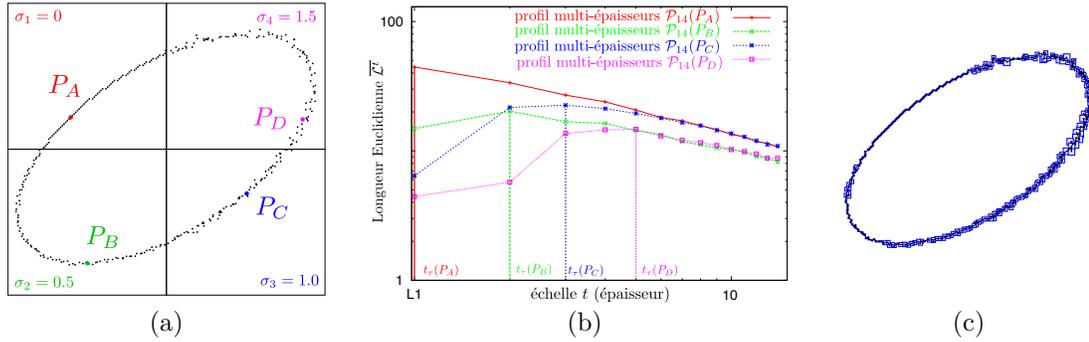


Fig. 3.18 – Illustration des profils multi-épaisseurs (b) issus d'un contour présentant différentes zones bruitées (a) et détection du bruit à partir de l'épaisseur significative (c).

paire $(i_1, i_2), 1 \leq i_1 \leq i_2 \leq n$ telle que pour tout $i, i_1 \leq i < i_2, \frac{Y_{i+1} - Y_i}{X_{i+1} - X_i} \leq t_m$ et telle que la propriété n'est pas vraie pour $i_1 - 1$ et i_2 . Avec t_m étant le même seuil qui permettrait de définir l'échelle significative définie par défaut à 0. La première échelle significative d'un point P peut être considérée comme un niveau de bruit (noté $t_\tau(P)$).

La figure Fig. 3.18 (a,b) illustre plusieurs profils pour des points situés à différents niveaux de bruits. Si l'on prend comme exemple le point P_A , situé sur une partie non bruitée, il présente une épaisseur significative $(1\sqrt{2}, 14\sqrt{2})$ et un niveau de bruit minimal de $1\sqrt{2}$. Pour les points situés dans des zones bruitées, la plage de l'épaisseur significative se réduit avec un niveau de bruit qui augmente ($2\sqrt{2}, 3\sqrt{2}, 5\sqrt{2}$ respectivement pour les points P_B, P_C et P_D). Le résultat des niveaux de bruits pour tous les points est illustré sur l'image (c) de la figure Fig. 3.18.

3.5.3 Expérimentations et comparaisons

Dans cette section, nous présentons un aperçu des résultats qu'il est possible d'obtenir à partir de cette estimation, mais d'autres résultats peuvent être obtenus pour n'importe quelle image à partir de la démonstration en ligne :

Demonstr. 3.4- <https://kerautret.github.io/MeaningfulThicknessDemoLink>

Les résultats présentés sur la figure Fig. 3.19 montrent un bon comportement de la détection d'épaisseur qui n'est pas sensible à un espacement de points variables (image (a)), et détecte bien le bruit là où il a été rajouté dans les différentes zones (image (b)) et cela même pour un contour où les points sont assez espacés (image (c)). De la même façon sur les images (d) et (e) on peut voir la robustesse de l'approche et la capacité à respecter les discontinuités sur un contour ouvert (image (f)). Comme nous le verrons dans le prochain chapitre, la qualité des résultats ouvre la possibilité pour faire différentes applications de lissage de contour ou pour améliorer la qualité de certains estimateurs géométriques.

Les deux détections d'échelles et d'épaisseurs significatives sont comparées sur la figure Fig. 3.20. La qualité des deux estimations apparaît très proche même si de légères différences sont visibles au niveau de certains coins (voir zones agrandies des images (e) et (f) de la figure Fig. 3.20). La méthode des échelles significatives montre un meilleur respect des discontinuités qui ne sont pas

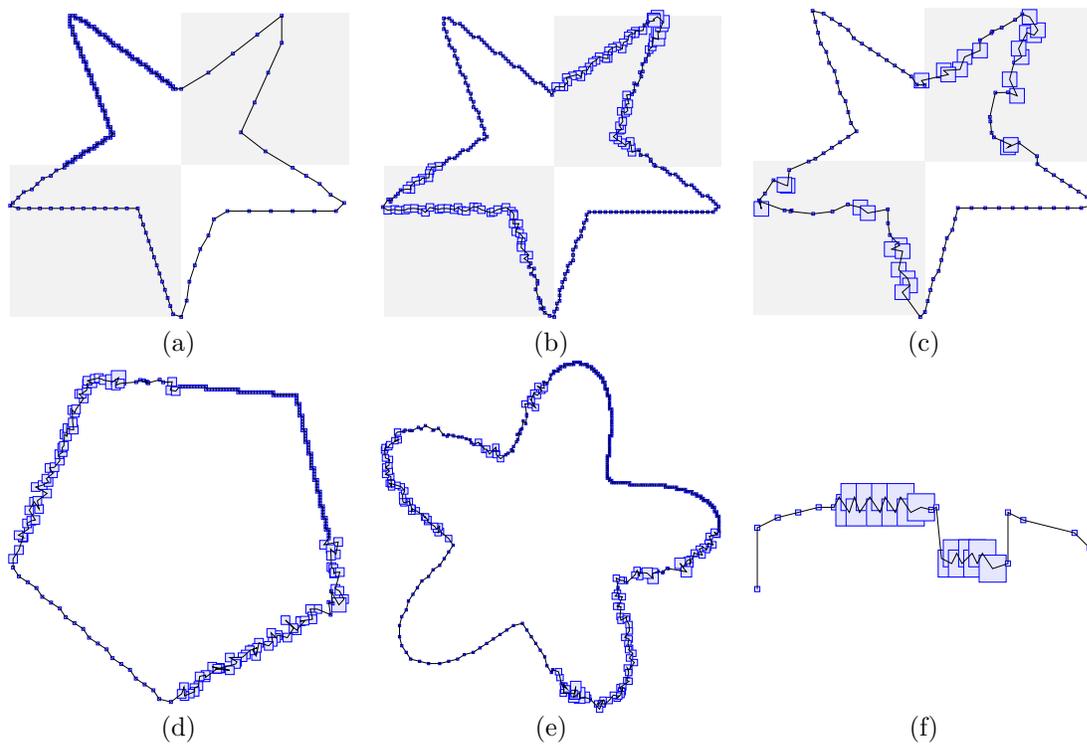


Fig. 3.19 – Résultats de l'épaisseur significative obtenue sur les formes de la figure Fig. 3.15 (première ligne) et résultats sur d'autres contours dont un sur un contour ouvert (image (f)).

vues comme du bruit, mais la différence reste cependant faible, et la qualité pourrait potentiellement être améliorée en utilisant d'autres définitions d'épaisseur par exemple (telles que celles montrées dans le chapitre d'introduction).

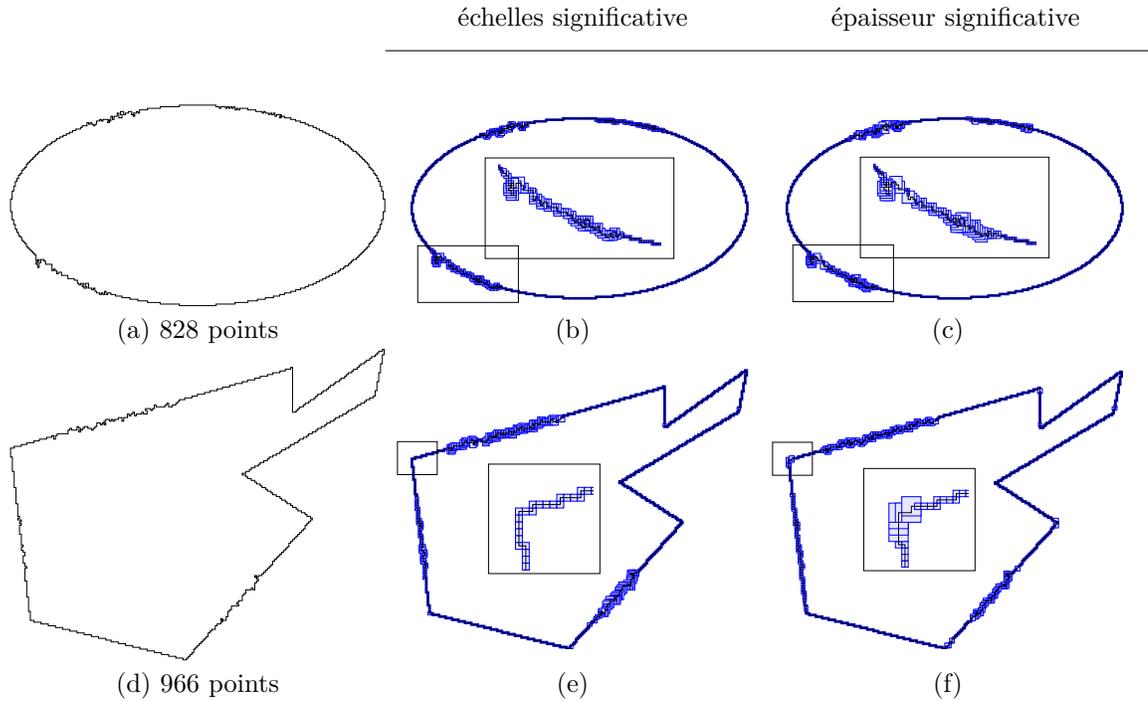


Fig. 3.20 – Comparaison entre les échelles significatives (deuxième colonne) et l'épaisseur significative (troisième colonne). La taille des carrés bleus représente pour chaque pixel l'échelle ou l'épaisseur significative. La quantité de bruit est bien évaluée partout.

3.6 Conclusion et perspectives

Basée sur un résultat théorique du comportement asymptotique des segments maximaux, une méthode originale de détection d'échelle significative a pu être proposée. Elle permet de retrouver une gamme d'échelles où les segments maximaux suivent le comportement attendu par le théorème de convergence. Sur cette zone d'échelle, la pente issue de l'évolution des segments permet de donner des informations de zones plates ou courbes tandis qu'un niveau de bruit peut aussi être déduit de la gamme d'échelles détectée.

Exploitant un principe similaire, l'idée des échelles significatives a été adaptée pour définir des épaisseurs significatives en utilisant une autre primitive utilisée pour prendre en compte du bruit. Comme la primitive est capable de traiter des points qui ne sont pas forcément à coordonnées entières, il devient possible de traiter des données issues d'une image discrète, mais elle peut être appliquée sur des polygones variés. Pour une qualité comparable, cette approche a l'avantage de ne pas avoir besoin de transformer le contour d'origine, car le changement d'échelle est effectué en

changeant l'épaisseur de la primitive des segments flous.

Ces nouveaux concepts ouvrent de nouvelles applications qui seront décrites dans le chapitre suivant et peuvent s'intégrer pour effectuer du lissage adaptatif, améliorer la précision dans différents estimateurs de tangentes ou de courbure.

Perspective pour des objets 3D

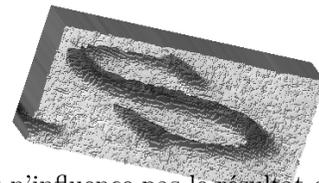
Une première perspective découlant de ce travail est l'adaptation du principe des échelles significatives sur des courbes 3D. L'idée est de regarder si des résultats comparables peuvent être obtenus à la fois au niveau expérimental et au niveau théorique pour avoir une preuve du comportement asymptotique des segments 3D. Un travail est en cours avec Loic Hormain et Isabelle Debled-Rennesson sur ce sujet avec l'étude du comportement des segments 3D définis par plan de projection. Les premiers résultats sont encourageants car un comportement similaire est observé pour les segments 2D avec les mêmes bornes en $\Omega(\frac{1}{h^{\frac{1}{3}}})$ et $O(\frac{1}{h^{\frac{1}{2}}})$. On peut aussi imaginer une perspective connexe à ce travail avec la primitive des segments flous définie en 3D ce qui ouvrirait la possibilité de traiter des données plus variées comme des trajectoires 3D (issues des coordonnées GPS par exemple).

Toujours sur la même idée, la notion des échelles significatives pourrait aussi être étendue sur des objets 3D. L'extension est un peu moins directe que pour la perspective précédente, car il est nécessaire de redéfinir la primitive équivalente aux segments discrets qui était utilisée pour les courbes. Une première solution a pu être initiée par la reconnaissance de disques maximaux à travers la définition introduite par Jacques-Olivier Lachaud et Émilie Charrier [CL11]. Les détections d'échelles résultantes donnaient des premiers résultats déjà intéressants, mais nous avons attendu d'explorer les résultats que pouvaient donner une autre méthode à travers la reconnaissance de plans maximaux basée sur un travail récent [LPR16].

Perspective pour des images 2D

En allant au delà des objets 3D, une autre perspective pourrait être imaginée en considérant la représentation multi-échelles d'une image. Plus précisément, l'idée serait de regarder par exemple l'évolution de la taille de patches définis dans l'image à partir d'un algorithme de type super-pixels et d'observer pour un même pixel sa couverture par des super-pixels à travers différentes échelles. Même si la preuve sur le comportement asymptotique des régions devra être établie, la déclinaison du principe pourrait être intéressante à explorer, car elle permettrait de pouvoir détecter automatiquement les échelles significatives et de cette façon réduire le bruit. La figure Fig. 3.21 illustre l'idée qui pourrait être explorée en utilisant comme primitive de l'algorithme de segmentation des SLIC [ASS⁺12] qui a l'avantage de pouvoir fournir une représentation de l'image en fonction d'un certain nombre de graines spécifiées à l'initialisation.

Si la perspective des objets 3D était concluante, une autre alternative à l'application des super-pixels serait de considérer l'image en tant que carte de hauteurs et d'appliquer la méthode définie pour des objets 3D (comme l'image ci-contre qui représente en tant que carte de hauteurs, l'image (f) de la figure Fig. 3.14). Il faudra toute fois s'assurer que l'interprétation de l'intensité en niveau de hauteurs n'influence pas le résultat ou soit pris en compte dans l'analyse.



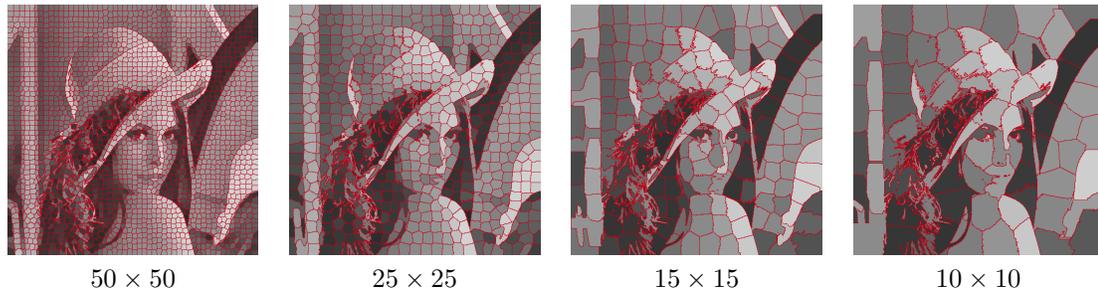


Fig. 3.21 – Illustration de la perspective d'étendre l'idée des échelles significatives sur des images. Les différentes images ont été obtenues en appliquant l'algorithme des superpixels SLIC [ASS⁺12] avec différents nombres de graines.

Si cette perspective s'avère concluante, il serait envisageable de la décliner pour des objets volumiques 3D, car l'algorithme de super-pixels se décline assez directement en super-voxels.

Extension pour traiter d'autres types de données

Sur des courbes Il serait possible de chercher à étendre l'approche pour traiter d'autres types de données qui ne soient pas directement liées à une image. Par exemple, il pourrait être intéressant d'étendre le principe des échelles significatives pour traiter des courbes issues de capteurs comme des courbes de températures, de pression, etc. L'approche des épaisseurs significatives serait une première étape à explorer, car elle permet de s'adapter pour traiter ces données qui ne sont pas forcément connectées. Ensuite un travail serait nécessaire pour adapter les primitives sur ce type de données tout en se référant aux propriétés déjà connues en discret.

Sur des maillages L'extension sur des maillages serait aussi une perspective intéressante qui permettrait de retrouver une information d'échelle sur les faces d'un objet 3D à partir d'une analyse multi-échelles. Louis Cuel et Jacques-Olivier Lachaud avaient regardé les propriétés de l'aire projetée des disques maximaux définis sur un maillage [Cue11] mais ces travaux n'ont pas encore donné des traitements de suppression de bruits tels que ceux présentés dans cette partie.

4

Application pour la représentation de formes et l'analyse d'images

Sommaire

4.1	Application de l'estimateur de la courbure par minimisation	66
4.1.1	Représentation de contours basée courbure	66
4.1.2	Représentation basée arcs de cercles	68
4.1.3	Utilisation de la courbure pour la segmentation	71
4.2	Exploitation des échelles significatives	76
4.2.1	Lissage en fonction de l'échelle	76
4.2.2	Représentation de contours basée sur les grilles isothétiques irrégulières	77
4.2.3	Couverture tangentielle adaptative	79
4.3	Applications pour l'analyse et la représentation d'images	80
4.3.1	Détection de droites dans des images en niveaux de gris	80
4.3.2	Vectorisation d'images	83
4.4	Conclusion et perspectives	85

Dans ce chapitre, nous présentons principalement une synthèse des différentes applications qui ont pu être réalisées à partir des résultats des chapitres précédents. L'objectif n'est pas de donner une description complète des travaux, mais plus de donner un aperçu des résultats obtenus.

Dans la section suivante, nous présentons tout d'abord les applications qui exploitent la stabilité de l'estimateur de courbure introduit dans le chapitre Ch. 2. Nous montrerons que cette stabilité simplifie particulièrement la conception d'algorithmes de détection de coins ou de reconstruction basée arcs de cercles. Ces travaux sont le fruit d'une collaboration avec Jacques-Olivier Lachaud, Benoît Naegel [30, 11] et Phuong Nguyen [31]. Dans le cadre de l'encadrement de la thèse d'Adrien Krähenbühl, nous montrerons aussi comment l'estimateur de courbure a pu être intégré dans un processus de segmentation [41, 15].

La section Sect. 4.2 présente les différents résultats basés sur la détection des échelles significatives. Une première application naturelle se situe dans le lissage défini en fonction de l'échelle, puis cette notion a été combinée avec les travaux d'Antoine Vacavant sur la vectorisation de formes bruitées basés sur les grilles isothétiques [52, 20]. Ces travaux sont le résultat d'une collaboration avec Jacques-Olivier Lachaud, Antoine Vacavant et Tristan Roussillon. D'autres résultats récents introduiront la notion de couverture tangentielle adaptative. Ces derniers résultats ont été réalisés en collaboration avec Phuc Ngo, Hayat Nasser et Isabelle Debled-Rennesson [44, 17].

Enfin, dans la section Sect. 4.3, nous présenterons des résultats de l'application des primitives discrètes pour la détection de droites dans des images en niveaux de gris (travail en collaboration avec Philippe Even, puis avec la thèse de Nicolas Aubry co-encadrée avec Isabelle Debled-Rennesson). Pour terminer, nous montrerons une autre application récente portant sur la vectorisation d'images en niveaux de gris basée sur des techniques de géométrie discrète (travail commun avec Phuc Ngo, Yukiko Kenmochi et Antoine Vacavant [38]).

4.1 Application de l'estimateur de la courbure par minimisation

Comme nous avons pu le voir dans le chapitre Ch. 2, l'estimateur de courbure présente une bonne précision et une stabilité qui permettent d'envisager des applications naturelles pour la représentation de contours. Deux approches différentes seront détaillées dans cette partie : la première est une technique basée sur les points dominants définis par les maxima de courbure et la deuxième utilise une reconstruction par arcs de cercle basée sur les zones de courbure constante et par une approximation de la distance de Hausdorff.

4.1.1 Représentation de contours basée courbure

La présence d'oscillations dans un estimateur de courbure complexifie son application dans des applications classiques d'analyse d'images ou de représentation de forme. C'est par exemple le cas pour la représentation de contours basée sur la notion de points dominants qui fut introduite par Atteneave [Att54]. Cette notion qui se base sur des études de perception, définit un point dominant comme le maximum local de la courbure de la forme. Pour palier le manque de précision et de stabilité des estimateurs de courbure, de nombreuses techniques ont cherché à exploiter cette définition sans forcément estimer la courbure. Parmi ces techniques, on peut faire référence aux méthodes basées géométrie discrète telle que celle proposée par Nguyen et Debled-Rennesson [NDR11c] qui utilise la notion de couverture tangentielle décrite dans le chapitre Ch. 1. D'autres auteurs comme Salmon *et al.* ont proposé d'exploiter l'estimation de la courbure malgré la faible qualité en appliquant différents filtres de post-traitement pour pouvoir représenter la forme à partir d'arcs et de segments de droites [SDRW06].

Avec les différentes améliorations des estimateurs de courbure, il nous est paru intéressant de comparer leur comportement par rapport à la représentation de contours. Quatre différents estimateurs de courbure pouvant prendre en compte le bruit ont pu être expérimentés :

- l'estimateur par minimisation globale (GMC) [29, 10] : introduit dans le chapitre Ch. 2, il présente la propriété d'être stable et peut prendre en compte un certain niveau de bruit.

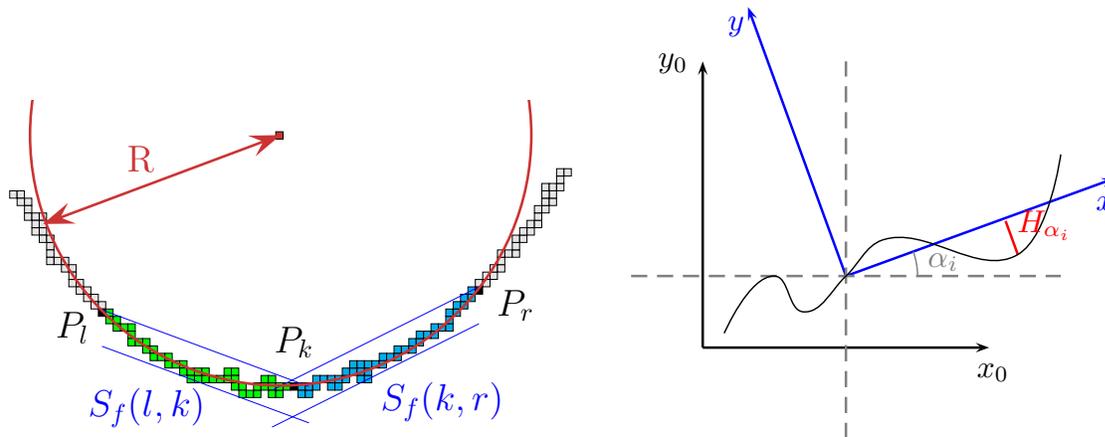


Fig. 4.1 – À gauche : illustration du calcul de la courbure basé sur la méthode du cercle osculateur. Les deux demi-tangentes sont calculées à partir du point P_k à travers un segment flou d'épaisseur 4. À droite : illustration de la notion de *visual curvature*.

- courbure définie par le cercle osculateur (NDC) [CMT01, NDR07] : comme mentionné dans le chapitre Ch. 2, cet estimateur se base sur le calcul des deux demi-tangentes définies à gauche et à droite du point d'intérêt. La courbure se déduit ensuite comme l'inverse du rayon du cercle circonscrit aux deux extrémités des demi-tangentes. L'estimateur peut prendre en compte un certain niveau de bruit en utilisant la primitive des segments flous pour le calcul des demi-tangentes. Le principe de l'estimateur est illustré sur l'image de gauche de la figure Fig. 4.1.
- Estimateur basé sur les coefficients binomiaux [MBF08] : Malgouyres *et al.* ont proposé d'estimer les dérivées à partir d'une convolution binomiale définie avec un opérateur de différences finies et d'un noyau de lissage. Ce dernier permet de prendre en compte un certain niveau de bruit ce qui peut être intéressant pour les comparaisons.
- Courbure Visuelle [LLL08] : Liu *et al.* ont proposé une nouvelle définition originale de pseudo courbure qui utilise des points extrémités d'une fonction de hauteur H . Le principe de cette notion est illustré sur l'image de droite de la figure Fig. 4.1. En considérant, une direction α_i , la fonction de hauteur H_{α_i} est définie par projection des points du contour sur le repère local (en couleur bleue). Ensuite, la valeur de la courbure est déterminée par le rapport entre le nombre de points extrêmes et le nombre de directions α_i considéré. Cet estimateur ne donne qu'une estimation qualitative et pas d'information sur l'orientation pour les zones concaves/convexes. Le comportement multi-échelle présente une stabilité intéressante qui se rapproche de l'enveloppe convexe pour les plus grandes échelles.

Un aperçu de la comparaison des estimateurs par rapport à leur stabilité est présenté sur la figure Fig. 4.2. Sur les différentes expérimentations, la stabilité de l'estimateur GMC se distingue assez facilement à la fois pour la forme discrète lisse (images (a,b)) mais aussi pour la forme bruitée

(images (b,d,e,f)).

La stabilité de l'estimateur GMC a été exploitée pour définir une méthode de polygonalisation reposant directement sur la notion de point dominant et sur l'analyse de région de courbure maximale. En particulier, il s'agissait d'extraire les régions R_k telles que :

$$R_k = \{(p_i)_{i \in [a,b]} \mid \forall i, \kappa(p_i) = \kappa(p_a) \wedge \kappa(p_{a-1}) < \kappa(p_a) \wedge \kappa(p_{b+1}) < \kappa(p_b) \wedge \kappa(p_a) > 0\}$$

La figure Fig. 4.3 présente un aperçu des comparaisons effectuées entre la détection des points dominants définie avec l'estimateur de courbure GMC et d'autres techniques de détection accessibles en ligne [CS99] : RJ [RJ73], RW [RW75], FD [FD77], BT [BT87] et IPAN [Che03]. Les résultats ont été obtenus en ajustant les paramètres de manière à obtenir la meilleure qualité possible. D'autres expérimentations ont été effectuées sur différentes formes [11] et confirment l'intérêt d'exploiter l'estimateur GMC pour la représentation de contours.

Enfin, l'estimateur a aussi été appliqué pour polygonaliser une forme en fonction de la courbure en considérant différents niveaux d'échelles. Le comportement multi-échelle obtenu avec GMC est comparé à celui obtenu en exploitant la courbure visuelle. Comme on peut le voir sur la figure Fig. 4.4, la polygonalisation obtenue en exploitant l'estimateur GMC apparaît plus compacte tandis que la représentation basée tend à rejoindre l'enveloppe convexe définie à une certaine échelle.

4.1.2 Représentation basée arcs de cercles

En dehors de la représentation polygonale de la partie précédente, une autre possibilité est d'utiliser des arcs de cercles pour obtenir une représentation plus légère. Toujours en gardant l'idée d'utiliser la stabilité de l'estimateur de courbure GMC, nous avons proposé une autre méthode en définissant un critère basé sur une approximation de la distance de Hausdorff. Plus précisément, nous avons choisi une stratégie de type *split/merge* de façon à initier la reconstruction à partir de zones de courbure constantes tout en essayant de faire grandir les arcs (fusion) tant que l'erreur d'approximation est inférieure à un certain seuil.

Reconstruction d'arcs basée courbure Le principe de reconstruction en arcs de cercle à partir de la courbure est illustré sur l'image (a) de la figure Fig. 4.5. Une région R_i d'un contour délimitée par deux points C_{b_i} et C_{f_i} peut être reconstruite de différentes façons. La première façon est d'utiliser les valeurs de la courbure pour calculer les centres des cercles osculateurs du contour (I_1 , I_2), puis de sélectionner l'arc le plus proche du contour initial (\mathcal{A}_2). L'autre façon qui n'utilise pas explicitement la courbure est de considérer le point au centre du contour discret C_{c_i} et de calculer l'arc de cercle passant par les trois points du contour C_{b_i} , C_{c_i} et C_{f_i} .

Mesure d'erreur d'approximation La mesure d'erreur entre l'approximation précédente et le contour discret est basée sur une approximation de la distance de Hausdorff. Plus précisément, nous cherchons à approcher la distance définie par :

$$\delta_H(\mathcal{A}_i, \mathcal{C}_i) = \max\left\{\max_{b \in \mathcal{C}_i} \left\{\min_{a \in \mathcal{A}_i} d(a, b)\right\}, \max_{a \in \mathcal{A}_i} \left\{\min_{b \in \mathcal{C}_i} d(a, b)\right\}\right\}$$

Le premier terme $\max_{b \in \mathcal{C}_i} \{\min_{a \in \mathcal{A}_i} d(a, b)\}$ peut être calculé de manière exacte en parcourant simplement tous les points C_i du contour et en considérant son angle θ_{C_j} défini par rapport au

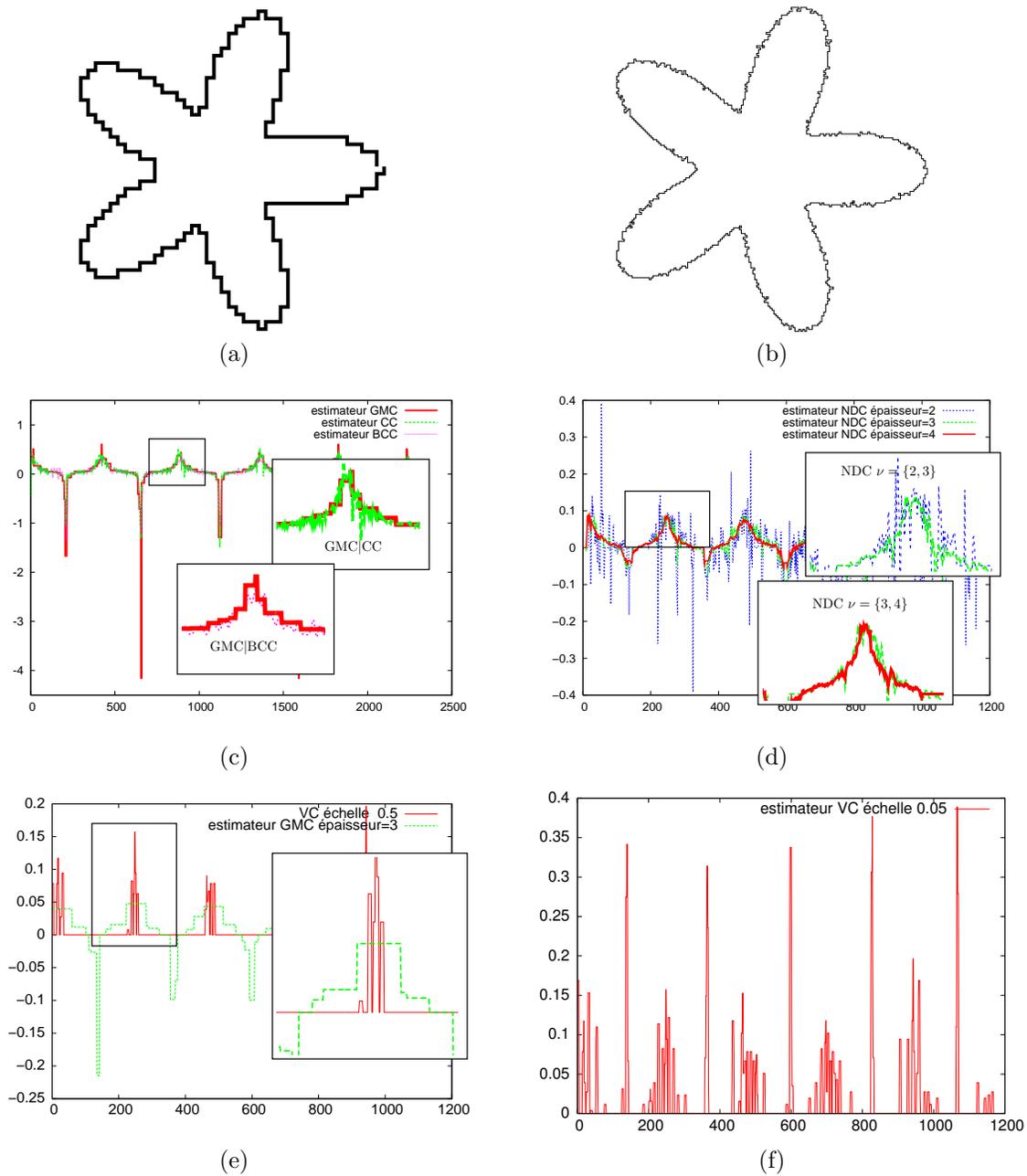


Fig. 4.2 – Aperçu des comparaisons entre les différents estimateurs : GMC, NDC, CC, et VC sur une forme lisse (images (a,c)), et bruitée (images (b,d,e,f)).

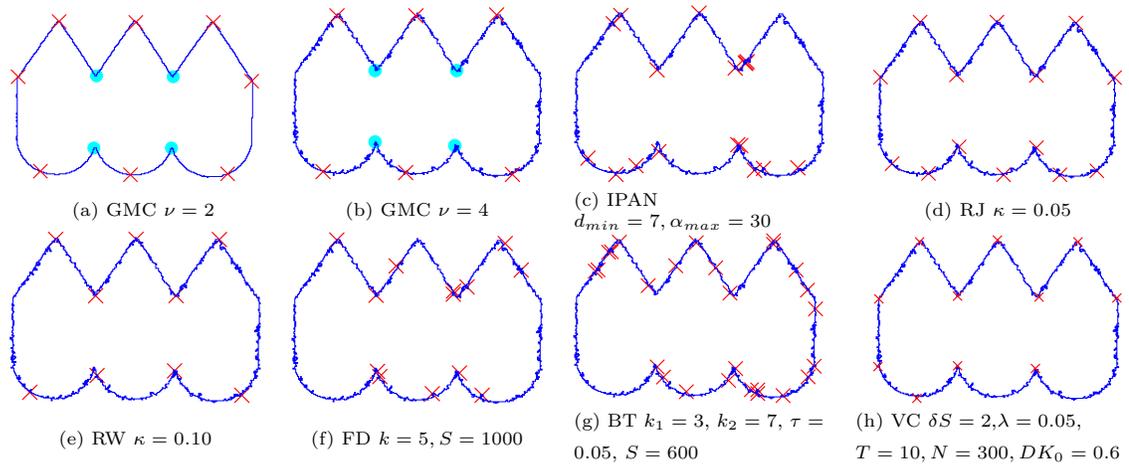


Fig. 4.3 – Résultats de la détection de points dominants à partir de la méthode basée courbure sur une forme sans (resp. avec) bruit (images (a) resp. (b)) et comparaisons avec d'autres méthodes sur la version bruitée.

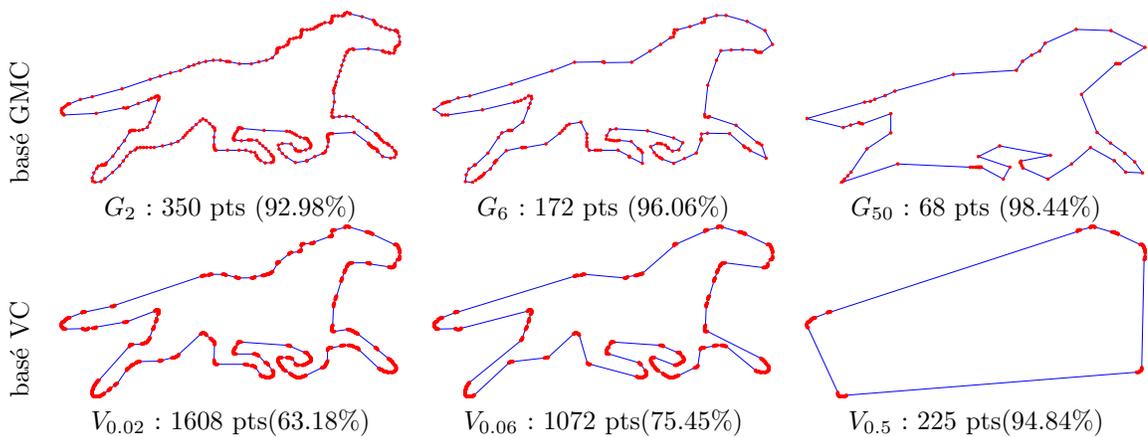


Fig. 4.4 – Comparaison des polygonalisations multi-échelles obtenues avec l'estimateur GMC (première ligne) et VC (seconde ligne).

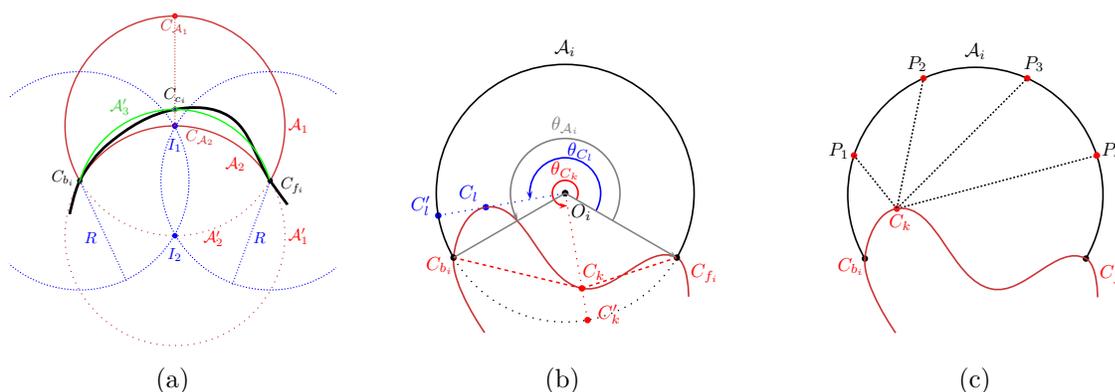


Fig. 4.5 – Illustration de la reconstruction du contour par arcs de cercle (a) et du calcul de l'approximation de la distance de Hausdorff (b) et (c).

segment $O_i C_{f_i}$ avec O_i le centre de l'arc A_i . Si cet angle est inférieur à l'angle θ_{A_i} , alors le premier terme de la distance de Hausdorff est égal à $R - \|O_i C_j\|$ et sinon il est défini par la distance minimale entre $\|C_j C_{f_i}\|$ et $\|C_j C_{b_i}\|$.

Le deuxième terme ($\max_{a \in A_i} \{\min_{b \in C_i} d(a, b)\}$) est plus délicat à calculer car cela impliquerait une complexité de $\theta(N^2)$. En effet, pour chaque point de l'arc nous devons trouver le point du contour situé à une distance minimale. Pour éviter des calculs trop coûteux comme une carte de distance, nous avons préféré faire le choix d'échantillonner l'arc de cercle par quatre points de façon à obtenir un représentant pour chaque quadrant (voir figure Fig. 4.5).

L'algorithme global de reconstruction est détaillé dans une précédente publication [31] et l'ensemble des résultats et d'autres expérimentations peuvent être reproduits en ligne :

Demonstr. 4.5- <https://kerautret.github.io/CBContoursDemoLink>

La figure Fig. 4.6, montre un aperçu des résultats obtenus avec des comparaisons en utilisant d'autres estimateurs de courbure (image (c)) et en utilisant une autre méthode d'approximation par arcs de cercles proposée par Nguyen et Debled-Rennesson [NDR11a]. La méthode proposée apparaît être plus précise que cette dernière avec un nombre de primitives plus petit. L'utilisation de l'estimation par convolution binomiale (image (c)) donne des résultats moins bons par rapport au nombre de primitives. A titre de comparaison, nous avons aussi appliqué la polygonalisation basée sur la courbure visuelle en mesurant l'erreur de Hausdorff. L'efficacité de la représentation proposée est bien supérieure si l'on observe les résultats de la figure Fig. 4.6, image (d).

4.1.3 Utilisation de la courbure pour la segmentation

En dehors de l'aspect représentation de contours, l'estimateur de courbure a aussi été utilisé pour des problèmes de segmentation d'images. L'idée était d'intégrer une connaissance a priori sur la forme à segmenter afin de guider l'algorithme de segmentation vers la solution attendue.

Segmentation basée courbure Une première application a été réalisée à travers une collaboration avec Pascal Desbarat pour un projet lié à la segmentation du tronc cérébral en rapport avec

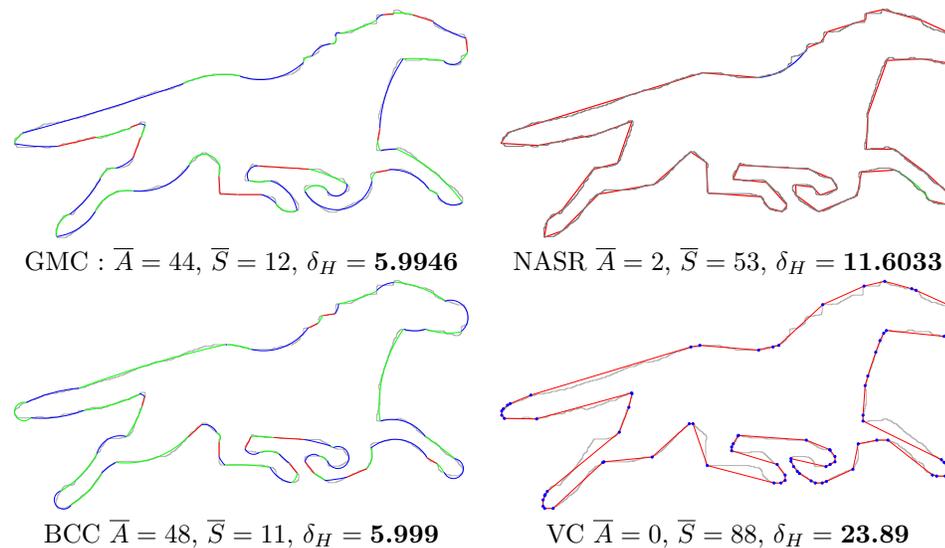


Fig. 4.6 – Extraits de résultats de la représentation par segments et arcs de cercles. Pour chaque reconstruction sont précisés le nombre d'arcs de cercle (\bar{A}), le nombre de segments (\bar{S}), et l'erreur de Hausdorff (δ_H).

le diagnostic de la maladie de Parkinson. L'idée de la méthode proposée était de guider automatiquement la segmentation en combinant une approche basée sur le plus court chemin [FEH07] en intégrant une information de courbure [46]. La figure Fig. 4.7 illustre les étapes principales de la méthode : une série de contours est générée entre deux points P_1 et P_2 initialisés par l'utilisateur (image (a)) ensuite seuls les contours correspondant à un minimum local sont analysés (image (b)) et enfin le contour se rapprochant le plus de la courbure attendue est retenu (image (c)). Plus de détails sur les critères définis pour sélectionner la solution sont donnés dans l'article initial [46].

Segmentation de nœuds de bois Une autre application a été faite dans le cadre d'une collaboration avec Fleur Longuetaud et Frédéric Mothe, chercheurs de l'INRA, qui travaillent sur la caractérisation d'espèces d'arbres en fonction des caractéristiques des branches. Pour obtenir des données statistiques, ces chercheurs utilisent des scanners de type médicaux (CT) de façon à repérer la position des nœuds du bois qui sont à l'origine des branches (voir images de la figure Fig. 4.8). Avant de commencer cette collaboration, ils utilisaient un logiciel leur permettant d'identifier manuellement chaque nœud avec des informations basiques telles que le diamètre, l'orientation ou la position dans le billon.

L'idée de la collaboration était dans un premier temps d'essayer d'automatiser tout ce processus d'identification et de proposer de nouvelles mesures qui pourraient servir dans la caractérisation des espèces. Une première étude a pu être effectuée à partir du travail effectué par Laurent Houry et Adrien Krähenbühl qui effectuaient leur stage de première année de master dans notre équipe. Une première solution avait été proposée à partir de l'extraction des nœuds en utilisant un seuillage manuel et une extraction en composantes connexes. Une telle approche a pu être intéressante pour traiter des données de bois sec (image (c) de la figure Fig. 4.8) mais elle présente des limites pour

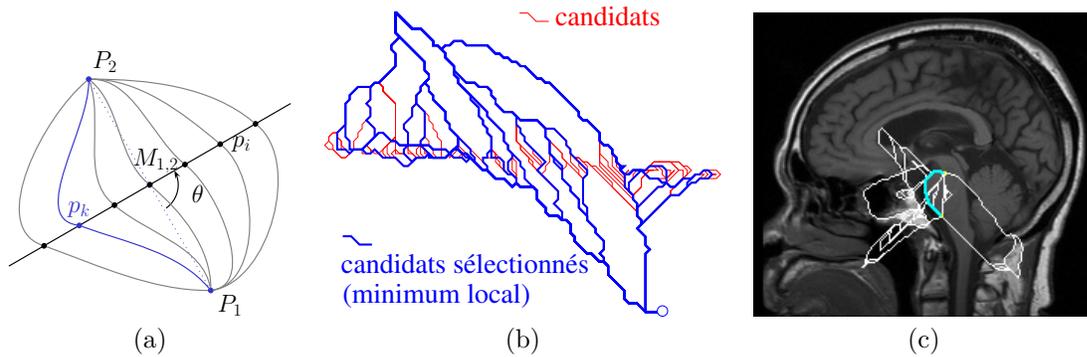


Fig. 4.7 – Illustration du principe de la méthode de segmentation utilisant l'estimation de la courbure [46]. Image (a) : génération des contours à partir des points fixes P_1 , P_2 et p_k de l'algorithme du plus court chemin.

traiter les cas de bois humides (image (d)) [16].

Les troncs d'arbres présentant des zones humides sont des cas intéressants, car le seuillage ou l'application d'algorithmes plus élaborés ne permet pas d'obtenir une segmentation satisfaisante. La figure Fig. 4.9 présente un aperçu des résultats que l'on peut obtenir à partir de méthodes récentes. Les résultats restent soit éloignés de l'objectif (voir image (a) obtenue avec un modèle déformable 3D), soit imprécis avec une seule composante connexe (voir image (c)) ou trop bruités malgré l'ajustement d'un paramètre et l'utilisation de marqueurs initialisés proches des nœuds (image (d)). D'autres expérimentations sont proposées dans des travaux précédents [15].

Pour répondre à la limitation précédente, nous avons proposé une méthode exploitant l'estimation de la courbure pour identifier la zone du contour correspondant aux nœuds et la distinguer de l'aubier. La figure Fig. 4.10 illustre ce principe avec l'identification des points B et C à partir des premières zones de courbure négative (image (a,b)). À partir de ces points, la zone du nœud peut être séparée de l'aubier en exploitant les droites définies à partir du centre de la moelle (image (c)).

On peut aussi noter que nous avons étendu cette méthode avec Jean-Romain Roussel en se basant sur l'idée originale d'utiliser une approche tangentielle revenant à détecter le centre d'une ellipse dans une image volumique [18, 43]. Les différentes méthodes ont été implémentées dans le logiciel *TKDetection* accessible sur *GitHub* :

Dépot code. 4.5- <https://github.com/akrah/TKDetection>

Enfin, plus récemment dans un travail commun avec Fabien Feschet et Adrien Krähenbühl, l'hypothèse de départ sur la localisation des nœuds dans un verticille a été étendue grâce à une nouvelle approche de détection basée sur l'analyse de z-mouvement et capable de détecter individuellement chaque nœud [42]. Une démonstration en ligne est aussi accessible :

Démonstr. 4.6- <https://kerautret.github.io/KnotDetectIPOLDemoLink>

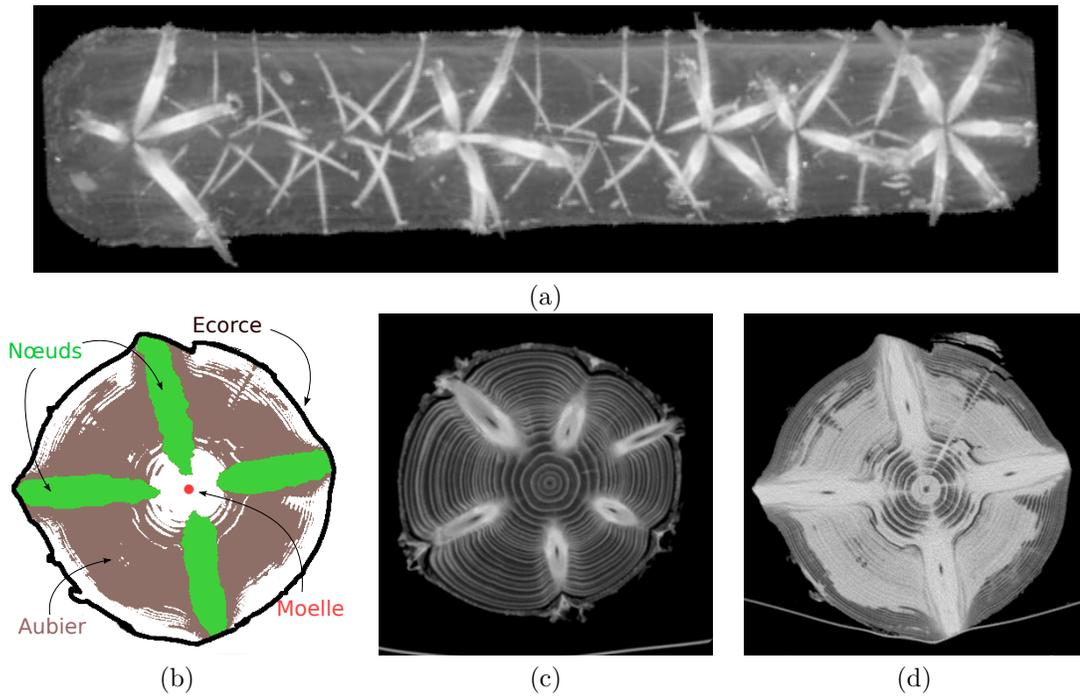


Fig. 4.8 – Exemple d’une image de tronc d’arbre issue d’un scanner CT (a). Le schéma (b) illustre la structure volumique d’une section contenant des nœuds. Les images (c) et (d) montrent des vues transversales présentant des nœuds sur du bois sec (image (c)) et humide (image (d)).

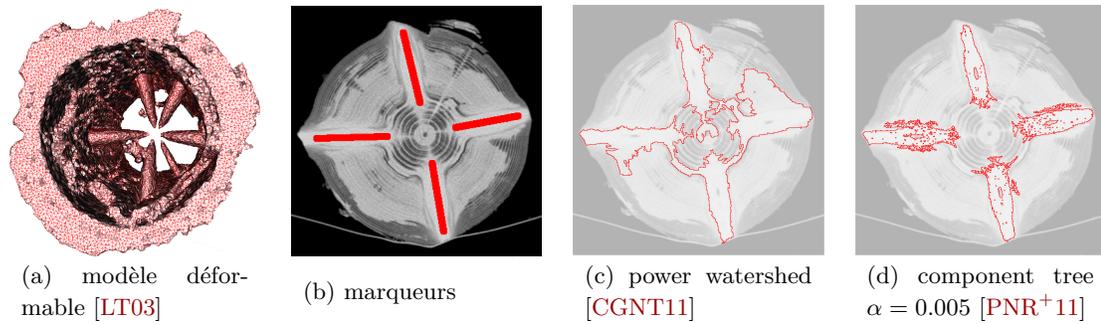


Fig. 4.9 – Illustration des limitations des méthodes existantes. Les résultats des images (c) et (d) ont été obtenues à partir des marqueurs de l’image (b).

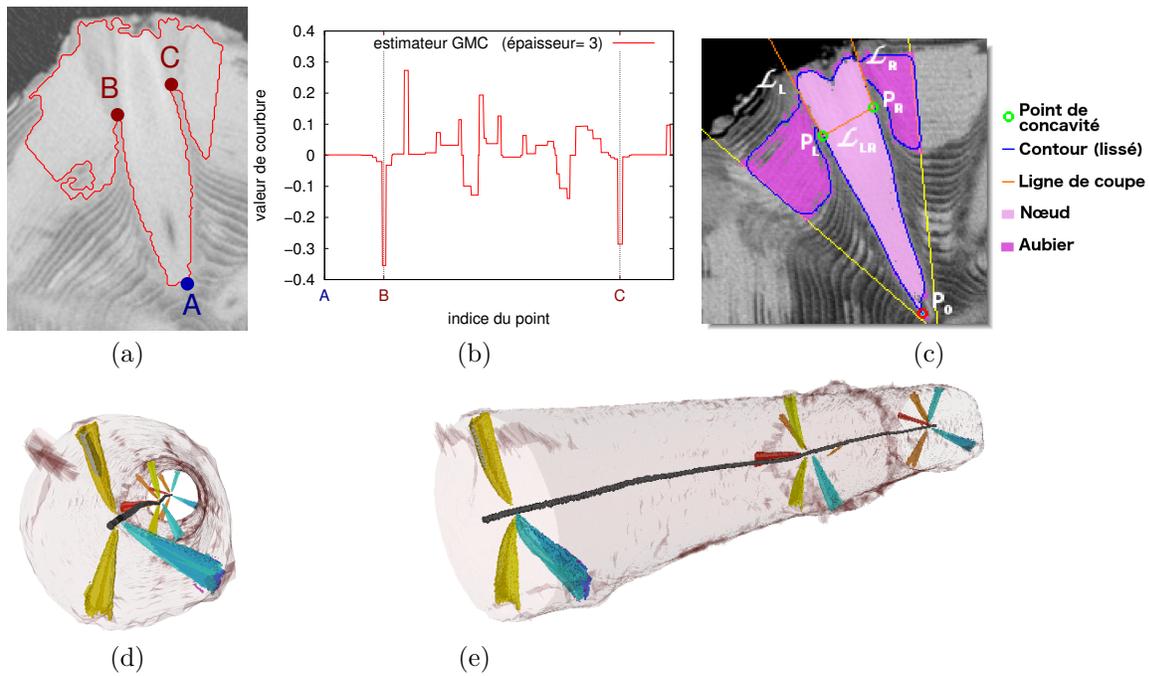


Fig. 4.10 – Illustration de la méthode proposée dans [15] : estimation de la courbure sur le contour d'une zone contenant une partie du nœud et l'aubier (a,b) et extraction de la zone associée au nœud. Exemple du résultat de la segmentation d'un billon (d,e) obtenue avec cette approche.

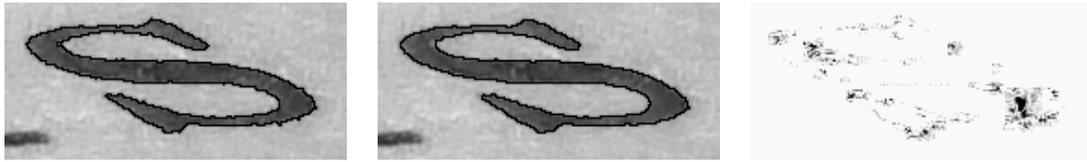


Fig. 4.11 – Restauration d’images avec un filtre médian adaptatif. À gauche : image originale avec un iso-contour du niveau 140 dessiné en noir. Au milieu : même image obtenue après un filtre médian basé sur la détection d’échelles significatives obtenues sur l’iso-contour 140 dessiné en noir. À droite : différence entre les deux images avec augmentation du contraste.

4.2 Exploitation des échelles significatives

Dans cette section, nous allons tout d’abord montrer les premières applications que l’on peut directement réaliser en exploitant les échelles significatives pour à la fois lisser une forme bruitée et pour améliorer des estimateurs géométriques. Ensuite, il s’agira de montrer une exploitation plus évoluée où les échelles résultantes de l’analyse seront utilisées pour construire une grille isothétique irrégulière.

4.2.1 Lissage en fonction de l’échelle

Filtre médian adaptatif Le lissage d’une forme discrète est une première application que l’on peut facilement définir à partir des niveaux d’échelles ν obtenus pour chaque point du contour. Ainsi, il est possible d’associer une taille de filtre $K = 2\nu + 1$ pour tous les points contenus dans un voisinage de taille K centré en P . Si plusieurs tailles de masque sont définies pour un même pixel, seule la taille maximale est considérée.

La figure Fig. 4.11 présente un exemple d’une telle restauration définie sur une image en niveau de gris. Même si le filtre n’a été appliqué que sur un seul iso-contour, on peut voir sur l’image (c) que le filtre s’adapte localement au bruit. D’autres expérimentations effectuées sur des images binaires montrent que le filtre est capable de ne pas changer le contour en l’absence de bruit et le supprime localement, ce qui permet de conserver les discontinuités [12].

Lissage de contours polygonaux La détection d’épaisseurs significatives peut aussi être utilisée pour lisser une courbe polygonale. Par exemple, nous avons proposé une méthode qui définit tout d’abord, une zone d’enveloppe d’incertitude où chaque sommet du polygone aura la possibilité de se déplacer (image au centre de la figure Fig. 4.12). Ensuite un processus itératif est défini en calculant, à chaque itération, la position du nouveau point à partir de la moyenne avec ses deux points voisins tout en restant dans la zone autorisée. On obtient ainsi une représentation à la fois lissée sur les zones bruitées et qui respecte les discontinuités de la forme initiale.

Ce lissage peut être aussi testé en ligne sur le site de démonstration de la détection d’épaisseur significative (Demonstration 4).

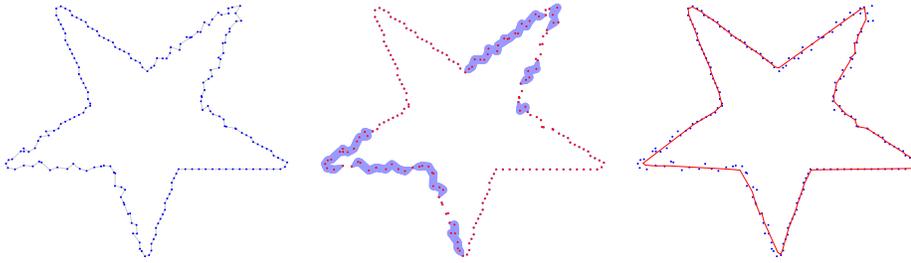


Fig. 4.12 – Illustration du lissage d'un polygone (image de gauche) obtenu en respectant les contraintes issues de l'estimation des échelles significatives (image (b)). Le polygone résultant est représenté en rouge sur l'image de droite avec les points d'origine (en bleu).

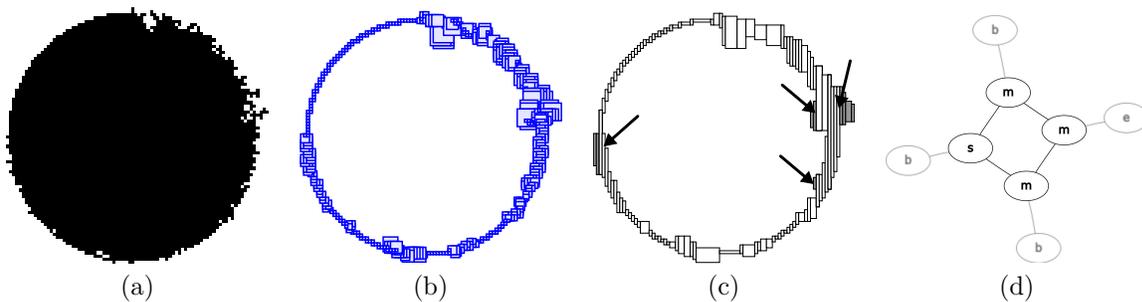


Fig. 4.13 – Illustration de la représentation de contours basée sur les grilles irrégulières : à partir d'un contour bruité (a), les échelles significatives (b) sont utilisées pour définir une représentation basée k-arc (c) qui se traduit sous forme de graphe de Reeb (d).

4.2.2 Représentation de contours basée sur les grilles isothétiques irrégulières

En dehors de l'application directe de lissage présentée dans la partie précédente, nous avons exploré une méthode de polygonalisation plus avancée basée sur la construction d'une représentation structurée des niveaux d'échelles significative. Cette représentation, faite en collaboration avec Antoine Vacavant et Tristan Roussillon, se base sur la définition des grilles isothétiques irrégulières [VCT06] obtenues à partir de la détection d'échelles significatives. Cette stratégie permet de concevoir différents algorithmes capables de reconstruire un contour polygonal en prenant en compte un certain niveau de bruit [52]. La figure Fig. 4.13 présente une synthèse de la génération du support pour la reconstruction polygonale. La première étape consiste à extraire les niveaux de bruits associés au contour discret (image (b)), puis à déterminer sa représentation sur grille isothétique irrégulière (image (c)) et d'utiliser son graphe de Reeb associé pour retrouver la structure du contour initial (image (d)).

À partir de cette représentation, nous avons proposé différentes stratégies de reconstructions polygonales. Une première approche utilise les cônes de visibilité pour définir une reconstruction gloutonne obtenue à partir des intervalles communs entre deux k-arcs (représentés en bleu sur l'image (a) de la figure Fig. 4.14). Cette reconstruction était celle proposée initialement par Vacavant et co-auteurs sur les grilles isothétiques [VCT06]. Afin d'améliorer la qualité de la reconstruction,

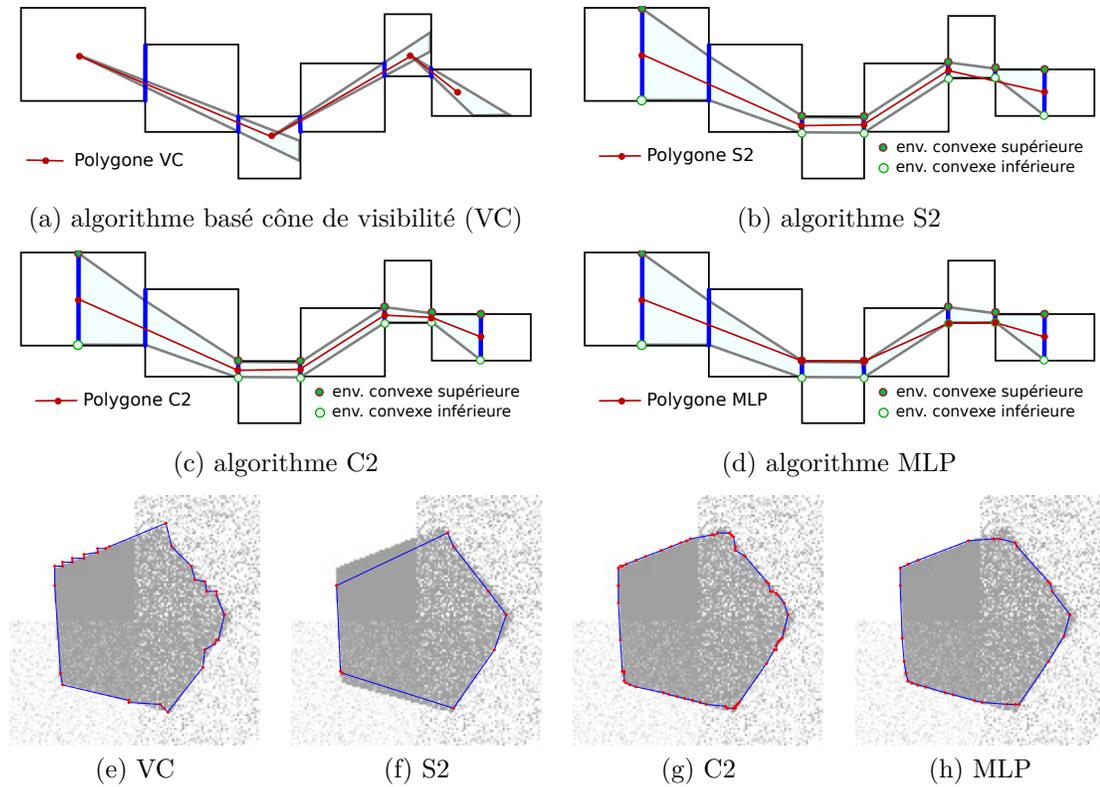


Fig. 4.14 – Illustration du principe des quatre algorithmes de reconstruction exploitant la représentation basée k-arcs (figures (a-d)). Exemples de résultats obtenus à partir des différents algorithmes.

nous avons proposé d'autres approches basées sur la pré-image calculée à partir de l'algorithme de Rourke [O'R81] : (i) construction directe de segments définis avec les zones extrémités d'un k -arcs de la pré-image (méthode appelée C2, voir image (b)), (ii) polygone respectant les zones courbes en s'appuyant sur les points de l'enveloppe convexe calculée à partir de l'algorithme de Rourke (C2) et (iii) reconstruction basée sur la définition d'un polygone de longueur minimale (MLP). Un aperçu des résultats est présenté sur la troisième ligne de la figure Fig. 4.14. D'autres résultats et comparaisons sont présentés dans des travaux précédents avec notamment des mesures géométriques sur la qualité des polygones obtenus (nombre de sommets, distances, orientations des tangentes) [20].

4.2.3 Couverture tangentielle adaptative

L'utilisation précédente de l'échelle significative pour la polygonalisation était une première approche et nous avons aussi proposé d'autres utilisations possibles avec notamment Phuong Nguyen pour prendre en compte automatiquement un niveau de bruit dans la reconnaissance d'arcs de cercles [47]. De manière plus générale, les échelles significatives ont aussi permis de définir un nouveau concept de couverture tangentielle adaptative. L'idée de ce concept réalisé avec Phuc Ngo, Isabelle Debled-Rennesson et Hayat Nasser, était d'adapter automatiquement et localement la notion de couverture tangentielle. L'intérêt d'une telle définition est justifié par le fait que la notion de couverture tangentielle est fréquemment utilisée pour estimer différentes mesures géométriques telles que les tangentes ou la courbure [Lac10].

L'idée principale de cette notion peut se synthétiser en deux points principaux :

- **Labellisation** : il s'agit de définir un label pour tous les points du contour à partir du niveau de bruit maximal propagé par la couverture tangentielle : l'algorithme consiste à partir de la couverture tangentielle d'épaisseur maximale ν_k de labelliser par ν_k tous les points couverts par un segment couvrant un point d'épaisseur ν_k .
- **Sélection de la couverture tangentielle** : à partir des labels obtenus dans l'étape précédente, il s'agit de retenir uniquement les segments couvrant un point dont le label est égal à l'épaisseur du segment.

La construction de la couverture tangentielle adaptative est illustrée sur la figure Fig. 4.15 : à partir des niveaux de bruits détectés η_i (image (a)), l'étape de labellisation permet de calculer pour chaque point un label γ_i (image (b)). Comme on peut le voir sur cette image, les labels sont obtenus après propagation des niveaux de bruit les plus élevés. Les niveaux de bruits peuvent être vus comme une diffusion. Après cette étape de labellisation, la couverture tangentielle est déduite et permet ensuite de déterminer la couverture tangentielle adaptative (image (c)).

Cette notion peut être directement intégrée dans des estimateurs de tangentes tels que le $\lambda - MST$ qui utilise directement la notion de couverture tangentielle [LVdV07] ou pour la polygonalisation [NDR11c]. Une démonstration en ligne est accessible en ligne à l'adresse suivante :

Demonstr. 4.7- https://kerautret.github.io/ATC_IPOLDemoLink

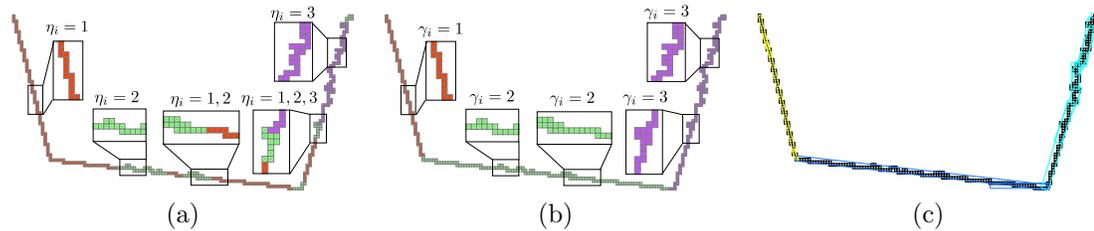


Fig. 4.15 – Illustration du calcul de la couverture tangentielle adaptative : à partir du niveau de bruit détecté (image (a)), il est possible de définir un label pour chaque point du contour (image (b)) qui permet d'obtenir une couverture tangentielle adaptative (c).

L'extension de ce travail a aussi été proposée pour la couverture tangentielle d'une courbe 3D et d'autres perspectives sont aussi envisagées avec la définition de détection d'échelles significatives définies sur une courbe 3D avec l'étude faite avec Loïc Hormain lors de son stage de master [60].

4.3 Applications pour l'analyse et la représentation d'images

En dehors des applications présentées dans les sections précédentes, nous avons aussi cherché à exploiter des résultats de géométrie discrète pour l'analyse d'image à travers la détection de droites dans des images en niveaux de gris et pour la vectorisation d'images.

4.3.1 Détection de droites dans des images en niveaux de gris

A notre connaissance, la primitive des segments de droites discrètes ainsi que son algorithme de reconnaissance ont toujours été définis sur des contours discrets issus du bord d'une forme binaire. Même si ces derniers sont largement utilisés pour des estimateurs géométriques tels que ceux présentés dans les chapitres précédents, nous avons voulu étendre leur définition pour les utiliser dans d'autres domaines d'applications.

Détection de segments flous basée gradient. Une première extension proposée en collaboration avec Philippe Even, se situe dans la définition de la reconnaissance des segments flous dans des images en niveaux de gris [32]. La définition de cette nouvelle approche s'inscrit en lien avec un contexte d'application de modélisation 3D interactive où l'utilisateur interagit pour définir des directions des détections attendues. Dans ce contexte, l'extension des segments flous dans des images en niveaux de gris a été définie en se basant sur des parcours directionnels et en exploitant l'information de gradient le long de ces directions. Les étapes principales de la méthode sont les suivantes :

1. **Parcours directionnel** : un parcours directionnel et incrémental est défini à partir des deux points P_1 , et P_2 définis par l'utilisateur (dans la direction normale à (P_1, P_2)). L'algorithme exploite la séquence des déplacements du code de Freeman définie sur une séquence initiale S_0 (voir l'image (a) de la figure Fig. 4.16). Une telle stratégie permet d'être efficace et d'avoir la garantie de parcourir tous les points du domaine.

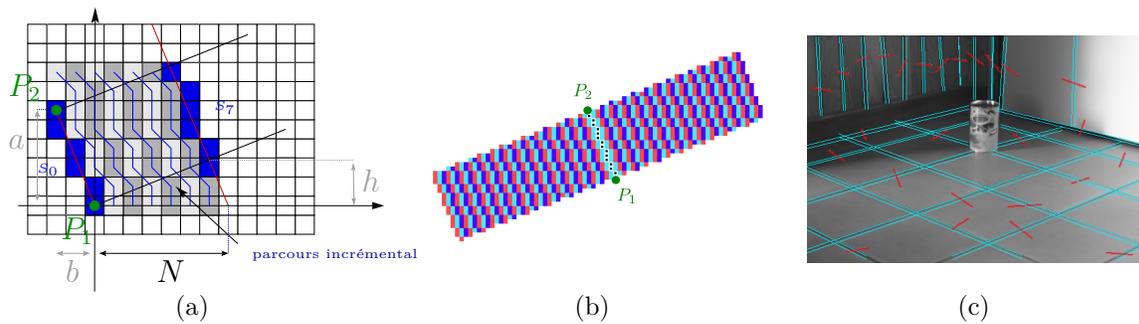
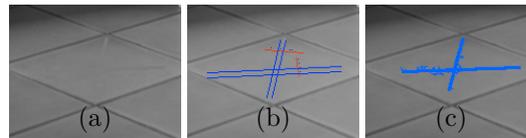


Fig. 4.16 – Illustration du parcours utilisé pour l’extension des segments flous dans des images en niveaux de gris (images (a,b)). Exemple de résultats obtenus à partir des initialisations manuelles représentées en rouge (image (c)).

2. **Sélection de candidats** : le parcours de l’étape précédente permet de sélectionner des points candidats à travers une séquence scannée S_k . La sélection s’effectue à partir des vecteurs gradients de l’intensité de l’image en utilisant deux critères : (1) suppression de tous les points dont la norme n’est pas localement maximale, (2) filtre des points ayant une direction de gradient non alignée avec la direction donnée par la direction initiale (à un degré de tolérance près).
3. **Algorithme de reconnaissance** : à partir de la sélection précédente, les points candidats de chaque séquence sont donnés à l’algorithme de reconnaissance des segments flous basé sur l’enveloppe convexe.

L’image (c) de la figure Fig. 4.16 montre un exemple de résultat obtenu à partir d’une initialisation approximative des segments initiaux. Comme l’algorithme ne s’applique pas nécessairement sur toute l’image, la détection est très rapide et l’utilisateur peut avoir un retour en direct de la détection.



Le choix de ne pas utiliser de seuil sur la norme des gradients permet de détecter des droites même sur des zones présentant un gradient très faible comme sur la figure ci-dessus. Sur cet exemple, une zone rectiligne à peine visible a été dessinée dans l’image (a) et la détection obtenue sur l’image (b) correspond bien à la zone initiale qui est mise en évidence sur l’image (c). D’autres résultats avec des détails sur les algorithmes sont présents dans des publications précédentes [32, 54]. Une implémentation est aussi disponible sur *GitHub* :

Dépot code. 4.6- <https://github.com/kerautret/LiveSegment>

Reconnaissance de structures épaisses par comparaisons de profils. La précédente approche présente potentiellement des limites lorsque l’on souhaite traiter des objets possédant de forts gradients multiples comme on peut en trouver dans des images texturées ou dans des images présentant des objets spéculaires. Ces configurations peuvent être fréquentes dans des contextes industriels. C’est justement dans le cadre d’une collaboration avec l’entreprise *Numalliance* que nous

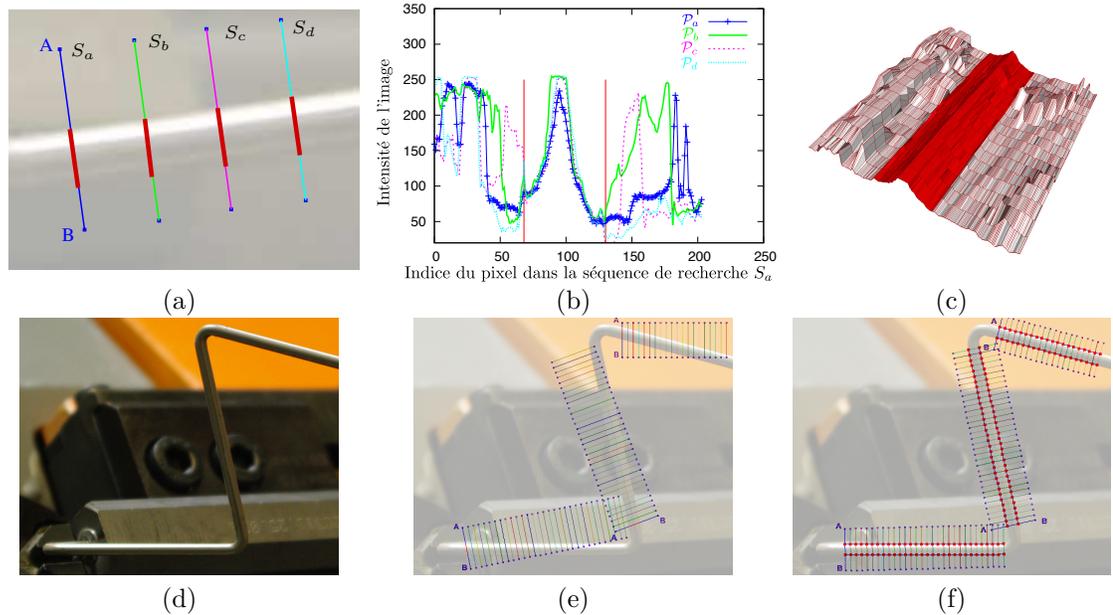


Fig. 4.17 – Première ligne : illustration de l'idée principale de la reconnaissance de structures linéaires épaisses suivant une direction donnée. Seconde ligne : exemple de résultats obtenus (a) image source, (b) initialisation, (c) résultat.

avons cherché à étendre les limites de la précédente méthode. Ce point était un axe de recherche de la thèse CIFRE effectuée par Nicolas Aubry co-encadré par moi-même et Isabelle Debled-Rennesson [64]. La motivation au niveau de l'application industrielle était la mise en place d'un contrôle qualité embarqué sur des machines outils produisant des pièces tubulaires. Un exemple de pièce dans son environnement industriel est présenté sur l'image (d) de la figure Fig. 4.17. Ce type d'image rend la segmentation de l'objet d'étude très difficile due à la présence de spécularités et de l'environnement non contrôlé.

Pour répondre aux limites engendrées par la présence de variations d'intensités, nous avons défini une autre approche qui exploite, non plus des gradients, mais des profils d'intensités. Cette idée vient de l'observation que les profils d'intensités de l'image resteront approximativement constants si l'on considère des sections transversales à un objet tubulaire. En effet, cette hypothèse se vérifie avec un modèle spéculaire tel que celui de Nayar avec une source de lumière suffisamment éloignée [NIK91]. La figure Fig. 4.17 montre un exemple de plusieurs profils S obtenus le long d'un objet tubulaire métallique (image (a)). Sur les zones correspondantes à l'objet tubulaire on peut voir que l'hypothèse semble se vérifier sur la zone associée au tube pour les points situés entre les indices 70 et 130 (zone délimitée par les zones rouges sur l'image (b) et (c)).

Nous avons pu montrer que cette approche était robuste pour détecter et suivre une partie tubulaire d'un objet que l'on cherche à reconnaître [22] sans nécessairement contrôler l'environnement extérieur (fond vert, éclairage). La seconde ligne de la figure Fig. 4.17 montre un exemple de résultat obtenu à partir d'une initialisation manuelle (image (b)) et donnant une estimation de la direction (image (c)). Un prototype a été développé avec l'entreprise et la mise en production pour

contrôler la qualité de pièce fabriquée est envisagée. En outre Nicolas Aubry est a été embauché par Numalliance en tant qu'ingénieur Recherche et Développement pour continuer ce projet.

4.3.2 Vectorisation d'images

Après avoir exploité les résultats des primitives de segments de droites pour des applications concrètes, nous avons aussi utilisé des résultats récents sur la polygonalisation de contours discrets pour répondre au problème de vectorisation d'images en niveaux de gris.

La vectorisation d'images est un problème classique que l'on rencontre par exemple dans le domaine de l'infographie lorsqu'un designer a besoin d'importer une image bitmap dans un logiciel d'infographie tel qu' *Illustrator*. Défini à partir de primitives géométriques telles que les droites, cercles ou courbes paramétriques, ce format permet aussi une représentation efficace d'un objet graphique et il est naturellement utilisé dans le domaine de l'impression ou pour la représentation de documents textes ou techniques.

Motivé par le domaine d'application précédent, différentes avancées ont pu être proposées notamment en lien avec le domaine de l'analyse de documents [HT06, SDRW06] ou du domaine de la géométrie discrète avec la polygonalisation de contour discret [Siv11, PGF14, NDR11c]. Ces avancées restaient applicables seulement sur des formes discrètes provenant éventuellement d'images binarisées. Afin d'étendre l'utilisation de ces méthodes, nous avons proposé une nouvelle approche basée sur la représentation de l'image à partir d'iso-contours de niveaux d'intensité. L'idée est de pouvoir utiliser au mieux toute l'information géométrique issue des contours de l'image. Cette approche diffère des autres méthodes qui se basent par exemple sur les informations de gradients combinées avec des représentations par triangulations [SP06] ou qui optimisent des maillages [SLWS07]. Notre objectif s'écarte aussi des méthodes plus orientées éditions interactives d'images telles que la méthode de Price et Barrett qui utilise un processus de segmentation de type *graph-cut* [PB06].

Pour reconstruire l'image vectorielle, l'étape préliminaire consiste à décomposer l'image en un ensemble des iso-contours à partir d'une méthode permettant de ne perdre aucune information topologique. Cette étape se base sur une représentation de l'espace de Khalimski et présente le double avantage de pouvoir être implémentée en nD et d'être disponible dans la librairie *DGtal* [8]. A partir de l'ensemble d'iso-contours extraits, il s'agit ensuite de construire chaque polygone en prenant en compte localement la géométrie de la forme. Après cette seconde étape, plusieurs types de reconstructions ont été envisagées :

- **Reconstruction par triangulation de Delaunay** : comme ont pu le faire Swaminarayan et Prasad [SP06], nous avons expérimenté la triangulation de Delaunay non pas sur les gradients de l'image, mais en considérant les sommets des polygones issus des iso-contours. Cette solution apparaît intéressante mais elle nécessite cependant de rajouter une structure pour retenir les informations sur les iso-contours, car sinon le choix de l'intensité d'un triangle n'est pas toujours bien pertinent (voir ligne (a) de la figure Fig. 4.18). De plus un processus de fusion pour obtenir une structure plus légère est aussi nécessaire.
- **Reconstruction par remplissage d'intervalles d'intensité** : une approche pour le remplissage d'une région en respectant les bords intérieurs/extérieurs pourrait être une solution pour éviter le défaut mentionné dans la reconstruction précédente. Cependant, comme deux contours successifs n'ont pas forcément la même longueur il n'est pas garanti que les sommets de la polygonalisation coïncident entre eux. Ce défaut est rapidement visible et se traduit par

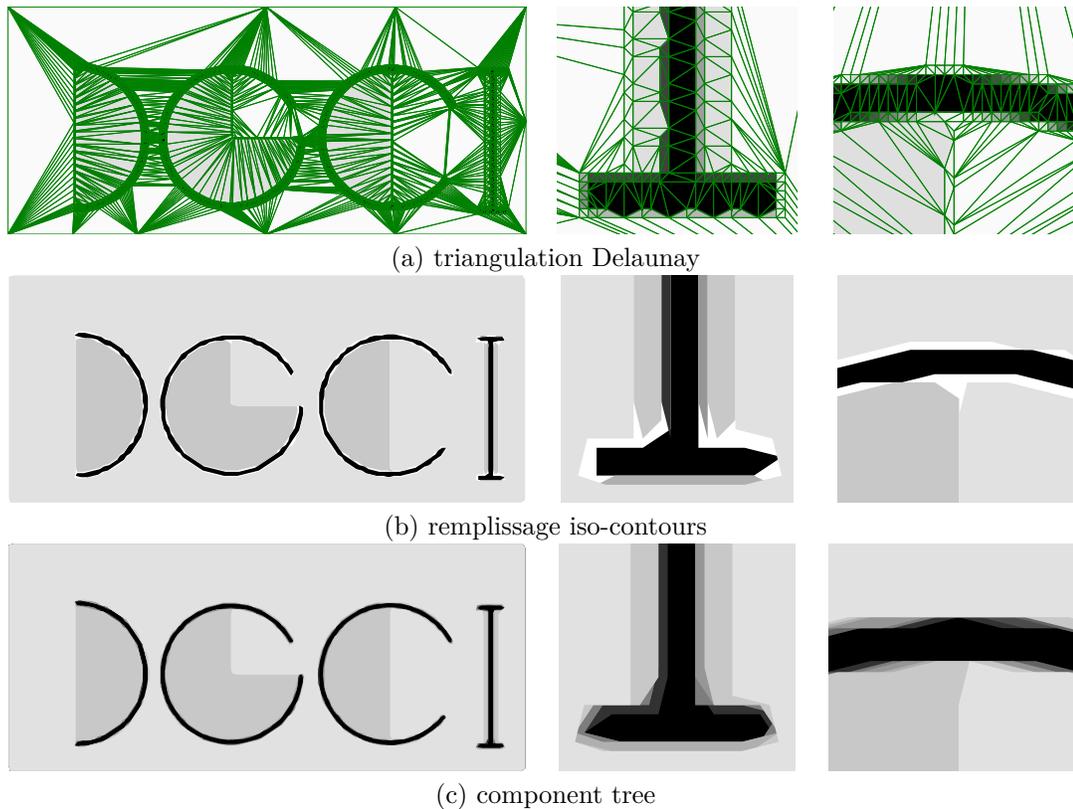


Fig. 4.18 – Illustration des différents types de reconstruction pour la vectorisation d'images.

des zones vides comme c'est le cas pour l'exemple de la ligne (b) de la figure Fig. 4.18.

- **Représentation basée arbre des composantes connexes** : une autre stratégie pour éviter le défaut de la reconstruction précédente est de considérer l'arbre des composantes connexes [NC06]. Cette méthode permet de considérer l'image à partir de ses niveaux d'intensité successifs et de maintenir l'inclusion de ses composantes connexes. L'avantage d'une telle représentation est que par définition chaque noeud de l'arbre est inclus dans le niveau inférieur. Ainsi, même si un contour est polygonalisé de manière approximative, les régions vides ne peuvent pas apparaître car c'est la région dans laquelle elle est incluse qui sera visible aux zones réduites. La ligne (c) de la figure Fig. 4.18 montre un exemple de reconstruction.

À partir de la reconstruction basée Component Tree, nous avons intégré différentes versions d'algorithmes de polygonalisation tels que : (i) l'algorithme de Nguyen et Debled-Rennesson basé sur les points dominants [NDR11c] (PPD), (ii) un algorithme proposé par Gérard et co auteurs qui utilise une primitive analytique qui permet de reconnaître différentes primitives telles que les droites, cercles, coniques [GPF11] (DLL), (iii) une méthode de polygonalisation basée sur la distance de Fréchet [Siv11] (PF), (iv) une méthode basée sur la notion de courbure visuelle [LLL08] (VC). La figure Fig. 4.19 présente un exemple de résultat figure Fig. 4.19 avec ces quatre méthodes. D'autres

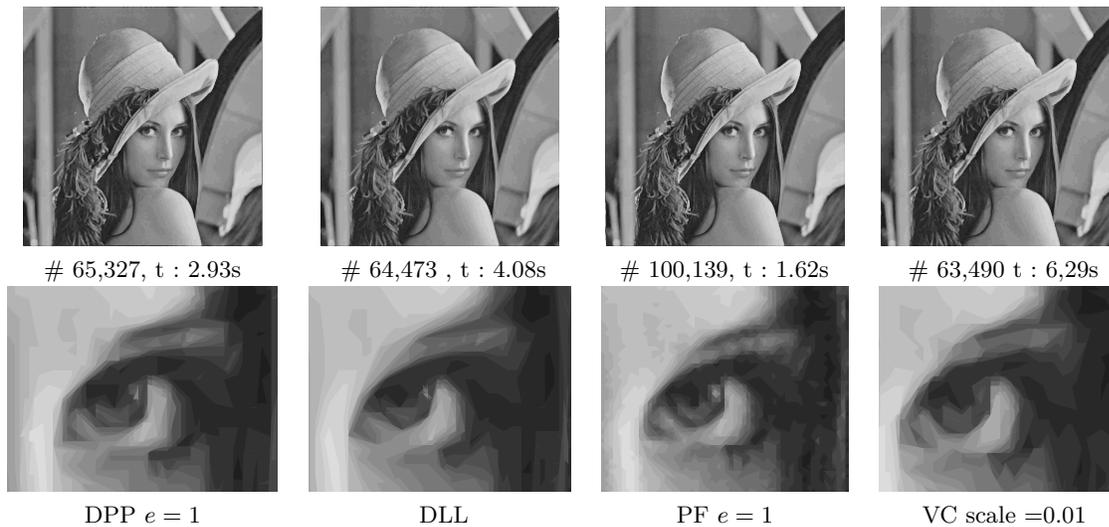


Fig. 4.19 – Illustration des résultats obtenus à partir des quatre types d’algorithmes de polygonalisation.

résultats sont présentés dans un travail précédent [38] et ces résultats peuvent être reproduits en ligne à l’adresse suivante :

Demonstr. 4.8- https://kerautret.github.io/DGIV_IPOLDemoLink

4.4 Conclusion et perspectives

Dans ce chapitre, nous avons présenté une synthèse des différents travaux basés sur des résultats détaillés dans les chapitres précédents. Basé sur la stabilité de l’estimateur de courbure présenté dans le chapitre Ch. 2, des nouvelles méthodes de représentation de contours ont été présentées ainsi qu’une intégration dans un processus de segmentation de tronc d’arbre. Nous avons ensuite montré une synthèse de l’utilisation du résultat des échelles significatives à travers différentes applications de lissage, d’intégration pour définir des grilles isothétiques irrégulières ou définir une notion de couverture tangentielle adaptative. Enfin, de manière plus générale, nous avons aussi proposés l’extension d’algorithmes initialement uniquement utilisés sur des formes discrètes pour les utiliser dans des applications concrètes de détections de droites ou de vectorisation.

Même si ce chapitre est principalement orienté vers l’application des résultats précédents, différentes perspectives apparaissent intéressantes.

Intégration de la polygonalisation dans DGtal Par rapport à la polygonalisation basée courbure, il serait intéressant de porter les différents algorithmes dans la librairie *DGtal* ce qui permettrait d’obtenir de nouveaux résultats et comparaisons pour des objets discrets 2D en utilisant les nouveaux estimateurs qui ont pu être proposé depuis la définition de ces méthodes.

Polyhédration d'objets 3D De la même façon que l'on a pu intégrer la détection des échelles significatives sur des contours, l'intégration sur des objets discrets 3D serait une nouvelle perspective intéressante pour la polyédration d'objets 3D. Cette perspective est dépendante des autres perspectives de la définition d'échelles significatives en 3D, mais de premiers résultats ont pu être produits comme évoqué dans le chapitre Ch. 3. Ces perspectives font d'ailleurs l'objet de projets ANR actuellement soumis.

Perspectives sur la détection de segments Les détections de segments dans des images en niveaux de gris ont été présentées dans un cadre applicatif où l'initialisation par l'utilisateur ou par un modèle géométrique était possible. L'automatisation de la détection serait une perspective intéressante pour pouvoir comparer l'approche avec d'autres approches générales. L'extension en 3D paraît être une suite naturelle de la détection de segments qui peut avoir un impact important notamment en lien avec la démocratisation des appareils d'acquisition 3D sur terminaux mobiles.

5

Analyse géométrique d'objets tubulaires 3D

Sommaire

5.1	Introduction	88
5.1.1	Données volumiques et discrètes	88
5.1.2	Méthodes orientées maillages et nuages de points	91
5.2	Détection de ligne centrale par accumulation des normales	93
5.2.1	Idée principale d'accumulation des vecteurs normaux	93
5.2.2	Extraction de la ligne centrale par suivi des accumulations	99
5.2.3	Extraction de parties droites/courbes	108
5.2.4	Résultats et expérimentations	111
5.3	Détection par notion de confiance dans l'accumulation	123
5.3.1	Nouvelle notion de <i>confiance</i> dans l'accumulation	124
5.3.2	Propriétés des cartes de confiance dans l'accumulation	125
5.3.3	Extractions par reconstruction de graphes	131
5.3.4	Résultats et expérimentations	133
5.4	Applications	143
5.4.1	Détection de zones de défauts d'écorces de troncs d'arbres	143
5.4.2	Extraction de ligne centrale sur des câbles de cockpits d'avions	145
5.5	Conclusion et perspectives	146
5.5.1	Perspectives pour la méthode basée accumulation	146
5.5.2	Perspectives liées à la notion de confiance dans l'accumulation	147
5.5.3	Perspectives générales	148

Après avoir exploré l'extraction de primitives discrètes définies dans des images en niveaux de gris, nous nous intéressons dans ce chapitre à l'analyse géométrique d'objets tubulaires définis en trois dimensions. Cet axe de recherche fut d'abord inspiré par une motivation industrielle en liaison

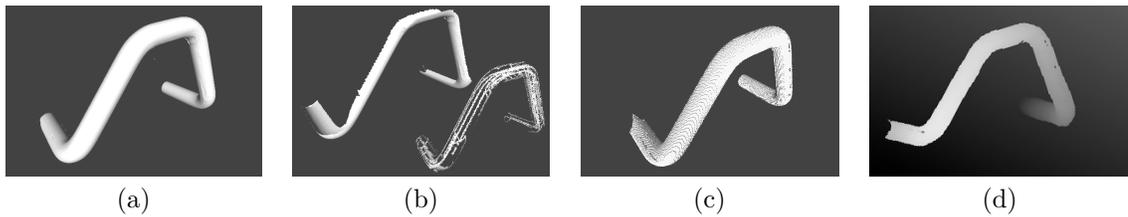


Fig. 5.1 – Différents types de données tubulaires 3D : (a) scans laser complets, (b) scans partiels d'une seule direction, (c) ensemble de voxels et (d) carte de hauteur.

avec l'entreprise *Numalliance*. Mais ce sujet représente aussi la suite naturelle de l'analyse géométrique faite en deux dimensions dans le chapitre précédent et ouvre d'autres types d'applications que nous verrons à la fin de ce chapitre. Les principaux résultats ont été fait en collaboration avec Adrien Krähenbühl (lorsqu'il était ATER au LORIA [33] puis en post-doctorat au LABRI [34, 35, 56]) et avec Isabelle Debled-Rennesson (LORIA) et Jacques-Olivier Lachaud (LAMA, Chambéry).

5.1 Introduction

Les objets tubulaires apparaissent dans divers domaines d'application d'imagerie. Par exemple, comme nous l'avons vu dans le chapitre Ch. 4, ils sont présents dans des images tomographiques de troncs d'arbres [15] où la segmentation des nœuds intéresse les chercheurs en agronomie mais aussi les scieries pour la découpe automatique de planches. Plus communément, les structures tubulaires sont naturellement présentes dans le domaine médical avec par exemple l'identification et la mesure des vaisseaux sanguins [KQ04, LABFL09, TTP⁺11]. L'épaisseur de la paroi bronchique joue aussi un rôle important dans de nombreuses maladies [PNC12]. En dehors des images volumiques, et comme nous l'avons vu dans le chapitre Ch. 4 (Section 4.3.1), les objets tubulaires apparaissent aussi dans des contextes industriels avec par exemple la production de pièces métalliques tubulaires à partir de machines outils. Le contrôle qualité effectué en deux dimensions pourrait être aussi effectué après acquisition 3D par un scanner laser avec pour objectif le calibrage pour des tâches de rétro-ingénierie.

C'est dans ce contexte de collaboration avec l'entreprise *Numalliance* et à travers l'encadrement d'un Master 2 [62] que nous nous sommes intéressés aux méthodes d'extraction de lignes centrales. Cette étude avait pour premier objectif d'exploiter ou définir une méthode capable d'extraire une ligne centrale permettant de retrouver le modèle géométrique de la pièce tubulaire. Un autre objectif était d'avoir une méthode assez robuste pour traiter les données sous différentes formes d'acquisition.

Les propriétés géométriques de structures tubulaires sont extraites différemment selon le type de données et le contexte du domaine d'application. En particulier, nous pouvons considérer deux types de données : les données volumiques/discrètes et les données issues de nuages de points ou de surfaces maillées.

5.1.1 Données volumiques et discrètes

Pour des données volumiques ou discrètes, l'extraction classique de l'axe médian paraît être une solution potentielle pour l'analyse de formes tubulaires. La littérature étant importante dans ce domaine, nous pouvons nous référer à l'état de l'art proposé par Cornea *et al.* qui a notamment

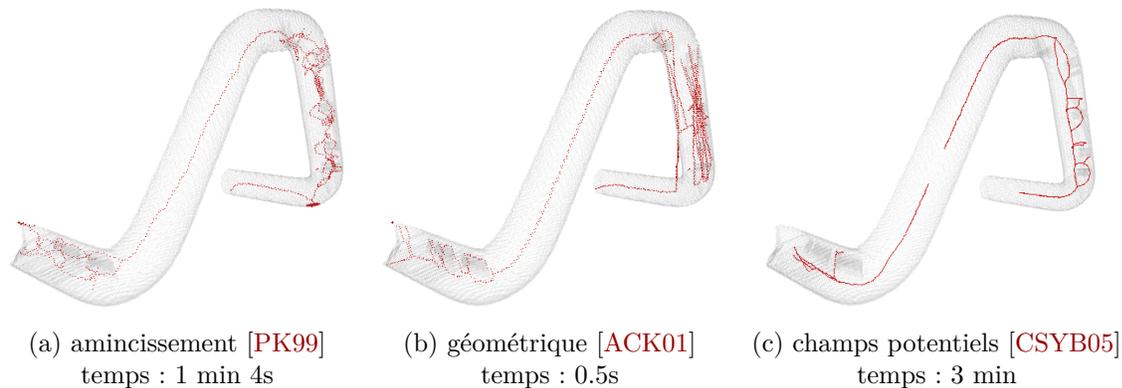


Fig. 5.2 – Extraction de squelettes d’un objet discret (objet de la figure Fig. 5.1 (c)) à partir de trois méthodes différentes présentées dans [CS07] avec l’implémentation donnée par les auteurs (b–d).

l’avantage de proposer le code source des différentes méthodes évaluées [CS07]. Le code source est accessible en ligne sur une des pages des auteurs [Cor]. On peut noter qu’il existe aussi un autre état de l’art récent qui référence plus de 200 articles en décrivant les différentes applications actuelles [SBB16].

Nous avons testé les différentes méthodes suivantes à partir de l’implémentation de Cornea *et al.* [CS07] : (i) la méthode d’amincissement [PK99], (ii) la méthode dite géométrique basée sur la transformation de l’axe médian ([ACK01] et (iii) l’algorithme basé sur les champs potentiels [ACK01]. Pour mesurer la robustesse sur des objets réels se rapprochant d’un contexte industriel, nous avons scanné un tube métallique qui a ensuite été discrétisé¹. Les objets résultants présentent un faible niveau de bruit mais possèdent des défauts dus à des trous dans le maillage scanné. Même si des post-traitements peuvent être effectués manuellement, nous avons voulu mesurer concrètement la robustesse de ces méthodes en présence de données non manuellement traitées. Comme nous pouvons le voir sur la figure Fig. 5.2, les différentes méthodes sont clairement sensibles aux zones présentant des irrégularités. Pour la méthode d’amincissement (image (b) Fig. 5.2), en dehors des zones de défauts, la courbe résultante n’apparaît pas forcément bien centrée sur les zones régulières de l’objet et les défauts sur les autres zones semblent difficiles à corriger. La méthode géométrique (image (c) Fig. 5.2) apparaît plus centrée sur les zones sans trous mais est difficilement exploitable sur les autres zones. Enfin, la méthode des champs potentiels semble la plus régulière mais a le désavantage d’avoir des zones déconnectées et ne résiste pas complètement aux zones bruitées.

Avec le développement croissant des systèmes d’acquisition de type *Kinect*®, il paraît intéressant d’expérimenter ces approches sur des données de type carte de hauteurs en utilisant des marqueurs manuels pour orienter l’extraction de la ligne centrale. Pour se faire une idée du type de résultat, nous avons utilisé une méthode d’amincissement homotopique accessible dans *DGtalTools* [70] où il est possible de préciser manuellement des marqueurs. Le principe de la méthode est de supprimer progressivement tous les points qui ne changent pas la topologie de l’objet en excluant les points marqués. La figure Fig. 5.3 (a–d) présente les résultats obtenus dans un premier temps sur une carte de hauteurs en utilisant différents marqueurs. Malgré l’initialisation manuelle, nous pouvons

1. nous avons utilisé l’utilitaire `binvox` : <http://www.cs.princeton.edu/~min/binvox/>

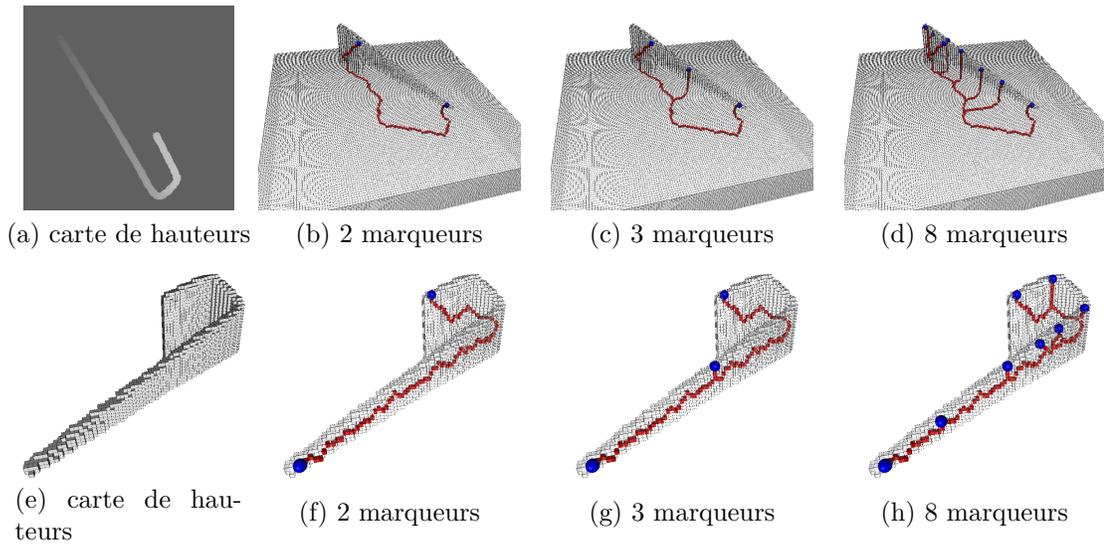


Fig. 5.3 – Expérimentations sur des images de type carte de hauteurs (a). Les marqueurs représentés en bleu ont été placés manuellement. Les images (e–h) représentent les résultats obtenus sur une carte de hauteurs sur une zone réduite.

constater que ce type de méthode n'est clairement pas adapté car l'ensemble de l'objet est considéré et cela influence l'extraction sans raison particulière pour privilégier l'objet d'intérêt.

Afin d'augmenter les chances de réussite, nous avons réduit la carte de hauteur à la zone d'intérêt de l'objet. Cette réduction peut être envisagée en pratique, car la segmentation de l'objet est significativement simplifiée grâce à l'exploitation de la carte de hauteur. Malgré cette zone réduite et la présence de nombreux marqueurs, nous pouvons voir sur la figure Fig. 5.3 (images (e–h)) que l'approche n'est pas encore satisfaisante. Cette difficulté peut encore s'expliquer par le fait que la méthode n'a pas accès aux informations de la face cachée de l'objet et l'objet n'est en fait représenté par définition qu'en 2.5 dimensions.

Si l'on étend les méthodes d'extraction pour les images 3D en niveaux de gris, on peut citer la méthode proposée par Hassouna et Farag [HF09] qui exploite le calcul du *Gradient Vector Flow* [XP98] pour obtenir une extraction robuste du squelette. Cette méthode a aussi été adaptée pour traiter des images volumiques en niveaux de gris utilisées en endoscopie virtuelle [BB08]. Dans le domaine de la géométrie discrète, on peut mentionner une méthode qui propose spécifiquement d'exploiter des outils discrets pour extraire des axes médians 2D [BNB05] mais cette méthode retrouvera les limites évoquées précédemment avec les cartes de hauteurs. Pour résumer, on peut dire que les méthodes basées sur l'axe médian sont conçues pour traiter des formes volumiques, mais qu'elles échouent sur les surfaces ouvertes ou des échantillons partiels de la frontière d'une forme.

Après avoir passé en revue les méthodes discrètes ou volumiques, nous pouvons aussi considérer les méthodes plus orientées dans le domaine *continu* et destinées en général à traiter des maillages ou des ensembles de points que nous détaillons dans la section suivante.

5.1.2 Méthodes orientées maillages et nuages de points

Pour répondre à l’objectif d’extraction de ligne centrale sur des objets tubulaires, nous pouvons nous intéresser aux méthodes issues du domaine de la géométrie algorithmique qui sont adaptées directement pour traiter des données sous forme de maillage ou nuage de points.

Un premier groupe de méthodes utilise la contraction de maillage. C’est par exemple le cas de la méthode introduite par Au *et al.* [ATC⁺08] qui proposent de contracter le maillage source par un lissage Laplacien itératif. Les résultats apparaissent de bonne qualité notamment par rapport à la robustesse au bruit et par l’estimation de l’épaisseur du maillage qui permet des applications intéressantes. La méthode de contraction a une complexité en $O(n^3)$ avec une implémentation naïve (réduite en $O(n)$ avec une implémentation multi-grille). Les limites de la méthode se situent dans le fait qu’elle n’est capable de traiter que des surfaces fermées et qu’elle nécessite une certaine précision dans le maillage source pour obtenir des squelettes précis. Toujours basée sur la contraction de maillage, Tagliasacchi *et al.* améliorent la précédente approche en utilisant un flux de courbure pour guider la contraction [TAOZ12]. Ils obtiennent une méthode plus simple et plus rapide avec une meilleure précision par rapport à la qualité du maillage. On peut aussi noter que le code source de cette méthode est accessible à travers la librairie *CGal* [cga]. Cette méthode produit de bons résultats, mais elle est sensible à la qualité du maillage source. Cette sensibilité est visible sur la figure Fig. 5.4 qui montre les résultats obtenus à partir de différents maillages représentant le même objet. Le résultat sur les données brutes du scanner (première colonne de la figure Fig. 5.4) montre une qualité non satisfaisante avec de nombreuses ramifications et des zones de la ligne centrale qui sortent de l’objet. Pour obtenir de meilleurs résultats, nous avons appliqué un traitement des données issues directement du scanner mais aussi en réparant la surface (fermeture des trous et suppression des intersections effectuées avec l’outil de la librairie *geogram* [geoa]² (seconde colonne et troisième colonne de la figure Fig. 5.4). Malgré ces pré-traitements, le maillage n’est pas satisfaisant et le résultat ne devient convenable qu’après l’application d’un algorithme de remaillage tel que [LWL⁺09, YLL⁺09, LB12] et d’une méthode pour fermer les trous [Lie03]. Cependant, ces méthodes ne sont généralement pas adaptées aux surfaces avec des frontières semblables à celles des données de scans partiels de la figure Fig. 5.1. De la même façon, elles ne sont pas simples à adapter pour traiter des données volumiques provenant d’objets discrets composés de voxels ou de cartes de hauteurs.

Pour traiter de telles données, on peut citer le travail de Tagliasacchi *et al.* [TZCO09] qui proposent un algorithme basé sur les normales de la surface. La qualité des résultats dépend du réglage manuel des paramètres.

Partant d’un nuage de points non organisés, Lee propose une reconstruction de courbe exploitant un algorithme d’amincissement avec un arbre couvrant minimum euclidien et l’applique pour la reconstruction de surfaces tubulaires [Lee00]. Plus tard, Kim et Lee [LK04] ont proposé une autre méthode basée sur la combinaison d’un amincissement et d’une minimisation aux moindres carrés pour améliorer la reconstruction d’objets tubulaires présentant un diamètre non constant. Cependant, Bauer et Polthier [BP09] ont pu montrer que de telles reconstructions produisent des courbes bruitées, en particulier pour des données extraites de scans partiels (voir Fig. 5.1 (b)). Dans une autre approche, Goulette propose d’estimer la courbure principale de nuages de points afin de détecter les parties cylindriques et toriques [Gou97]. Bien que prometteuse, cette approche souffre de la qualité de l’estimation locale de la courbure. Pour surmonter cette limitation, Bauer et Polthier [BP09] proposent de retrouver un modèle paramétrique basé sur une ligne centrale tubulaire.

2. Accessible et utilisable en ligne dans un navigateur sans installation [geob].

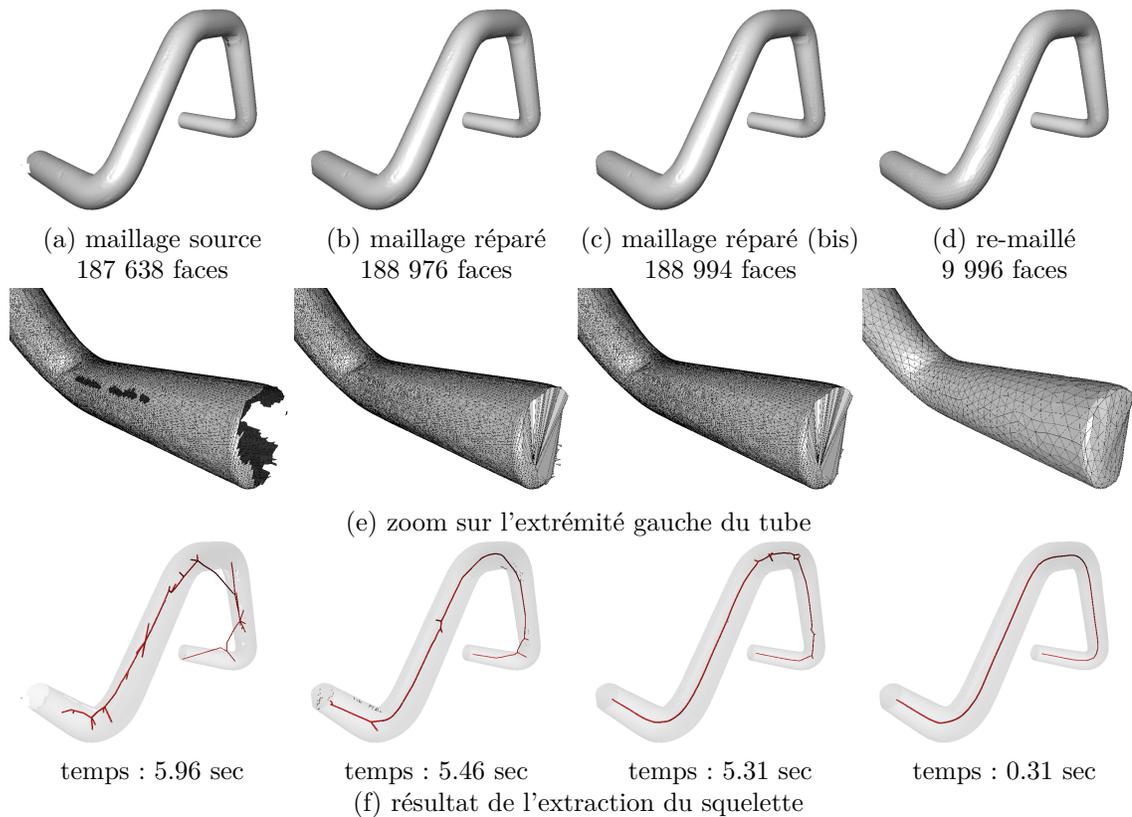


Fig. 5.4 – Mesure de la sensibilité de la méthode d'extraction du squelette [TAOZ12] sur des données de différentes qualités : données brutes issues directement du scanner (a), maillage avec fermeture des trous (b), maillage (b) + suppression des intersections (c), (d) remaillage en gardant 5000 points.

Leur méthode est capable de traiter des scans lasers partiels limités à une direction particulière. Leur méthode consiste à projeter les points du maillage sur sa région centrale avant de reconstruire la courbe centrale et de l'analyser. La méthode nécessite le réglage d'un paramètre associé au rayon du tube et ne peut pas traiter des données volumiques telles que des ensembles de voxels ou des cartes de hauteurs.

Répondant aux limites des différentes approches énumérées, nous avons pu introduire une nouvelle approche reposant sur une idée originale inspirée de domaines d'applications liée à l'INRA.

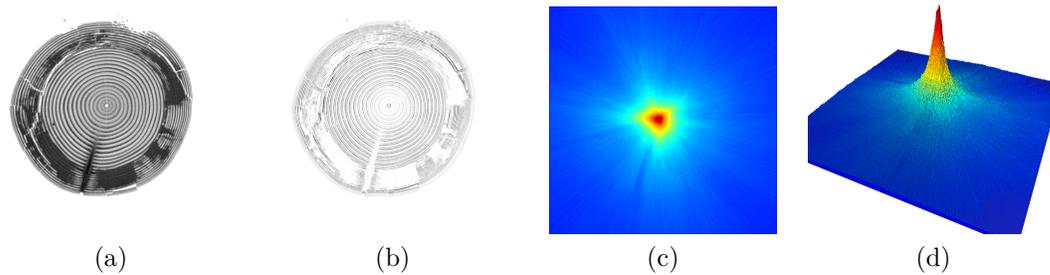


Fig. 5.5 – Illustration de la méthode d’extraction de moelle [BELN11, RVDH05] sur un scan de tronc d’arbre (a). A partir de l’image de gradient (type Sobel, image (b)), l’accumulation des vecteurs radiaux aux cernes permet d’estimer les coordonnées du centre de la moelle (c) et (d). Les images ont été générées à partir de notre implémentation [69].

5.2 Détection de ligne centrale par accumulation des normales

Dans cette partie, nous proposons une méthode unifiée pour la reconstruction et l’analyse géométrique d’objets tubulaires issus de différents types de données : un scan laser échantillonnant la frontière d’une forme avec des données partielles ou complètes (Fig. 5.1 (a,b)), un ensemble de voxels échantillonnant une forme (Fig. 5.1 (c)) ou plus spécifiquement une carte de hauteur (Fig. 5.1 (c,d)). Les applications potentielles sur ces types de données sont nombreuses, en particulier avec le développement croissant des systèmes d’acquisition de type *Kinect*®. Notre contribution consiste d’abord à proposer un algorithme automatique d’extraction de la ligne centrale qui repose sur l’image d’accumulation des normales. Comme d’autres méthodes basées sur la transformée de Hough [BELN11, RVDH05], cet algorithme peut traiter différents types de données.

5.2.1 Idée principale d’accumulation des vecteurs normaux

L’idée initiale d’accumulation fut inspirée par la méthode utilisée dans un autre contexte pour extraire la moelle d’un tronc d’arbre [LLM⁺04, BLC⁺12]. Plus précisément, cette méthode repose sur l’idée d’exploiter les informations des cernes visibles sur les images 2D (images de coupes) pour avoir une estimation de la position de la moelle. La figure Fig. 5.5 illustre les étapes principales de la méthode : à partir d’une image de coupe (image (a)), les gradients sont calculés à partir d’un filtre de Sobel pour mettre en valeur les cernes (image (b)) et pour ensuite obtenir une carte d’accumulation (images (c,d)). Pour l’extraction de la ligne centrale d’un objet tubulaire 3D, nous avons gardé cette idée d’exploitation des vecteurs normaux mais en considérant directement les normales de l’objet 3D. Le fait de considérer simplement les normales aura l’avantage d’obtenir une méthode qui ne sera pas spécifique à la représentation particulière de l’objet et qui pourra à la fois fonctionner sur des objets de type maillages, objets discrets, nuages de points ou carte de hauteurs. Cependant, comme la méthode dépendra aussi de la position des points de l’objet, il faudra considérer un ajustement d’échelle pour les objets de type maillage ou nuage de points qui sont généralement représentés dans une échelle unitaire (i.e. incluse dans un cube unitaire).

Algorithme d’accumulation. L’idée de l’algorithme est de calculer pour chaque voxel le nombre

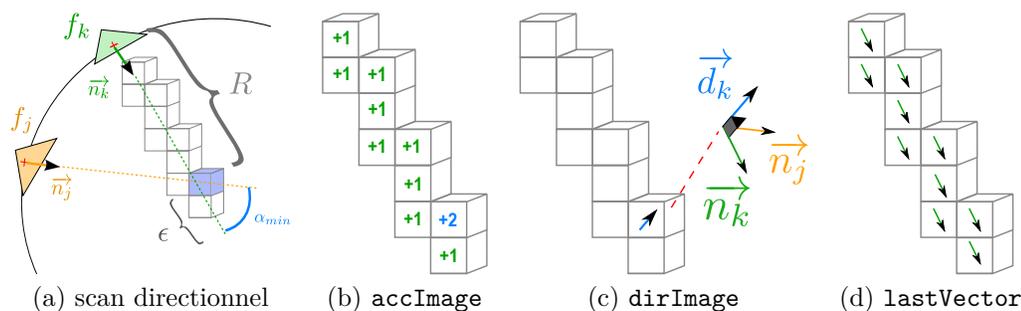


Fig. 5.6 – Illustration des principales étapes de l'algorithme construisant l'image d'accumulation : (a) scan directionnel sur une distance maximale $R + \epsilon$, (b) image d'accumulation, (c,d) calcul de la direction principale du tube.

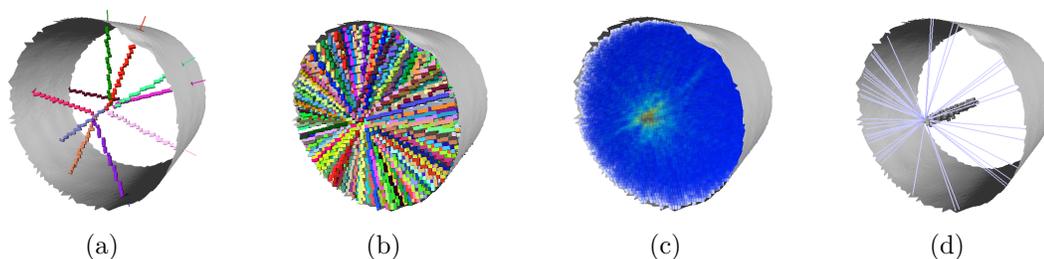


Fig. 5.7 – Illustration des images d'accumulation générées par les vecteurs normaux de la surface. L'image (a) (resp. (b)) illustre quelques (resp. toutes les) directions de scans définies par des faces du maillage. L'image (c) illustre les valeurs obtenues dans l'image d'accumulation et l'image (d) montre quelques voxels ayant un score d'accumulation supérieur à une valeur seuil avec l'affichage de l'ensemble des faces qui contribuent au score d'accumulation.

de vecteurs normaux qui l'intersectent ainsi que le vecteur estimant la direction principale du tube (i.e. la tangente de la ligne centrale du tube correspondant à la direction de courbure minimale du tube). La figure Fig. 5.6 illustre les étapes principales de l'algorithme dont l'intégralité est détaillée dans l'algorithme Alg. 5.1. La première étape est le scan directionnel 3D, partant par exemple de la face d'origine f_k dans la direction de son vecteur normal \vec{n}_k le long d'une distance notée accRadius , réglée à $R + \epsilon$ où R est le rayon approximatif de l'objet tubulaire attendu et où ϵ est utilisé pour prendre en compte de légères variations de rayon le long du tube (voir Fig. 5.6 (a)). Durant l'accumulation, les scores sont enregistrés pour chaque voxel visité (Fig. 5.6 (b)). La direction principale \vec{p} d'un voxel est aussi mise à jour (Fig. 5.6 (c)). Plus précisément si l'on note par \vec{n}_j et \vec{n}_k les deux dernières directions des vecteurs normaux intersectant le voxel V , la direction principale \vec{d}_k courante pour le voxel V est donnée par $\vec{d}_k = \vec{d}_j + (\vec{n}_k \wedge \vec{n}_j)$. Le paramètre α_{min} (par défaut à 0.1) permet de ne pas prendre en compte des vecteurs colinéaires. On peut aussi noter que ce calcul de \vec{d}_k peut être obtenu en utilisant les valeurs propres de la matrice de co-variance de tous les vecteurs passant par V (voir dernier paragraphe de cette section). La figure Fig. 5.7 illustre le calcul de l'algorithme Alg. 5.1 pour un maillage en entrée et montre l'image d'accumulation résultante (Fig. 5.7 (c)) et les vecteurs orthogonaux \vec{n} à la direction principale du tube \vec{d} (Fig. 5.7(d)).

Adaptation sur différents types de données. Comme évoqué précédemment le calcul de l'accumulation peut être effectué indépendamment sur différents types de données puisque l'on utilise simplement la position des points, ainsi que les vecteurs normaux. Cependant, en dehors des maillages où les vecteurs normaux peuvent être calculés facilement à partir des faces, d'autres types de surfaces nécessitent un traitement additionnel pour obtenir les vecteurs normaux. C'est en particulier le cas pour :

- **Objets discrets :** si l'on applique directement le calcul de l'accumulation à partir des vecteurs normaux triviaux (i.e les normales des surfels) ou ceux obtenus après l'utilisation d'un marching cube, l'algorithme donnera naturellement une accumulation très diffuse ne pouvant pas être exploitée pour extraire la ligne centrale. C'est par exemple le cas sur l'accumulation obtenue sur l'objet discret de la figure Fig. 5.8 (a,b) où les normales discrètes (ou les normales issues du marching cube image (c)) ont été directement utilisées pour tenter de calculer l'image d'accumulation. Dans les deux cas, on peut clairement voir que les valeurs d'accumulation sont très diffuses. Afin d'éviter ce problème, il est nécessaire d'obtenir les vecteurs normaux à partir d'un estimateur de normales adapté comme par exemple de l'estimateur VCM [CLT14] ou [CLL14]. Ces derniers ne permettent pas de calculer l'orientation des vecteurs normaux mais il est possible de facilement les orienter à partir de l'intérieur de l'objet discret.
- **Objets représentés sous forme de nuages de points :** la possibilité de pouvoir traiter ce type de données est intéressante en particulier pour les objets partiellement scannés. Pour appliquer le principe d'accumulation, il sera nécessaire d'estimer les vecteurs normaux et de les orienter vers l'intérieur de l'objet. L'estimation des vecteurs normaux peut être effectuée à partir d'un estimateur tel que [Rus10] implémenté dans la bibliothèque *PCL* [RC11]. Cependant, contrairement à l'adaptation précédente, l'orientation des vecteurs normaux n'est pas triviale car nous n'avons pas d'information sur l'intérieur/extérieur. La figure Fig. 5.8 (d) illustre les normales obtenues à partir de l'estimateur [Rus10]. Comme notre objectif est d'extraire la zone tubulaire la plus significative, nous proposons d'orienter les normales en fonction de l'orientation qui donne la plus grande accumulation. Pour cela, nous commençons à calculer l'accumulation dans les deux directions, puis nous retenons ensuite l'orientation où le score est maximal. La figure Fig. 5.8 (d) montre le résultat obtenu sur les normales définies à partir de cet algorithme.
- **Cartes de hauteurs :** l'algorithme peut aussi être adapté pour traiter des cartes de hauteurs considérées soit comme des images en niveaux de gris ou comme des nuages de points définis par projection (nuage de points organisés (issus de caméras dites *RGB-D* ou nuage de points avec largeur, hauteur fixe) issus par exemple de scanner de type *kinect*). Pour le cas d'une image en niveaux de gris, la méthode d'accumulation peut être adaptée de la même façon que pour un objet discret en exploitant un estimateur discret et en orientant ensuite les normales directement par rapport au plan image. Pour le cas d'une image définie comme un nuage de points organisés, il est aussi possible d'exploiter des estimateurs issus de la bibliothèque *PCL* qui sont optimisés pour traiter ce type d'images en temps réel [HRD⁺12].

Robustesse de l'algorithme sur différents types de données. Comme l'extraction de la ligne centrale repose sur cette accumulation, nous avons évalué la robustesse de l'accumulation avec

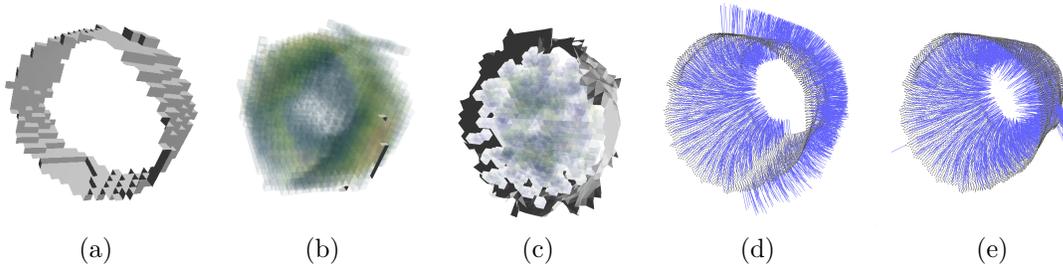


Fig. 5.8 – Illustration des ajustements nécessaires pour les objets discrets (a–c), pour les objets représentés par un nuage de points (d–e).

différents types de surfaces. La figure Fig. 5.9 présente les résultats de l'accumulation 3D obtenue sur des maillages partiels (a–d), bruités (e, f), à faible résolution (g,h), discrets (i, j) ou d'un nuage de points (k, l). Dans toutes ces configurations, les valeurs maximales apparaissent bien localisées près du centre de la forme tubulaire. Un seuil fixe a été appliqué de façon à isoler les voxels avec une accumulation proche des valeurs maximales (voxels noirs). Pour certains voxels, nous avons mis en évidence leur face d'origine (ligne bleue reliant le voxel à sa face d'origine). Tous ces résultats confirment la robustesse de la méthode proposée.

Méthodes et précision du calcul de la direction principale Comme nous l'avons évoqué précédemment, la partie algorithmique qui détermine la direction principale de l'objet tubulaire (Algorithme 5.1) peut être remplacée par un calcul en exploitant la matrice de covariance de l'ensemble des vecteurs qui contribuent à l'accumulation. Plus formellement, si l'on considère les variables correspondant aux coordonnées des vecteurs normaux \vec{n}_k des faces à l'origine de l'accumulation, la matrice de covariance $Var(\vec{n}_k)$ peut être estimée à partir de p observations :

$$\widehat{Var}(\vec{n}_k) = \frac{1}{p-1} \sum_{i=1}^p (\vec{n}_i - \bar{\vec{n}}) (\vec{n}_i - \bar{\vec{n}})^T \quad (5.1)$$

avec $\bar{\vec{n}}$ représentant la moyenne empirique de la variable des vecteurs normaux.

Comme l'ensemble des vecteurs contribuant à l'accumulation d'un point considéré ont la même norme et peuvent venir de directions opposées, leur vecteur moyen est le vecteur nul et l'estimation de la variance peut alors s'écrire :

$$\widehat{Var}(\vec{n}_k) = \frac{1}{p-1} \sum_{i=1}^p (\vec{n}_i) (\vec{n}_i)^T \quad (5.2)$$

À partir de cette matrice de covariance, nous pouvons calculer ses vecteurs propres et considérer la première valeur propre comme la direction principale de l'objet tubulaire. En complément à la première méthode, nous avons donc une autre façon d'estimer la direction principale de l'objet tubulaire.

Afin d'évaluer et comparer la qualité des deux méthodes, nous avons effectué plusieurs expérimentations sur les objets présentés sur la figure Fig. 5.10. Différents types de données ont été utilisés : (i) scan quasi complet présentant simplement quelques zones ouvertes (Fig. 5.10, images

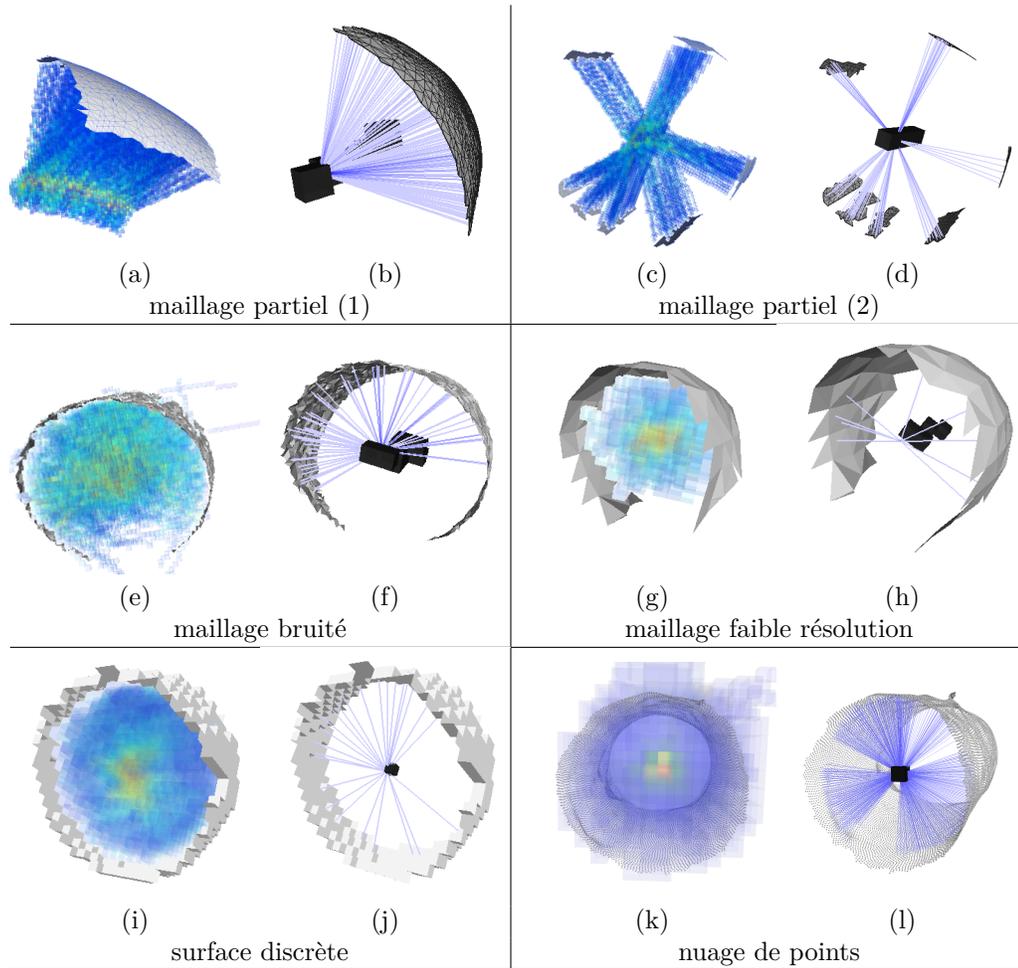


Fig. 5.9 – Expérimentation de la robustesse du calcul de l’accumulation appliqué sur différents types de surfaces. Les valeurs d’accumulations sont représentées sur les images (a,c,e,g,i,k) et les images (b,d,f,h,j,l) montrent les points dont les vecteurs normaux intersectent le voxel donné représenté en noir. Sur la surface discrète, les vecteurs normaux ont été estimés à partir de l’estimateur VCM [CLT14] et [Rus10].

(a–d); (ii) scan partiel simulé par la sélection des faces couvrant l’objet (Fig. 5.10, images (e–h)), (iii) même données que (ii) mais en extrayant uniquement le nuage de points (Fig. 5.10, images (i–j)). Comme on peut le voir sur les images (a–d) de la Fig. 5.10, les vecteurs obtenus sont globalement comparables, même s’il est possible de détecter une légère baisse de qualité par rapport à l’orientation des vecteurs et par rapport au nombre de vecteurs calculés qui peut être influencé par le paramètre α_{min} . Par contre, si l’on considère des images de scans partiels ou issus de nuages de points (Fig. 5.10 images (e–l)), nous pouvons remarquer que l’estimation est plus fortement dépendante du paramètre α_{min} qui peut fortement réduire le nombre d’estimations (i.e. 4% d’estimation pour $\alpha_{min} = 1$). Cela s’explique simplement par le fait que de nombreux vecteurs ne présentent pas assez d’écart pour intervenir dans le calcul. Enfin, pour fournir une analyse plus quantitative, nous avons mesuré la variation d’angle entre les directions calculées et la direction supposée constante d’une portion d’objet tubulaire. Le tableau (o) de la figure Fig. 5.10 montre que la méthode basée covariance réduit les erreurs moyenne, maximale et minimale.

Après avoir introduit et décrit l’algorithme d’accumulation qui permet d’estimer localement la présence et la direction principale d’un objet tubulaire, nous allons montrer dans la section suivante comment l’exploiter pour détecter et reconstruire la ligne centrale d’un objet tubulaire.

5.2.2 Extraction de la ligne centrale par suivi des accumulations

Dans cette partie, nous nous intéressons exclusivement à l’extraction de la ligne centrale d’un objet tubulaire ne présentant pas de bifurcation. Même si cette limitation paraît restreindre l’application dans d’autres domaines, le sujet sera développé dans la partie Section 5.3.

Malgré le fait que les valeurs maximales de l’accumulation soient bien centrées sur l’objet tubulaire, un simple seuillage n’est pas assez robuste pour extraire directement la ligne centrale. En particulier, une telle extraction demanderait l’ajustement manuel d’un paramètre de seuil. La figure Fig. 5.11 montre la sensibilité du choix du seuil qui suivant la valeur choisie, donne soit un ensemble de voxels trop épais (image (a) seuil à 100), soit des ensembles de voxels déconnectés (images (c) et (d), seuil à 600 et 900), ou enfin un ensemble proche de ce qui pourrait être attendu (image (b) seuil à 300). Pour éviter le réglage manuel d’un tel paramètre, l’exploitation de techniques classiques de seuillage automatique sur l’histogramme des accumulations pourrait être envisagée. Comme le montre le graphique (a) de la figure Fig. 5.12, la répartition des accumulations apparaît être unimodale ce qui laisse penser que la méthode proposée par Rosin [Ros01] pourra être utilisée. Malheureusement, l’application directe de cette technique donne tout d’abord une valeur de seuillage trop importante (Fig. 5.12 image (b)) donnant en résultat une ligne centrale trop épaisse pour voir une séquence de points intéressante. Inversement sur le scan partiel (Fig. 5.12, image (b)), le seuil obtenu est trop important, donnant plusieurs parties déconnectées ou localement trop épaisses. Une amélioration possible pourrait être de considérer un décalage du seuil au résultat espéré comme pouvaient le faire certains auteurs à l’origine de cette méthode unimodale [ZRL77]. L’expérimentation d’un tel décalage n’est pas non plus concluante car même s’il améliore le résultat visible sur l’image de la figure Fig. 5.12 (c), le résultat est dégradé sur l’image (f).

À travers ces observations, la définition d’un algorithme de suivi apparaît être nécessaire et utile pour obtenir une méthode efficace et automatique.

Idee principale de la méthode d’extraction de la ligne centrale. Pour approcher au mieux cette ligne centrale, nous proposons un algorithme de suivi basé sur la sortie de l’algorithme Alg. 5.1, i.e. l’image d’accumulation et les vecteurs des directions principales. Comme décrit dans l’algorithme

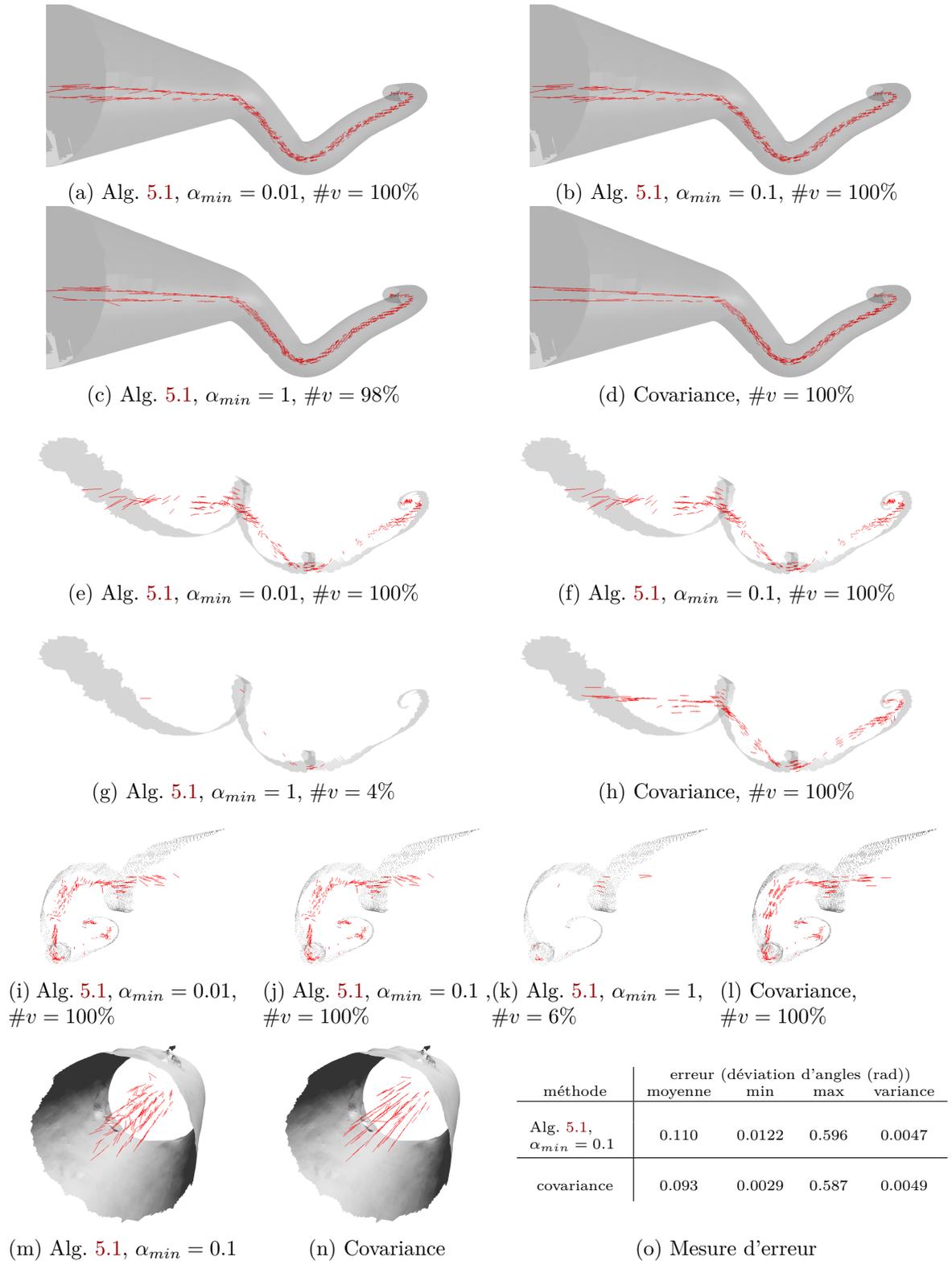


Fig. 5.10 – Comparaisons de l'estimation de la direction principale d'un objet tubulaire à partir de l'algorithme Alg. 5.1 (images (a-c,e-g, i-k, m)) et du calcul basé covariance (d, h, n). Le symbole $\#v$ représente le pourcentage de vecteurs pouvant être calculé par la méthode considérée.

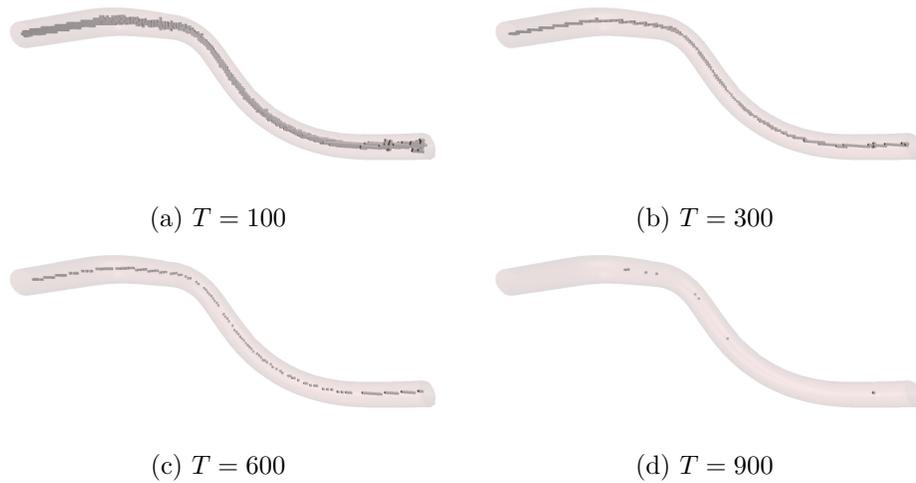


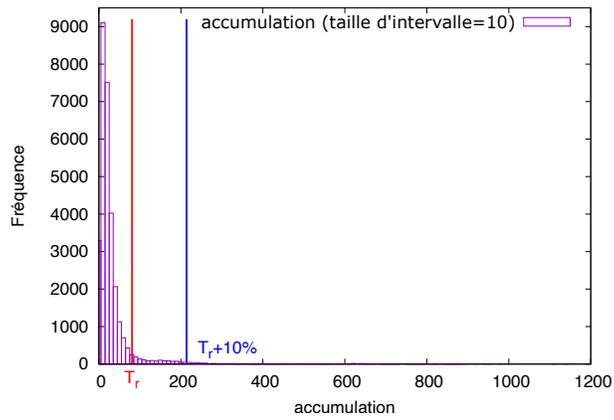
Fig. 5.11 – Illustration de la sensibilité du seuil sur l'accumulation T . La valeur maximale d'accumulation est de 1330.

Alg. 5.2, l'idée principale est de commencer à partir d'un point C_0 de valeur maximale d'accumulation. Ensuite, pour un point courant C_i de la ligne centrale, l'algorithme détermine le point suivant C_{i+1} comme étant le point de valeur maximale (calculé par la fonction `getMaxCoords()`) dans l'image 2D du patch I_{patch}^i (calculé par `extractPatch()`) défini dans le plan normal à la direction `dirImage(C_i)` à une distance `trackStep` du patch courant. La figure Fig. 5.13 montre le processus de suivi de l'algorithme illustré directement à partir de son implémentation grâce à la bibliothèque `DGtal` [DGta]. Enfin, pour pouvoir arrêter le processus du suivi, l'algorithme utilise la fonction `isInsideTube()` qui teste si le point courant est à l'intérieur du tube en regardant simplement sa valeur d'accumulation.

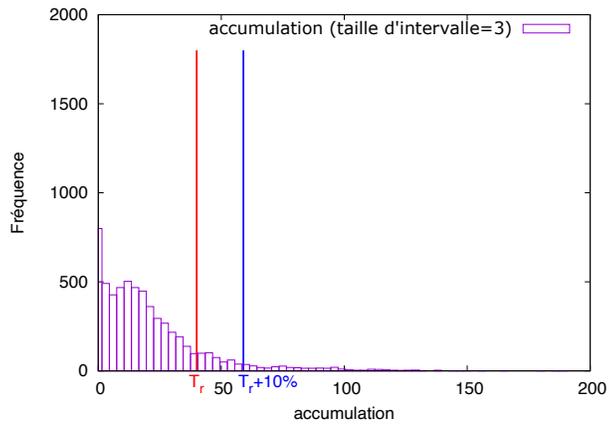
Optimisation de la position de la ligne centrale. Comme le résultat du suivi de la ligne centrale est défini dans un espace discret, des artefacts de discrétisation peuvent apparaître et la ligne centrale peut ne pas être parfaitement centrée à l'intérieur du tube (voir images (e, h) de la figure Fig. 5.14). De plus, selon la qualité des vecteurs normaux, l'algorithme de suivi peut être influencé par des directions de normales dégradées, faisant ainsi dévier la courbe résultante de la ligne centrale attendue. De telles perturbations peuvent drastiquement dégrader la qualité de l'analyse géométrique et imposer des post-traitements complexes.

Un premier moyen simple pour lisser la ligne centrale est d'appliquer pour chaque point de la courbe, une moyenne sur les voisins de la section tubulaire. Ces dernières peuvent se calculer simplement en utilisant la direction estimée dans l'algorithme Alg. 5.1 (voir image (a) de la figure Fig. 5.14). Une telle approche paraît possible pour les objets présentant un maillage régulier (images (d-f)) mais le résultat se retrouvera réellement dégradé lorsque ce n'est plus le cas comme sur les exemples (g-i) de la figure Fig. 5.14. Dans ce dernier cas, la ligne centrale résultante (image (i)) est attirée sur les zones les plus denses et présente un résultat plus irrégulier que le résultat initial (image (h)).

Pour éviter ces difficultés, nous proposons un algorithme d'optimisation simple permettant d'ob-



(a)



(d)

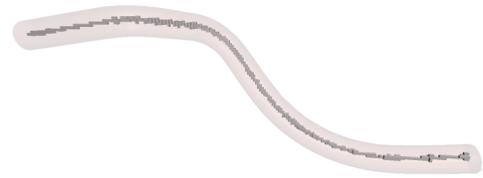
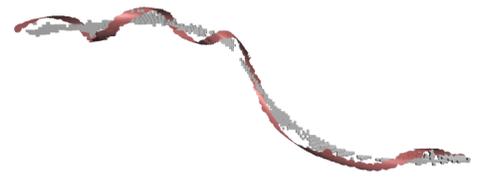
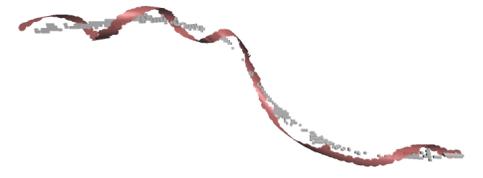
(b) résultat seuil de Rosin T_r (=81)(c) résultat seuil de Rosin $T_r + 10\%$ (=214)(e) résultat seuil de Rosin T_r (=81)(f) résultat seuil de Rosin $T_r + 10\%$ (=59)

Fig. 5.12 – Expérimentation de l'utilisation d'un seuil automatique à partir de la méthode basée histogramme et seuil de Rosin [Ros01].

Alg. 5.2 trackPatchCenter : Algorithme de suivi des maxima d'accumulation à partir d'un point d'origine et dans une direction donnée.

Input

accImage ▷ Image d'accumulation des vecteurs normaux.
dirImage ▷ Image des vecteurs de la direction principale du tube.
accRadius ▷ Longueur d'accumulation à partir des centres des faces.
startPt ▷ Point de départ du suivi (doit appartenir à la ligne centrale).
trackInFront ▷ Pour un suivi bi-directionnel.
trackStep ▷ Distance entre deux points consécutifs de la ligne centrale.

Output

centerline ▷ Ensemble des points constituant la ligne centrale.
continueTracking ▷ Vrai si le suivi peut continuer.
patchSize ▷ Dimensions du patch.
currentPt, previousPt ▷ Points considérés pendant une itération du suivi.
lastVect ▷ Direction associée au point précédent.
centerPatch ▷ Centre du patch.

Begin

```

centerline = emptySet()
continueTracking = true
patchSize = 2 * accRadius
currentPt = startPt
lastVect = trackInFront ? dirImage(startPt) : -dirImage(startPt)
previousPt = startPt - lastVect * trackStep
while continueTracking do
  centerline.append(currentPt)
  dirVect = dirImage[currentPt].normalized()
  if lastVect.dot(dirVect) < 0 then
    dirVect = -dirVect
  continueTracking = isInsideTube(accImage, currentPt, previousPt, trackStep, π/3)
  previousPt = currentPt
  centerPatch = currentPt + (dirVect * trackStep) ▷ Définit le centre du prochain patch.
  if not accImage.domain().contains(centerPatch) then
    break

  ▷ Extrait une image 2D de taille 2*accRadius à partir d'une image 3D accImage,
  centrée sur centerPatch et dirigée dans la direction de dirVect.

  patchImage = extractPatch(accImage, centerPatch, dirVect, 2 * accRadius)
  maxCoords = getMaxCoords(patchImage)
  lastVect = dirVect
  previousPt = currentPt
  currentPt = patchSpaceToAccImageSpace(maxCoords)
return centerline

```

End

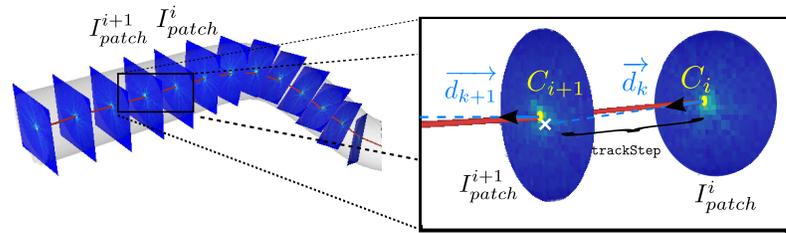


Fig. 5.13 – Illustration de l'algorithme de suivi.

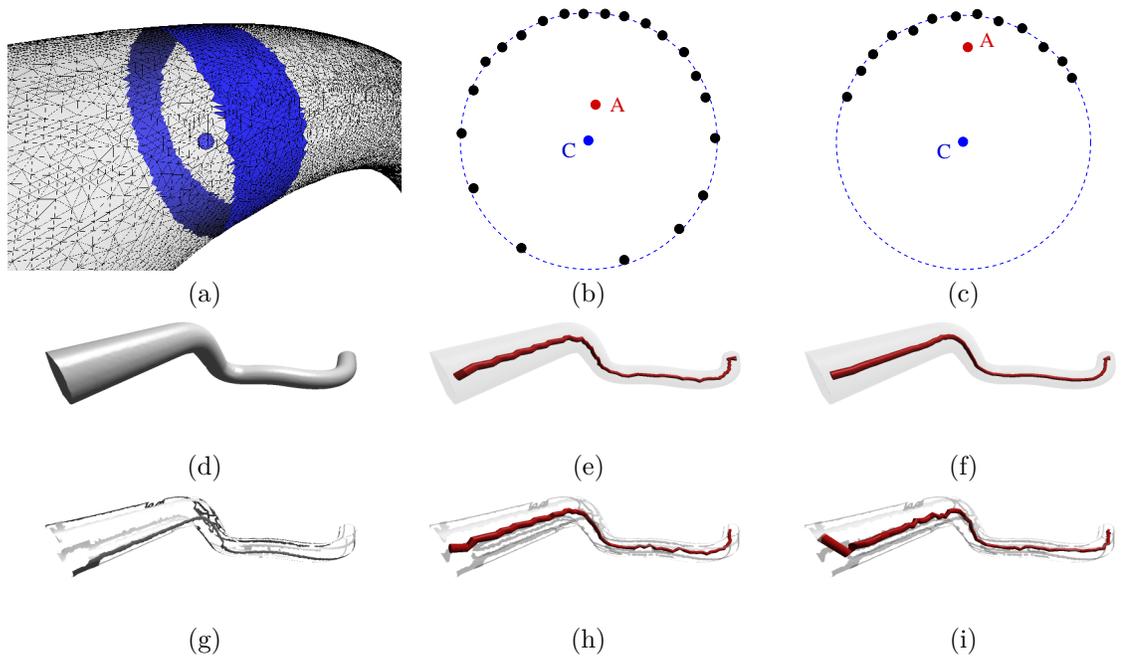


Fig. 5.14 – Illustration de l'optimisation de la position de la ligne centrale par moyenne du voisinage par section tubulaire (en bleu, images (a-c)). La moyenne des points du maillage peut donner une approximation lissée sur un maillage homogène (image (f)) mais n'est pas efficace sur des objets partiellement scannés (images (g-i)).

tenir une ligne centrale parfaitement centrée. L'idée consiste à modéliser la qualité de l'ajustement de la ligne centrale par une erreur $E_s(C)$ définie par la somme des différences au carré entre le rayon R du tube et la distance entre le centre du tube C et ses points du maillage associé M_i (définis et enregistrés dans l'algorithme Alg. 5.1). Il s'agit de trouver la meilleure position du centre C qui minimise cette erreur. Autrement dit, nous recherchons le cercle de rayon R qui correspond au mieux aux points M_i au sens des moindres carrés. L'erreur est donc définie par :

$$E_s(C) = \sum_{i=0}^{N-1} (\|\overrightarrow{CM_i}\| - R)^2. \quad (5.3)$$

Ce problème de minimisation est facilement résolu par un algorithme de descente de gradient qui suit la direction de la plus grande pente de l'erreur. Par une simple dérivation le gradient vaut :

$$\nabla E_s(C) = 2 \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\overrightarrow{CM_i}}{\|\overrightarrow{CM_i}\|} (R - \|\overrightarrow{CM_i}\|). \quad (5.4)$$

La descente de gradient peut être interprétée comme une force élastique agissant sur le centre C et le tirant ou le poussant dans la direction des données en fonction de la distance courante au tube. Le processus de minimisation devient alors l'application sur C de la somme \vec{f} de ces forces qui peut s'écrire (en utilisant les notations de la figure Fig. 5.15) :

$$\vec{f} = \sum_{i=0}^N \overrightarrow{P_i M_i} \quad (5.5)$$

Ainsi, à chaque étape, l'erreur total E_S décroît et le processus peut être itéré jusqu'à convergence (i.e. la différence d'erreur entre deux itérations est inférieure à un seuil donné ϵ_o). Les graphiques au milieu et à droite de la figure Fig. 5.15 montrent des exemples de convergence observés à la fois avec des rayons proches de la réalité (image (b)) et éloignés (image (c)). On peut remarquer qu'une mauvaise estimation du rayon retarde la convergence, mais cette dernière apparaît quand même ensuite.

Contrairement à une simple moyenne sur le voisinage des points, l'optimisation s'applique aussi sur des maillages partiels avec parties manquantes ou à trous. De plus, il est possible de pondérer chaque force avec l'aire de la face associée pour équilibrer les forces lors d'un échantillonnage irrégulier avec différentes densités de points. Cette optimisation n'a pas été expérimentée car même sur des données réelles, la qualité semblait très satisfaisante. La figure Fig. 5.15 présente les résultats obtenus sur des maillages de différents types et les compare avec les résultats obtenus directement depuis l'algorithme de suivi (images (c, d) et (e, f)), ou après optimisation par moyenne (image (a, b)).

Mesure de la qualité de l'extraction. En dehors de l'aspect visuel de la ligne centrale obtenue, il est important d'avoir une mesure donnant une indication sur la qualité de l'extraction. Pour cela, nous pouvons déterminer pour chaque point du maillage sa distance minimale d_c à la ligne centrale et calculer l'écart type de l'ensemble de ces valeurs. Par exemple, si une ligne centrale est parfaitement centrée, l'ensemble des distances projetées sera, par définition, égale

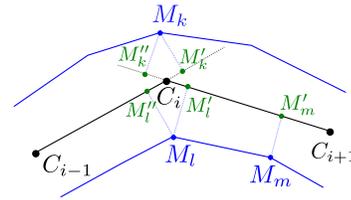


Fig. 5.17 – Illustration de la projection des points du maillage pour l'évaluation de la qualité de la ligne centrale.

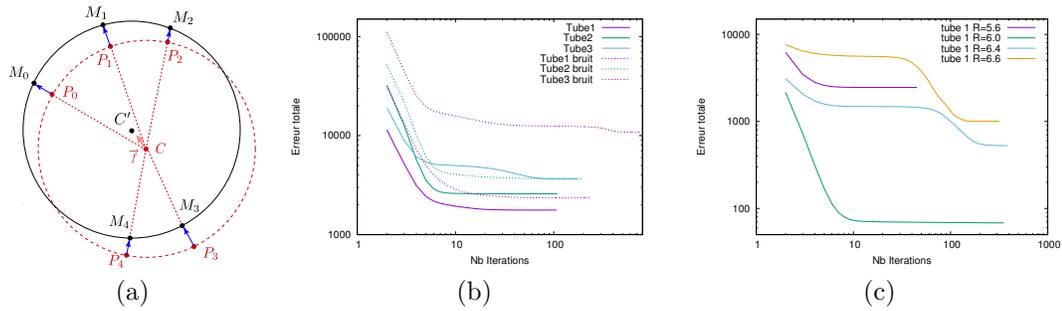


Fig. 5.15 – À gauche : Illustration du processus d'optimisation de la position de la ligne centrale (point C) avec des forces élastiques (flèches bleues). Chaque force élastique est rattachée à un point du maillage source (point M_i représenté en noir) et orientée dans la direction du centre du cercle virtuel S . Au milieu (resp. à droite) : évolution de la vitesse de convergence du processus d'optimisation en utilisant un rayon estimé proche (resp. différent) du rayon réel.

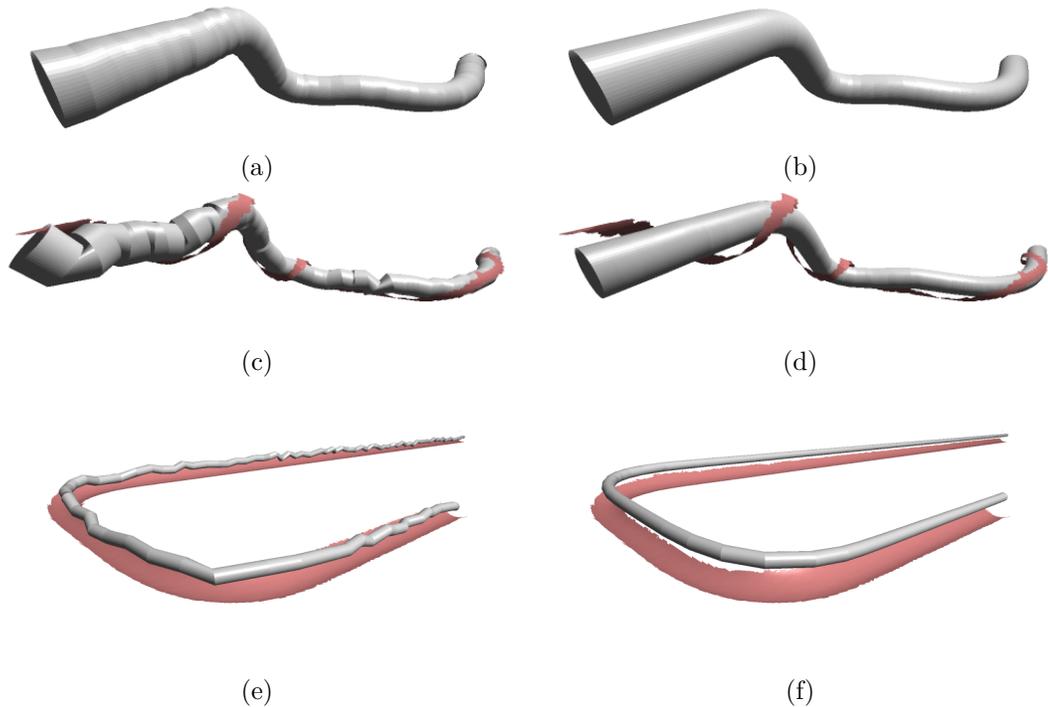


Fig. 5.16 – Résultats de la phase d'optimisation de la ligne centrale (à droite) et comparaisons (à gauche) sur des scans complets (a, b) et partiels (c-f). Les images (c et e) (resp. (a)) représentent les lignes centrales obtenues directement après l'algorithme de suivi (resp. par moyennage).

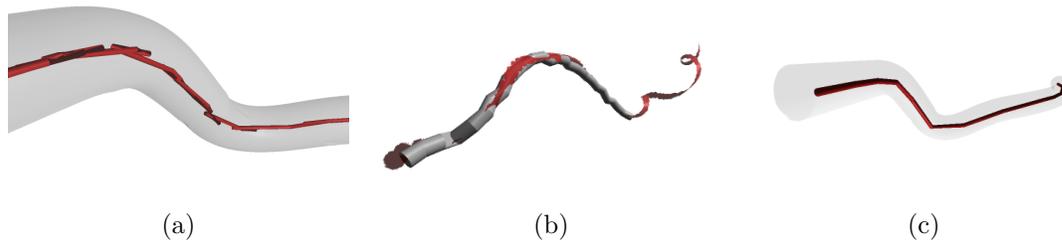


Fig. 5.18 – Exemples de résultats obtenus en choisissant des paramètres mal adaptés : optimisation de la position de la ligne centrale avec un rayon trop large (image (a)), utilisation d’une distance d’accumulation trop petite (image (b)), et extraction en utilisant une petite taille de grille.

au rayon du tube avec un écart type proche de 0. À l’inverse, une ligne centrale qui s’éloignerait du centre de l’objet tubulaire donnerait alors des valeurs de distances à la ligne centrale avec un plus grand écart-type même si la valeur moyenne des distances pourrait toujours être proche de la valeur réelle du rayon de l’objet tubulaire.

Le calcul de la distance minimale d’un point du maillage M_k à la ligne centrale peut s’estimer par projection. À partir de la représentation polygonale (C_i) de la ligne centrale, il s’agit de projeter chaque sommet du maillage M_j sur un des segments (C_j, C_{j+1}). Pour les cas où les points du maillage ne se projettent pas à l’intérieur d’un segment, la distance peut être estimée en considérant le point de la ligne centrale le plus proche. Par exemple, sur la figure Fig. 5.17 le point du maillage M_k ne se projette orthogonalement ni à l’intérieur du segment $[C_{i-1}, C_i]$ ni à l’intérieur de $[C_i, C_{i+1}]$. Dans ce cas, la distance minimale peut être déterminée par la longueur du segment $[M_k, C_i]$. Inversement, un point du maillage peut aussi se projeter orthogonalement sur deux segments différents. C’est par exemple le cas pour le point M_l qui se projette à la fois à l’intérieur du segment $[C_{i-1}, C_i]$ et $[C_i, C_{i+1}]$ avec respectivement les points M_l'' et M_l' . Dans ce cas, il suffit de considérer la distance minimale entre les deux longueurs de ces segments. Enfin dans les autres cas, le point se projette de manière unique sur un des segments et il suffit alors de considérer la longueur entre le point du maillage et son projeté (par exemple la distance $[M_m, M_m']$).

Cette estimation permettra de mieux quantifier la qualité de l’extraction de la ligne centrale (par rapport à se baser uniquement sur l’aspect visuel). La qualité des reconstructions de la section Sect. 5.2.4 sera mesurée à partir de cet estimateur.

Choix des paramètres et cas limites L’algorithme d’extraction de la ligne centrale présente quelques paramètres qui peuvent se régler de manière relativement simple, surtout lorsque l’on traite des objets sur lesquels des paramètres peuvent être facilement estimés comme par exemple le rayon du tube attendu. Cependant, le réglage de certains paramètres peut avoir une importance par rapport à la qualité du résultat. Le récapitulatif des différents paramètres est le suivant :

- Rayon R : en dehors du processus d’accumulation décrit dans le point suivant, ce paramètre a une certaine influence dans la phase d’optimisation de la ligne centrale que nous avons décrite dans la partie précédente. Par exemple, dans le cas d’une surestimation du rayon, l’optimisation appliquée sur un scan partiel (comme sur la figure Fig. 5.16), aura tendance

à écarter (resp. attirer) localement la ligne centrale vers le maillage initial. Dans le cas d'un scan complet, une surestimation du rayon tendra à écarter les points les uns des autres pour minimiser les erreurs tout en restant au centre du tube. Cette surestimation provoquera une apparition des points dans un mauvais ordre et provoquera des artefacts visibles sur l'image (a) de la figure Fig. 5.18. Enfin, une sous-estimation du rayon aura comme conséquence de dégrader la qualité du résultat avec plus de sensibilité par rapport aux variations de densité du maillage.

- Distance d'accumulation ($R + \epsilon$) : une surestimation de ce paramètre n'a pas forcément une grande influence tant que la zone d'accumulation n'est pas à proximité d'une autre zone tubulaire. À l'inverse, une sous-estimation peut entraîner une mauvaise détection, en particulier pour des scans partiels où la ligne centrale détectée aura tendance à être trop proche de l'objet initial. L'image (a) de la figure Fig. 5.18 illustre une détection obtenue avec un rayon trop petit par rapport à la taille de l'objet scanné.
- Taille de la grille pour la discrétisation : ce paramètre peut avoir une influence par rapport à la précision et à l'efficacité de la méthode. Une petite taille de grille entraînera des calculs plus longs avec un espace mémoire plus important mais donnera une plus grande finesse dans la reconstruction. Inversement, une large valeur permettra d'obtenir une ligne centrale moins précise mais sera plus rapide. Un exemple d'extraction obtenu avec une taille de grille multipliée par quatre est présenté sur l'image (c) de la figure Fig. 5.18.
- Le pas de reconstruction *TrackStep* : ce paramètre doit être choisi en lien avec le rayon du tube estimé. En particulier, il doit être choisi assez grand pour avoir une distance raisonnable entre deux points pour appliquer ensuite l'optimisation de la position. Et inversement, une valeur trop grande risquera de faire arrêter la détection dans des zones courbes du tube.
- Estimateur de la direction principale du tube : le choix entre les deux méthodes proposées peut avoir une influence par rapport à la robustesse de la méthode. Plus précisément, suivant la valeur du paramètre α_{min} , on peut soit avoir des directions approximatives soit avoir une absence d'estimation (comme décrit précédemment avec la Section 5.2.1). Pour combler ces non détections, une solution serait d'utiliser les valeurs dans le voisinage de la donnée manquante afin d'estimer la direction la plus probable. Cependant l'estimation basée sur la covariance apparaît être un choix idéal évitant d'avoir à régler le paramètre α_{min} .

Parmi ces différents paramètres, seul le rayon R apparaît être important à estimer par rapport à la qualité du résultat. Cependant, comme nous le verrons par la suite, il serait envisageable de pouvoir l'estimer simplement à partir de la distance d'accumulation.

5.2.3 Extraction de parties droites/courbes

Après avoir proposé une nouvelle méthode d'extraction de ligne centrale, nous nous intéressons au problème de segmentation d'un objet tubulaire en parties rectilignes et toriques. La première motivation pour étudier ce problème venait de l'intérêt au niveau applications industrielles à travers l'objectif de retrouver les paramètres de modélisation 3D de pièces métalliques tubulaires. Parmi les approches d'extraction de ligne centrale référencées dans la section Sect. 5.1.2, certains auteurs se sont aussi intéressés à cette problématique comme, en particulier, Bauer et Polthier [BP09]

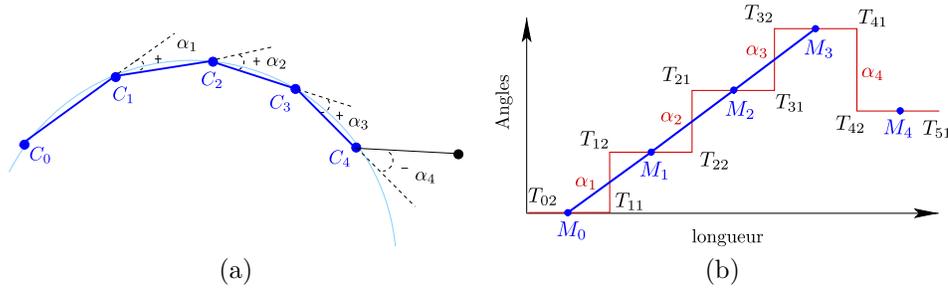


Fig. 5.19 – Illustration de l'espace des tangentes : (a) courbe polygonale en entrée, (b) représentation dans l'espace des tangentes.

qui ont aussi proposé une approche permettant de retrouver la modélisation des pièces tubulaires. Malheureusement, l'implémentation de leur méthode paraît plus complexe à mettre en place et le code n'est pas accessible à cause d'une propriété industrielle.

Reposant sur la qualité et la régularité de la méthode d'extraction, nous avons voulu exploiter ce résultat pour adapter une technique déjà existante pour des contours 2D. Pour cela, nous proposons d'étendre en 3D une méthode proposée par Nguyen *et al.* [Ngu10, NDR11a, NDR11b] qui était définie initialement pour décomposer une courbe discrète en arcs de cercles et segments de droites. Cette méthode repose sur les propriétés des arcs de cercles dans l'espace des tangentes qui s'inspire des travaux de Arkin [ACH⁺91] et Latecki [LL00] que nous allons décrire rapidement dans le paragraphe suivant. D'autres approches basées courbure auraient pu être envisageables en exploitant des estimateurs récents [NDR08b] mais les valeurs de la courbure paraissaient moins stables à exploiter.

Espace des tangentes et détection d'arcs de cercles La représentation dans l'espace des tangentes d'une séquence de points $C = \{C_i\}_{i=0}^n$ est définie comme suit :

Soit l_i la longueur d'un segment $C_i C_{i+1}$ et $\alpha_i = \angle(\overrightarrow{C_{i-1}C_i}, \overrightarrow{C_i C_{i+1}})$. On considère la transformation qui associe C à un polygone de \mathbb{R}^2 constitué des segments $T_{i2}T_{(i+1)1}, T_{(i+1)1}T_{(i+1)2}$, $0 \leq i < n$ (voir figure Fig. 5.19) avec : $T_{02} = (0, 0)$, $T_{i1} = (T_{(i-1)2}.x + l_{i-1}, T_{(i-1)2}.y)$ pour i de 1 à n , et $T_{i2} = (T_{i1}.x, T_{i1}.y + \alpha_i)$ pour i de 1 à $n - 1$. De plus, soit $M = (M_i)_{i=0}^{n-1}$ la séquence des points médians des segments $T_{i2}T_{(i+1)1}$ pour i de 0 à $n - 1$. L'idée principale de la méthode de détection d'arcs est que si C est un polygone qui approxime un cercle ou un arc de cercle, alors $(M_i)_{i=0}^{n-1}$ est approximativement une séquence de points co linéaires [NDR11a]. Par exemple, si l'on considère la séquence de points de C_0 à C_4 de la figure Fig. 5.19 (a), on peut voir qu'ils forment respectivement une séquence de points co linéaires avec les points de M_0 à M_4 .

Adaptation sur des courbes en 3D L'algorithme de reconnaissance d'arcs de cercles s'effectue d'abord en considérant un algorithme de polygonalisation de la forme discrète qui permet d'être moins sensible aux petites variations non significatives. Les auteurs ont proposé d'exploiter l'algorithme basé sur les segments flous [DRFRD06]. Dans cette partie, nous avons d'abord voulu vérifier que l'approche pouvait être adaptée en trois dimensions et nous avons laissé en perspective l'intégration de la représentation polygonale de la courbe 3D.

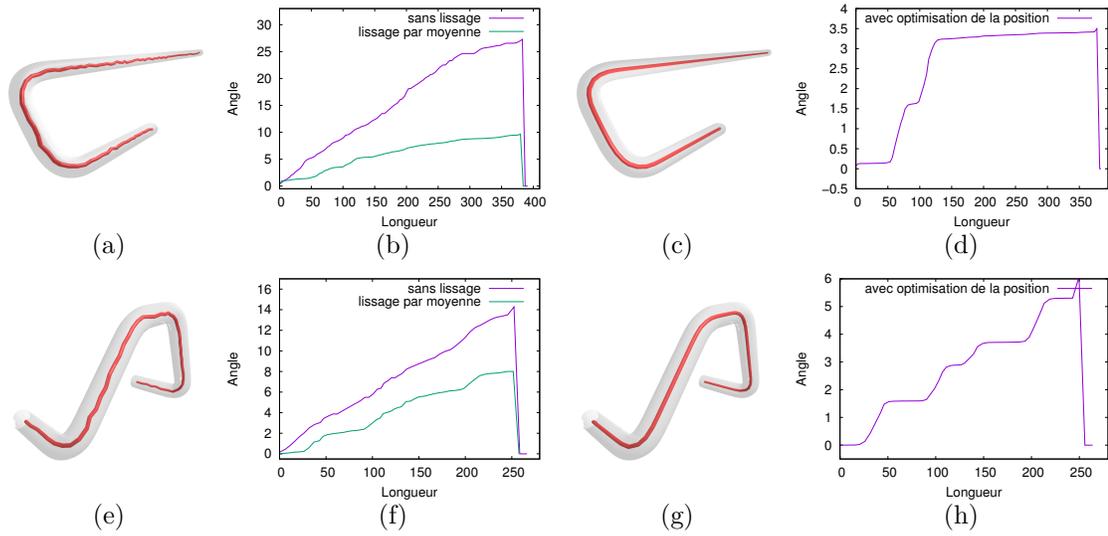


Fig. 5.20 – Résultats de la représentation dans l'espace des tangentes de la ligne centrale obtenue avec (c,d,g,h) ou sans (a,b,e,f) optimisation.

Nous considérons donc la séquence des points (C_i) de la ligne centrale obtenue dans la section précédente (Section 5.2.2) et il s'agit de calculer sa représentation dans l'espace des tangentes. Afin de mesurer l'importance de la phase d'optimisation décrite précédemment, les deux versions des courbes ont été utilisées pour générer leur représentation dans l'espace des tangentes. Les lignes centrales représentées sur les images (a) et (e) de la figure Fig. 5.20 génèrent une représentation (b,f) qu'il paraît très difficile d'exploiter, car les zones toriques ou rectilignes n'apparaissent pas clairement, même visuellement. Les résultats exploitant la courbe lissée par moyenne paraissent un peu plus significatifs car on arrive à mieux distinguer les zones qui pourraient correspondre aux zones droites ou toriques, mais elles semblent toujours difficiles à exploiter. À l'inverse, les représentations obtenues à partir des courbes dont la position est optimisée (graphiques (d) et (h)), mettent directement en évidence les zones toriques et rectilignes qui se traduisent par des zones linéaires.

Afin de mettre en évidence l'extraction des zones toriques et rectilignes, nous avons défini une première approche en appliquant simplement un seuil sur la pente définie par deux segments consécutifs de l'espace des tangentes : pente définie par le segment (M_k, M_{k+1}) . Cette approche apparaît pertinente car les graphes sont très lisses grâce à la phase d'optimisation. Même sans faire la détection de la co linéarité des points médians comme préconisé par les auteurs [NDR11a], la pente paraît être déjà intéressante pour identifier les zones toriques et rectilignes.

Pour effectuer des premières expérimentations, nous avons donc utilisé directement la séquence de points résultante de l'algorithme Alg. 5.2 que nous avons représenté dans l'espace des tangentes. Ensuite, la détection des zones singulières a été appliquée en utilisant un seuil S_{tgt} sur les pentes des segments (M_i, M_{i+1}) . La figure Fig. 5.21 montre des exemples de décomposition d'une forme tubulaire où les zones toriques sont représentées en couleur bleu foncé. Les parties toriques et rectilignes sont correctement identifiées même sur les maillages partiels (seconde ligne figure Fig. 5.21) en utilisant des seuils identiques. Seules des zones apparaissent déconnectées sur l'image (e) de la

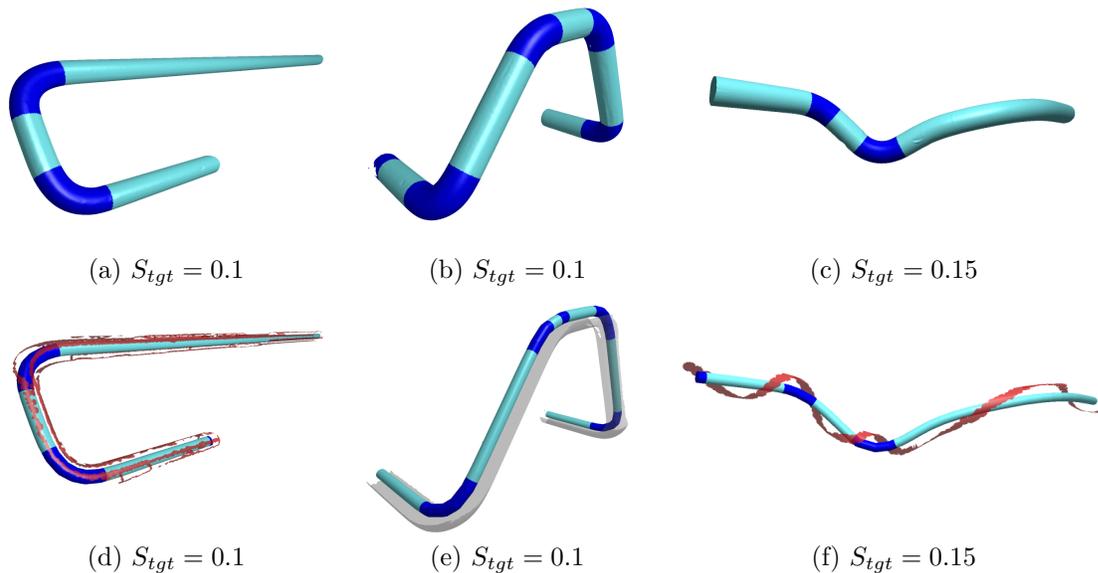


Fig. 5.21 – Résultats de l’analyse dans l’espace des tangentes pour la détection de zones toriques (bleu foncé) et rectilignes (bleu clair). Sur la seconde ligne, les maillages des objets sources sont représentés en transparence et les zones toriques et rectilignes sont représentées sur la ligne centrale d’un rayon suffisant pour être lisible.

figure Fig. 5.21 qui sont dues à l’optimisation qui est localement moins efficace sur la zone associée à un défaut.

Dans cette section, nous avons pu montrer que l’algorithme de décomposition en arcs et segments peut être clairement étendu sur les courbes de lignes centrales obtenues par l’algorithme basé sur l’accumulation des normales. Le simple seuillage dans l’espace des tangentes confirme une bonne première détection. L’extension complète avec la décomposition du graphe de l’espace des tangentes est une perspective intéressante qui permettra d’obtenir une décomposition globale indépendante d’un seuil et pouvant reconnaître et différencier plusieurs arcs de cercles consécutifs.

5.2.4 Résultats et expérimentations

Après avoir présenté la méthode pour extraire la ligne centrale d’un objet tubulaire, il s’agit de montrer les résultats obtenus sur plusieurs types de données : maillages, nuages de points, données discrètes ou cartes de hauteurs. Une démonstration en ligne permet aussi de reproduire différents résultats :

Demonstr. 5.9- <https://kerautret.github.io/TubeGeomAccIPOLDemoLink>

Extraction sur scan laser complet. Tout d’abord, nous avons expérimenté la méthode proposée sur les données brutes issues d’un scanner laser à bras articulé. Afin de mesurer la robustesse de l’algorithme, nous n’avons appliqué aucun post-traitement sur les maillages obtenus (sans normalisation de l’échelle, ni simplification de maillage ou fermeture de trous). La figure Fig. 5.22 présente

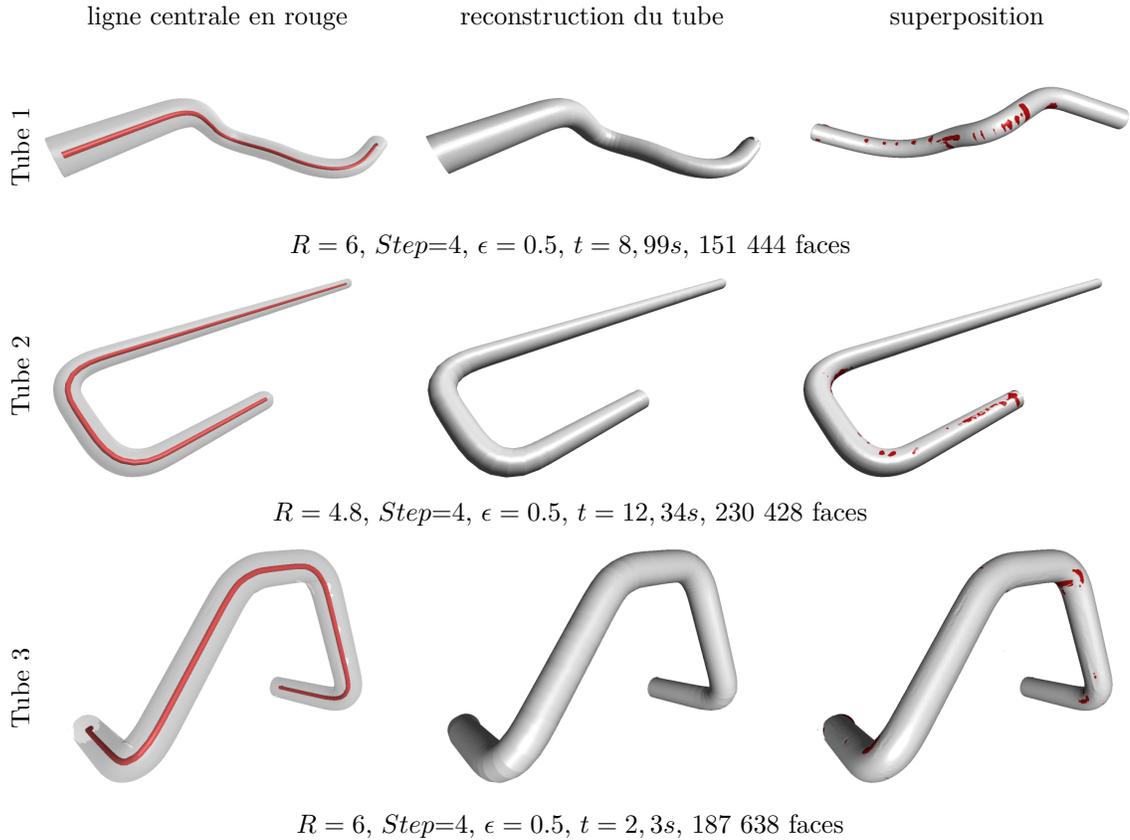


Fig. 5.22 – Résultats de l'extraction de la ligne centrale sur trois pièces métalliques. La première colonne montre la ligne centrale en rouge avec en transparence le maillage source. La seconde colonne montre la reconstruction définie avec le diamètre du tube utilisé pour l'extraction du tube et la dernière colonne superpose le maillage source (gris) avec la reconstruction un rayon $R - 0.1$ pour visualiser les défauts du tube (en rouge).

les résultats obtenus sur trois formes de tubes et montre la superposition de la ligne centrale obtenue (rouge) et du maillage source (transparent). A partir de la ligne centrale et du rayon initial, nous pouvons aussi reconstruire l'objet tubulaire en générant un maillage basé sur des sections circulaires associées à chaque point de la ligne centrale (seconde colonne de la figure Fig. 5.22). Afin d'avoir un premier aperçu de la qualité de la reconstruction, nous avons reconstruit l'objet tubulaire en utilisant des rayon légèrement plus petit ($R - 0.1$) et superposé avec l'objet original. Une telle superposition montre que la reconstruction est très proche du maillage original et met en évidence les zones présentant des défauts dus à la déformation de l'objet métallique durant sa production industrielle.

Afin de localiser plus finement les erreurs entre l'objet tubulaire reconstruit et l'objet original, il est possible de calculer la distance minimale entre le maillage source et l'objet tubulaire. La figure Fig. 5.23 montre ces mesures d'erreur sur différents objets tubulaires.

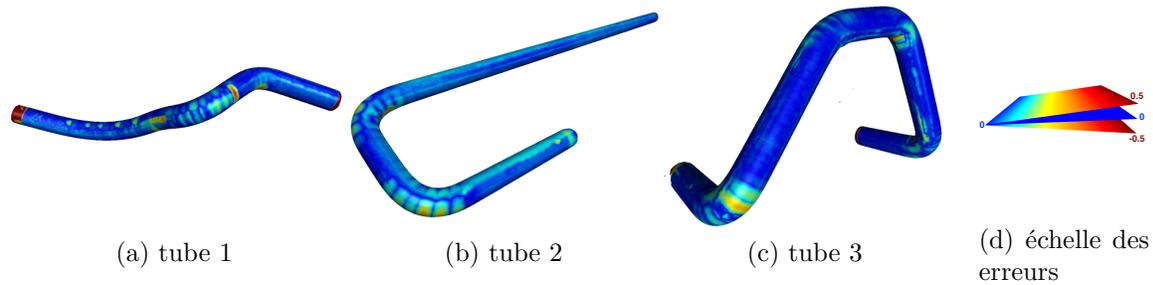


Fig. 5.23 – Visualisation des erreurs obtenues lors de la reconstruction (i.e. distance minimale entre les faces du maillage source et les faces du maillage de la reconstruction).

Extraction sur des maillages d’objets partiellement scannés. Le fait que la méthode proposée puisse s’appliquer sur des maillages partiels sans pré-traitement constitue une qualité intéressante qui permet d’éviter une grande variabilité dans la qualité des résultats. Afin de vérifier que la méthode est robuste aux maillages partiels, nous avons d’abord généré des scans partiels en filtrant les faces en fonction de l’ordre dans lequel elles ont été scannées. La figure Fig. 5.24 illustre cet ordre à travers la colorisation chronologique de chaque face. Un autre type de scan partiel a été généré toujours en utilisant le support des scans réels, mais en sélectionnant les premières faces rencontrées suivant une direction donnée et en filtrant celles dont les normales sont proches de la direction choisie (angle de 35 degrés pour les scans représentés sur la figure Fig. 5.25, seconde ligne).

Les expérimentations ont été effectuées avec les mêmes paramètres que pour les maillages complets sauf pour le paramètre de la distance d’accumulation maximale (ϵ) qui a été augmentée de 1 ou 1.5 pour les maillages pris dans une direction de façon à permettre d’avoir une extraction complète. L’utilisation d’une plus petite valeur entraînait une détection partielle due à une sortie de tube prématurée.

Le tableau Tab. 5.2 montre les mesures de centricité qui ont été décrites dans la section Sect. 5.2.2. Ces mesures confirment le gain obtenu par l’utilisation de l’optimisation de la position. Contrairement à l’optimisation basique basée sur la moyenne d’un voisinage (résultats de la seconde ligne du tableau Tab. 5.2), l’optimisation en fonction du rayon permet d’obtenir de faibles variances même sur les maillages très partiels (la variation de rayon obtenue sur les différents types de maillages est inférieure à 10^{-2} pour les trois types de tubes).

Extraction sur des nuages de points L’extraction sur des nuages de points a aussi été expérimentée en utilisant les maillages des tubes précédents mais en extrayant simplement tous les sommets sans les faces. De cette façon, il est possible de comparer facilement la qualité de l’extraction obtenue par rapport aux mêmes objets initiaux. Comme suggéré dans la section précédente, les expérimentations de la figure Fig. 5.26 ont été effectuées en estimant tout d’abord les normales de la surface en utilisant l’estimateur implémenté dans la bibliothèque *PCL* [Rus10] avec une taille de voisinage égale à 1. Ensuite les expérimentations ont été réalisées en appliquant les mêmes algorithmes après importation des vecteurs normaux et en utilisant les mêmes valeurs de paramètres que celles utilisées pour les expérimentations précédentes. L’ensemble des extractions présentées sur la figure Fig. 5.26 montre des résultats comparables à ceux obtenues avec des maillages. Seul le cas du nuage de points associé au tube 1 avec visibilité partielle (image de gauche, dernière ligne

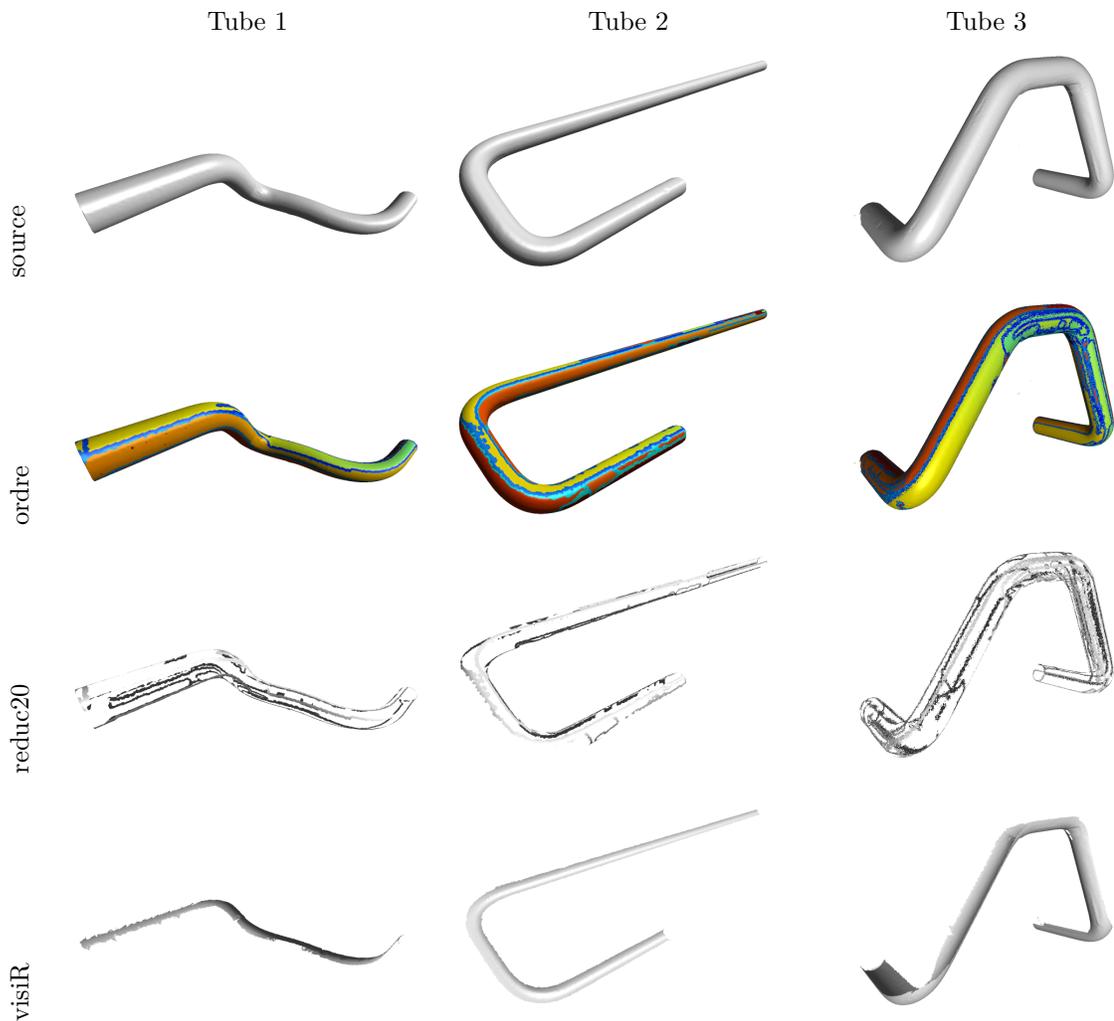


Fig. 5.24 – Illustration de la génération des maillages partiels définis à partir des maillages sources (première ligne) et en fonction de l'ordre d'acquisition des faces (seconde et troisième lignes) ou en fonction de la direction des normales (quatrième ligne). La seconde ligne illustre l'ordre chronologique d'acquisition des faces du maillage. Les maillages partiels de la troisième ligne ont été obtenus après sélection de 20% faces (dans ordre de scan) et ceux de la quatrième ligne ont été obtenus en excluant les faces dont la direction des normales s'écarte de plus de 35° par rapport à une direction pré-définie.

objet		Tube 1			Tube 2			Tube 3		
type	maillage	entier	select20	visiR	entier	select20	visiR	entier	select20	visiR
discret	R médian	5.937	6.012	5.944	4.779	4.749	4.724	5.961	6.073	6.010
	variance R	0.563	0.389	1.152	0.481	0.475	0.490	0.383	0.383	0.624
moyenne	R médian	5.909	5.947	8.452	4.739	4.990	6.306	5.921	5.975	7.524
	variance R	0.231	1.088	12.25	0.080	2.018	8.581	0.174	0.824	9.320
optimis.	R médian	5.982	5.981	5.979	4.753	4.753	4.762	6.002	6.002	5.994
	variance R	0.023	0.105	0.140	0.013	0.008	0.050	0.031	0.055	0.127

TABLE 5.1 – Mesure de la centricité de la ligne centrale obtenue sur différentes qualités de maillage. Les maillages utilisés sont les maillages représentés sur la figure Fig. 5.24.

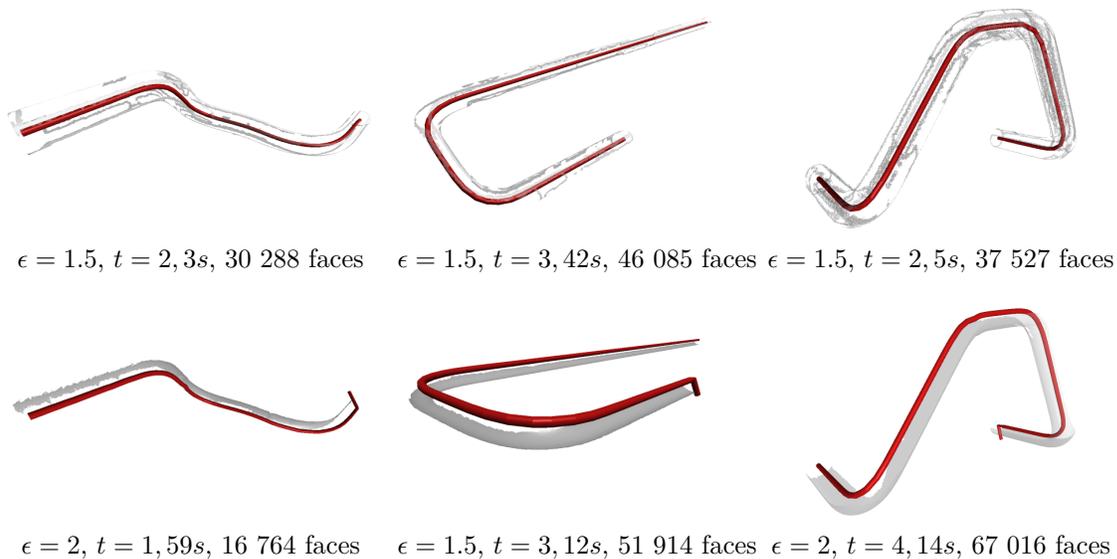


Fig. 5.25 – Résultats de l'extraction de la ligne centrale (en rouge) sur des tubes partiels (en gris). Les maillages de la première ligne ont été obtenus en sélectionnant 20% des faces issues des maillages représentés sur la figure Fig. 5.22. Ceux de la seconde ligne ont été extraits en filtrant les faces orientées dans une certaine direction. Les paramètres utilisés sont les mêmes que pour la figure Fig. 5.22 hormis les paramètres précisés ci-dessus.

objet		Tube 1			Tube 2			Tube 3		
type	nuage pts	entier	select20	visiR	entier	select20	visiR	entier	select20	visiR
discret	Médian R	5.931	5.933	6.156	4.750	4.719	4.845	5.969	5.944	5.937
	var R	0.520	0.414	2.853	0.434	0.750	1.653	0.6156	0.538	0.654
moyenne	Médian R	5.906	5.894	8.311	4.735	4.960	6.281	5.917	5.935	7.297
	var R	0.247	0.991	12.3	0.089	1.936	8.480	0.342	0.804	9.162
optimis.	Médian R	5.981	5.980	5.985	4.753	4.754	4.756	6.001	6.000	5.99
	var R	0.031	0.015	0.901	0.023	0.026	0.030	0.2315	0.161	0.142

TABLE 5.2 – Mesure de la centricité de la ligne centrale obtenue sur différentes densités de nuages de points. Les mesures ont été calculées à partir des résultats présentés sur la figure Fig. 5.26.

de la figure Fig. 5.26) montre seulement une extraction partielle, mais l’implémentation donne directement les résultats obtenus sans extraction des parties interrompues. Globalement, les temps d’exécution sont comparables, même si les temps donnés sur la figure sont inférieurs, mais le temps n’inclut pas le calcul des normales.

Au niveau de la précision, nous avons aussi mesuré la centricité sur les reconstructions obtenues à partir des nuages de points. La faible variance des résultats obtenus avec l’optimisation est comparable à la faible variance des résultats précédents définis sur les maillages à l’exception du tube 1 avec le nuage de point partiels où la reconstruction est incomplète.

Extraction sur des données discrètes Comme nous l’avons décrit précédemment, la méthode d’extraction de la ligne centrale peut être aussi exploitée sur des données de type discret définies comme un ensemble de voxels. Afin d’expérimenter l’algorithme sur ce type donné, nous avons utilisé l’estimateur VCM [CLT14] qui permet potentiellement de prendre en compte du bruit tout en ayant des propriétés de convergence. Pour réaliser les expérimentations de la figure Fig. 5.26, les différentes versions discrètes des tubes 1, 2 et 3 ont été générées en discrétisant directement le maillage à partir d’une conversion des sommets du maillage. D’autres méthodes de discrétisation auraient pu être utilisées comme avec l’utilitaire *binvox* [Min17, KJA01] mais la simple discrétisation triviale avait l’avantage de faciliter les comparaisons avec le maillage d’origine (pas de changement d’échelle) et de mesurer la robustesse de la méthode sur des données non nécessairement remplies et pouvant présenter des variations au niveau topologique.

Les expérimentations ont d’abord été effectuées en estimant les normales avec les paramètres donnés par défaut de l’estimateur VCM ($R = 5$ and $r = 3$) à partir de l’implémentation accessible sur *GitHub* [Lac17] (voir images de la seconde rangée (b) de la figure Fig. 5.27). Ensuite, le même algorithme d’extraction de la ligne centrale a été utilisé en prenant en entrée le maillage défini à travers les faces des surfels (une face par surfel) et en associant à chaque face son vecteur normal calculé précédemment. La rangée (c) de la figure Fig. 5.27 montre les résultats obtenus avec les mêmes paramètres que pour les expérimentations précédentes hormis pour le tube 3 où le pas (*Step*) a été augmenté afin d’éviter à l’algorithme de suivi de revenir sur ses pas. Ce problème apparaît car l’objet discrétisé est creux ; des scores d’accumulations peuvent apparaître près des parois au niveau des extrémités. Ce changement de paramètre pourrait facilement être évité en

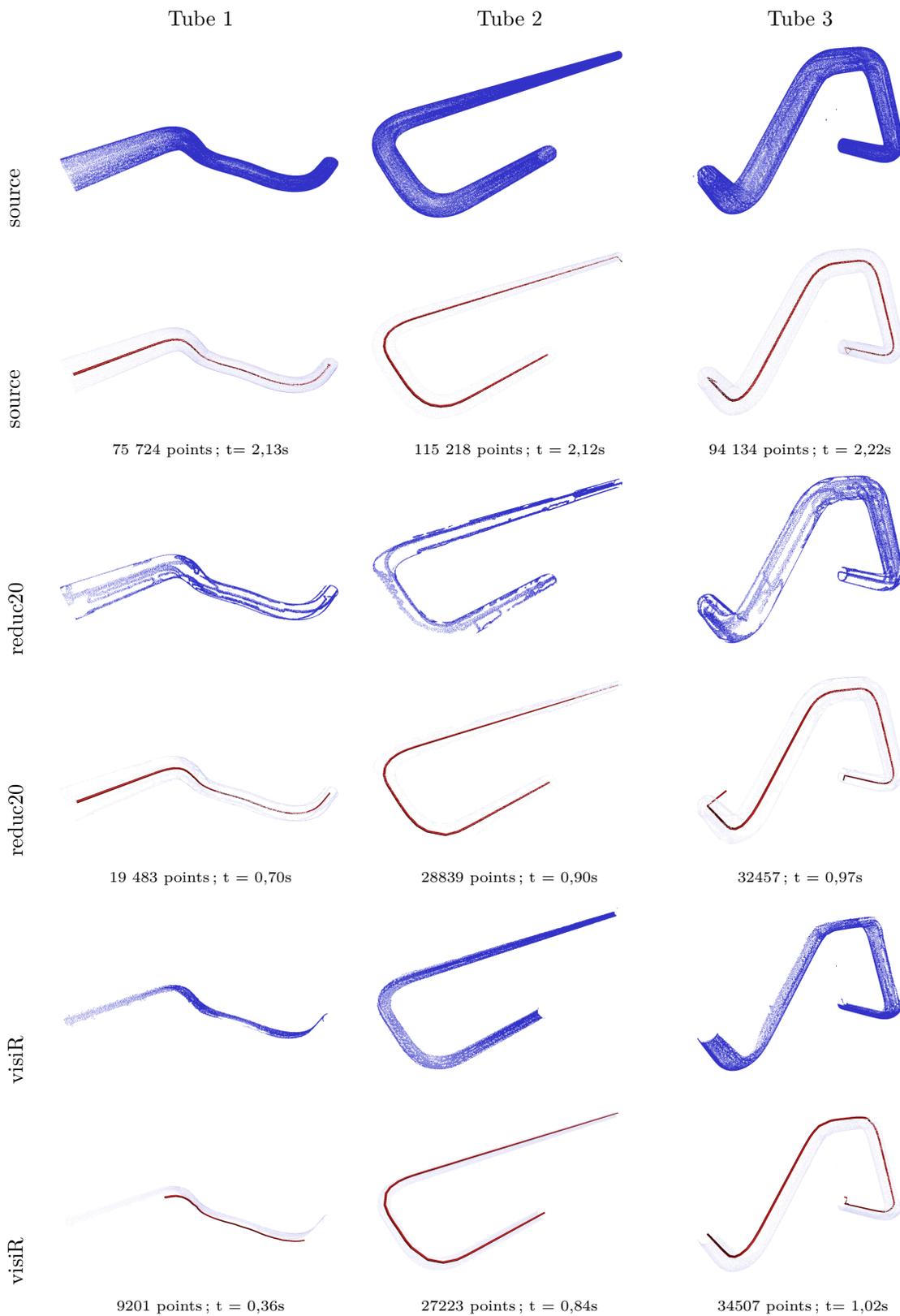


Fig. 5.26 – Illustration des nuages de points extraits à partir des sommets des maillages de la figure Fig. 5.24.

objet		Tube 1	Tube 2	Tube 3
discret	Médian R	5.892	4.587	5.980
	var R	0.512	0.388	0.694
moyenne	Médian R	5.970	4.729	6.005
	var R	0.078	0.076	0.118
optimis.	Médian R	5.983	4.738	6.003
	var R	0.057	0.077	0.106

TABLE 5.3 – Mesure de la centricité des lignes centrales obtenues sur différents objets discrets. Les mesures ont été calculées à partir des résultats présentés sur la figure Fig. 5.27.

marquant toutes les zones où l’algorithme est déjà passé. Visuellement la qualité de l’extraction semble tout à fait comparable à celle obtenue avec des données issues de maillages ou de nuages de points. Comme pour le cas des nuages de points, on peut observer pour certaines reconstructions de petits défauts aux extrémités qui pourraient être supprimés en post-traitement (visibles sur la reconstruction du tube 2, rangée (d) de la figure Fig. 5.27).

À partir des lignes centrales obtenues, les mesures de centricité ont été effectuées en exploitant les maillages d’origine pour obtenir plus de précision. Les résultats de cette mesure présentés sur le tableau Tab. 5.3 confirment la qualité des résultats avec de faibles variances. Ils sont légèrement moins bons que pour les cas précédents, mais avec un rayon médian quasi-similaire pour les tubes 1 et 3 à 10^{-3} près.

Extraction sur cartes de hauteurs De manière comparable aux expérimentations précédentes définies sur objets discrets, l’extraction de la ligne centrale a été appliquée sur des données de type carte de hauteurs. Comme décrit dans l’introduction, ce type de données peut se rencontrer facilement avec des appareils d’acquisition de type *Kinect* et il n’est pas facile à traiter avec les méthodes existantes, car l’objet tubulaire est directement relié aux données de l’environnement. A partir des maillages des différents tubes utilisés précédemment, des cartes de hauteurs ont été générées en utilisant un algorithme de discrétisation défini à partir d’une direction d’observation qui permet d’obtenir une carte de hauteur représentant la distance de chaque point de l’image par rapport à l’observateur (outil *mesh2heightfield* du projet *DGtalTools* [DGtb]). Ces différentes images sont illustrées sur la rangée (a) de la figure Fig. 5.28 avec une visualisation en 3D de la carte de hauteur convertie en image volumique (outil *heightfield2vol* du projet *DGtalTools*).

Sur ces différentes cartes de hauteurs, les lignes centrales ont été extraites en suivant les mêmes étapes que pour les objets discrets : (i) estimation des normales sur le volume (rangée (c), Fig. 5.28), (ii) application de l’algorithme basé sur le maillage défini par les surfels après l’importation des normales. L’algorithme a été appliqué sur les trois cartes de hauteurs en utilisant les mêmes paramètres et montre une extraction très proche de l’objet tubulaire sans la présence de parties supplémentaires. On peut cependant remarquer la présence d’un prolongement du tube 3 sur la partie gauche qui est dû à la projection définie par la carte de hauteurs qui forme une partie tubulaire artificielle. La suppression de cette partie semble difficile par post-traitement mais pourrait être évitée en choisissant de ne pas accumuler de valeurs pour des vecteurs normaux dirigés dans le plan perpendiculaire

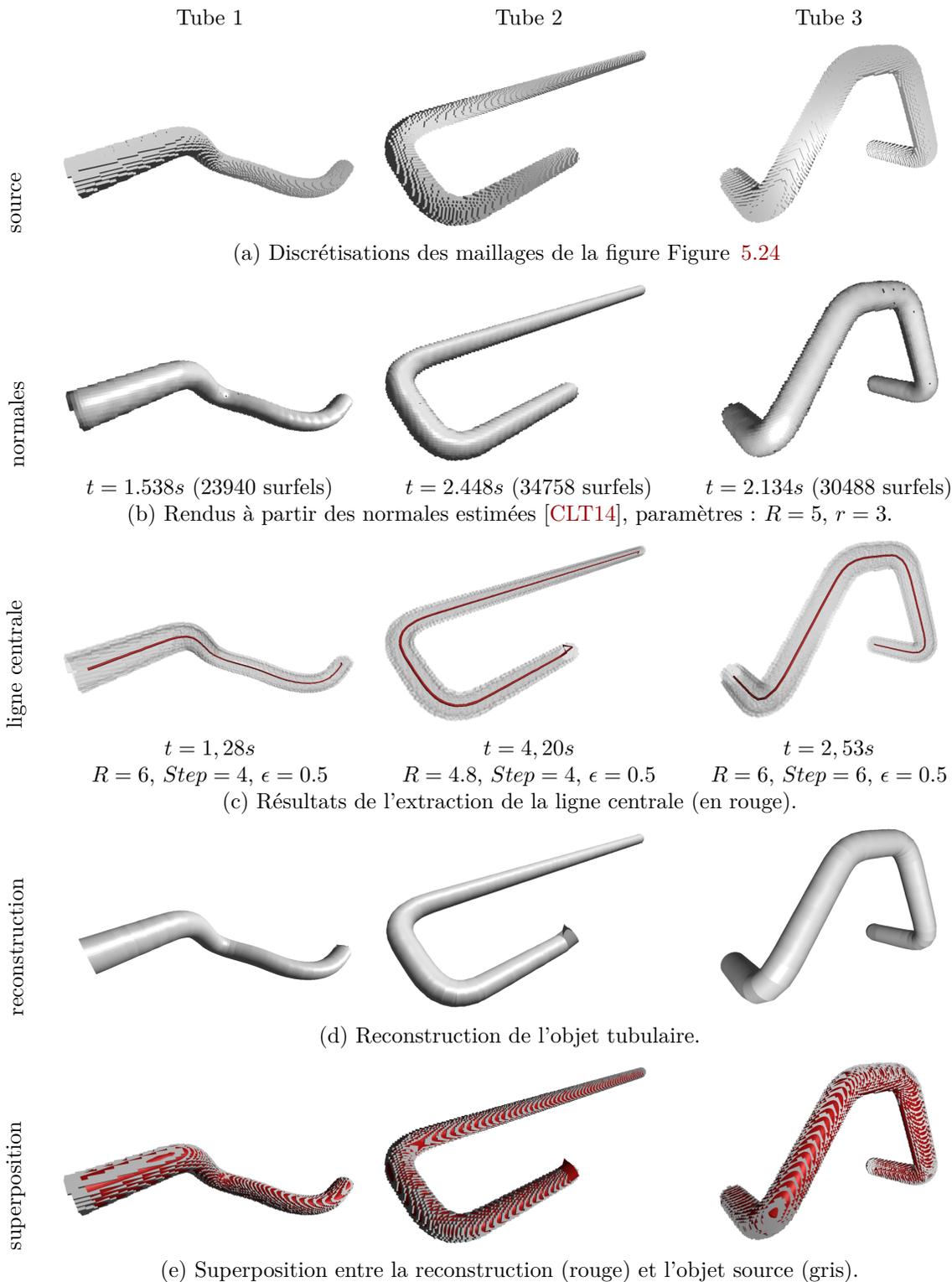


Fig. 5.27 – Expérimentations de l'extraction de ligne centrale sur des objets discrets (rangée (a)). La première étape du calcul des normales est illustrée sur la rangée (b) et le résultat de l'extraction est visible en rouge sur la rangée (c). Les images des rangées (d) et (e) montrent respectivement la reconstruction de l'objet tubulaire avec sa superposition avec l'objet discret source (en gris).

à la direction d'observation.

Les temps d'exécution (indiqués sur la figure Fig. 5.28) sont du même ordre que pour les maillages, mais le temps complet pour traiter une carte de hauteurs est plus important car on doit rajouter le temps de calcul des vecteurs normaux.

Autres extractions et limites Pour compléter cette partie d'expérimentations, d'autres tests ont été effectués sur des données présentant une moins bonne résolution avec par exemple le maillage de l'objet du tube 2 scanné avec un scanner à main (voir maillage (a) de la figure Fig. 5.29). Malgré la présence du support de la table qui a été scannée avec le tube, la méthode a réussi à extraire la partie de l'objet tubulaire sans post-traitement particulier. Toutefois, la ligne centrale n'est pas aussi régulière que dans les cas précédents; cette extraction montre quand même la capacité à traiter des maillages de différentes qualités. Cette capacité se retrouve aussi sur l'autre exemple défini sur un nuage de points très partiels extrait des exemples précédents (image (c) de la figure Fig. 5.29). Afin de tester les limites de la méthode sur des objets discrets, l'extraction a aussi été effectuée sur un objet discret partiel (images (d-f)) de la figure Fig. 5.29. Même si grâce à la qualité de l'estimateur des normales VCM (image (e)) la méthode réussit à extraire une ligne centrale, on peut remarquer que la phase d'optimisation de la position est mise en défaut par les données discrètes trop irrégulières (variations des rayons trop importantes). Pour corriger ce problème, une solution serait d'adapter la méthode d'optimisation en considérant les points d'attaches les plus extérieurs à la section tubulaire (points M_i de la figure Fig. 5.15).

La troisième ligne de la figure Fig. 5.29 montre des cas où l'algorithme échoue à extraire la globalité de la ligne centrale. Le premier cas (image (d)) a été produit en utilisant une distance d'accumulation ($R = 10$) deux fois trop grande par rapport au rayon du tube. Comme on peut le voir sur cette image, la ligne centrale n'est pas complète à cause de la dégradation de la précision de la direction qui peut être influencée par des zones plus éloignées que précédemment (le plan support de la table). De plus, on retrouve la dégradation de l'optimisation de la position qui n'est plus efficace lorsque le rayon est surestimé. Enfin, les limites de la méthode sont aussi visibles sur l'expérimentation de l'objet discret partiel (images (h) et (i)), où l'on peut voir que l'algorithme n'extrait encore qu'une partie limitée du tube qui n'est pas centrale. Ce dernier cas montre les limites de l'estimateur VCM qui n'a pas assez d'informations pour extraire des vecteurs normaux assez significatifs.

Même si la méthode proposée a d'abord été définie pour traiter un objet tubulaire de diamètre constant ne présentant pas d'embranchement, il semble envisageable de l'étendre pour traiter des objets tubulaires plus évolués comme l'objet (a) de la figure Figure 5.30. Actuellement, la méthode arrive seulement à extraire une partie de la ligne centrale de l'objet présentant des embranchements (images (b-e)). Une première stratégie pourrait être de répéter l'algorithme principal après avoir marqué les zones détectées à chaque itération. Par rapport à l'hypothèse du rayon non-constant, on peut observer que les variations entraînent une extraction moins centrée dès que le diamètre du tube s'écarte de la valeur utilisée pour l'accumulation R . Cela est par exemple visible sur le graphique (g) obtenu sans optimisation où l'on peut observer une variance importante lorsque le rayon est inférieur à la valeur utilisée pour l'accumulation ($R = 4$). Les valeurs de variations de rayons sont cependant très faibles dès qu'on est sur une zone proche du rayon du tube (indices 15 à 20 pour le cas sans l'optimisation (voir graphique (g)) de la position et indice 15 à 24 pour le cas avec optimisation (voir graphique (h)).

Avant d'explorer la généralisation de la méthode pour des objets avec embranchements et rayons

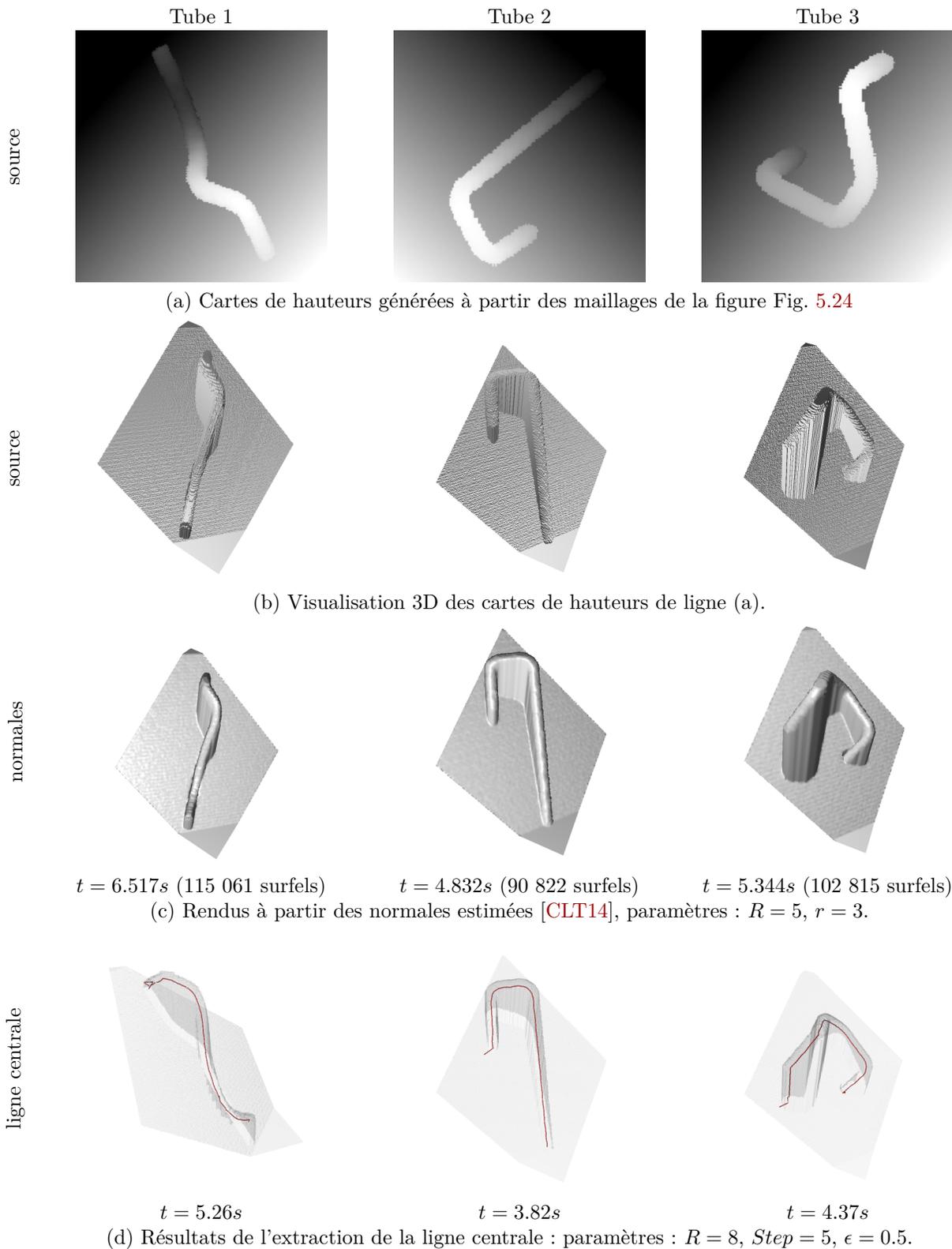


Fig. 5.28 – Expérimentations de l'extraction de ligne centrale sur des cartes de hauteurs (rangées (a,b)). La première étape du calcul des normales est illustrée sur la rangée (c) et le résultat de l'extraction est visible en rouge sur la rangée (d).

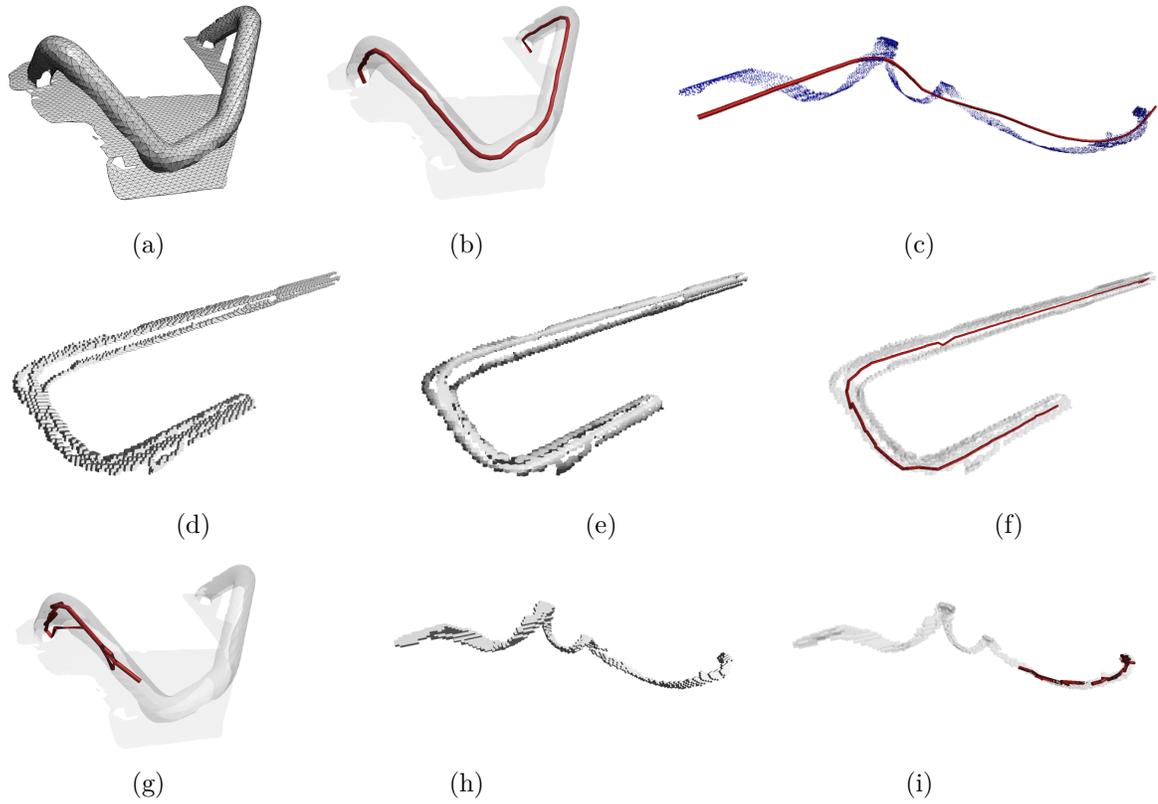


Fig. 5.29 – Exemple d'extraction sur un scan à plus faible résolution (images (a, b)) et sur un nuage de points partiel (c). La seconde ligne montre l'extraction sur un scan discret partiel et la dernière ligne montre des cas où l'extraction échoue (d).

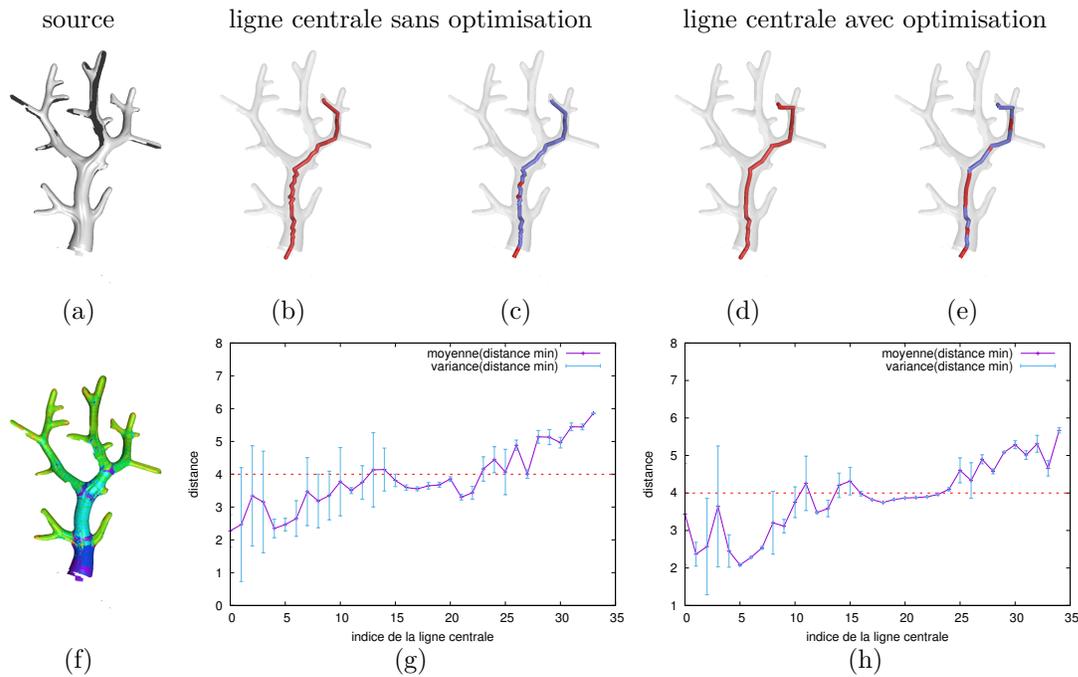


Fig. 5.30 – Application de l’algorithme d’extraction de la ligne centrale sur un objet tubulaire présentant des embranchements (image (a)). Les images (b) et (d) montrent respectivement les résultats obtenus sans et avec la phase d’optimisation de la position. La centricité définie dans la Section 5.2.2 est illustrée sur chaque section de la ligne centrale (images (c) et (e)) avec la couleur rouge (resp. bleu) représentant la variance inférieure (resp. supérieure ou égale) à 0.075. Les graphiques (g, h) montrent les valeurs de centricités définies pour chaque segment de la ligne centrale.

non constants, nous avons d’abord choisi d’étudier les informations relatives à la distance d’accumulation en lien avec l’épaisseur de l’objet étudié. La motivation justifiant cette priorité était de trouver une réponse pour résoudre la relative sensibilité liée à la distance d’accumulation mise en évidence précédemment sur la figure Fig. 5.29. Une première expérimentation montrant que l’accumulation pouvait fournir des informations liées à l’épaisseur de l’objet est présentée sur la figure Fig. 5.30, image (f). Les couleurs de chaque face (du bleu au jaune) représentent les distances du maximum d’accumulation rencontrées le long du vecteur normal associé à la face. En plus de pouvoir donner des informations intéressantes sur l’épaisseur de l’objet, cette notion de maximum a pu donner l’idée de la notion de confiance qui nous détaillons dans la section suivante.

5.3 Détection par notion de confiance dans l’accumulation

En suivant la perspective de l’étude du maximum d’accumulation évoquée à la fin de la section précédente, nous avons défini une nouvelle notion de confiance. Basée sur la notion de maximalité, la qualité de cette nouvelle notion permettra de re-définir la méthode d’extraction de ligne centrale

(Sect. 5.3.3) pour obtenir une méthode plus adaptée à la gestion des objets présentant des embranchements. Cette amélioration ouvrira vers de nouvelles applications qui seront présentées dans la section Sect. 5.4.

5.3.1 Nouvelle notion de *confiance* dans l'accumulation

La nouvelle définition de la confiance est basée sur la notion de maximalité des valeurs de l'accumulation décrite dans la section précédente. Cette notion est illustrée sur l'image (a) de la figure Fig. 5.31 qui montre les valeurs d'accumulation traduites par une valeur d'altitude sur la carte de hauteurs. Pour le point M représenté en vert, le point d'accumulation maximale C est repéré sur le tracé défini par son vecteur normal (représenté en bleu). Ce calcul d'éléments maximaux associé à un vecteur normal peut se généraliser et être calculé pour l'ensemble des vecteurs normaux une fois que l'accumulation a été calculée. De cette façon, nous pouvons obtenir pour chaque point du domaine d'accumulation le nombre de rayon pour lequel son score est maximal.

À partir de ces observations nous pouvons déduire la définition suivante.

Définition confiance d'accumulation Soit v_{acc} le score d'accumulation d'un voxel du domaine d'accumulation et v_{max} le nombre de vecteurs normaux pour lequel v_{acc} a une valeur maximale. La notion de confiance d'accumulation noté $v_{conf} \in [0, 1]$ est définie par :

$$v_{conf} = \frac{v_{max}}{v_{acc}} \quad (5.6)$$

Cette définition est illustrée sur la figure Fig. 5.31 avec un exemple de lancers de rayons définis pour cinq vecteurs normaux et produisant l'image d'accumulation (b). Pour cette image, l'ensemble des pixels qui sont considérés comme maximums le long de leur rayon ont leur valeur d'accumulation coloriée en rouge. Ainsi pour le point d'accumulation ayant un score de 4, on peut remarquer qu'il est maximum pour 4 rayons qui le traversent (rayons associés aux points M_1 , M_2 , M_4 et M_5). Comme son score d'accumulation est de 4, il a donc un score de confiance d'accumulation égal à 1. Pour le point le plus à gauche qui possède un score de 3, on peut voir qu'il est le maximum uniquement pour le rayon associé au point M_3 . Son score de confiance d'accumulation v_{conf} est donc plus faible et égal à $\frac{1}{3}$. En procédant de même pour tous les pixels de l'image nous obtenons l'image de confiance illustrée sur l'image (c) de la figure Fig. 5.31. Le résultat de la confiance dans l'accumulation apparaît beaucoup plus centré que simplement les scores d'accumulation.

Algorithme du calcul de la carte de confiance Le calcul de cette carte de confiance s'effectue à partir des valeurs d'accumulations obtenues précédemment (Alg. 5.1) et en effectuant un parcours similaire à l'accumulation. Pour déterminer la valeur de confiance, pour chaque parcours de rayons, l'algorithme Alg. 5.3 va simplement déterminer la position de l'élément maximal C_{max} s'il existe, et incrémenter sa valeur de v_{max} d'une unité. Ensuite, une fois tous les rayons traités, il s'agit de calculer le rapport entre l'accumulation v_{acc} et la valeur maximale d'accumulation comme introduit dans la définition Def. 5.3.1.

La complexité de l'algorithme est la même que pour le calcul de l'accumulation car il s'agit d'effectuer le même parcours pour tous les rayons de l'objet considéré. Les deux parcours nécessaires à la fois pour calculer l'accumulation puis la confiance pourraient être réunis en un seul parcours en définissant un algorithme capable de mettre à jour l'accumulation maximale pour chaque rayon.

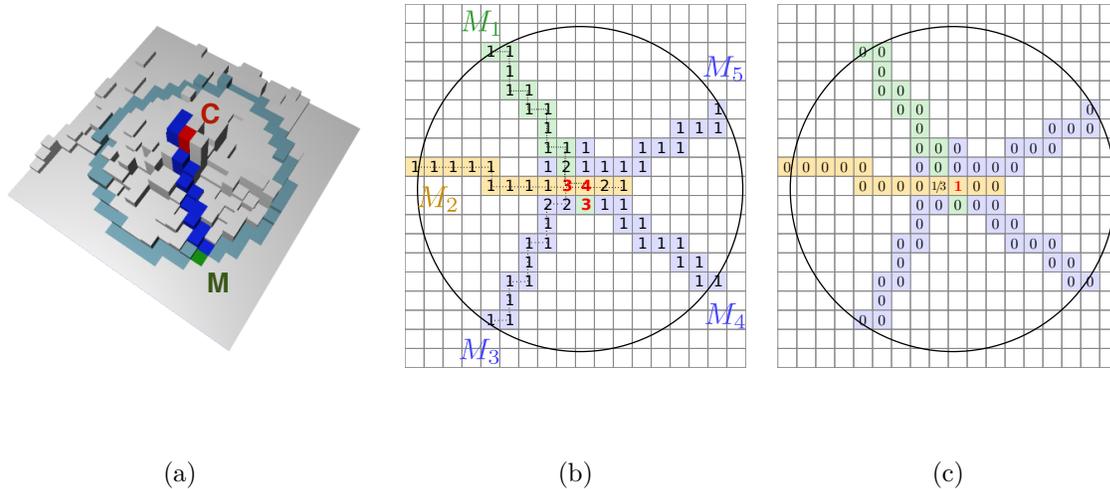


Fig. 5.31 – Illustration du principe de confiance. L'image (a) illustre la sélection du point d'accumulation maximal (rouge) le long d'un vecteur normal (bleu) associé au point vert. L'image (b) montre une carte d'accumulation avec différents points considérés comme maximaux. L'image (c) représente le score de confiance.

Comme cette amélioration serait simplement d'ordre numérique, nous l'avons laissée comme perspective.

Exemples de résultats Pour avoir un aperçu de la qualité de cette notion de confiance, l'algorithme a d'abord été appliqué sur quelques maillages utilisés dans la partie précédente. Les résultats visibles sur la figure Fig. 5.32 montrent une séquence de points très proche d'une courbe 6-connexte même en ayant choisi arbitrairement un seuil standard sur la confiance égal à 0.5. C'est par exemple le cas pour la forme (a) et aussi pour la forme partielle (b) même si des déconnexions sont visibles à certains endroits. Pour la forme présentant des embranchements, la séquence de points résultante du seuil apparaît être de la même qualité.

5.3.2 Propriétés des cartes de confiance dans l'accumulation

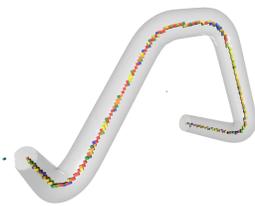
Comme nous avons pu le montrer dans la section Sect. 5.2.2, il est difficile d'utiliser un simple seuil pour exploiter la carte d'accumulation. Les valeurs numériques des scores sont trop dépendantes de la densité des points de l'objet et même de l'échelle dans laquelle il se trouve. L'utilisation d'une méthode de seuillage automatique ne permet pas non plus d'extraire directement les voxels candidats pour obtenir la ligne centrale de l'objet (voir figure Fig. 5.12). A l'inverse, et par définition, la notion de confiance dans l'accumulation n'est pas directement dépendante de la densité de points et un seuil sur cette confiance a directement une signification concrète par rapport à une information a priori sur la qualité de l'objet source.

Alg. 5.3 Calcule la carte de confiance d'accumulation $imConf$ définie à partir de chaque valeur d'accumulation de $imAcc$ et de chaque vecteur normal contribuant à la valeur d'accumulation.

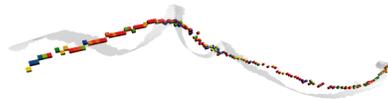
```

1: procedure COMPUTECONF
2: Input
3:   List<Point3D>  $sp$                                 ▷ points de la surface
4:   List<Vector3D>  $nv$                                 ▷ vecteurs normaux
5:   Image3D<Int>  $imAcc$                                ▷ Carte d'accumulation
6:   Int  $d_a$                                            ▷ distance d'accumulation
7: Output
8:   Image3D<Double>  $imConf$                           ▷ carte de confiance
9: Begin
10:  for  $i : 0 \rightarrow nv.size() - 1$  do
11:    Vector3D  $norm = nv[i]$ 
12:    Point3D  $orig, pos, maxPos = sp[i]$ 
13:    Int  $maxAcc = 0$ 
14:    while  $orig.distanceTo(pos) < d_a$  do
15:      if  $imAcc(pos) > maxAcc$  then
16:         $maxAcc = imAcc(pos)$ 
17:         $maxPos = pos$ 
18:         $pos.translate(norm)$ 
19:       $imConf(maxPos)++$ 
20:    for all  $pos \in imConf.domain()$  do
21:       $imConf(pos) = imConf(pos) \div imAcc(pos)$ 
22:    return  $imConf$ 
23: End

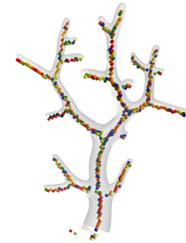
```



(a) 187 638 faces
 $t = 4,00s$



(b) 17 951 faces
 $t = 1,34s$



(c) 250 873 faces
 $t = 3,09s$

Paramètres : $R = 9$, seuil de confiance = 0.5

Fig. 5.32 – Exemple de résultats du calcul de la confiance dans l'accumulation. Tous les voxels possédant un niveau de confiance supérieur à 0.5 sont affichés (avec une couleur relative à la confiance).

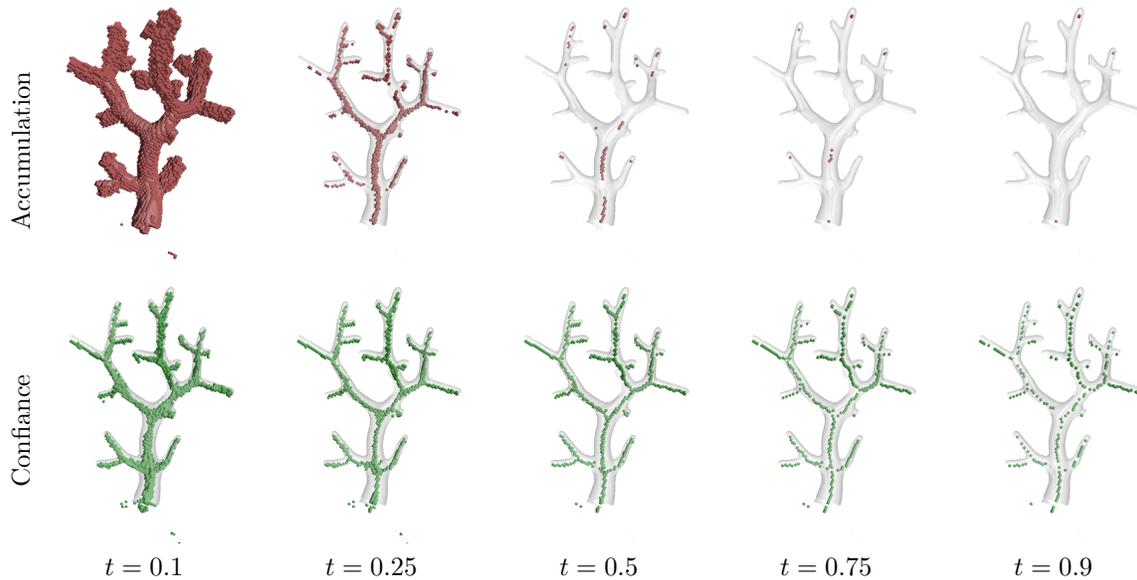


Fig. 5.33 – Seuillages de cartes d’accumulation (première ligne) et de confiance (seconde ligne) calculés sur l’arbre *Playmobil*. La distance d’accumulation est réglée à 6 car le rayon maximal mesuré est de 5.7 pixels.

Comparaison visuelle entre des seuils sur l’accumulation et la confiance Même si les résultats préliminaires présentés dans la figure Fig. 5.32 semblent confirmer cette non-sensibilité au seuil, il apparaît important de comparer expérimentalement la stabilité de la notion de confiance dans l’accumulation par rapport à la notion précédente d’accumulation. Afin de compléter les premiers résultats et d’obtenir un aperçu de la qualité, nous avons effectué des seuillages à la fois sur l’accumulation et sur la confiance. La figure Fig. 5.33 montre les différents résultats obtenus en faisant varier le seuil t défini pour des valeurs ramenées entre 0 et 1 pour l’accumulation. Ces expérimentations montrent visuellement que la carte de confiance résiste mieux aux variations de l’ajustement du seuil, car même avec une valeur importante de confiance (0.9), un grand nombre de voxels est toujours présent (dernière image de la seconde ligne de la figure Fig. 5.33) tandis que le nombre de voxels disparaît rapidement pour la carte de confiance (première ligne à droite).

Stabilité de la carte de confiance dans l’accumulation Pour mesurer plus précisément et confirmer ce qu’il était possible de voir dans l’expérimentation précédente, nous avons comparé la stabilité en fonction du seuil pour les deux types de cartes d’accumulation et de confiance. Cette comparaison est présentée sur la figure Fig. 5.34 avec tout d’abord la mesure du nombre de voxels en fonction du seuil (graphique (a)). Contrairement à la carte d’accumulation, la variation du nombre de voxels montre une plus grande stabilité par rapport au choix du seuil. Par exemple, la variation du nombre de voxels par rapport au seuil T_2 varie entre 72% (T_3) et 215% (T_1) pour la carte d’accumulation (colonne (c)) contre des variations autour de 34% (T_3) et 39% (T_1) pour la carte de confiance (colonne (d)).

Comme l’objectif est de retrouver des voxels présentant une même ligne centrale, la stabilité par

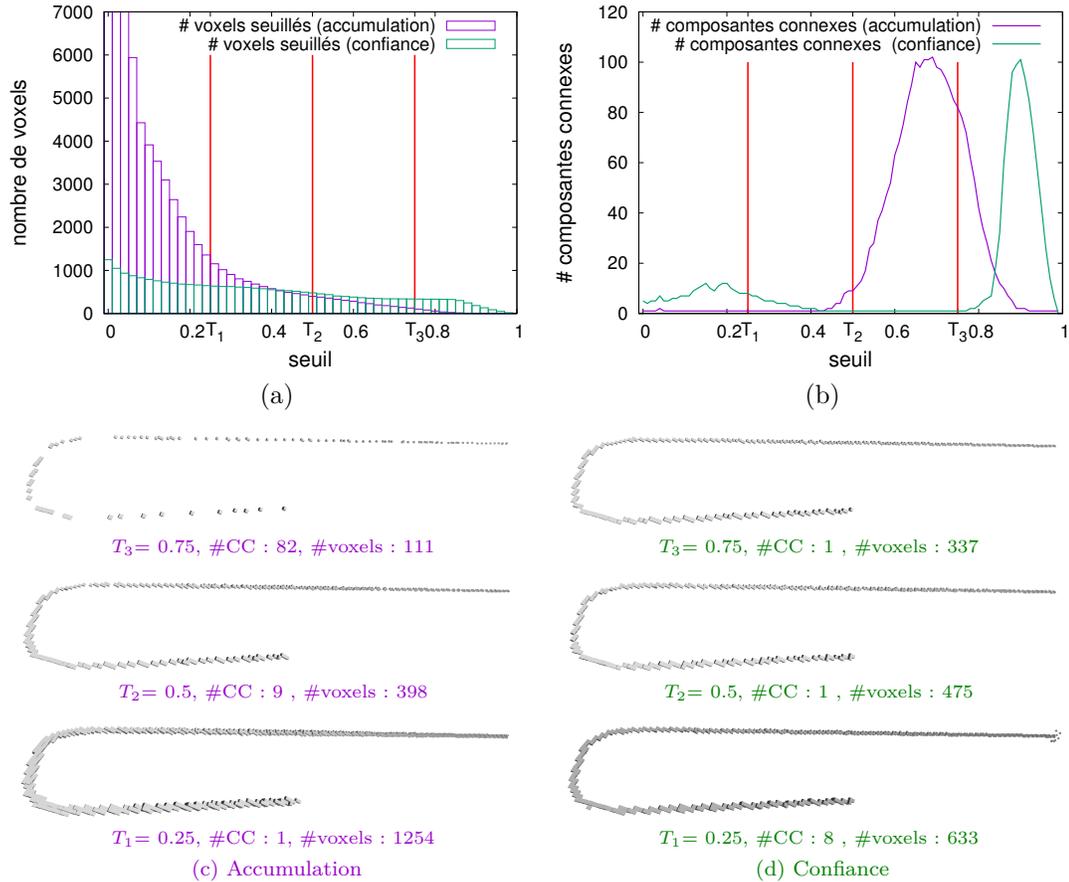


Fig. 5.34 – Comparaison de la stabilité par rapport au paramètre de seuil (T_1 , T_2 et T_3) pour les cartes d'accumulation (gauche) et de confiance (droite).

rapport au seuil a aussi été évaluée en considérant le nombre de composantes connexes obtenues (graphique (b) de la figure Fig. 5.34). Les résultats obtenus montrent une meilleure répartition pour la carte de confiance où un nombre de composantes connexes inférieur à 10 est obtenu pour 81 seuils contre 65 pour l'accumulation. On peut aussi remarquer que le maximum de composantes connexes est présent pour un seuil proche de 1 (0.9), ce qui peut s'expliquer à partir de la définition de la confiance (les voxels ayant une grande confiance deviennent plus rares et se dispersent). La position de ce maximum local sur le nombre de composantes connexes pourrait être un indicateur qui permettrait d'évaluer la qualité du maillage de l'objet tubulaire, car la présence de bruit pourrait se traduire par la diminution de la valeur du seuil associé à ce maximum local. Cette observation ouvre potentiellement des perspectives pour définir des techniques de lissage de maillages.

Estimation du rayon Le calcul de la carte de confiance permet aussi d'estimer le rayon des points ayant un score de confiance important. Par construction, un point de la carte de confiance

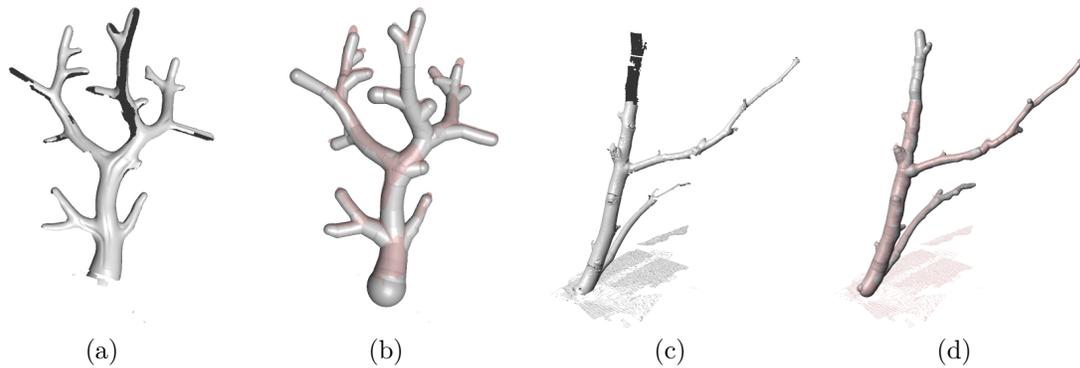


Fig. 5.35 – Visualisation de l'estimation des rayons définis sur les voxels de la ligne centrale estimée reconstruite à partir de l'algorithme défini dans la section Sect. 5.3.3.

est traversé par au moins un rayon. Le rayon associé au voxel est simplement défini par la moyenne de tous les rayons qui le traversent et pour lesquels la valeur d'accumulation est maximale. Le fait de considérer uniquement ces points permet d'avoir une moyenne significative qui ne sera pas influencée par les votes qui ne sont pas maximaux. L'estimation de ce rayon est intéressante, car elle pourrait être utilisée à la fois pour la reconstruction de l'objet tubulaire mais aussi pour guider et améliorer l'algorithme d'extraction de la ligne centrale. La figure Fig. 5.35 montre deux exemples d'estimation des rayons sur un ensemble de points définis par l'algorithme de reconstruction qui sera détaillé dans la section suivante (Section 5.3.3). Comme on peut le voir avec la superposition en transparence, la reconstruction correspond bien à l'objet et il pourrait être envisagé d'exploiter cette information pour améliorer l'extraction de lignes centrales ou l'optimisation de la position.

En lien avec la définition de notion de confiance, il est aussi possible d'estimer l'épaisseur de l'objet tubulaire pour chaque face du maillage. Comme évoqué dans l'introduction de cette section, il s'agit simplement de calculer la distance entre le point d'origine et le voxel présentant le maximum d'accumulation (ou ayant le score de confiance maximum). Cette estimation pourrait être directement réutilisée pour re-calculer l'accumulation avec une meilleure précision en ajustant la distance d'accumulation en fonction de l'épaisseur obtenue. La figure Fig. 5.36 présente différentes estimations obtenues sur des objets à rayon non constant (a–b) et sur leur version partielle (c, d). L'estimation a aussi été testée sur le scan d'un morceau de bois présentant différents embranchements (image (e)) et sur l'empreinte d'objets tubulaires après avoir appliqué l'estimation sur les zones présentant un score d'accumulation minimum de 50. L'image (h) de la figure Fig. 5.36 montre les limites de cette estimation : sur la partie de l'embranchement de l'objet tubulaire, l'épaisseur paraît être surestimée par rapport à l'épaisseur réelle de cette section. Cette limite s'explique facilement par le fait qu'à cet endroit la courbure de la zone tubulaire est réduite donnant un centre d'accumulation plus éloigné et ainsi une épaisseur sur-estimée.

Distance maximale d'accumulation En dehors de l'influence du choix du seuil sur la carte de confiance, il est intéressant d'étudier l'influence de la distance d'accumulation R utilisée pour calculer la carte d'accumulation ou la carte de confiance. Comme nous l'avons vu dans la section précédente (Section 9), ce paramètre R a une influence sur la précision de l'extraction de la ligne centrale, en particulier lors de la phase d'optimisation de la position de la ligne centrale. Cette

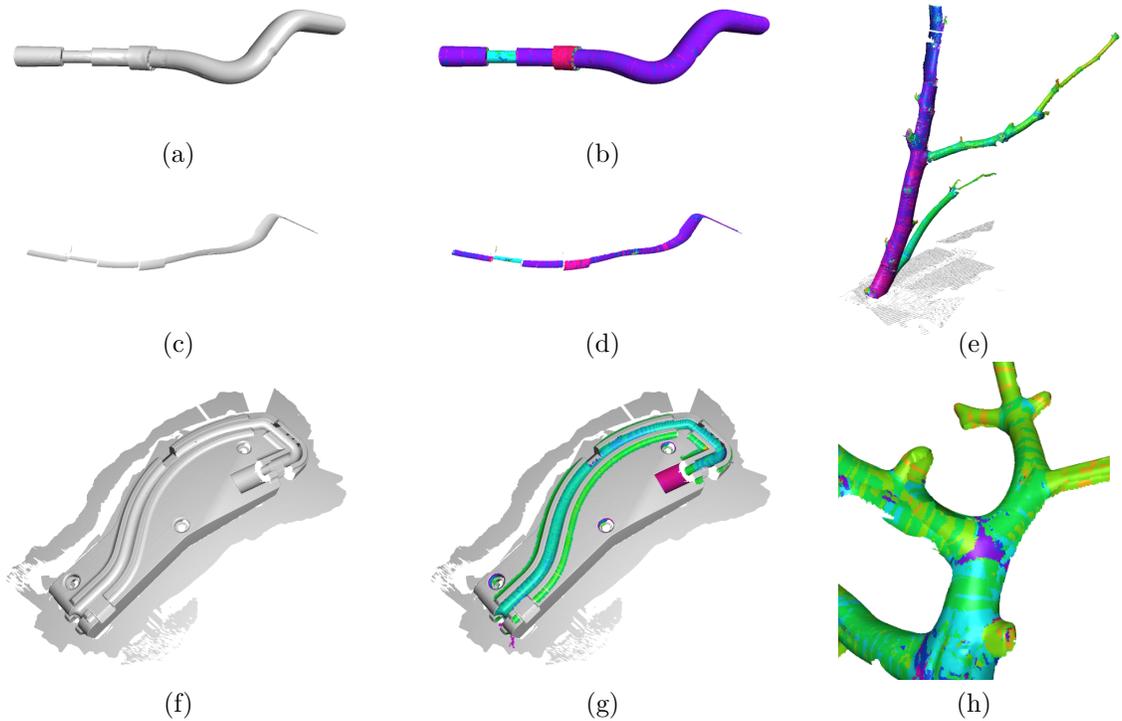


Fig. 5.36 – Illustration de l'estimation de l'épaisseur sur différents objets : (a–b) sur le maillage complet d'un tube à rayon non constant, (c–d) sur le maillage partiel du même objet (a), (e) sur le scan d'un morceau d'arbre scanné. Ces résultats ont été obtenus avec les mêmes paramètres : $R = 8$ et en seuillant l'accumulation minimale à 50 (image (e)) pour distinguer les sols.

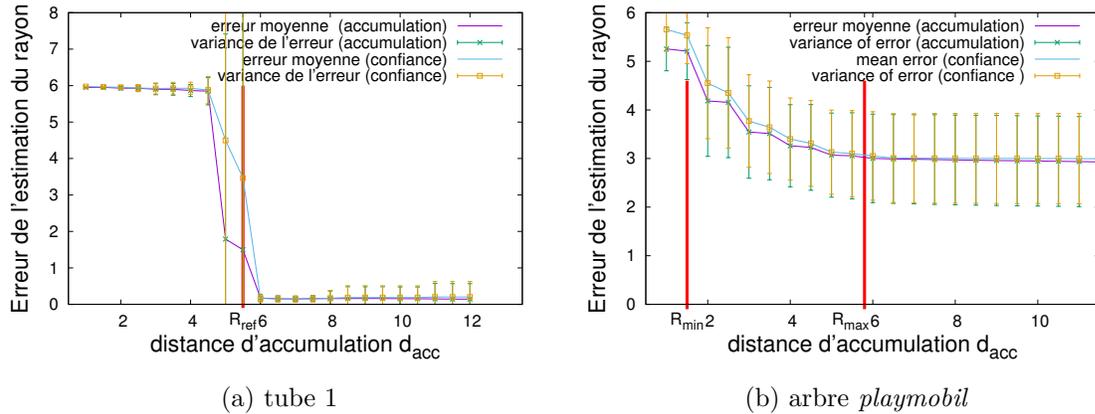


Fig. 5.37 – Mesure de la sensibilité de l'estimation du rayon en fonction de la distance d'accumulation pour deux objets.

influence peut être considérée comme limitée dans le cas où l'on traite des objets à rayons constants mais devient plus problématique si l'on considère des objets présentant des rayons non constants.

Une piste intéressante pourrait être d'exploiter l'estimation du rayon présentée dans le paragraphe précédent mais pour valider cette perspective, il est nécessaire de regarder le comportement de l'estimation en fonction des différentes distances d'accumulation. La figure Fig. 5.37 présente les résultats des calculs d'erreurs de l'estimation du rayon en fonction de la distance d'accumulation. Le premier graphique (a) montre les erreurs obtenues sur l'objet de rayon constant (tube 1 représenté sur la figure Fig. 5.24). On peut observer qu'après avoir atteint, puis dépassé le rayon réel du tube, l'erreur s'approche de 0 et conserve ensuite cette valeur même si la variance de l'erreur augmente, mais reste stable. De la même façon, le graphique (b) représente les erreurs relatives de l'épaisseur de l'objet de l'arbre *playmobil*. Les erreurs diminuent progressivement entre les rayons minimum et maximum (entre R_{min} et R_{max}) avant de se stabiliser.

L'ensemble des différentes propriétés de stabilité par rapport au seuil, d'estimation du rayon et d'indépendance par rapport à la distance d'accumulation permettent d'envisager de nouvelles orientations pour extraire la ligne centrale d'un objet présentant des rayons non constants avec embranchements.

5.3.3 Extractions par reconstruction de graphes

Basée sur les qualités de l'estimation de la confiance dans l'accumulation présentées dans la section précédente, il s'agit de définir une méthode capable de gérer les zones de bifurcation et de ne pas être sensible aux différences de rayons de l'objet tubulaire. Pour cela, nous nous sommes orientés vers une méthode basée sur la reconstruction d'un graphe à partir de la confiance dans l'accumulation seuillée à un certain niveau de confiance.

Différentes approches peuvent être envisagées pour exploiter la carte de confiance, mais nous avons orienté la reconstruction en s'inspirant de la méthode proposée par Aanjaneya *et al.* [ACC⁺12] qui définissent la reconstruction du graphe d'un nuage de points bruités à partir de l'analyse des points situés entre deux sphères de rayons différents. L'approche proposée paraissait intéressante à

considérer, car les paramètres des rayons sont des données qui peuvent être directement estimées à partir de la carte de confiance. Ainsi, cela pourrait ouvrir des perspectives pour avoir une méthode s'adaptant automatiquement au rayon de l'objet. Cette perspective est aussi motivée par le côté application où dans le domaine médical, les objets avec embranchements présentent des structures de plus en plus fines qui deviennent difficile à identifier (comme par exemple les bronches).

Algorithme principal de reconstruction Comme les données du support de la reconstruction sont des données discrètes, la reconstruction proposée se base sur l'utilisation des propriétés discrètes (dilatation, connexité, carte de distances) définies sur les voxels présentant un certain niveau de confiance.

Les principales étapes de l'algorithme illustrées sur la figure Fig. 5.39 sont les suivantes :

- **Étape 1 : calcul de la carte de confiance.** Le calcul de la carte de confiance dans l'accumulation s'effectue à partir de l'algorithme Alg. 5.3 qui permet aussi de récupérer les valeurs d'accumulation. Cette première étape permet aussi d'obtenir le point de départ (P_0) présentant la valeur d'accumulation maximale (voir image (b), Fig. 5.39).
- **Étape 2 : dilatation.** Comme nous avons choisi de seuiller la carte de confiance, cette étape de dilatation permet de renforcer la probabilité d'obtenir une seule composante connexe et d'obtenir un support plus compact, évitant d'avoir des structures trop bruitées.
- **Étape 3 : calcul de la géodésique.** A partir du point initial P_0 , cette étape consiste à calculer pour tous les points du support d'accumulation les distances géodésiques (image (d), Fig. 5.39). Au niveau de l'implémentation, nous avons utilisé la méthode du *Fast Matching Method* [Set99] définie dans la librairie DGtal [DGta] qui permet d'effectuer une propagation de front le long du support où la confiance est inférieure au seuil sélectionné. Une fois ces distances calculées, il s'agit de décomposer l'ensemble de voxels en régions de distances similaires (par intervalles de distances définis selon un paramètre d_g (image (e), Fig. 5.39)).
- **Étape 4 : construction du graphe.** Une fois que chaque voxel a été labelisé comme appartenant à une groupe de régions S_k (étape 2), il s'agit d'identifier chaque composante connexe et de calculer son barycentre pour le rajouter dans la structure du graphe résultant (voir image (f), Fig. 5.39). Ensuite, pour chaque composante connexe, il faut déterminer si elle est connectée à une autre région de label $k+1$ en testant la connexité avec toutes les composantes connexes présentant le label $k+1$. Si c'est le cas, une nouvelle arête est définie entre la région actuelle et la suivante.

La figure Fig. 5.38 illustre cette reconstruction : en partant du point P_0 , les sommets V_0, V_1, \dots, V_5 du graphe sont calculés à partir des composantes connexes des régions. Ensuite, une arête entre V_0 et V_1 est ajoutée car la région S_1 est connectée à la région S_0 . De la même façon, deux arêtes sont rajoutées pour les régions S_1 et S_2 avec la connexion des composantes connexes de V_2 et V_3 . Et la reconstruction s'effectue enfin avec les arêtes entre V_2 et V_4 et entre V_3 et V_5 . L'image (g) de la figure Fig. 5.39 illustre aussi cette étape avec la mise en évidence en couleur bleu des zones associées à un sommet du graphe relié à un noeud de degré supérieur ou égal à 2.

L'algorithme Alg. 5.4 décrit le processus global d'extraction du graphe qui utilise une méthode de calcul de distance géodésique (`geodesicDistanceTransform()`) et l'extraction des composantes

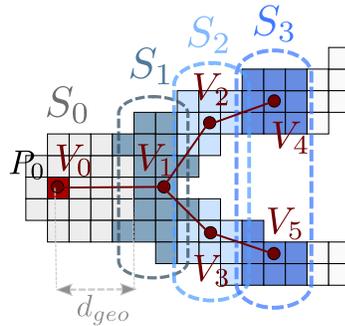


Fig. 5.38 – Illustration de la construction du graphe.

connexes (`splitIntoCCs()`). Dans la section qui suit, nous avons utilisé une implémentation qui exploite le calcul de la géodésique au fur et à mesure de la reconstruction (grâce à l'utilisation du FMM disponible dans DGtal) et qui détecte les composantes connexes en utilisant les zones suivantes. L'implémentation proposée est disponible sur *GitHub* mais d'autres implémentations sont possibles suivant l'optimisation voulue (en mémoire ou en temps suivant l'application considérée). Ce dernier point sera évoqué dans la section Sect. 5.4.

Complexité L'algorithme du calcul de l'accumulation et de la confiance a une complexité linéaire par rapport au nombre de faces de l'objet. A cette complexité, il faut ajouter la reconstruction du graphe, dont le coût va directement dépendre du nombre de branches de la structure considérée. En pratique, un coût supplémentaire sera visible sur des objets tels que des arbres tandis que la complexité restera linéaire sur des structures telles que de simples tubes sans embranchement.

5.3.4 Résultats et expérimentations

L'ensemble des résultats que nous présentons a été obtenu à partir de l'implémentation disponible sur *GitHub*³.

Pour avoir un aperçu de la qualité de l'extraction du graphe de la ligne centrale, nous avons d'abord appliqué la méthode sur des objets présentant des embranchements comme sur l'objet de l'arbre *playmobil* ou le morceau de bois. Les résultats présentés sur la figure Fig. 5.42 montrent une bonne extraction des parties principales de l'objet défini à partir d'un scan partiel sans post traitement. On peut noter que certaines zones n'ont pas été détectées à cause principalement du choix des paramètres que nous n'avons volontairement pas ajustés pour chaque objet. Afin de mesurer la sensibilité par rapport aux données partielles, nous avons généré de nouveaux maillages en filtrant les faces en fonction de leur orientations. En utilisant les mêmes paramètres que précédemment, nous obtenons une nouvelle fois une reconstruction couvrant tout l'objet initial même si sur certaines parties du morceau de bois, nous pouvons voir que le graphe est déconnecté. Cette déconnexion s'explique simplement par le fait que le maillage présente directement des parties déconnectées. Pour les résultats obtenus sur le morceau de bois, un seuil de 200 sur l'accumulation

3. <https://github.com/kerautret/CDCVAM>

Alg. 5.4 Calcul du graphe géodésique obtenu à partir d'une carte d'accumulation $imAcc$ et de la carte de confiance seuillée $imConf_T$.

procédure COMPUTEGRAPH

Input

Image3D<Int> $imAcc$ ▷ Carte d'accumulation.
Image3D<Double> t_c ▷ Seuil sur la carte de confiance.
Double r_d ▷ Rayon de dilatation.
Double d_g ▷ Pas sur la distance géodésique.

Output

Graphe $graphe$ ▷ Graphe résultant

Begin

Image3D<Bool> $imConf_B = \text{binariser}(imConf_T, 0)$ ▷ Etape 1

Image3D<Bool> $imConf_D = \text{dilatation}(imConf_B, r)$ ▷ Etape 2

Point3D $P_{init} = \text{coordonnéeMaximum}(imAcc)$

Image3D<Double> $imGeo = \text{geodesicDistanceTransform}(imConf_D, P_{init})$ ▷ Etape 3

Map<Int, Vector<Point3D>> $regions$ ▷ Régions géodésiques.

for all $pos \in imGeo.\text{domain}()$ **do**

$regions[\text{floor}(imGeo(pos)/d_g)].\text{push}(pos)$

Map<Int, List<Vector<Point3D>>> $regionCCs$ ▷ Composantes connexes. ▷ Etape 4

for all $key, region \in regions$ **do**

List<Vector<Point3D>> $CCs = \text{splitIntoCCs}(region)$

$regionCCs[key].\text{push}(CCs)$

for all $key, CCList \in regionCCs$ **do** ▷ Construction du graphe.

for all $CC \in CCList$ **do**

Point3D $bary = \text{barycentre}(CC)$

$graphe.\text{addVertex}(bary)$

for all $childCC \in regionCCs[key + 1]$ **do** ▷ key+1 pour la prochaine région.

if $\text{areConnected}(CC, childCC)$ **then**

$graphe.\text{addEdge}(bary, \text{barycenter}(childCC))$

return $graph$

End

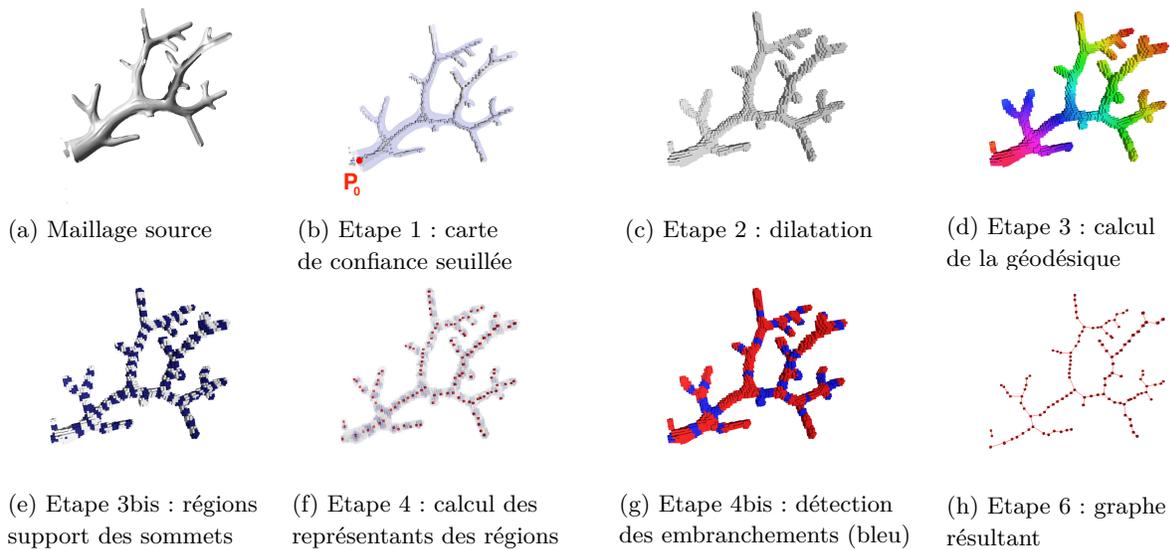


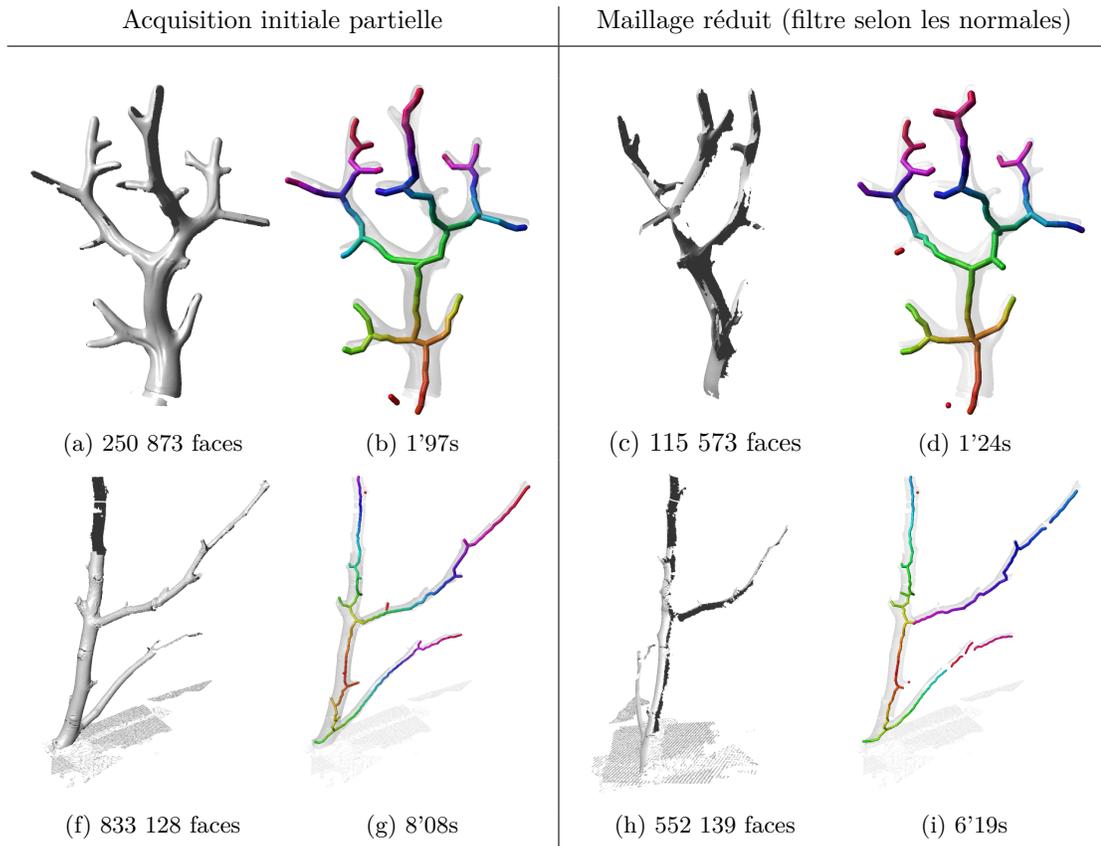
Fig. 5.39 – Illustration des différentes étapes de reconstruction de la ligne centrale obtenue sur le maillage source (a). Le calcul de la géodésique est effectué à partir du point d'accumulation maximal (point P_0 représenté en rouge sur l'image de confiance d'accumulation (image (b))).

a été utilisé pour de ne pas effectuer l'extraction du graphe sur la zone plate qui correspond au support de l'objet qui n'a pas été nettoyé après l'acquisition.

Pour vérifier que la méthode peut aussi être appliquée sur les objets tubulaires simples, nous avons repris les scans des tubes métalliques de la section précédente. Comme on peut le voir sur la figure Fig. 5.41, la qualité des reconstructions apparaît comparable et le processus d'optimisation de la position pourra être aussi appliqué. Le principe de ce dernier ayant déjà été présenté et expérimenté dans la section précédente, nous n'avons pas ré-appliqué le principe qui reste identique avec la notion de confiance. Au niveau des temps d'exécution, il est possible d'observer des temps bien plus rapide avec cette méthode mais la différence s'explique principalement par l'absence de processus d'optimisation de la ligne centrale qui n'a pas été appliqué.

Même si la méthode était d'avantage définie pour traiter des objets tubulaires, d'autres expérimentations ont aussi été effectuées sur des objets de la base du contest SHREC [shr11] (voir Fig. 5.42). Pour obtenir des résultats intéressants, les paramètres de rayon de dilatation r_d et du pas géodésique d_g ont été réglés vers des valeurs se rapprochant du rayon d'accumulation. Ces réglages permettent de reconstruire une ligne centrale même si l'objet considéré n'est pas complètement tubulaire et qu'il présente des zones maximales d'accumulation plus étendues. Sur les trois formes considérées, la méthode permet d'extraire des lignes centrales représentatives de l'objet, même si l'on considère des maillages réduits (colonne de droite de la figure Fig. 5.42).

D'autres expérimentations sont présentées dans l'annexe Ann. B de ce mémoire avec notamment l'influence des différents paramètres de la méthode ou l'influence de l'échelle de l'objet ou de sa résolution en termes de nombre de faces. La reproduction des résultats à partir du code source est aussi proposée, tout comme les détails pour exploiter la méthode pour traiter d'autres types de données comme des objets discrets ou des nuages de points.



Paramètres : $d_g = 3$, $r_d = 3$, $t_c = 0.5$, $d_a = 7$

Fig. 5.40 – Exemple de reconstruction sur des objets avec embranchements et avec réduction du maillage. Les couleurs des arêtes du graphe résultant sont définies à partir de l'ordre chronologique de construction du graphe (rouge, jaune, vert, bleu, violet).

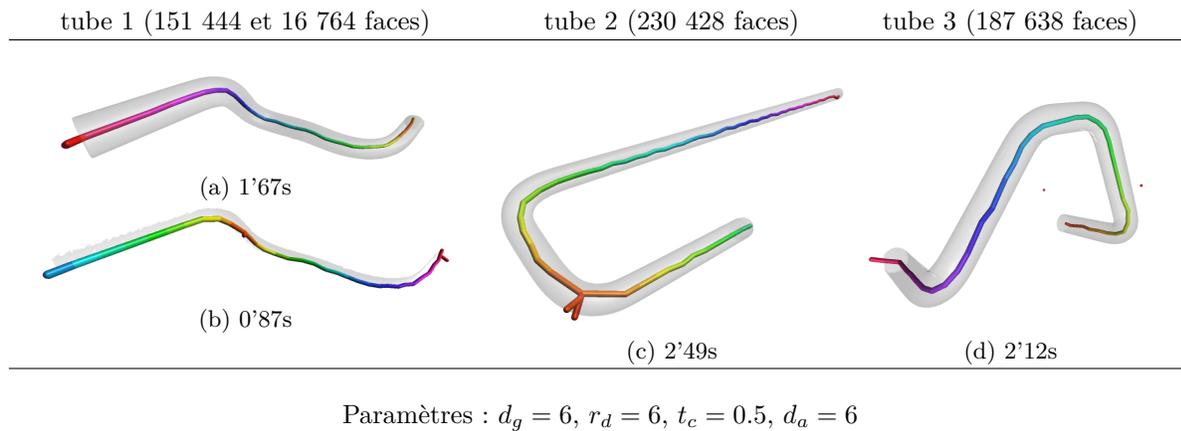


Fig. 5.41 – Expérimentation de la méthode d'extraction sur les objets tubulaires testés dans la section précédente.

Comparaisons avec l'extraction du squelette de courbure moyenne Pour avoir des éléments de comparaison avec d'autres méthodes, nous avons appliqué une méthode de référence basée sur l'estimation des courbures moyennes de l'objet [TAOZ12]. Cette méthode est entièrement implémentée dans la bibliothèque *CGal* [cga] qui propose des exemples simples d'utilisation de la méthode. Les résultats obtenus sur les objets tubulaires de la figure Fig. 5.43 rejoignent ceux présentés dans l'introduction de ce chapitre où l'importance du remaillage se confirme malgré des objets qui paraissent assez simples à traiter. Pour les objets avec embranchements, les résultats sont aussi limités (image (e) et (g)) à cause des trous du maillage. L'application d'une reconstruction préliminaire de la surface pour combler les trous permet d'améliorer sensiblement les résultats qui souffrent encore de l'irrégularité du maillage avec des zones manquantes aux extrémités des branches (images (f,h)). Enfin, on peut noter la bonne qualité de la ligne centrale obtenue sur les objets de la base SHREC dont la surface apparaît être régulière sans la présence de trous.

Au niveau des temps d'exécution, la méthode basée sur les courbures moyennes est plus lente pour traiter les objets tubulaires tandis qu'elle apparaît plus rapide que notre méthode pour traiter les objets de la base SHREC. Ces différences de temps s'expliquent par l'utilisation de valeurs élevées pour les distances de dilatation r_d , ce qui augmente les temps de calcul.

Application sur des objets difficiles à scanner En complément aux comparaisons précédentes, l'intérêt de la méthode se situe aussi dans la possibilité de traiter directement des scans d'objets sans avoir besoin de modifier les données numériques, opération qui peut être parfois compliquée. Par exemple, si l'on considère le scan du bonsaï représenté sur l'image (a) de la Fig. 5.44, la structure même de l'objet rend très compliquée l'acquisition et la présence de zones partielles est inévitable sans passer un temps conséquent à l'édition très fine du scan. Comme on peut le voir sur les images (c–e) de la figure Fig. 5.44, l'algorithme d'accumulation peut être appliqué directement sur le scan source. Les valeurs estimées de l'épaisseur à partir de l'accumulation (représentée sur l'image (c)) a permis d'isoler les branches par rapport au tronc à partir d'un simple seuil sur le rayon (image (d)). L'extraction de la ligne centrale des objets a pu être effectuée sans réglage spécial de paramètre. Un seuil sur les valeurs d'accumulation a été appliqué de façon à ne rien extraire sur

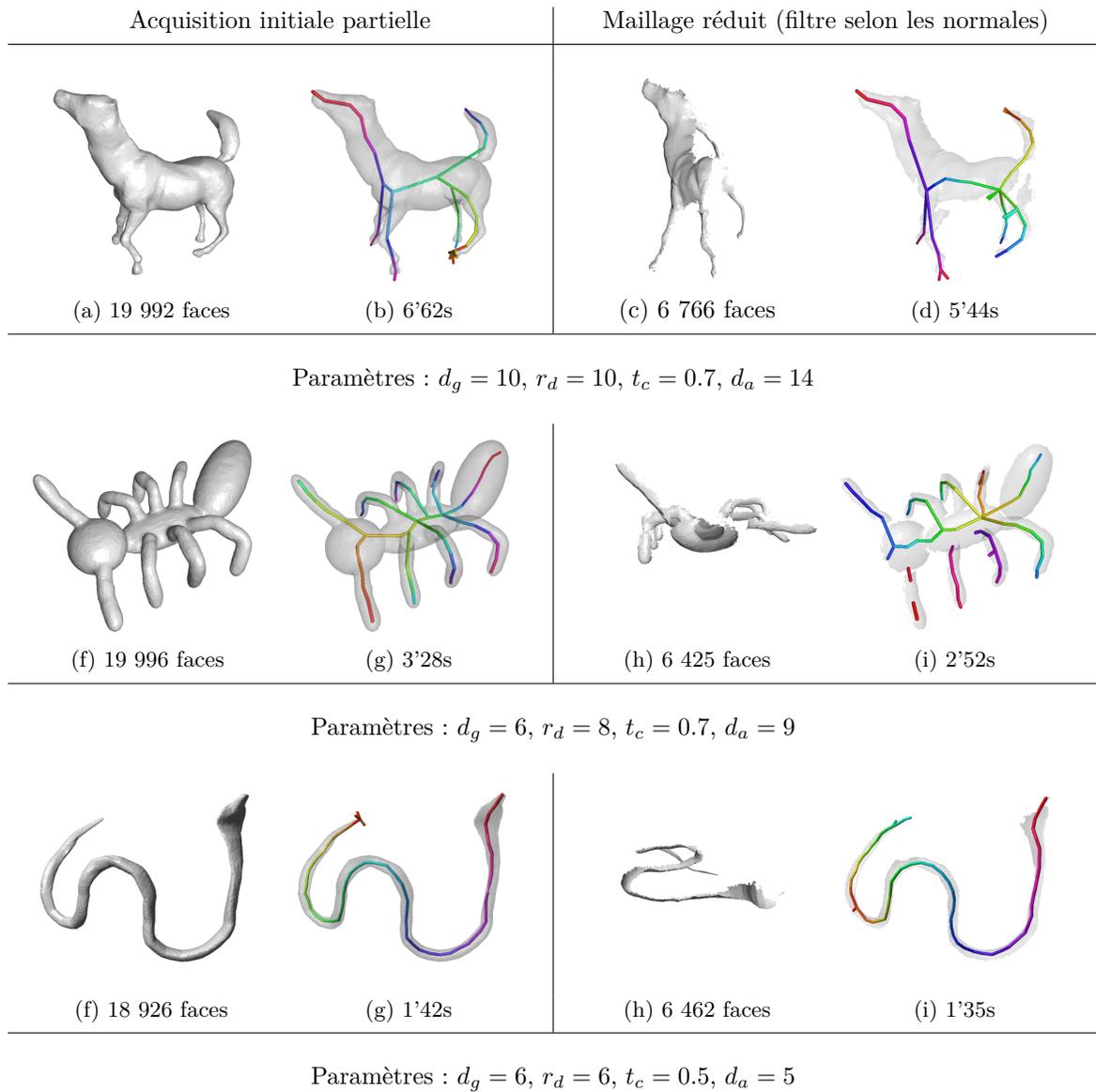


Fig. 5.42 – Exemple de reconstruction sur des objets avec embranchements et avec réduction du maillage. Les couleurs des arêtes du graphe résultant sont définies à partir de l'ordre chronologique de construction du graphe (rouge, jaune, vert, bleu, violet).

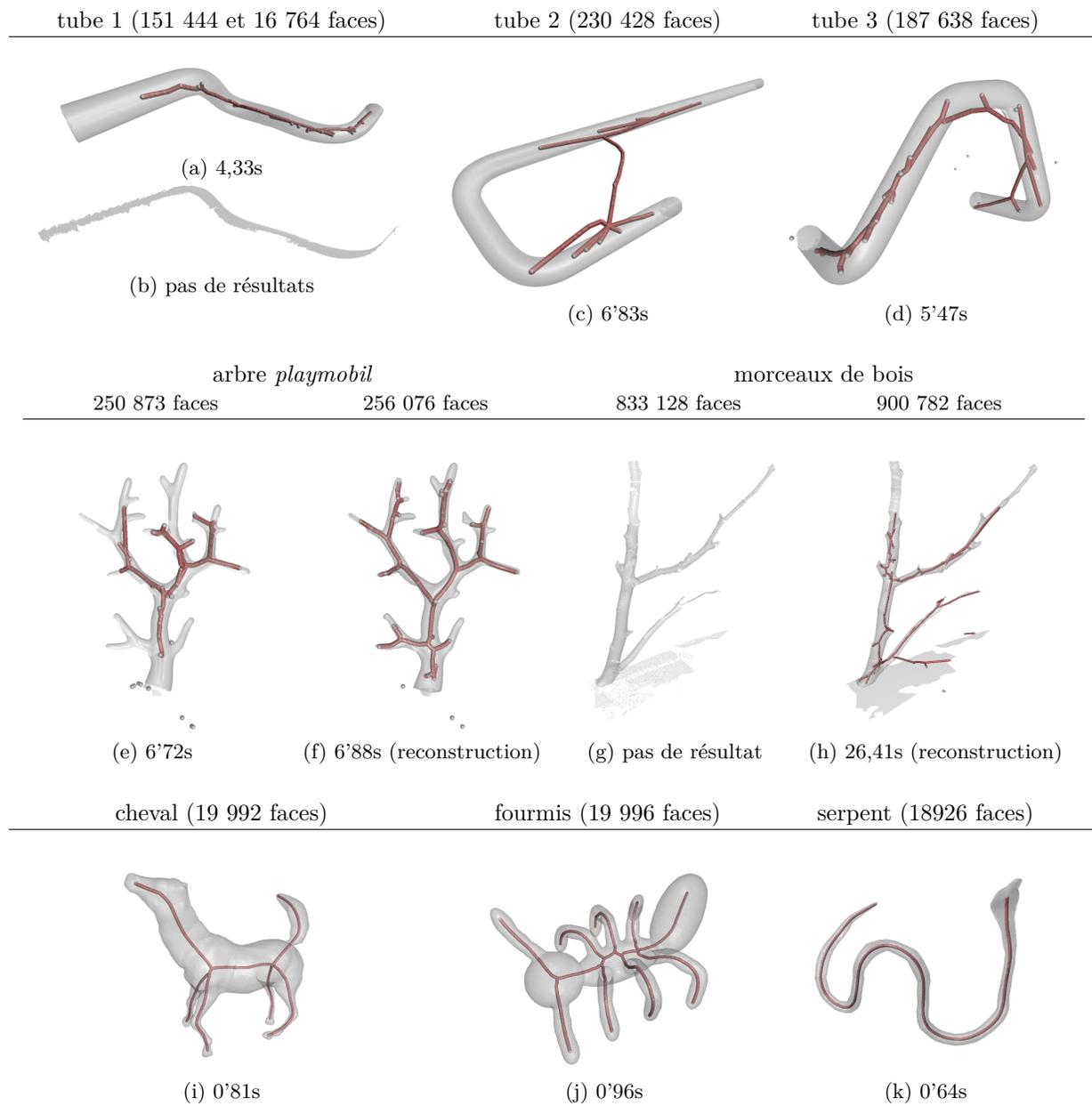


Fig. 5.43 – Application de la méthode d'extraction du squelette basée sur la courbure moyenne [TAOZ12]. Les maillages (f) et (b) ont été reconstruits de façon à fermer les trous de la surface.

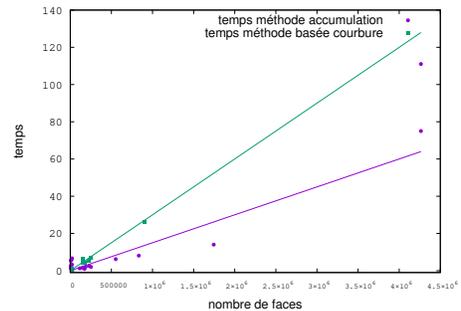
les zones plates qui peuvent présenter de faibles accumulations dues à la discrétisation de l'espace. Pour l'extraction de ligne centrale du bonsaï, seules les composantes ayant plus de 20 sommets ont été sélectionnées (image (e)).

Extraction de formes tubulaires implicites La méthode proposée permet aussi d'extraire des formes tubulaires sur des objets qui n'existent pas explicitement et qui sont représentés par leur empreinte. Par exemple sur le scan du coquillage représenté sur les images (a,b) de la figure Fig. 5.45, la méthode permet de retrouver la ligne centrale associée à l'intérieur du coquillage. Pour comparaison, la méthode basée sur la courbure moyenne ne permet d'extraire que la ligne centrale de l'intérieur de l'objet (image (d)). On peut d'ailleurs noter que pour appliquer cette méthode, il a été nécessaire de reconstruire l'objet et combler les trous, car sinon l'algorithme ne renvoyait aucun résultat.

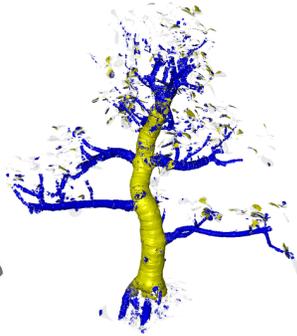
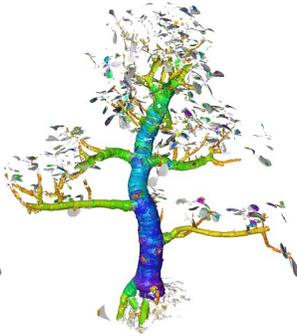
Les images (e-h) montrent d'autres extractions intéressantes sur un objet présentant plusieurs formes tubulaires : la première est la forme tubulaire définie par les torsades du fil tournant autour de l'axe principal de l'objet, et la deuxième est définie par l'axe principal du fil lui-même. La méthode proposée basée sur la confiance dans l'accumulation ne permet d'extraire les deux types d'objets en réglant simplement le paramètre associé à la distance d'accumulation d_g (voir images (g,h)). Contrairement à notre méthode, la méthode basée sur la courbure (image (f), Fig. 5.45) permet d'en extraire qu'une seule représentation et un pré-traitement pour fermer les trous a été nécessaire pour faire fonctionner la méthode.

Temps d'exécution Pour terminer cette section, nous avons tracé les différents temps d'exécution obtenus pour les expérimentations présentées dans cette section (voir figure ci-contre). Le temps de la méthode proposée semble être linéaire, même si la dépendance par rapport à la forme est bien visible (voir derniers points du graphe de la figure). La méthode comparée basée sur la courbure apparaît moins efficace en dehors des objets remaillés.

Pour terminer cette section, nous pouvons mentionner que d'autres expérimentations sont présentées dans l'annexe Ann. B de ce mémoire. Cette section présente notamment des expérimentations par rapport à la stabilité des paramètres et par rapport à la reproductibilité et l'implémentation de la méthode.



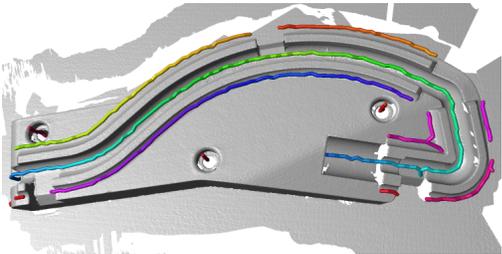
Dans cette section, nous avons introduit une nouvelle notion de confiance dans l'accumulation qui a permis d'étendre et améliorer sensiblement l'idée initiale d'accumulation des normales présentées dans la section précédente (Section 5.2). La première exploitation de cette méthode a permis de définir un algorithme d'extraction de ligne centrale capable de traiter des objets présentant des embranchements et ouvre aussi d'autres perspectives qui seront détaillées dans la conclusion de ce chapitre. Enfin grâce à la simplicité du concept d'accumulation et grâce à l'effort de reproductibilité la méthode a pu être directement exploitée pour plusieurs applications principales qui vont être détaillées dans la section qui suit.



(a) source réelle (b) scan (4 264 078 faces) (c) épaisseurs ($d_a = 20$) (d) seuil épaisseurs (8)



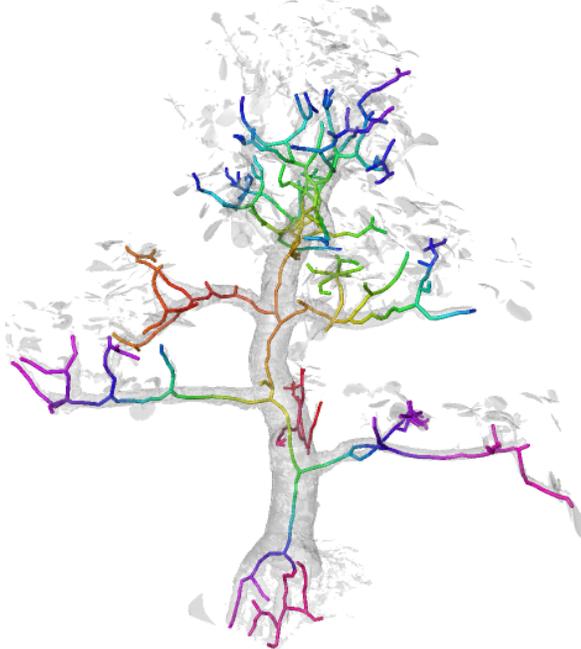
(f) source, scan : (g) (1 744 277 faces)



(g) scan et lignes centrales (14'53s)
($r_d = 3$, $d_g = 3$, $t_c = 0.5$, $d_a = 10$)
minimum accumulation=200



(h) visualisation en transparence



(e) lignes centrales (111'13s)
($r_d = 4$, $d_g = 5$, $t_c = 0.5$, $d_a = 20$)
min accumulation = 200

Fig. 5.44 – Expérimentation de la méthode sur des objets réels : bonsaï scané (images (a–e)) et sur un gabarit d'une pièce métallique (images (f–h)). L'image (c) a été obtenue en affichant uniquement les épaisseurs pour les points ayant une accumulation supérieure à 300. L'image (d) montre la segmentation du tronc à partir d'un simple seuil égal à 8. Seules les composantes connexes du graphe présentant 20 sommets sont représentées sur l'image (e).

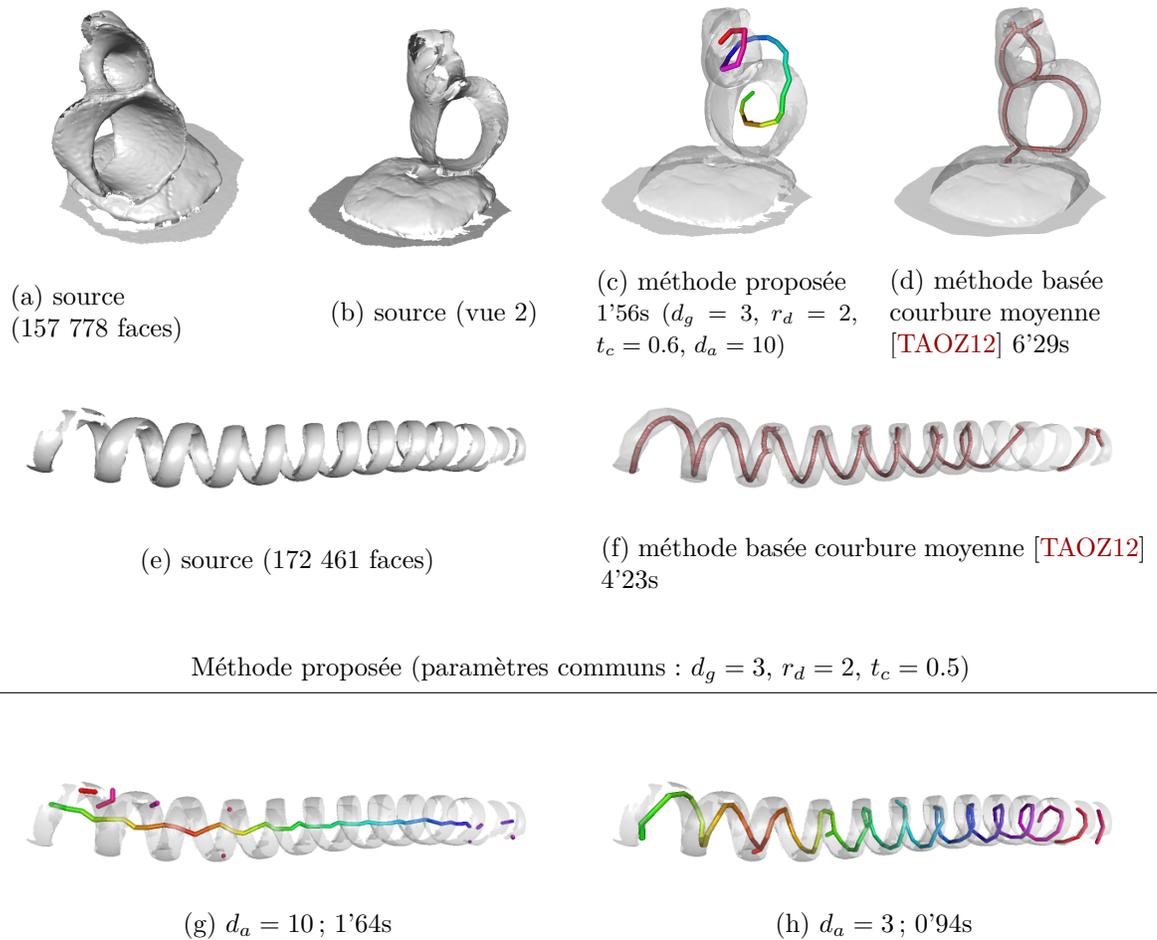


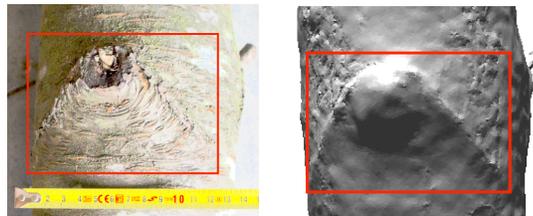
Fig. 5.45 – Exemple de résultat montrant l'extraction de formes tubulaires implicites : (a–c) sur un scan de coquillage et sur le scan d'un fil téléphonique (images (e–h)). Les images (d) et (f) montrent la comparaison avec la méthode basée sur les courbures moyennes [TAOZ12].

5.4 Applications

Comme évoqué dans la section précédente, la simplicité de la définition de l'accumulation a permis d'envisager différentes applications issues de domaines variés. La première application se situe dans la détection de défauts de troncs d'arbres à travers une collaboration avec des chercheurs de l'INRA la participation au comité de thèse de Van-Tho Nguyen. La deuxième application que nous synthétiserons se situe dans le cadre d'un contrat de consultant avec la *start-up DeFacto*. Ces derniers souhaitaient collaborer pour intégrer la méthode dans leur logiciel pour modéliser le câblage électrique défini dans les avions.

5.4.1 Détection de zones de défauts d'écorces de troncs d'arbres

La détection de défauts sur l'écorce de troncs d'arbres est un problème important pour les chercheurs de l'INRA qui cherchent à analyser et identifier la qualité d'un tronc d'arbre. Ce problème n'est pas simple car la géométrie très irrégulière et variable empêche d'exploiter les estimateurs classiques du domaines de la géométrie algorithmique (données de types LIDAR). Pour répondre à ce problème, nous avons proposé une nouvelle méthode qui se base sur la projection de l'écorce en se basant sur le calcul précis de l'axe principal de l'arbre [49]. La méthode proposée a servi de base et a été adaptée pour le cas spécifique du tronc qui ne présente pas d'embranchement.



La figure Fig. 5.46 présente les principales idées de l'approche proposée [49]. La première étape consiste à estimer la position de la ligne centrale du tronc (image (b)) qui permet de définir la position du patch (image (c)) qui va servir à projeter les points (voir graph (d)). Ensuite suivant les distances de projections (représentées en couleur sur l'image (e)) il s'agit de seuiller automatiquement la zone pour identifier le défaut. Ce seuillage s'effectue en utilisant la méthode de Rosin [Ros01]. Un exemple de résultat est présenté sur la figure Fig. 5.47 avec la détection de défauts définis sur des troncs issus de quatre espèces différentes. Les défauts ont été identifiés par des experts de l'INRA sur 10 échantillons et 7 espèces différentes et la méthode proposée a permis d'obtenir en moyenne une précision de 0.685, un rappel de 0.740 pour une f-mesure de 0.710 (contre une f-mesure de 0.380 pour une méthode basée sur l'estimation de cylindre).

En dehors des bons résultats obtenus, l'avantage de cette méthode est aussi le fait qu'il est possible de l'appliquer sur des données partiellement scanées grâce à la méthode de détection de ligne centrale que nous avons présentée dans la section précédente. Cet avantage peut être très intéressant au niveau applications si l'on souhaite pouvoir estimer les défauts en grand nombre en numérisant rapidement des billons dans une forêt ou déposés sur le sol.

La stabilité de la méthode par rapport aux différents paramètres a aussi été évaluée en association avec la description complète de l'implémentation proposée [50]. L'implémentation associée est disponible sur *GitHub* à l'adresse suivante :

Dépot code. 5.7- <https://github.com/vanthonguyen/tree-log-defect-segmentation>

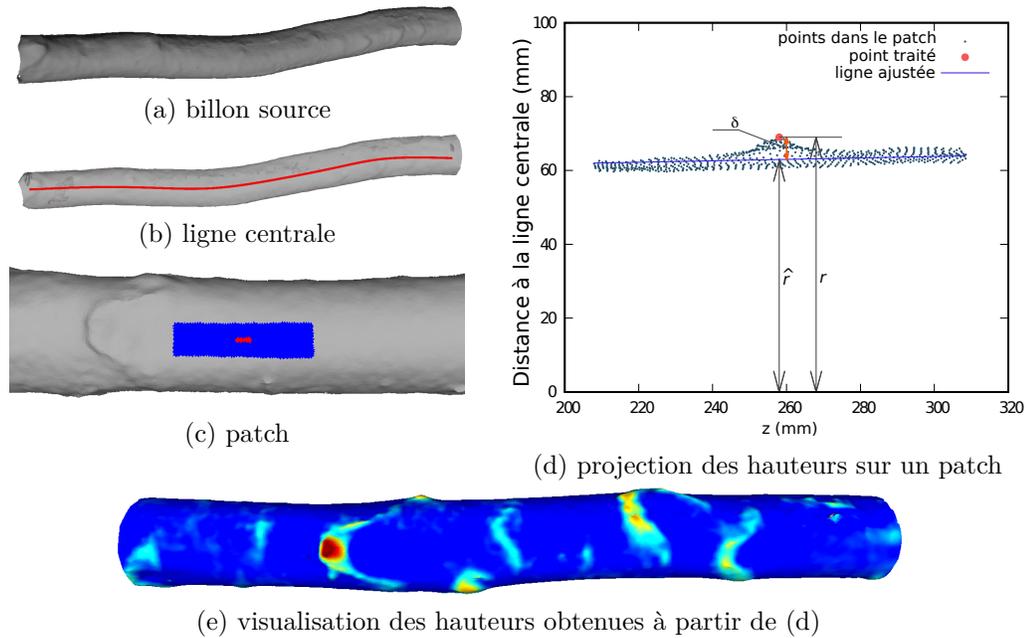


Fig. 5.46 – Illustration de l'idée principale de la méthode de détection de défaut sur les troncs d'arbres. A partir du billon source (a), la ligne centrale est extraite à partir d'un algorithme basé sur l'accumulation (b) et permet de définir la position du patch (c) sur lequel les points du maillage sont projetés (d) et permet d'obtenir les hauteurs de projections (e).

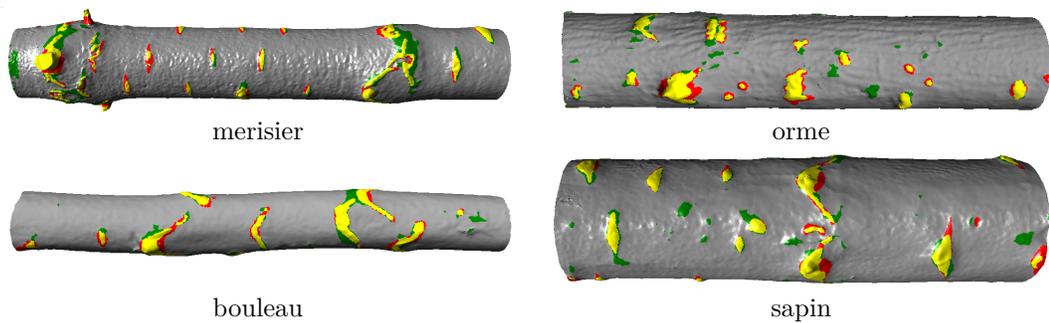
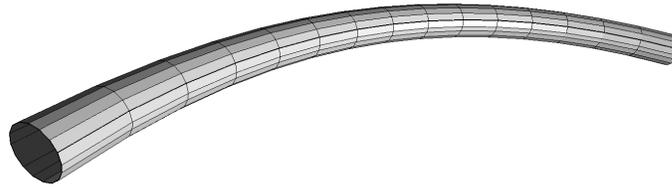
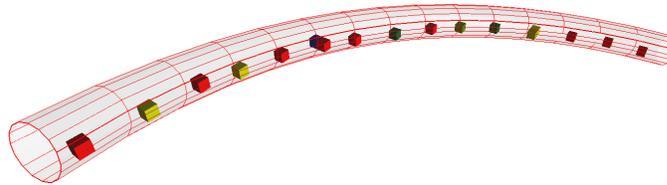


Fig. 5.47 – Exemples de résultats obtenus avec la méthode proposée [49] avec quatre espèces différentes. Les défauts bien détectés sont représentés en jaune, les défauts détectés par erreur sont représentés en vert et la couleur rouge représente les zones qui auraient dû être détectées par rapport à la vérité de terrain.



(a) source



(a) carte de confiance

Fig. 5.48 – Illustration du type de données traitées par l’entreprise *DeFacto* (image (a)).

Un site de démonstration en ligne est aussi accessible et permet de reproduire les différents résultats et la soumission d’article à la revue IPOL est envisagée :

Demonstr. 5.10- https://kerautret.github.io/TDD_IPOLDemoLink

5.4.2 Extraction de ligne centrale sur des câbles de cockpits d’avions

Dans un domaine complètement différent, la méthode a aussi intéressé un industriel travaillant sur un logiciel d’aménagement de cockpit d’avion. Dans leur logiciel interne, l’équipe R&D était intéressée pour implémenter l’algorithme afin de pouvoir obtenir une représentation par graphe de l’ensemble du réseau électrique importé depuis des données synthétiques représentées sous forme de maillages générés par un logiciel de CAO. La figure Fig. 5.48 montre un exemple de ce type de données.

Dans ce contexte, l’algorithme proposé a demandé une adaptation, car comme on peut le voir sur la figure précédente, le maillage est représenté avec des rectangles très allongés et la solution de remailler l’ensemble de l’objet complexifie la mise en œuvre dans leur environnement applicatif et rajoute un coût en temps de calcul que les industriels ne souhaitent pas rajouter. L’application de l’algorithme génère un ensemble de voxels très espacés et la solution choisie a été d’exploiter la direction principale définie par les faces votantes. Cette stratégie rejoint la première solution qui avait été proposée dans la partie de la section Sect. 5.2. À partir de ces adaptations, la reconstruction du graphe a pu être mise en place dans le logiciel géré par *DeFacto*.

L’implémentation exploitée par l’entreprise ne présentant pas réellement de nouveauté par rapport aux algorithmes déjà publiés, nous n’avons pas cherché à partager ou décrire plus l’implémentation qui restait spécifique à une application particulière.

5.5 Conclusion et perspectives

Dans ce chapitre, un nouveau concept d'accumulation basé sur les vecteurs normaux d'un objet 3D a été introduit. Inspirée des domaines d'application précédents, cette nouvelle contribution a permis d'introduire de nouveaux algorithmes simples et efficaces permettant d'analyser un objet tubulaire simple (Sect. 5.2). Ces algorithmes se basent sur une extraction de la ligne centrale par suivi du maximum d'accumulation. Après un processus d'optimisation de la ligne centrale, j'ai proposé l'adaptation de l'algorithme de détection d'arcs de cercles définis sur des contours 2D. Grâce à la définition même de la notion d'accumulation définie à partir des vecteurs normaux, j'ai pu montrer son application pour traiter des objets représentés sous différentes formes : maillage classique, nuages de points, cartes de hauteurs, objets discrets.

Une nouvelle définition de confiance dans l'accumulation a ensuite été proposée pour rajouter des informations de fiabilité dans l'estimation précédente. Elle repose sur une notion de maximalité dans les scores de l'accumulation proposée précédemment. Le gain important apporté par cette nouvelle notion a permis de définir un algorithme de reconstruction capable d'extraire la ligne centrale sur des objets présentant des embranchements et pouvant être représentés par des données partielles.

Grâce à une implémentation disponible en ligne et par un effort de reproductibilité, la méthode a pu être exploitée dans d'autres domaines d'application comme par exemple dans le domaine agricole ou dans le domaine industriel de l'aéronautique (Sect. 5.4).

Différentes perspectives apparaissent intéressantes à explorer, à la fois pour la première méthode basée sur l'accumulation, mais aussi pour la nouvelle notion de confiance.

5.5.1 Perspectives pour la méthode basée accumulation

Même si la méthode basée accumulation a donné naissance à la notion de confiance qui s'est révélée être une très bonne voie, il reste cependant des perspectives qui pourraient être intéressantes à explorer.

Reconstruction adaptative de la ligne centrale La première méthode basée sur le suivi des maximums d'accumulation a permis d'obtenir une représentation géométrique simple permettant une décomposition en parties droites et toriques. On pourrait imaginer aller plus loin dans la reconstruction en définissant une reconstruction adaptative au lieu de considérer une distance fixe telle nous l'avons définie auparavant. Une telle amélioration permettra d'obtenir une représentation simplifiée avec une fréquence de points plus faible sur les parties droites et inversement sur les parties courbes. Un autre avantage en dehors du gain dans la représentation serait que l'analyse géométrique des parties toriques serait aussi simplifiée comme cela pouvait être le cas dans l'approche en deux dimensions [NDR11a]. Un autre intérêt de cette perspective concerne les industriels qui sont intéressés pour retrouver la modélisation LRA et cette reconstruction adaptative qui s'approcherait des données utilisées en production.

Cette perspective, pourra se faire en exploitant les champs de vecteurs associés à la direction principale issus de l'accumulation (Sect. 5.2.1).

Reconstruction sans discrétisation globale Telle que nous l'avons présentée, la méthode traite actuellement tout l'objet et discrétise l'ensemble de l'espace pour calculer l'accumulation.

Cette première solution est la plus directe à implémenter, mais elle présente cependant des limites si l'on souhaite traiter des données occupant un domaine très grand. C'était par exemple le cas pour l'application que nous avons présentée dans la section Sect. 5.4.2 où les données issues de plans d'avion pouvaient s'étendre sur plusieurs dizaine de mètres. Dans ce cas, au niveau espace mémoire, il n'est pas envisageable d'utiliser une discrétisation globale de l'image. Il pourrait être donc intéressant de définir une méthode qui permette une discrétisation au fur et à mesure de la reconstruction à partir d'un point de départ.

Une solution envisageable serait de partir d'un point choisi au hasard ou défini par l'utilisateur et d'appliquer une accumulation locale par patch qui serait ensuite déplacé localement en fonction du point actuel de la reconstruction de la ligne centrale.

On peut noter que l'idée de cette perspective peut aussi s'étendre pour le calcul de la confiance.

Intégration de la notion de confiance dans la méthode de suivi d'accumulation Même si le concept de confiance a été introduit après la méthode d'extraction de ligne centrale par suivi d'accumulation, il pourrait être intéressant d'intégrer l'idée de confiance dans l'accumulation. Le principe de reconstruction resterait le même, mais la recherche du point d'accumulation serait remplacée par la recherche du point de confiance maximale.

Le gain attendu serait principalement au niveau de l'efficacité de la méthode, en particulier la recherche de maxima locaux pourrait être redéfinie par une recherche dans un volume réduit. Le gain serait aussi par rapport à la détection de la fin du traitement de la reconstruction qui serait simplifiée car les éléments supports de l'accumulation seraient réduits.

5.5.2 Perspectives liées à la notion de confiance dans l'accumulation

La notion de confiance dans l'accumulation présentée dans la section Sect. 5.3 ouvre aussi d'autres perspectives plus générales, non seulement liées à l'analyse d'objets tubulaires simples.

Optimisation du calcul de la confiance dans l'accumulation Actuellement, le calcul de la confiance dans l'accumulation se fait en deux étapes : un premier calcul applique l'accumulation à partir de l'ensemble des normales, et ensuite la confiance dans l'accumulation est calculée à partir des informations précédentes. Algorithmiquement, on pourrait imaginer faire le calcul en une seule étape et ainsi obtenir une méthode deux fois plus rapide. L'idée pour réaliser cette amélioration serait de maintenir dynamiquement la notion de maximalité directement dans la première phase du calcul d'accumulation.

Résistance au bruit et élargissement de la zone d'accumulation pour le calcul de la confiance La résistance aux données bruitées est apparue suffisante pour traiter des données issues de différents scanners, cependant il pourrait être utile d'évaluer les limites de la méthode sur des données très bruitées. On peut imaginer que si très peu de normales donnent un score de confiance dû au bruit, il risque d'y avoir très peu de voxels présentant un fort taux de confiance. Une piste qui pourrait être envisagée serait d'appliquer plusieurs accumulations dans des directions de normales proches des vecteurs originaux autour d'une région conique. De cette façon, on pourrait s'attendre à avoir une augmentation des scores de confiance pour les points situés sur l'axe central de l'objet.

Exploitation de l'estimation des rayons pour l'extraction de lignes centrales d'objets à rayon non constant Une autre perspective qui apparaît directement à la suite de la méthode de confiance dans l'accumulation est l'exploitation de l'estimation du rayon qui pourrait être particulièrement utile pour traiter des objets tubulaires à rayon non constant qui apparaissent naturellement dans des images médicales comme par exemple un arbre bronchique. L'estimation du rayon pourrait être intégrée dans la phase d'extraction de la ligne centrale ce qui permettrait d'adapter le degré de reconstruction en fonction du besoin.

Pour réaliser cette perspective, il s'agira de redéfinir l'algorithme Alg. 5.4 en prenant en compte les rayons variables qui pourront aussi avoir une influence dans la définition du paramètre de la dilatation.

De manière plus générale, il serait aussi possible de définir une reconstruction hiérarchique en partant des rayons les plus grands et de propager l'extraction sur les régions plus fines. De manière complémentaire, l'information des rayons pourrait aussi être ré-introduite dans le processus même du calcul d'accumulation (avec deux phases) pour améliorer la précision ce qui pourrait avoir une influence pour la phase d'optimisation de la position qui exploiterait directement cette information.

Seuillage automatique du niveau de confiance Comme nous l'avons détaillé dans la section précédente, la méthode actuelle présente un seuil au niveau de la confiance. Ce seuil dépend en général de l'estimation de la qualité de l'objet traité et ce à la fois par rapport à la présence potentielle de bruit et par rapport à la circularité de l'objet considéré.

Même si le choix du seuil n'a pas forcément une influence cruciale, il pourrait être intéressant d'évaluer ou d'adapter une méthode de sélection de seuil automatique. Dans le cadre applicatif et à travers la collaboration avec Van-Tho Nguyen, des résultats préliminaires montrent que la sélection du seuil avec une méthode basée sur l'histogramme telle que celle de Rosin [Ros01] semble très prometteuse. Toutefois, une étude plus approfondie devra être menée pour confirmer cette approche.

Traitement et détection des cas limites Dans la section Sect. 5.3.2 des cas d'estimation du rayon erronée sont visibles. Même si les configurations de ces cas limites peuvent être prises en compte dans une méthode de reconstruction, il pourrait être intéressant de détecter directement ces configurations dans le processus d'accumulation et ainsi d'avoir des informations supplémentaires pour enrichir les algorithmes de reconstruction. L'idée serait ainsi d'avoir un estimateur capable d'identifier ces cas limites qui prennent la forme d'un T (i.e. zone de bifurcation). La détection de ces zones aurait d'ailleurs un impact important pour les algorithmes de reconstruction pour lesquels la détection des zones en T joue un rôle important pour la reconstruction.

Les données d'accumulation pourraient donner des informations utiles pour résoudre ce problème. Les pistes envisagées pourraient être : (i) intégrer des informations des positions des votants avec en particulier leur répartition, (ii) exploiter les directions des votants et en exploiter la matrice de co-variance pour discriminer ces configurations, (iii) utiliser les informations au niveau topologie uniquement des faces ayant voté afin de détecter une configuration spéciale (cette solution ne serait pas utilisable sur des données partielles).

5.5.3 Perspectives générales

Intégration dans une bibliothèque comme PCL Dans le contexte de recherche reproductible, il pourrait être intéressant de porter cette méthode dans la bibliothèque spécialisée dans le

traitement des nuages de points. La méthode étant relativement simple à implémenter, l'effort à fournir serait relativement faible comparé au potentiel impact que cela représenterait pour une vaste diffusion. L'avantage de la diffusion à travers cette bibliothèque sera l'exploitation des estimateurs de normales déjà présents dans cette librairie.

Paramétrisation automatique de l'espace d'accumulation Le choix de la taille de grille pour définir l'accumulation est pour l'instant manuel. La dépendance au choix de ce paramètre n'est pas extrêmement sensible, mais la possibilité d'obtenir automatiquement sa valeur pour avoir un bon compromis entre précision et coût en mémoire serait très pertinent. Pour cela, il faudra formaliser le processus d'accumulation en intégrant le paramètre de la taille de grille et étudier géométriquement les conditions nécessaires utiles pour obtenir un meilleur compromis. Des échanges avec Bruno Levy ont déjà commencé pour tenter de répondre à cette perspective.

Extraction de lignes centrales dans des images volumiques A travers l'objectif d'applications médicales, une perspective intéressante est d'étendre la méthode d'accumulation en la définissant directement dans l'image en niveau de gris. Cette perspective est une base du projet en collaboration avec Fabien Baldacci et Jacques-Olivier Lachaud. Des premiers tests effectués récemment semblent déjà prometteurs à partir de l'exploitation de l'estimateur de normales VCM.

Le principe de la méthode devra être adapté pour sélectionner les informations de gradient en lien avec la densité de l'objet recherché. Dans ce contexte d'application, l'intégration de la perspective précédente sur l'adaptation du rayon pourra être une piste intéressante pour avoir une bonne contribution, notamment pour le traitement de réseaux tubulaires que l'on retrouve dans beaucoup d'applications.

Accumulation pour une représentation adaptative d'objets 3D En dehors de l'objectif d'extraction de ligne centrale, il est possible d'imaginer exploiter la même idée pour effectuer des traitements sur des objets 3D. En particulier, l'idée d'accumulation peut être rapprochée à la notion de courbure 3D où les scores d'accumulations seront maximaux pour une sphère. À partir de ce constat, l'idée de définir une méthode de remaillage en fonction des distances d'accumulation paraît naturelle. Le remaillage pourra être envisagé à la fois de manière classique pour alléger la représentation tout en préservant les détails, mais aussi pour raffiner des maillages présentant des faibles résolutions. Relié à cette perspective de remaillage, le niveau de bruit pourrait aussi être un élément visible à travers les cartes d'accumulation (notamment à travers des mesures comme la dispersion).

L'avantage de l'approche proposée par rapport aux techniques de la littérature est la simplicité de la méthode d'accumulation et l'avantage de n'avoir aucune hypothèse sur les données source, ce qui permet de traiter des données brutes sans aucun pré-traitement particulier.

Un premier travail d'exploration a été initié par des étudiants de M1 qui pourra constituer un point de départ pour explorer plus en détail cette piste.

Dans le même ordre d'idée, la méthode d'accumulation ouvre aussi d'autres perspectives potentiellement intéressantes pour traiter des problèmes d'*inpainting* d'images mais pour des objets 3D. En particulier, la méthode pourrait constituer une base pour compléter des parties manquantes en prolongeant les bords de l'objet mais en considérant les symétries et les données volumiques définies à travers l'accumulation.

Segmentation et sélection d'objets 3D Enfin une autre perspective intéressante serait l'utilisation de l'idée d'accumulation pour définir un outil de sélection/segmentation de parties sphériques ou tubulaires. La définition d'une telle méthode pourrait être faite à partir d'une graine donnée par l'utilisateur à partir de laquelle il serait par exemple possible d'appliquer un algorithme de diffusion contrôlé à partir des valeurs d'accumulation.

La perspective envisagée reviendrait à effectuer une segmentation 3D dans l'espace d'accumulation. Des premiers essais pourraient être facilement effectués à travers les images d'accumulation obtenues précédemment.

6

Conclusion et perspectives

6.1 Synthèse des contributions

Les contributions de ce mémoire répondent aux axes de recherche initialement liés à l'analyse géométrique des objets discrets bruités en lien avec le projet ANR GeoDIB puis à travers de nouveaux projets de collaboration avec l'INRA et à travers des partenariats industriels.

Chapitre 2 Répondant au manque connu de précision des estimateurs de courbure, une nouvelle approche a été proposée capable de donner des estimations précises à la fois sur des objets à faible résolution et pouvant prendre en compte le niveau de bruit d'un contour. Le nouvel estimateur est défini par rapport à un critère de courbure minimale ce qui permet de prendre en compte l'ensemble de formes ayant une même discrétisation et de sélectionner la forme la plus probable. Cette sélection s'effectue à partir des contraintes géométriques de la couverture tangentielle définies par l'ensemble de tous les segments maximaux couvrant la forme. Grâce à l'extension des segments maximaux par la primitive des segments flous, l'estimateur est capable de prendre en compte un certain niveau de bruit en utilisant simplement le paramètre d'épaisseur des segments. Par définition, l'estimateur a la bonne qualité d'être très stable et permet d'envisager des applications directes, sans la nécessité de post-traitements. L'implémentation est accessible à travers la bibliothèque *ImaGene* et le transfert dans *DG-tal* est prévu prochainement. Une démonstration en ligne est aussi accessible et permet de reproduire les résultats ou d'exécuter l'extraction de la courbure sur n'importe quelle forme.

Chapitre 3 Le réglage de paramètres est un problème que l'on rencontre fréquemment dans le domaine de traitement d'images ou l'analyse de forme. Il peut influencer clairement la qualité des résultats pour différentes applications, y compris pour des estimateurs de courbure comme celui qui a été introduit dans la chapitre précédent. Basé sur un résultat théorique du

comportement asymptotique des segments maximaux, nous avons pu proposer une méthode capable de détecter automatiquement le niveau de bruit d'un contour discret. La méthode permet aussi de trouver une gamme d'échelles où peut être analysé un contour discret. Une autre information est disponible permettant de définir si un point du contour se situe dans une zone plate ou courbe. Cette analyse a l'avantage de ne pas être basée sur une valeur de courbure et peut donc fonctionner à différentes échelles sans avoir besoin de changer de seuil. Les résultats expérimentaux confirment la pertinence de l'objet et une démonstration en ligne est accessible. Ce chapitre présente ensuite l'extension de cette approche en utilisant la primitive des segments flous. Une notion d'épaisseur significative est alors introduite en s'inspirant des théorèmes précédents. Ces deux contributions ouvrent différentes applications qui sont synthétisées dans le chapitre suivant.

Chapitre 4 Basé principalement sur les résultats précédents, ce chapitre fait la synthèse des différentes applications qui ont pu être proposées dans différents contextes. Dans un premier temps, nous avons montré plusieurs applications basées sur la stabilité de l'estimation de la courbure : une première exploitant les maxima locaux de courbure et l'autre basée sur une reconstruction en arcs de cercle basée sur la distance de Hausdorff. Un autre domaine d'application a aussi été présenté avec l'utilisation de la courbure pour guider la segmentation des noeuds d'arbre ou de tronc cérébral. Une autre partie de ce chapitre présente les applications basées sur les échelles significatives. Ces applications comprennent à la fois des applications directes, comme la définition de filtres médians adaptatifs, mais aussi à des applications plus évoluées, avec un algorithme de polygonalisation basé sur l'exploitation de grilles isothétiques. La détection d'échelle a aussi permis d'étendre la définition de couverture tangentielle avec des épaisseurs adaptatives. Dans la continuité des algorithmes de vectorisation, j'ai aussi présenté les bases d'une nouvelle méthode de vectorisation d'images en niveaux de gris exploitant de récentes méthodes de polygonalisation. L'application des algorithmes de géométrie discrète dans des images en niveaux de gris est aussi proposée avec la détection de droites dans une image dans le cadre d'une application industrielle destinée à obtenir du contrôle qualité en temps réel.

Chapitre 5 Ce chapitre présente de nouveaux résultats sur un problème de recherche initié par une collaboration industrielle. Plus précisément, nous avons défini une nouvelle méthode d'extraction de lignes centrales définie sur objet tubulaire 3D. L'idée principale de la contribution de ce chapitre diffère des méthodes proposées traditionnellement dans la littérature car elle repose sur une idée d'accumulation des vecteurs normaux de la surface traitée. Cette idée a pu permettre de définir une première approche pour extraire la ligne centrale d'un objet tubulaire simple à rayon constant et ne présentant pas d'embranchements. L'avantage de cette approche est la capacité à traiter de données de types divers : maillage, nuage de points, surface discrète, carte de hauteurs. L'idée a été ensuite poursuivie avec l'introduction d'un nouveau concept de confiance dans l'accumulation. Basée sur une notion de maximalité, cette nouvelle idée a permis d'ouvrir de nouvelles possibilités d'extraction de ligne centrale autorisant la définition d'algorithmes capables d'extraire la ligne centrale d'objets présentant des embranchements et avec des rayons non constants. Grâce à l'implémentation accessible

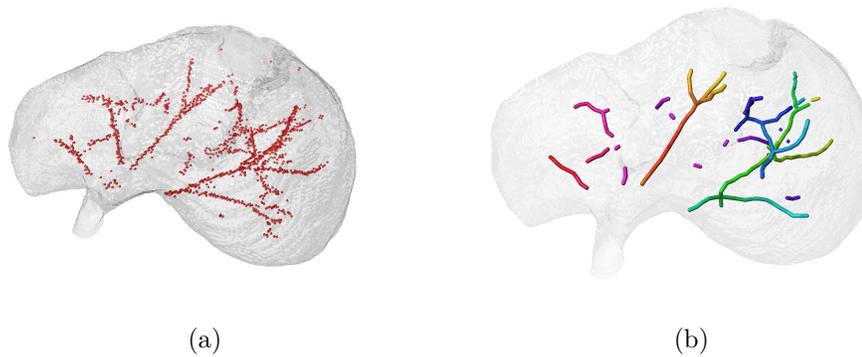


Fig. 6.1 – Illustration des résultats préliminaires pour l'idée d'exploiter la notion de confiance dans l'accumulation en utilisant les normales basées δ -VCM. L'image (a) montre les valeurs de confiance obtenues après l'importation des orientations obtenues dans l'analyse basée sur le travail de Florent Grélard [GBVL15] et de l'algorithme de confiance dans l'accumulation (Algorithme 5.3).

publiquement, la méthode a pu servir de base pour deux applications principales, l'une étant une collaboration avec l'INRA pour la détection de défauts sur des troncs d'arbres et l'autre était destinée à la représentation de câblages pour la modélisation de cockpits d'avion.

6.2 Perspectives et projets de recherche

Les contributions synthétisées dans la partie précédente ouvrent vers de nouvelles perspectives, qui pour certaines, sont déjà intégrées dans un projet accepté ou à soumettre prochainement.

Projet ANR-FLi : Analyse géométrique pour la caractérisation des maladies pulmonaires

Les perspectives de recherche intégrées dans ce projet sont celles reliés au Chapitre 5 où la nouvelle idée d'accumulation pourrait donner des réponses pour améliorer la qualité d'analyse géométrique d'objets tubulaires en imagerie médicale. Comme mentionné précédemment, une première approche que nous avons commencé à définir est l'intégration du principe d'accumulation dans une image en niveaux de gris avec les informations issues de l'analyse géométrique basées sur l'estimateur de normales δ -VCM (Voronoi Covariance Measure) [CLMT15]. Cet estimateur a l'avantage d'être stable, convergent et non sensible aux outliers. Il a déjà servi comme base pour extraire la ligne centrale d'organes tubulaires [GBVL15]. Des premiers essais ont pu déjà être réalisés avec l'exploitation des normales issues de l'analyse basée δ -VCM et l'utilisation de l'algorithme basé sur la confiance dans l'accumulation. Ces résultats préliminaires sont présentés sur l'image (a) de la figure Figure 6.1.

Ce projet est porté par Fabien Baldacci du LaBRI, et comporte deux laboratoires partenaires : le LORIA où je suis le principal participant et le LAMA (Chambéry) avec une collaboration avec Jacques-Olivier Lachaud. Il a été accepté en janvier 2017 et financé pour 3 ans.

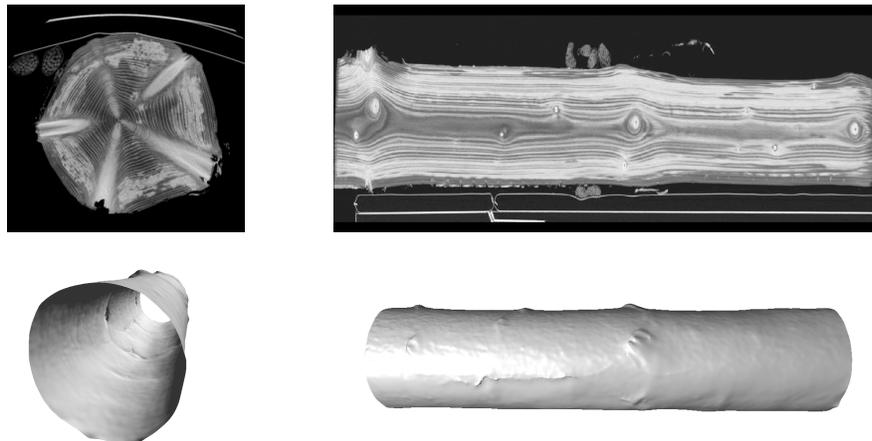


Fig. 6.2 – Illustration des deux types de données à mettre en correspondance pour l'analyse de défauts (première ligne : données volumiques, seconde ligne : de type LiDAR).

Projet pluridisciplinaire Mirabel+ : Analyse de données volumiques et surfaciques

Les travaux décrits synthétiquement dans le Chapitre 4 sur la segmentation d'images volumiques de troncs d'arbres issus de la thèse d'Adrien Krähenbühl [66] ouvrent de nouvelles perspectives pour d'autres travaux liés à l'analyse de données surfaciques de type LiDAR. En effet, dans les travaux menés récemment en collaboration avec Van-Tho Nguyen, nous avons défini une méthode originale capable de détecter les défauts présents sur la surface de l'objet [50, 49]. Pour finaliser l'évaluation des différents types de défauts, un nouveau projet envisagé serait d'effectuer une analyse conjointe des images volumiques en 3D avec celle des défauts surfaciques.

Cette analyse nécessitera d'avoir une méthode capable de recalibrer les différents types de données, ce qui n'est pas simple notamment si aucun repère n'est facilement identifiable sur les deux types d'acquisition. La Figure 6.2 illustre les deux types de données que l'on envisage d'exploiter dans ce projet.

Dans le cadre l'appel à manifestation d'intérêt *Lorraine Université d'Excellence* (LUE), nous envisageons de proposer un sujet orienté sur ces deux axes de recherche de recalage et analyse de défauts surfaciques et volumiques. Un tel projet permettrait d'exploiter notre expérience déjà acquise à la fois au niveau volumique et surfacique.

Projet ANR-TWF : TreeTrace (projet Franco-Autrichien)

Dans la poursuite de la collaboration avec l'INRA, un projet a été soumis par Fleur Longuetaud (INRA, Champenoux) et Alexander Petutschnigg (Salzburg) qui vise à définir une empreinte digitale d'arbre en vue de leurs traçabilités, des forêts aux scieries. Ma contribution dans ce projet avec celle d'Isabelle Debled-Rennesson interviendra dans la partie analyse d'images pour la détection de défauts (orientée géométrie discrète).

Ce projet vient d'être accepté et va permettre de continuer les précédentes collaborations qui

ont été valorisées à la fois du côté informatique et du côté agronomie.

Projet avec Numalliance : Extension de mesure en 3D

Après la collaboration effectuée à travers la thèse CIFRE [64] qui portait sur la mesure de défauts temps réel sur des machines outils, une suite pourrait être envisagée pour étendre l'analyse des segments en se basant non plus sur les segments définis en projection mais en utilisant directement l'aspect 3D. Avec la multiplication des systèmes d'acquisition 3D, cette piste pourrait être envisageable même si une étude préliminaire serait importante à réaliser car le problème récurrent des spécularités reste présent sur les objets filaires que traite l'entreprise.

Ce projet s'intègre aussi dans la suite des travaux précédents sur l'extraction de la ligne centrale que nous avons effectués récemment [34]. L'avantage de l'approche proposée est qu'elle offre la possibilité d'extraction de la ligne centrale d'un objet tubulaire en ayant simplement les normales sans nécessairement requérir la reconstruction de l'objet.

Une autre perspective issue de la thèse de Nicolas Aubry serait d'intégrer la génération de profil de référence dans le processus de reconnaissance par comparaison de profils. Pour ce faire, l'idée de placer une sphère métallique pour générer automatiquement une carte de réflectance serait une première piste envisageable.

Généralisation de la reconnaissance des segments flous dans des images en niveaux de gris

Comme nous l'avons évoqué dans le Chapitre 4, la reconnaissance des segments flous dans des images en niveaux de gris a été proposée soit dans un cadre d'interaction, où l'utilisateur avait à initier une direction avant de faire de la reconnaissance [32], soit dans un cadre industriel où la reconnaissance pouvait être lancée en fonction du modèle de pièce tubulaire [22]. Même si ces méthodes ont permis d'avancer pour résoudre des problèmes concrets, il pourrait être intéressant d'étendre ces reconnaissances pour qu'elles puissent s'appliquer directement et automatiquement dans des images en niveaux de gris.

En particulier la dernière approche qui se base sur la comparaison des profils d'intensité [22] pourrait être imaginée pour extraire des droites épaisses de l'image. Pour réaliser ce projet, un premier problème à résoudre serait la définition des zones d'initialisation des segments. Une solution envisageable serait de réaliser une première pré-étape de parcours global de l'image et de repérer des profils constants avec une analyse des directions des gradients. Ensuite la reconnaissance basée sur les profils d'intensité pourrait être adaptée en prenant par exemple en compte un profil de référence glissant tel que nous l'avons évoqué [22]. Pour obtenir un algorithme plus rapide, une implémentation distribuée pourrait être étudiée.

Au delà des segments flous

Les précédentes extensions des segments flous dans des images en niveaux de gris étaient de premières approches qui ne changeaient pas l'algorithme de reconnaissance en soit car il s'agissait surtout d'une stratégie pour proposer de nouveaux candidats à la primitive. On peut imaginer aller plus loin en intégrant les valeurs d'intensité dans la primitive elle-même afin de redéfinir l'algorithme de reconnaissance lui-même. Le rajout des informations de niveaux de gris comme ceux représentés sur l'image de la figure Fig. 6.3 pourrait être un moyen de donner plus d'information géométrique.

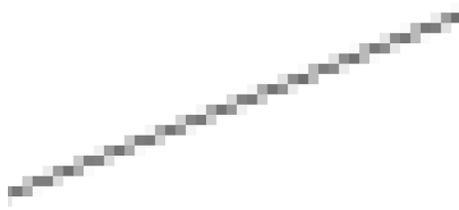


Fig. 6.3 – Exemple de primitive de droite discrète en niveaux de gris qui pourrait être l’objet d’étude du nouvel algorithme de reconnaissance.

Une solution pourrait se baser sur l’algorithme basé sur les définitions arithmétiques [DRR95] et exploiter les niveaux d’intensités dans la mise à jour des points d’appui des droites discrètes.

De cette façon on pourrait espérer obtenir une plus grande précision sur la direction des segments de droites même définie sur des petits segments. Le gain pourrait être intéressant pour définir des représentations avec une précision inférieure au pixel.

Projet autour des échelles significatives

Comme nous l’avons mentionné dans la conclusion de la Section 3.6, différentes perspectives apparaissent et forment un projet naturel par rapport à la suite des travaux déjà initiés. Par exemple, la perspective d’extension sur des courbes 3D semble prometteuse. La Figure 6.4 (a–d) illustre les contours représentés à différentes résolutions. Comme on peut le voir sur la Figure 6.4 (e, f), les segments semblent suivre les mêmes limites que pour les segments 2D.

La preuve de la propriété de convergence asymptotique pour les courbes 3D peut s’inspirer de celle déjà définie en deux dimensions, car la construction des segments 3D s’appuie sur la reconnaissance dans les plans de projections en 2D.

Au delà de cette perspective les autres points mentionnés feraient aussi part de ce projet :

- échelles significatives par plans maximaux ;
- études d’un comportement multi-échelles basé super-pixels ;
- adaptations sur des données numériques de types capteurs.

Il est aussi possible d’imaginer d’autres perspectives liées à la couverture tangentielle adaptative définie en 2D que nous avons mentionnée dans le chapitre Ch. 4. Une première tentative a déjà été faite en exploitant les informations 2D des projections [17], mais l’idée ici serait directement de calculer la couverture tangentielle adaptative en 3D.

Projets orientés accumulation/confiance

Les nouveaux concepts d’accumulation et de confiance ouvrent des perspectives que l’on retrouve en partie pour le projet ANR-FLI. En complément des perspectives liées à ces notions, d’autres

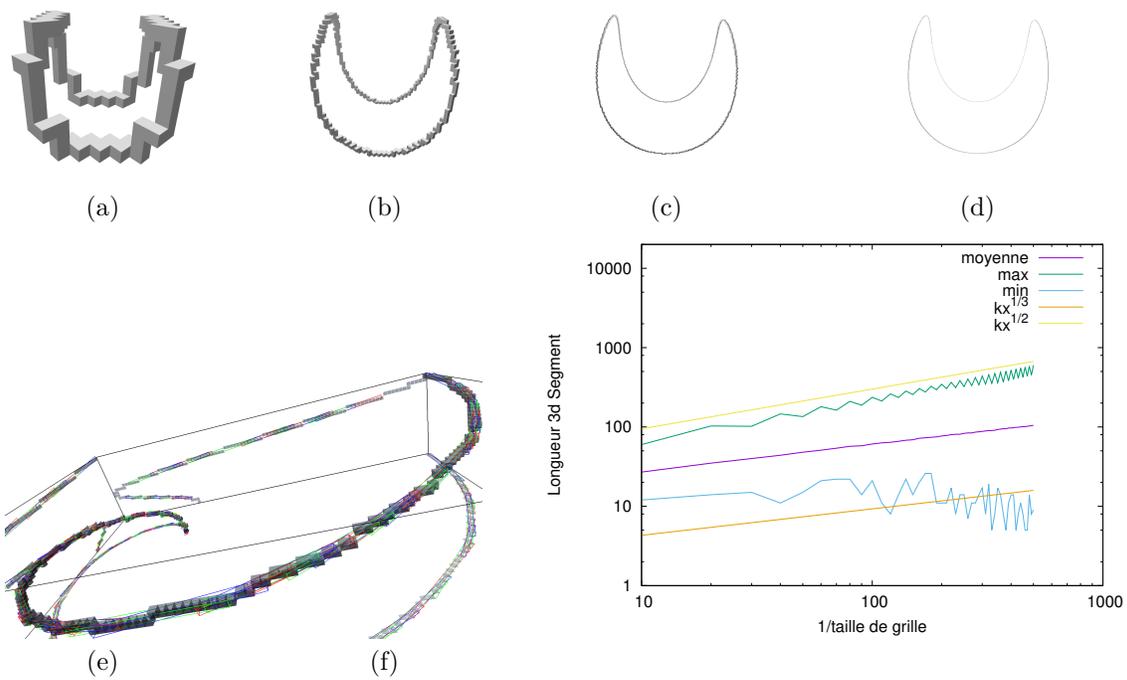


Fig. 6.4 – Illustrations des premiers tests liés à la perspective d’extensions des échelles significatives sur des courbes 3D. Première ligne : représentation aux échelles 1, 2, 4, 8, seconde ligne : exemple de profil multi-échelle (f) obtenu sur la courbe représentée sur l’image (e).

points plus généraux concerne à la généralisation de la méthode ou l'étude plus théorique du principe introduit dans ce chapitre (voir les points détaillés dans la section Sect. 5.5.3).

En dehors de ces projets, il serait aussi possible d'explorer l'adaptation du principe d'accumulation pour traiter des images en niveaux de gris. De cette façon, la méthode serait capable de détecter des structures tubulaires, comme pouvait le proposer la technique basée morphologie mathématique [MTNP17].

Représentation vectorielle d'images intégrant la géométrie

Sur la base de la méthode de vectorisation que nous avons présentée synthétiquement dans la section Sect. 4.3.2 [38], il serait possible de rajouter de l'information géométrique avec les éléments à la fois de courbe ou issus de la détection d'échelles significatives. Pour cela, il pourrait être possible d'intégrer l'information directement dans l'arbre des composantes connexes [PN11, NP14].

Projet pour la recherche reproductible en géométrie

Grâce à l'expérience acquise à travers le travail éditorial avec la revue IPOL [4] et l'organisation du nouveau workshop RRPR [5], il pourrait être envisageable de penser à la création d'une nouvelle revue de type IPOL mais orientée spécifiquement sur l'axe géométrie. Un tel projet nécessiterait un soutien important, d'un financement de départ pour gérer à la fois le travail éditorial et logiciel. Toutefois une partie du projet pourrait aussi être mutualisée avec le nouveau moteur de démonstration disponible sur *GitHub*, mais en dépôt privé pour l'instant. La nouvelle architecture permet de générer des démonstrations en ligne sans avoir à éditer du code source mais en précisant simplement les commandes de compilations, le nom de l'exécutable et les paramètres utilisateurs.

Enfin, en dehors de ce projet conséquent, je souhaite poursuivre vers la diffusion de la recherche reproductible notamment en poursuivant la prochaine édition du workshop RRPR qui pourrait être envisagée d'être étendu si le succès s'amplifie pour les prochaines éditions.



Bibliographie

- [ACC⁺12] M. Aanjaneya, F. Chazal, D. Chen, M. Glisse, L. Guibas, and D. Morozov. Metric graph reconstruction from noisy data. *International Journal of Computational Geometry & Applications*, 22(04) :305–325, 2012.
- [ACH⁺91] E. Arkin, L. Chew, D. Huttenlocher, K. Kedem, and J. Mitchell. An efficiently computable metric for comparing polygonal shapes. *IEEE Trans. on PAMI*, 13 :209–216, 1991.
- [ACK01] N. Amenta, S. Choi, and R. K. Kolluri. The power crust. In *Proceedings of the sixth ACM symposium on Solid modeling and applications*, pages 249–266. ACM, 2001.
- [AKKO01] T. Asano, Y. Kawamura, R. Klette, and K. Obokata. Minimum-length polygons in approximation sausages. In *IWVF*, pages 103–112. Springer, 2001.
- [ASS⁺12] R. Achanta, A. Shaji, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua, and S. Ssstrunk. SLIC Superpixels Compared to State-of-the-Art Superpixel Methods. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 34(11) :2274–2282, November 2012.
- [ATC⁺08] O. K.-C. Au, C.-L. Tai, H.-K. Chu, D. Cohen-Or, and T.-Y. Lee. Skeleton Extraction by Mesh Contraction. In *ACM SIGGRAPH 2008 Papers*, SIGGRAPH ’08, pages 44 :1–44 :10, New York, NY, USA, 2008. ACM.
- [Att54] F. Attneave. Some informational aspects of visual perception. *Psychological review*, 61(3) :183, 1954.
- [Bar02] D. Barash. Fundamental relationship between bilateral filtering, adaptive smoothing, and the nonlinear diffusion equation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(6) :844–847, 2002.

- [BB08] C. Bauer and H. Bischof. Extracting Curve Skeletons from Gray Value Images for Virtual Endoscopy. In *Medical Imaging and Augmented Reality*, number 5128 in Lecture Notes in Computer Science, pages 393–402. Springer Berlin Heidelberg, 2008.
- [BELN11] D. Borrmann, J. Elseberg, K. Lingemann, and A. Nüchter. The 3D Hough Transform for plane detection in point clouds : A review and a new accumulator design. *3D Research*, 2(2) :1–13, 2011.
- [BLC⁺12] M. Boukadida, F. Longuetaud, F. Colin, C. Freyburger, T. Constant, J. M. Leban, and F. Mothe. PithExtract : A robust algorithm for pith detection in computer tomography images of wood - Application to 125 logs from 17 tree species. *Computers and Electronics in Agriculture*, 85 :90 – 98, 2012.
- [BNB05] G. S. d. Baja, I. Nyström, and G. Borgefors. Discrete 3D Tools Applied to 2D Grey-Level Images. In F. Roli and S. Vitulano, editors, *Image Analysis and Processing – ICIAP 2005*, number 3617 in Lecture Notes in Computer Science, pages 229–236. Springer Berlin Heidelberg, 2005.
- [BP07] U. Bauer and K. Polthier. Parametric Reconstruction of Bent Tube Surfaces. In *International Conference on Cyberworlds, 2007. CW '07*, pages 465–474, October 2007.
- [BP09] U. Bauer and K. Polthier. Generating parametric models of tubes from laser scans. *Computer-Aided Design*, 41(10) :719–729, 2009.
- [Bru07] F. Brunet. *Convolutions binomiales et dérivation de fonctions discrètes bruitées*. PhD thesis, Univ. of Clermont-Ferrand. France, 2007.
- [BT87] H. Beus and S. Tiu. An improved corner detection algorithm based on chain-coded plane curves. *Pattern Recognition*, 20(3) :291 – 296, 1987.
- [CCCD93] V. Caselles, F. Catté, T. Coll, and F. Dibos. A geometric model for active contours in image processing. *Numerische mathematik*, 66(1) :1–31, 1993.
- [cga] CGal : Release 4.8. <http://www.cgal.org>.
- [CGNT11] C. Couprie, L. Grady, L. Najman, and H. Talbot. Power watersheds : A unifying graph-based optimization framework. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 33(7) :1384–1399, 2011.
- [Che03] D. Chetverikov. A simple and efficient algorithm for detection of high curvature points in planar curves. In *CAIP'03*, pages 746–753, 2003.
- [Che05] K. Chen. Adaptive smoothing via contextual and local discontinuities. *IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence*, 27(10) :1552–1567, 2005.
- [Cia98] P.-G. Ciarlet. *Introduction à l'analyse numérique et à l'optimisation*. Sciences Sup. Dunod, Paris, 1998.
- [CL11] E. Charrier and J.-O. Lachaud. Maximal Planes and Multiscale Tangential Cover of 3D Digital Objects. In *IWCIA*, pages 132–143. Springer, 2011.

- [CLL13] D. Coeurjolly, J.-O. Lachaud, and J. Levallois. Integral based Curvature Estimators in Digital Geometry. In *Lecture Notes in Computer Science*, pages 215–227, 2013.
- [CLL14] D. Coeurjolly, J.-O. Lachaud, and J. Levallois. Multigrid convergent principal curvature estimators in digital geometry. *Computer Vision and Image Understanding*, 129 :27–41, 2014.
- [CLMT15] L. Cuel, J.-O. Lachaud, Q. Mérigot, and B. Thibert. Robust geometry estimation using the generalized Voronoi covariance measure. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 8(2) :1293–1314, 2015.
- [CLT14] L. Cuel, J.-O. Lachaud, and B. Thibert. Voronoi-based geometry estimator for 3d digital surfaces. In *International Conference on Discrete Geometry for Computer Imagery*, pages 134–149. Springer, 2014.
- [CMM17] A. Ciomaga, P. Monasse, and J.-M. Morel. The Image Curvature Microscope : Accurate Curvature Computation at Subpixel Resolution. *Image Processing On Line*, 7 :197–217, July 2017.
- [CMT01] D. Coeurjolly, S. Miguet, and L. Tougne. Discrete Curvature Based on Osculating Circle Estimation. In *Visual Form 2001*, Lecture Notes in Computer Science, pages 303–312. Springer, Berlin, Heidelberg, 2001.
- [Coe02] D. Coeurjolly. *Algorithmique et géométrie pour la caractérisation des courbes et des courbes et des surfaces*. PhD thesis, Université Lyon 2, 2002.
- [Cor] Source code of survey paper of cornea *et al.* [CS07]. On line resource. http://coewww.rutgers.edu/www2/vizlab/NicuCornea/publication/1stpaper_download/code+Volumes.tar.gz.
- [CS99] D. Chetverikov and Z. Szabo. http://visual.ipan.sztaki.hu/corner/corner_click.html. Online, 1999.
- [CS03] D. Coeurjolly and S. Svensson. Estimation of Curvature along Curves with Application to Fibres in 3D Images of Paper. In *Image Analysis*, Lecture Notes in Computer Science, pages 247–254. Springer, Berlin, Heidelberg, June 2003.
- [CS07] N. D. Cornea and D. Silver. Curve-skeleton properties, applications, and algorithms. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 13 :530–548, 2007.
- [CSYB05] N. D. Cornea, D. Silver, X. Yuan, and R. Balasubramanian. Computing hierarchical curve-skeletons of 3D objects. *The Visual Computer*, 21(11) :945–955, 2005.
- [Cue11] L. Cuel. *Propriétés des disques maximaux*. PhD thesis, Université Joseph Fourier, 2011.
- [DGta] DGTal : Digital Geometry Tools and Algorithms.
- [DGtb] DGTalTools : tool project associated to the DGTal Library.
- [DGtc] DGTalToolsContrib : Compagnion project of developpement tools associated to DGTalTools project.

- [DR07] I. Debled-Rennesson. *Eléments de Géométrie Discrète Vers une Etude des Structures Discrètes Bruitées*. Habilitation à Diriger des Recherches, Université de Lorraine, Nancy, 2007.
- [DRFRD06] I. Debled-Rennesson, F. Feschet, and J. Rouyer-Degli. Optimal blurred segments decomposition of noisy shapes in linear time. *Computers & Graphics*, 30(1) :30–36, 2006.
- [DRJLRD03] I. Debled-Rennesson, R. Jean-Luc, and J. Rouyer-Degli. Segmentation of discrete curves into fuzzy segments. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 12 :372–383, 2003.
- [DRR95] I. Debled-Rennesson and J.-P. Reveillès. A linear algorithm for segmentation of digital curves. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 9(04) :635–662, 1995.
- [dVL06] F. de Vieilleville and J. O. Lachaud. Convex shapes and convergence speed of discrete tangent estimators. In *Proc. Int. Symposium on Visual Computing (ISVC'2006), Lake Tahoe, Nevada*, volume 4292, 2006.
- [dVLF05] F. de Vieilleville, J.-O. Lachaud, and F. Feschet. Maximal digital straight segments and convergence of discrete geometric estimators. In *Proc. 14th Scandinavian Conference on Image Analysis (SCIA'2005), Joensuu, Finland*, volume 3540 of *LNCS*, pages 988–1003. Springer, 2005.
- [EZ98] J. H. Elder and S. W. Zucker. Local Scale Control for Edge Detection and Blur Estimation. *IEEE Trans. on PAMI*, 20(7) :669–716, 1998.
- [FBF09] A. Faure, L. Buzer, and F. Feschet. Tangential cover for thick digital curves. *Pattern Recognition*, 42(10) :2279 – 2287, 2009.
- [FD77] H. Freeman and L. Davis. A corner-finding algorithm for chain-coded curves. *IEEE Transactions on Computers*, C-26(3) :297–303, March 1977.
- [FEH07] M. Farber, J. Ehrhardt, and H. Handels. Live-wire-based segmentation using similarities between corresponding image structures. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 31 :549–560, 2007.
- [FJ89] P. J. Flynn and A. K. Jain. On reliable curvature estimation. In *CVPR*, volume 88, pages 5–9, 1989.
- [FMR13] C. Fiorio, C. Mercat, and F. Rieux. Multigrid Convergent Curvature Estimator. In *Discrete Geometry for Computer Imagery*, Lecture Notes in Computer Science, pages 395–406. Springer, Berlin, Heidelberg, 2013.
- [FT99] F. Feschet and L. Tougne. Optimal time computation of the tangent of a discrete curve : Application to the curvature. In *Proc. of the Int Conf DGCI*, volume 1568, pages 31–40. springer, 1999.
- [GBVL15] F. Grélard, F. Baldacci, A. Vialard, and J.-O. Lachaud. Precise cross-section estimation on tubular organs. In *International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns*, pages 277–288. Springer, 2015.

- [geoa] Geogram : Release 1.4.9. <http://alice.loria.fr/software/geogram/doc/html/index.html>.
- [geob] Geogram vorpaview : online demonstration. <http://webloria.loria.fr/~levy/GEOGRAM/vorpaview.html>.
- [Gou97] F. Goulette. Automatic CAD modeling of industrial pipes from range images. In *3-D Digital Imaging and Modeling, 1997. Proceedings, International Conference on Recent Advances in*, pages 229–233, May 1997.
- [GPF11] Y. Gérard, L. Provot, and F. Feschet. Introduction to Digital Level Layers. In *Discrete Geometry for Computer Imagery*, Lecture Notes in Computer Science, pages 83–94. Springer, Berlin, Heidelberg, April 2011.
- [GS08] A. Goshtasby and M. Satter. An adaptive window mechanism for image smoothing. *Computer Vision and Image Understanding*, 111(2) :155–169, 2008.
- [HBST11] T. V. Hoang, E. H. Barney Smith, and S. Tabbone. Edge noise removal in bilevel graphical document images using sparse representation. In *IEEE International Conference on Image Processing - ICIP'2011*, Brussels, Belgique, September 2011.
- [HF09] M. Hassouna and A. Farag. Variational Curve Skeletons Using Gradient Vector Flow. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 31(12) :2257–2274, December 2009.
- [HK07] S. Hermann and R. Klette. A comparative study on 2d curvature estimators. In *International Conference on Computing : Theory and Applications (ICCTA'07)*, pages 584–589. IEEE, 2007.
- [HRD⁺12] S. Holzer, R. B. Rusu, M. Dixon, S. Gedikli, and N. Navab. Adaptive neighborhood selection for real-time surface normal estimation from organized point cloud data using integral images. In *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2012 IEEE/RSJ International Conference on*, pages 2684–2689. IEEE, 2012.
- [HT06] X. Hilaire and K. Tombre. Robust and accurate vectorization of line drawings. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(6) :890–904, 2006.
- [Hux90] M. N. Huxley. Exponential Sums and Lattice Points. *Proceedings of the London Mathematical Society*, s3-60(3) :471–502, May 1990.
- [JK92] H. Jeong and C. Kim. Adaptive determination of filter scales for edge detection. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 14(5) :579–585, May 1992.
- [Kan96] T. Kanungo. *Document Degradation Models and a Methodology for Degradation Model Validation*. PhD thesis, University of Washington, 1996.
- [Ker04] C. Kervrann. An Adaptive Window Approach for Image Smoothing and Structures Preserving. In *ECCV 04*, pages 132–144. Springer, 2004.
- [KJA01] A. Kolb, L. John, and T. Q. Algorithm. *Volumetric Model Repair for Virtual Reality Applications*. 2001.

- [KL11] B. Kerautret and J.-O. Lachaud. Online annex of article : Meaningful scales detection along digital contours for unsupervised local noise estimation, october 2011.
- [Koe84] J. J. Koenderink. The structure of images. *Biological cybernetics*, 50(5) :363–370, 1984.
- [Kov92] V. Kovalevsky. Theoretical and experimental analysis of the accuracy of perimeter estimates. *Robust Computer Vision*, pages 218–242, 1992.
- [Kov01] V. Kovalevsky. Curvature in digital 2d images. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 15 :1183–1200, 2001.
- [KQ04] C. Kirbas and F. Quek. A review of vessel extraction techniques and algorithms. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 36(2) :81–121, 2004.
- [KR04a] R. Klette and A. Rosenfeld. *Digital Geometry - Geometric Methods for Digital Picture Analysis*. Morgan Kaufmann, San Francisco, CA, 2004.
- [KR04b] R. Klette and A. Rosenfeld, editors. *Digital geometry : geometric methods for digital picture analysis*, chapter Chapter 2 : Grids and Digitization. San Diego : Morgan Kaufmann, 2004.
- [KŽ00] R. Klette and J. Žunić. Multigrid Convergence of Calculated Features in Image Analysis. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 13(3) :173–191, December 2000.
- [LABFL09] D. Lesage, E. D. Angelini, I. Bloch, and G. Funka-Lea. A review of 3D vessel lumen segmentation techniques : Models, features and extraction schemes. *Medical Image Analysis*, 13(6) :819–845, 2009.
- [Lac03] J.-O. Lachaud. Coding cells of digital spaces : A framework to write generic digital topology algorithms. In A. Del Lungo, V. Di Gesù, and A. Kuba, editors, *Proc. Int. Work. Combinatorial Image Analysis (IWICIA'2003), Palermo, Italy*, volume 12 of *ENDM*. Elsevier, 2003.
- [Lac06] J.-O. Lachaud. *Espaces non-euclidiens et analyse d'image : modèles déformables riemanniens et discrets, topologie et géométrie discrète*. Habilitation à Diriger des Recherches, Université Bordeaux 1, Talence, France, 2006. (en français).
- [Lac10] J. Lachaud. Digital shape analysis with maximal segments. In *Applications of Discrete Geometry and Mathematical Morphology - First International Workshop, WADGMM 2010, Istanbul, Turkey*, pages 14–27, 2010.
- [Lac17] J.-O. Lachaud. online on *GitHub*, 2017. <https://github.com/JacquesOlivierLachaud/VCM> and fork <https://github.com/kerautret/VCM/> avec tag `expeHDRdiscretHM`.
- [LB12] B. Lévy and N. Bonneel. Variational Anisotropic Surface Meshing with Voronoi Parallel Linear Enumeration. In *International Meshing Roundtable conf. proc.*, 2012.
- [Lee00] I.-K. Lee. Curve reconstruction from unorganized points. *Computer Aided Geometric Design*, 17(2) :161–177, 2000.

- [Lev15] J. Levallois. *Estimateurs différentiels en géométrie discrète : applications à l'analyse de surfaces digitales*. PhD thesis, INSA-Lyon, 2015.
- [Lie03] P. Liepa. Filling Holes in Meshes. In *Proceedings of the 2003 Eurographics/ACM SIGGRAPH Symposium on Geometry Processing, SGP '03*, pages 200–205, Aire-la-Ville, Switzerland, Switzerland, 2003. Eurographics Association.
- [LK04] I.-K. Lee and K.-J. Kim. Shrinking : Another method for surface reconstruction. In *Geometric Modeling and Processing, 2004. Proceedings*, pages 259–266. IEEE, 2004.
- [LL00] L. Latecki and R. Lakamper. Shape similarity measure based on correspondence of visual parts. *IEEE Trans. on PAMI*, 22 :1185–1190, 2000.
- [LLL08] H. Liu, L. J. Latecki, and W. Liu. A Unified Curvature Definition for Regular, Polygonal, and Digital Planar Curves. *Int. J. Comput. Vision*, 80(1) :104–124, 2008.
- [LLM⁺04] F. Longuetaud, J.-M. Leban, F. Mothe, E. Kerrien, and M.-O. Berger. Automatic detection of pith on CT images of spruce logs. *Computers and Electronics in Agriculture*, 44(2) :107 – 119, 2004.
- [LPR16] J.-O. Lachaud, X. Provençal, and T. Roussillon. Computation of the Normal Vector to a Digital Plane by Sampling Significant Points. In *Discrete Geometry for Computer Imagery*, Lecture Notes in Computer Science, pages 194–205. Springer, Cham, April 2016.
- [LT03] J.-O. Lachaud and B. Taton. Deformable model with adaptive mesh and automated topology changes. In M. Rioux, P. Boulanger, and G. Godin, editors, *Proc. 4th int. Conf. 3-D Digital Imaging and Modeling (3DIM'2003), Banff, Alberta, Canada*. IEEE Computer Society Press, 2003.
- [LVDV05] J.-O. Lachaud, A. Vialard, and F. De Vieilleville. Analysis and Comparative Evaluation of Discrete Tangent Estimators. In *DGCI*, volume 3429, pages 240–251. Springer, 2005.
- [LVdV07] J.-O. Lachaud, A. Vialard, and F. de Vieilleville. Fast, Accurate and Convergent Tangent Estimation on Digital Contours. *Image and Vision Computing*, 25(10) :1572–1587, October 2007.
- [LWL⁺09] Y. Liu, W. Wang, B. Lévy, F. Sun, D.-M. Yan, L. Lu, and C. Yang. On Centroidal Voronoi Tessellation - Energy Smoothness and Fast Computation. *ACM Transactions on Graphics*, 2009. Presented at SIGGRAPH 2010.
- [Mar03] M. Marji. *On the detection of dominant points on digital planar curves*. PhD thesis, Wayne State University, Detroit, Michigan, 2003.
- [MBF08] R. Malgouyres, F. Brunet, and S. Fourey. Binomial Convolutions and Derivatives Estimation from Noisy Discretizations. In *Discrete Geometry for Computer Imagery*, Lecture Notes in Computer Science, pages 370–379. Springer, Berlin, Heidelberg, April 2008.

- [Mel87] A. A. Melkman. On-line Construction of the Convex Hull of a Simple Polyline. *Inf. Process. Lett.*, 25(1) :11–12, April 1987.
- [Min17] P. Min. online, 2017. <http://www.patrickmin.com/binvox/>.
- [MS89] D. Mumford and J. Shah. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 42(5) :577–685, 1989.
- [MTNP17] O. Merveille, H. Talbot, L. Najman, and N. Passat. Curvilinear structure analysis by ranking the orientation responses of path operators. *IEEE Trans. on PAMI*, 2017. to appear.
- [NC06] L. Najman and M. Couprie. Building the component tree in quasi-linear time. *Trans. Img. Proc.*, 15(11) :3531–3539, 2006.
- [NDR07] T. P. Nguyen and I. Debled-Rennesson. Curvature Estimation in Noisy Curves. In *CAIP*, volume 4673 of *LNCS*, pages 474–481. Springer, 2007.
- [NDR08b] T. P. Nguyen and I. Debled-Rennesson. Curvature and torsion estimators for 3d curves. In *Advances in Visual Computing*, pages 688–699. Springer, 2008.
- [NDR11a] T. P. Nguyen and I. Debled-Rennesson. Arc segmentation in linear time. In *Computer Analysis of Images and Patterns*, pages 84–92. Springer, 2011.
- [NDR11b] T. P. Nguyen and I. Debled-Rennesson. Decomposition of a Curve into Arcs and Line Segments Based on Dominant Point Detection. In A. Heyden and F. Kahl, editors, *Image Analysis - 17th Scandinavian Conference, SCIA 2011, Ystad, Sweden, May 2011. Proceedings*, volume 6688 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 794–805. Springer, 2011.
- [NDR11c] T. P. Nguyen and I. Debled-Rennesson. A discrete geometry approach for dominant point detection. *Pattern Recognition*, 44(1) :32–44, 2011.
- [Ngu10] T. P. Nguyen. *Etude des courbes discrètes : applications en analyse d’images*. PhD thesis, Nancy University, 2010.
- [NIK91] S. K. Nayar, K. Ikeuchi, and T. Kanade. Surface reflection : physical and geometrical perspectives. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(7) :611–634, July 1991.
- [NP14] B. Naegel and N. Passat. Interactive Segmentation Based on Component-trees. *Image Processing On Line*, 4 :89–97, 2014.
- [O’R81] J. O’Rourke. An On-line Algorithm for Fitting Straight Lines Between Data Ranges. *Commun. ACM*, 24(9) :574–578, September 1981.
- [PB06] B. Price and W. Barrett. Object-based vectorization for interactive image editing. *The Visual Computer*, 22(9-11) :661–670, 2006.
- [PGF14] L. Provot, Y. Gerard, and F. Feschet. Digital Level Layers for Digital Curve Decomposition and Vectorization. *Image Processing On Line*, 4 :169–186, 2014.

- [PJKL12] M. Postolski, M. Janaszewski, Y. Kenmochi, and J. O. Lachaud. Tangent estimation along 3D digital curves. In *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)*, pages 2079–2082, November 2012.
- [PK99] K. Palágyi and A. Kuba. A Parallel 3D 12-Subiteration Thinning Algorithm. *Graphical Models and Image Processing*, 61(4) :199–221, July 1999.
- [PM90] P. Perona and J. Malik. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12 :629–639, 1990.
- [PN11] N. Passat and B. Naegel. Selection of Relevant Nodes from Component-Trees in Linear Time. In *DGCI*, volume 6607 of *LNCS*, pages 453–464. Springer, 2011.
- [PNC12] P. Pare, T. Nagano, and H. Coxson. Airway imaging in disease : Gimmick or useful tool? *Journal of Applied Physiology*, 113(4) :636–646, 2012.
- [PNR⁺11] N. Passat, B. Naegel, F. Rousseau, M. Koob, and J.-L. Dietemann. Interactive segmentation based on component-trees. *Pattern Recognition*, 44(10–11) :2539–2554, 2011.
- [RC11] R. B. Rusu and S. Cousins. 3D is here : Point Cloud Library (PCL). In *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Shanghai, China, May 9-13 2011.
- [Rev91] J.-P. Reveillès. *Géométrie discrète, calcul en nombres entiers et algorithmique*. Habilitation à Diriger des Recherches, Université Louis Pasteur, 1991.
- [RJ73] A. Rosenfeld and E. Johnston. Angle detection on digital curves. *IEEE Transactions on Computers*, C-22(9) :940–941, Sept. 1973.
- [RL11] T. Roussillon and J.-O. Lachaud. Accurate Curvature Estimation along Digital Contours with Maximal Digital Circular Arcs. In *Combinatorial Image Analysis - 14th International Workshop, IWCIA 2011, Madrid, Spain, May 23-25, 2011. Proceedings*, pages 43–55, 2011.
- [RLSA09a] M. Rodríguez, G. Largeteau-Skapin, and E. Andres. Adaptive Pixel Size Reconstruction with Topological Control. In *The 13th International Workshop on Combinatorial Image Analysis*, volume Research Publishing Services, pages 193–205, Playa del Carmen, Mexico, November 2009.
- [RLSA09b] M. Rodríguez, G. Largeteau-Skapin, and E. Andres. Adaptive Pixel Resizing for Multiscale Recognition and Reconstruction. In *Combinatorial Image Analysis*, Lecture Notes in Computer Science, pages 252–265. Springer, Berlin, Heidelberg, November 2009.
- [ROF92] L. I. Rudin, S. Osher, and E. Fatemi. Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, 60(1) :259–268, November 1992.
- [Ros01] P. L. Rosin. Unimodal thresholding. *Pattern recognition*, 34(11) :2083–2096, 2001.

- [Rus10] R. B. Rusu. Semantic 3d object maps for everyday manipulation in human living environments. *KI-Künstliche Intelligenz*, 24(4) :345–348, 2010. PCL integration for normal estimator : http://pointclouds.org/documentation/tutorials/how_features_work.php#id2.
- [RVDH05] T. Rabbani and F. Van Den Heuvel. Efficient hough transform for automatic detection of cylinders in point clouds. *ISPRS WG III/3, III/4*, 3 :60–65, 2005.
- [RW75] A. Rosenfeld and J. Weszka. An improved method of angle detection on digital curves. *IEEE Transactions on Computers*, C-24(9) :940–941, Sept. 1975.
- [SBB16] P. K. Saha, G. Borgefors, and G. S. d. Baja. A survey on skeletonization algorithms and their applications. *Pattern Recognition Letters*, 76 :3–12, 2016.
- [SDRW06] J.-P. Salmon, I. Debled-Rennesson, and L. Wendling. A new method to detect arcs and segments from curvature profiles. In *18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06)*, volume 3, pages 387–390. IEEE, 2006.
- [Set99] J. A. Sethian. Fast marching methods. *SIAM review*, 41(2) :199–235, 1999.
- [shr11] Dataset for SHREC 2011 - Shape Retrieval Contest of Non-rigid 3D Watertight Meshes, 2011. <http://www.itl.nist.gov/iad/vug/sharp/contest/2011/NonRigid/data.html>.
- [Siv11] I. Sivignon. A near-linear time guaranteed algorithm for digital curve simplification under the Fréchet distance. In *DGCI*, volume 6607, pages 333–345, 2011.
- [Slo98] F. Sloboda. On approximation of planar one-dimensional continua. *Advances in Digital and Computational Geometry*, pages 113–160, 1998.
- [SLWS07] J. Sun, L. Liang, F. Wen, and H.-Y. Shum. Image vectorization using optimized gradient meshes. In *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, volume 26, page 11. ACM, 2007.
- [SP06] S. Swaminarayan and L. Prasad. Rapid Automated Polygonal Image Decomposition. In *35th IEEE Applied Imagery and Pattern Recognition Workshop (AIPR'06)*, pages 28–28, October 2006.
- [TAOZ12] A. Tagliasacchi, I. Alhashim, M. Olson, and H. Zhang. Mean Curvature Skeletons. *Comp. Graph. Forum*, 31(5) :1735–1744, August 2012.
- [TTP⁺11] O. Tankyevych, H. Talbot, N. Passat, M. Musacchio, and M. Lagneau. Angiographic image analysis. In *Medical Image Processing*, pages 115–144. Springer, 2011.
- [TZCO09] A. Tagliasacchi, H. Zhang, and D. Cohen-Or. Curve skeleton extraction from incomplete point cloud. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 28(3) :71, 2009.
- [VCT06] A. Vacavant, D. Coeurjolly, and L. Tougne. Topological and Geometrical Reconstruction of Complex Objects on Irregular Isothetic Grids. In *Discrete Geometry for Computer Imagery*, volume 4245 of *LNCS*, pages 470–481. Springer, 2006.

- [Via96] A. Vialard. Geometrical parameters extraction from discrete paths. In *Discrete Geometry for Computer Imagery*, Lecture Notes in Computer Science, pages 24–35. Springer, Berlin, Heidelberg, November 1996.
- [Wit83] A. P. Witkin. Scale-space filtering. In *Proc. 8th Int. Joint Conf. Artificial Intelligence*, pages 1019–1022, 1983.
- [WS93] M. Worring and A. W. Smeulders. Digital curvature estimation. *CVGIP : Image understanding*, 58(3) :366–382, 1993.
- [XP98] C. Xu and J. Prince. Snakes, shapes, and gradient vector flow. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(3) :359–369, March 1998.
- [YLL⁺09] D.-m. Yan, B. Lévy, Y. Liu, F. Sun, and W. p. Wang. Isotropic Remeshing with Fast and Exact Computation of Restricted Voronoi Diagram. In *ACM/EG Symposium on Geometry Processing / Computer Graphics Forum*, 2009.
- [ZRL77] G. W. Zack, W. E. Rogers, and S. A. Latt. Automatic measurement of sister chromatid exchange frequency. *Journal of Histochemistry & Cytochemistry*, 25(7) :741–753, 1977.

B

Influence des paramètres et reproductibilité des méthodes basées accumulation

Dans cette annexe nous présentons des résultats complémentaires d'expérimentations sur l'influence de paramètres ou des facteurs d'échelles. Nous donnons aussi les bases du code source permettant de reproduire les résultats des comparaisons. Le code source permettant de reproduire ces résultats est directement accessible sur *GitHub* à l'adresse suivante :

Dépot code. B.8- <https://github.com/kerautret/CDCVAM>

B.1 Influence des paramètres pour les méthodes basées accumulation/confiance et cas limites

B.1.1 Seuils des cartes d'accumulation et de confiance

Pour compléter les expérimentations précédentes (Section 5.3.2) sur la sensibilité du seuil sur les cartes de confiance ou d'accumulation, nous avons effectué des tests sur des maillages d'une section tubulaire présentée sous différentes formes. En particulier, nous avons considéré (i) un maillage partiel couvrant la partie supérieure du tube (ligne (a) Figure B.1), une section présentant un certain nombre de trous (ligne (b)) ou définie par des patches (ligne (c)), et enfin le maillage de la ligne (b) avec un l'ajout de bruit). Les résultats obtenus sur les données relativement denses et sans bruit (deux premières lignes de la figure Figure B.1 montrent peu de différences significatives même si la confiance apparaît être légèrement plus stable par rapport au choix du seuil). Pour les maillages plus difficiles tels que ceux des lignes (c) et (d), on peut observer que le seuillage de la

carte de confiance est plus stable que celui de la carte d'accumulation avec moins de variations entre les différents seuils utilisés.

B.1.2 Paramètres dans la reconstruction de graphe basée confiance

La méthode de reconstruction de graphe présentée dans la section Sect. 5.3.3 possède au total quatre paramètres (d_a , t_c , r_d , d_g) pour lesquels il est important de mesurer expérimentalement l'influence par rapport à la stabilité des résultats obtenus. Deux formes différentes sans (Figure B.2) et avec embranchements (Figure B.3) ont été utilisées pour les expérimentations qui suivent.

Dans un premier temps, les deux paramètres d_a et t_c liés au calcul de l'accumulation ont été testés pour mesurer leur influence potentielle dans le processus de reconstruction du graphe (deux premières lignes des figures Fig. B.2 et Fig. B.3). En dehors des cas extrêmes d'une accumulation trop faible par rapport au rayon, on peut observer que les résultats sont comparables et que les valeurs numériques de ces deux paramètres n'ont pas une forte influence sur la qualité des résultats. Pour l'objet avec embranchements, on peut noter qu'un seuil important sur la confiance (t_c) peut faire apparaître des composantes déconnectées dans le graphe résultant. Cette déconnexion est cependant prévisible car, aux embranchements, la géométrie de l'objet s'écarte d'un objet tubulaire simple.

Ensuite, les deux autres paramètres associés au rayon de dilatation (r_d) et à la distance géodésique (d_g) sont directement liés au processus de reconstruction du graphe. Comme précédemment, ces deux paramètres n'ont pas d'influence significative en dehors des valeurs extrêmes : par exemple un intervalle de distance trop petit ($d_g = 1$, première image ligne (d) figures Fig. B.2 et Fig. B.3) ou encore une distance de dilatation trop importante qui provoque une reconstruction du graphe très approximative (par exemple $r_d = 8$ pour l'arbre *playmobil*).

Enfin, l'échelle de l'objet peut être considérée comme un paramètre ayant une certaine influence sur la qualité du résultat obtenu. Pour mesurer cette influence, nous avons modifié l'échelle en multipliant simplement les coordonnées de l'objet par un facteur échelle K . Comme les paramètres de la distance d'accumulation d_a , du rayon de dilatation r_d et du pas géodésique d_g sont directement liés à l'échelle, nous avons aussi multiplié ces paramètres par le facteur échelle dans le cas d'une augmentation d'échelle ($K > 1$). Pour les expérimentations avec des échelles inférieures à 1, nous avons seulement mis à jour la distance d'accumulation en laissant les autres paramètres à leur valeur par défaut pour éviter de se rapprocher des paramètres ne permettant pas de reconstruire un graphe (pour les paramètres de rayon de dilatation r_d et de pas géodésique d_g).

B.1.3 Cas limites de la reconstruction par confiance dans l'accumulation

Pour évaluer les cas limites par rapport aux données partielles, la méthode a été appliquée sur des maillages volontairement réduits par rapport aux résultats déjà présentés dans le Chapitre 5. Dans un premier temps, les données ont été réduites en ne sélectionnant qu'une bande étroite couvrant l'ensemble de l'objet (Figure B.4, images (b-c) et (f-g)). Malgré la très faible couverture (16% et 6%), on peut voir que la ligne centrale résultante réussit à retrouver l'ensemble de l'objet même si différents éléments commencent à être déconnectés (image (d)). La méthode a aussi été testée sur des objets plus simples à traiter tels que des objets reconstruits avec des maillages réguliers (image (e)). Le reconstruction s'effectue aussi correctement même si la méthode de lissage n'a pas été appliquée.

Dans les deux dernières lignes de la Figure B.4 nous avons expérimenté la suppression aléatoire

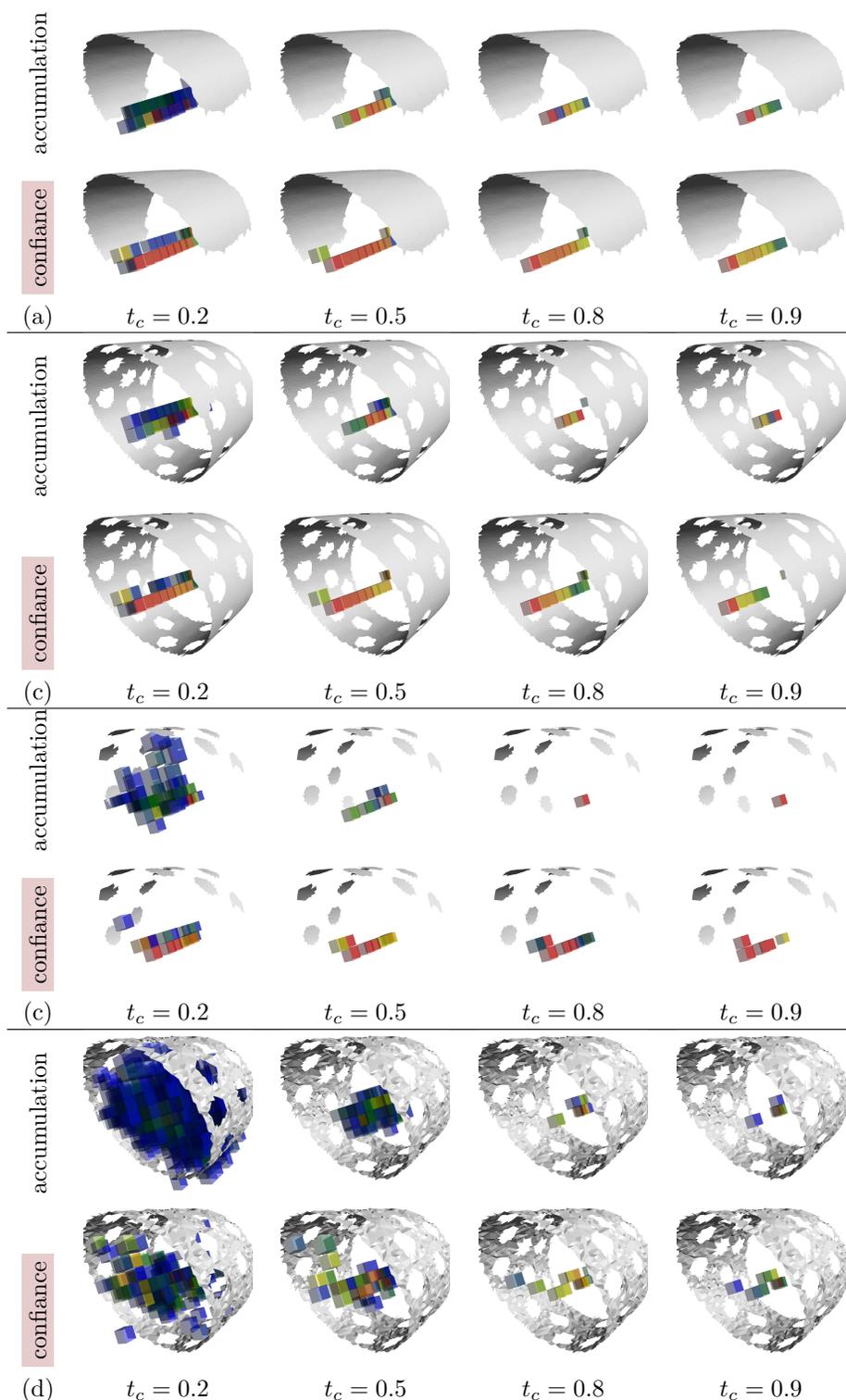


Fig. B.1 – Comparaisons de l'influence du seuil sur les cartes d'accumulation et les cartes de confiance. Le seuil t_c pour la carte d'accumulation a été normalisé entre 0 et 1 (par rapport à la valeur maximale d'accumulation). Une même distance d'accumulation $d_a = 7$ a été utilisée pour toutes les expérimentations.

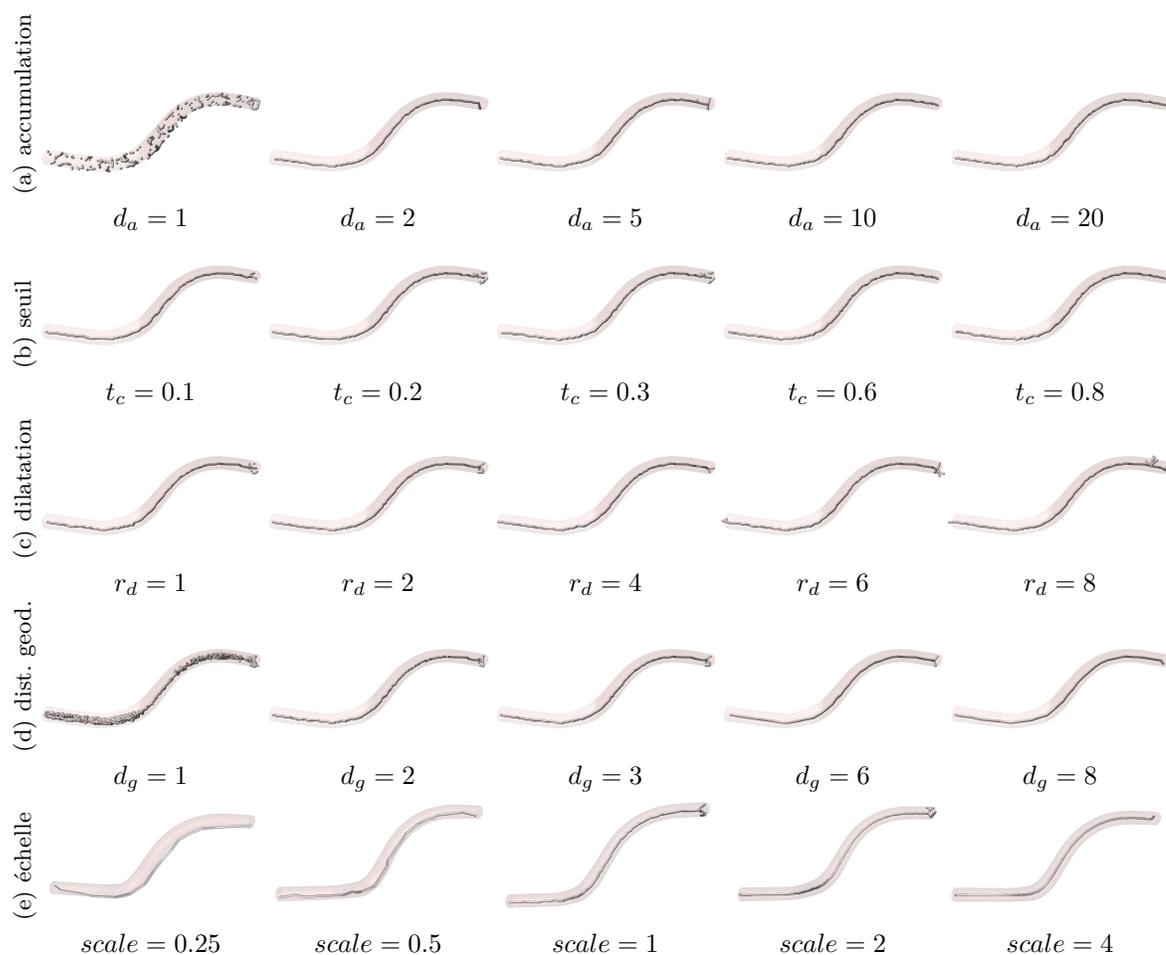


Fig. B.2 – Influence des paramètres pour l'extraction du graphe de la ligne centrale d'un objet sans embranchement (tube 1). Pour toutes les expérimentations (en dehors de l'échelle), les autres paramètres ont été définis avec leur valeur par défaut ($d_a = 6$, $t_c = 0.5$, $r_d = 2$, $d_g = 3$). Pour l'expérimentation de l'échelle, les paramètres par défaut ont été mis à jour par le facteur d'échelle correspondant.

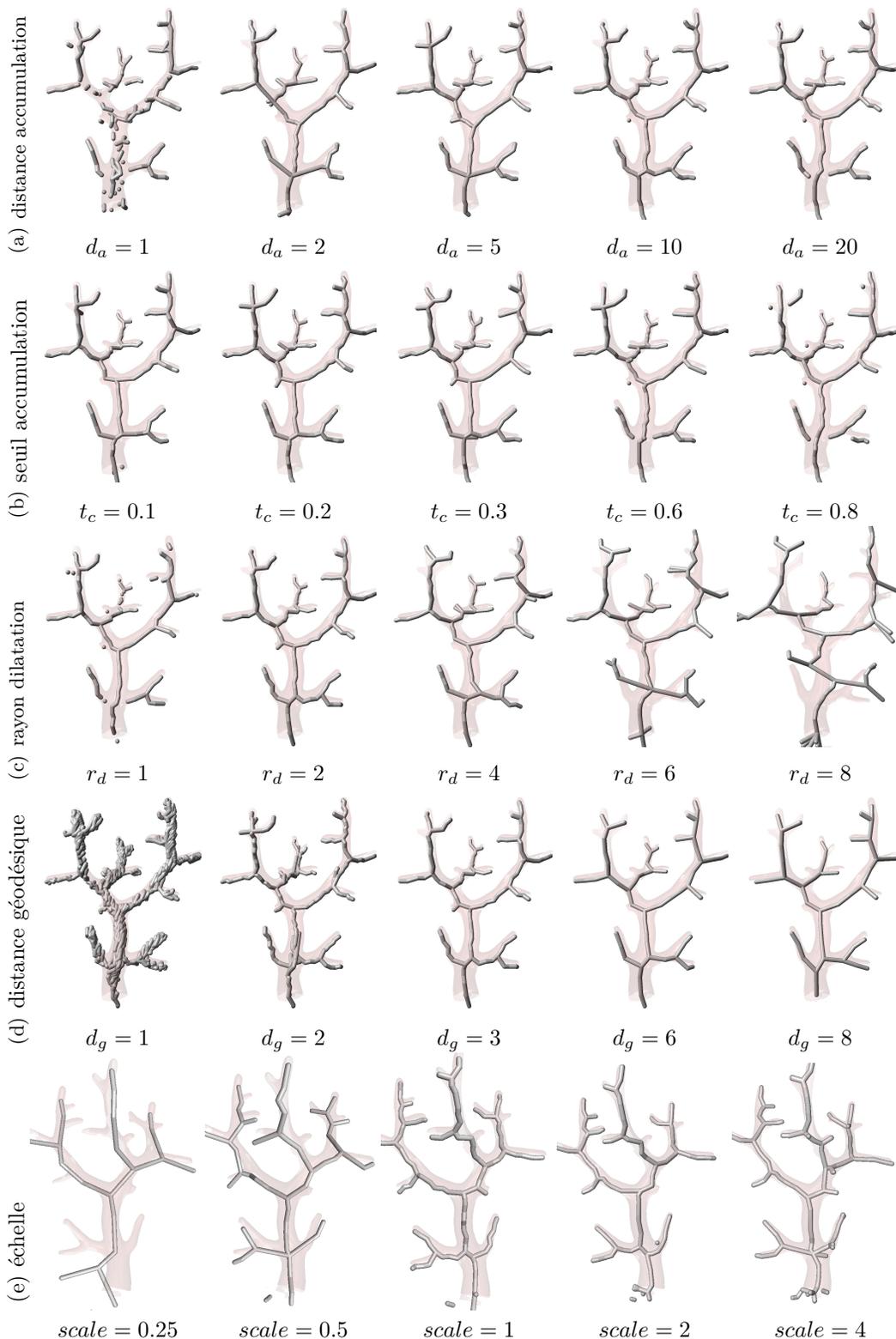


Fig. B.3 – Influence des paramètres pour l'extraction du graphe de la ligne centrale sur un objet avec embranchements (arbre *playmobil*). Pour toutes les expérimentations (en dehors de l'échelle) les autres paramètres ont été définis avec leur valeur par défaut ($d_a = 6$, $t_c = 0.5$, $r_d = 2$, $d_g = 3$). Pour l'expérimentation de l'échelle, les paramètres par défaut ont été mis à jour par le facteur d'échelle correspondant.

des faces de l'objet allant jusqu'à moins de 1%. Malgré le très faible nombre de faces, on peut voir que la ligne centrale arrive cependant à être extraite. Une limite apparaît naturellement (à 0.1%) pour l'arbre *playmobil* et à 1% pour le cheval où seulement certaines parties sont détectées en plusieurs parties déconnectées.

Enfin, nous avons aussi appliqué l'extraction de la ligne centrale en diminuant la résolution de l'objet source. Le remaillage a été effectué à partir du logiciel *geogram* [geoa]. La méthode résiste relativement bien à une faible résolution (Figure B.5) même si certaines zones réduites à quelques faces sont déconnectées du reste de l'objet.

Pour tester ces cas limites, nous avons volontairement laissé les paramètres par défaut utilisés dans les sections précédentes. L'objectif est en effet de donner un meilleur aperçu du comportement de la méthode, même si l'ajustement des paramètres aurait permis d'obtenir de meilleurs résultats, notamment pour le maillage réduit de l'arbre *playmobil*.

B.2 Reproductibilité

Dans cette section, nous présentons dans un premier temps le moyen de reproduire les expérimentations présentées dans la section précédente. Les détails plus complet des lignes de commande permettant de reproduire les différentes figures est présent dans le dépôt *GitHub* de ce manuscrit ¹.

Ensuite, à travers un simple exemple, nous montrerons comment intégrer le code du calcul de la ligne centrale dans votre propre programme. Ceci permettrait par exemple d'étendre le programme actuel pour qu'il traite des objets discrets en exploitant des données géométriques.

B.2.1 Reproduction des expérimentations

La reproduction des résultats se fait directement à partir du programme `centerLineGeodesicGraph` du dépôt *GitHub* qui permet d'obtenir la reconstruction du graphe à partir d'un maillage. Les résultats peuvent ensuite être directement visualisés à partir du programme `graphViewer` présent dans le projet *DGtalTools-Contrib* [DGtc] projet compagnon de *DGtal*. Tous les outils en ligne de commande présentent une description complète de leur utilisation. Par exemple, le Code B.1 montre un exemple typique d'utilisation pour l'extraction de la ligne centrale dont le résultat est présenté sur la figure ci-contre.

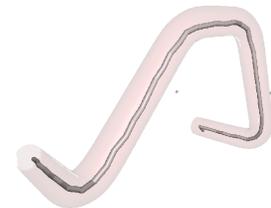


Fig. B.6 – Résultat obtenu avec le Code B.1.

Code B.1 – Ligne de commande permettant d'obtenir l'extraction et l'affichage de la ligne centrale de la figure Fig. B.6.

```
$ centerLineGeodesicGraph -i ../Samples/tube3.off -R 6 -g 6
$ graphViewer -v resultVertex.sdp -e resultEdges.sdp -m Samples/tube3.off
--meshColor 250 100 100 25 -b 2
```

Les résultats de la précédente figure Fig. B.1 sur l'influence du seuil de l'accumulation peuvent aussi être reproduits à partir de l'utilitaire `compAccFromMesh` qui permet d'appliquer l'algorithme Algorithme 5.1. Par exemple, les résultats de la figure Fig. B.1 peuvent être reproduits en utilisant la ligne de commande donnée dans le Code B.2 et en utilisant un seuil $t_c = 0.2$ (i.e `-m 25`).

1. <https://github.com/kerautret/RedactionHDR>

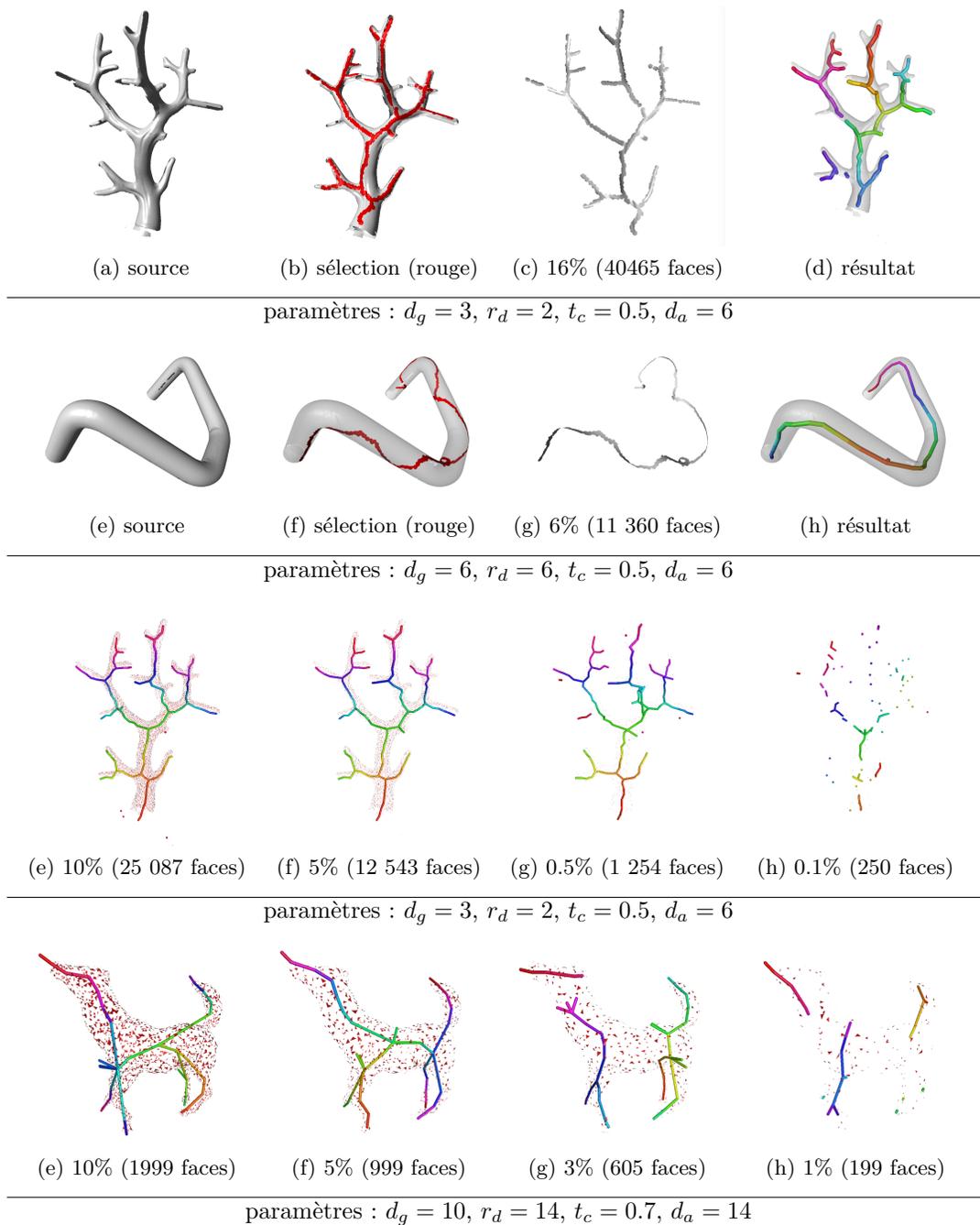


Fig. B.4 – Expérimentations de l'extraction de la ligne centrale sur des maillages réduits. Les images (a-h) montrent l'extraction obtenue en utilisant une sélection réduite (en rouge sur les images (b,f)). Les images des deux dernières lignes montrent les limites de l'extraction en filtrant un certain pourcentage des faces du maillage (par ordre aléatoire).

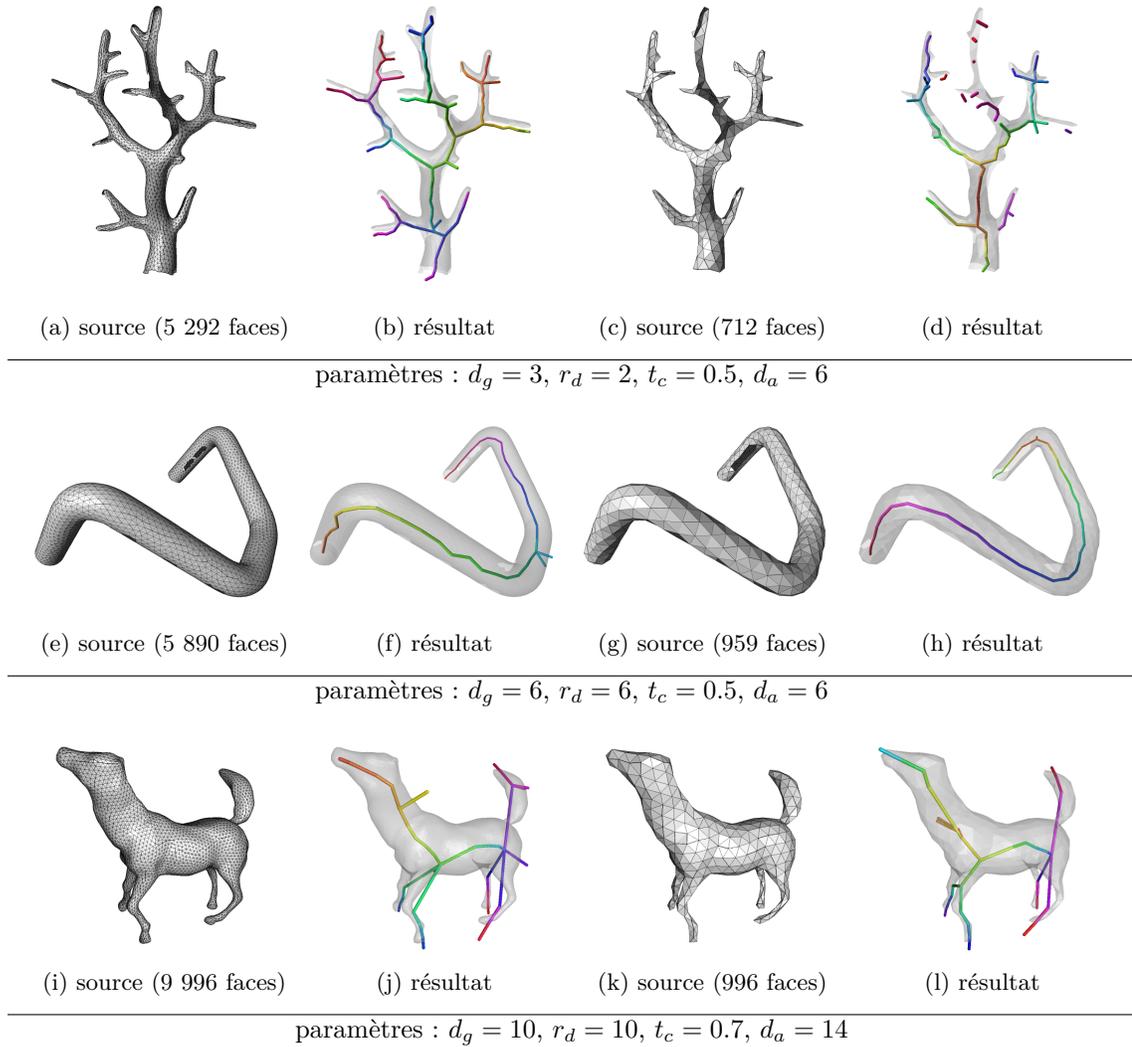


Fig. B.5 – Application de l’algorithme sur des maillages à plus faible résolution. Les maillages sources (a,c,e,g,i,k) ont été remaillés à partir logiciel *geogram* [geoa].

Code B.2 – Lignes de commandes pour calculer et afficher la carte de confiance utilisée pour générer les expérimentations présentées dans la seconde ligne de la Figure B.1(a). Pour calculer la carte d’accumulation, il faut remplacer `confidence.longvol` par `accumulation.longvol`.

```
$ ./bin/compAccFromMesh -i ../SamplesIllustration/sectionATube1.off -r 7
$ longvol2vol -i confidence.longvol -o confidence.vol
$ 3dVolViewer -i confidence.vol -m 25 -M 255 -t 120 \
               --displayMesh ../SamplesIllustration/sectionATube1.off \
               --colorMesh 127 127 127 100
```

B.2.2 Utilisation de l’implémentation dans d’autres codes

Pour intégrer la méthode proposée dans un autre contexte, il est possible d’utiliser l’extrait de code décrit dans le Code B.3. Ce code montre comment calculer la ligne centrale d’un maillage quelconque enregistré dans le format OFF. Le calcul lui-même est effectué en deux étapes principales : i) le calcul des cartes d’accumulation et de confiance, ii) seuil de la carte de confiance suivie de la reconstruction du graphe. On peut noter qu’avec l’importation des vecteurs normaux, il est possible d’adapter ce code pour traiter des voxels ou un nuage de points. Par exemple, le programme `compAccFromSDP` calcule les normales en utilisant la bibliothèque PCL [RC11]. De la même façon, il peut être facile d’adapter le code pour traiter des surfaces discrètes en exploitant un estimateur de normales comme cela a pu être fait dans la section Sect. 5.2.

Code B.3 – Calcul de la ligne centrale d’un maillage représenté dans un fichier OFF (“example.off”).

```
// Préliminaire: lecture du fichier .off d’entrée:
DGtal::Mesh<P3d> aMesh; aMesh << "example.off";

// Etape i): calcul de l’accumulation et de la confiance (avec d_a=7)
NormalAccumulator acc(7);
acc.initFromMesh(aMesh);
acc.computeAccumulation();
acc.computeConfidence();
Image3Dd imConf = acc.getConfidenceImage();

// Etape ii): application de l’extraction de la ligne centrale à
// partir de la carte de confiance.
GeodesicGraphComputer::TSet aConfidenceSet(imConf.domain());
// ii. a) Seuillage de la carte de confiance:
for (auto const &p: imConf.domain())
    if(imConf(p)>= 0.5)
        aConfidenceSet.insert(p);
P3d p0 = acc.getMaxAccumulationPoint();
// ii. b) Calcul du graphe à partir du point p0:
GeodesicGraphComputer gg(4, aConfidenceSet, 3, acc.getDomain(), p0);
gg.computeGraphFromGeodesic();
```


C

Curriculum vitæ

Sommaire

C.1	Cursus	181
C.2	Activités pédagogiques et administratives	183
C.2.1	Enseignements réalisés	183
C.2.2	Responsabilités pédagogiques	184
C.2.3	Activités administratives	184
C.3	Activités liées à la recherche	185
C.3.1	Listes des projets de recherche	185
C.3.2	Responsabilités scientifiques	185
C.3.3	Diffusion scientifique	187
C.3.4	Séminaires et exposés invités	189
C.3.5	Développement logiciel	190
C.4	Encadrement de la recherche	191
C.4.1	Encadrement de thèses	192
C.4.2	Encadrement de Master 2	194
C.4.3	Autres encadrements	195

C.1 Cursus

J'ai pris mes fonctions de maître de conférences à l'IUT de Saint-Dié -des-Vosges le 1er septembre 2005 dans le département MMI (Métiers du Multi-média et de l'Internet). A mon arrivée j'ai pu participer à la création d'une nouvelle équipe au LORIA orientée géométrie discrète (équipe ADAGIo) dirigée par Isabelle Debled-Rennesson. Je suis docteur de l'Université de Bordeaux et j'ai réalisé ma thèse au LaBRI sous la direction d'Achille Braquelaire. Le tableau [Tableau C.1](#) présente le bilan de mon parcours jusqu'à aujourd'hui.

- 2016/2017 ▷ **Responsable des emplois du temps** DUT MMI 1 et 2
 ▷ **Membre élu au Conseil Scientifique de l'Université de Lorraine (siégé 1 année)**
- 2015/2016 ▷ **CRCT semestre2**
- 2014 ▷ **Obtention d'une PEDR (classée A ; période 2014-2018)**
- 2012/2015 ▷ **Directeur des études DUT MMI 2**
- 2010/2011 ▷ **Délégation CNRS à Chambéry au LAMA**
LABoratoire de MATHématiques Université de Savoie
Équipe LIMD : Logique, Informatique et Mathématiques Discrètes
- 2006/2010 ▷ **Responsable des emplois du temps du département MMI, ex SRC**
 pour le DUT 1, DUT 2 et Licence Pro ATC
- depuis 09/2005 ▷ **Maître de Conférences à l'IUT de Saint-Dié-des-Vosges (dépt. MMI, ex SRC)**
 Laboratoire Lorrain de Recherche en Informatique et ses Applications (LORIA)
 Équipe **ADAGIo**
- 2004-2005 ▷ **Attaché Temporaire d'Enseignement et de Recherche (à mi-temps) à l'Université de Bordeaux 1.**
- 2001-2004 ▷ **Thèse de doctorat en Informatique**
 Titre : « *Reconstruction et lissage de surfaces discrètes* » sous la direction d'Achille BRAQUELAIRE,
 soutenue le 17 décembre 2004 au LaBRI (Bordeaux), mention : très honorable
- ▷ **Moniteur à l'Université Bordeaux 1** durant 2 ans, sous la direction d'Anne Dicky.

TABLE C.1 – Tableau synthétique de mon cursus.

	Intitulé	Formation	2005	2006	2007	2008	2009	2010
S1	Infrastructure des réseaux	DUT SRC	86	85	85	85	85	
S2	Admin. et sécurité des réseaux	DUT SRC	45	62	45	45	45	
	Réseaux longue dist. et haut débit	DUT SRC	23	22	23	23	23	
	Algorithmique	DUT SRC	31					
S3	Images informatiques	DUT SRC		37	37	37	37	
LP	Traitement et analyse d'image	LP ISN	36	36	36	28	28	
		Total	221	242	226	218	218	0

	Intitulé	Formation	2011	2012	2013	2014	2015	2016
S1	Algorithmique et programmation	DUT SRC	48	48	76	76	76	76
S2	Développement web	DUT SRC	45	45	42	62	110	
	Base de données	DUT SRC	70	38	70	70		
LP	Introduction réseaux	LP A2I		9				
LP	Base de données	LP CMPM	18	18				
LP	Développement application mobile	LP I2M	16	16	16	40	40	40
		Total	197	174	204	248	116	226

TABLE C.2 – Récapitulatif des différents enseignements effectués (volume exprimé en heures équivalent TD). Les années surlignées en gris sont celles où j'ai bénéficié d'une décharge de service grâce à une délégation du CNRS ou un CRCT.

C.2 Activités pédagogiques et administratives

C.2.1 Enseignements réalisés

Depuis mon affectation à l'IUT de Saint-Dié-des-Vosges en 2005, j'effectue la quasi-totalité de mon service d'enseignement dans le département Métiers du Multi-média et de l'Internet (MMI, ex département Services et Réseaux de Communication (SRC)). Dès ma prise de fonction, j'ai eu l'occasion et la responsabilité de monter le nouveau module de Réseau de première année. Je suis aussi intervenu en deuxième année sur un module intitulé *Les images informatiques et leurs traitements*. Je suis aussi intervenu en Licence Professionnelle *Image et Son Numérique* (LP ISN) du département informatique pour un module de *Traitement et analyse d'image*. Depuis 2013, j'interviens aussi sur un module de programmation sur mobile (IOS) dans la licence professionnelle *Internet et Médias Mobiles* (LP I2M).

Les deux tableaux Tab. C.2 résument les heures équivalent TD effectuées depuis mon affectation en 2005.

C.2.2 Responsabilités pédagogiques

En dehors de la responsabilité des cours que j'ai pu mettre en place, j'ai été en 2006 responsable du module *culture scientifique et traitement de l'information*, puis depuis 2007, du module *Réseau*. En mai 2006, dans le cadre d'un partenariat avec le CEGEP Matane(Quebec)/IUT Saint Dié, j'ai pu participer à un séjour de 4 jours pour des rencontres à Matane avec l'équipe pédagogique pour mettre au point l'équivalence des différents modules de nos formations. J'ai participé aux Assemblées de Chefs de Départements (ACD) qui se tenaient à Dijon en janvier 2006 et à Arles en octobre 2008. Ces assemblées étaient l'occasion de faire le point sur le programme pédagogique national (PPN) et de partager nos expériences et points de vue entre différentes universités.

Depuis 2006, j'encadre ou co-encadre chaque année un ou plusieurs groupes de projet tutoré qui se déroulent tout au long des deux semestres en deuxième année. J'ai aussi encadré chaque année deux/trois étudiants en stage professionnel de dernière année. Cet encadrement se traduit par une ou plusieurs visites de stages et par la participation aux jurys et aux soutenances.

En 2016, j'ai aussi participé à la constitution du dossier d'auto-évaluation de la licence professionnelle I2M qui a été validée par l'université. Comme j'interviens de façon significative dans un module central (programmation mobile), j'ai pu aider à mettre en valeur les points forts de la formation et les modules qui les distinguent des autres offres de formation au niveau régional et national.

C.2.3 Activités administratives

- **Responsable des emplois du temps (2006-2012 et depuis octobre 2016)** De 2006 à 2012, j'ai été responsable des emplois du temps pour **tout le DUT SRC et la licence pro ATC**. Cette charge concerne la mise en place et la mise à jour du planning. J'ai utilisé l'outil commun mis en place par l'université (logiciel ADE) et j'ai créé des outils (basés sur ADE) afin de faciliter la consultation des emplois du temps pour les intervenants extérieurs. Cette gestion du planning est d'ailleurs particulièrement difficile à cause des contraintes des intervenants extérieurs et professionnels (près d'une trentaine pour le département SRC et la licence pro ATC) d'autant plus dans un IUT qui est délocalisé.

- **Directeur des études (2012-2015)** De septembre 2012 à 2015, j'ai été directeur des études du DUT MMI de deuxième année. J'ai effectué la gestion hebdomadaire des suivis des absences et la gestion des convocations. Je devais aussi coordonner des avis de poursuite d'études que demande chaque année un certain nombre d'étudiants.

- **Membre élu au Conseil Scientifique de l'Université de Lorraine (de mai 2016 à mai 2017)** J'ai été élu pour siéger au Conseil Scientifique (CS) de l'Université de Lorraine qui comprend un peu plus de 3700 enseignants-chercheurs et enseignants. Il a pour rôle notamment de veiller à la qualité et la cohérence de la politique scientifique de l'établissement (emploi, répartition des crédits). Le CS se réunit une fois par mois et examine différents dossiers tels que les demandes de CRCT, avis sur les classements ATER, maître de conférence. J'ai examiné différents dossiers qui m'ont été attribués et j'ai exposés mes retours en séances.

- **Membre de la commission ad-hoc d'examen des dossiers de hors-classe pour les maîtres de conférences (session printemps 2017)** A travers ma présence au conseil scientifique, j'ai accepté de faire partie de la commission des hors-classe. Cette participation consiste en l'examen des dossiers et en la participation au jury qui s'est déroulé début juillet 2017.

- **Président du jury du Baccalauréat** J'ai participé au jury du bac à deux reprises (en 2007 et 2017 à Epinal). Une répartition régulière s'effectue entre les différents enseignants chercheurs de l'IUT pour assurer cette présidence qui nécessite deux journées de présence (première et seconde session).

- **Membre de la commission pour les recrutements ATER** A différentes reprises j'ai été le responsable de la commission chargée du recrutement des ATER. Notamment depuis 2014 où une commission de pré affectation au niveau du laboratoire a été mis en place par le directeur Jean-Yves Marion. La commission se charge d'effectuer des auditions des candidats afin de cibler les meilleurs choix possibles pour les composantes et étudiants. Mon rôle a été à la fois de suivre les auditions et d'effectuer un classement parmi les candidatures (entre 50 et 80 candidats suivant les années). J'ai pris en charge ce rôle entièrement en 2017, 2016 et partiellement en 2014 (et j'ai aussi aidé à traiter les dossiers avant la création de cette commission jusqu'en 2009).

- **Autres activités** De 2008 à 2012, j'ai été élu au conseil de l'institut de l'IUT. Je fais partie également de la commission de choix de l'IUT et de la commission de discipline depuis 2009. Chaque année depuis 2005, je participe à toutes les journées portes ouvertes de l'IUT tout comme aux forums des métiers où l'IUT est présent chaque année (en dehors de l'année de ma délégation CNRS où j'étais à Chambéry).

C.3 Activités liées à la recherche

C.3.1 Listes des projets de recherche

La synthèse des différents projets de recherche où s'inscrivent mes travaux de recherche sont les suivants.

- Projet BQR : Bonus Qualité Recherche (2005).
- Projet ANR GeoDiB (Géométrie Discrète pour les objets Bruités, 2006-2011).
- Projet de délégation CNRS au LAMA, Chambéry (2010-2011).
- Projet en collaboration avec l'INRA (master, puis thèse depuis Septembre 2011).
- Projet avec l'entreprise Numalliance (thèse et master depuis été 2012).
- Projet en collaboration avec l'INRA (thèse depuis septembre 2014).
- Projet de CRCT : collaboration avec le LaBRI/Chambéry (second semestre 2016).
- Projet ANR-FLI : porteur : LaBRI, partenaires : LAMA/LORIA (depuis 2017).

C.3.2 Responsabilités scientifiques

- **Organisation des journées du groupe de travail en géométrie discrète GdR IM**

J'ai fait partie du comité d'organisation de cet événement qui réunissait près de 50 personnes à Saint-Dié-des-Vosges le 9 novembre 2007. Le thème central de ce groupe de travail s'articule autour

de la géométrie discrète, la topologie et leur application ou encore plus généralement aux thèmes associées à la conférence DGCI.

- **Organisation de la conférence internationale DGCI 2011** J'ai fait partie du comité d'organisation de la conférence internationale DGCI qui s'est déroulée les 6-8 avril 2011 à Nancy : www.dgci-conference.org. Cette conférence regroupe en général une centaine de participants et nous avons reçu environ 70 soumissions. Nous avons aussi innové en mettant en place pour la première fois une session de démonstration que j'ai pilotée.

- **Organisation des Journées Informatiques et Géométries (JIG, 14-15 novembre 2013 LORIA)** (<http://jig2013.sciencesconf.org>) Dobrina Boltecheva (équipe ALICE), Marc Pouget (équipe VEGAS) et moi-même (équipe ADAGIO) avons été sollicités pour l'organisation de ces journées ayant pour objectif de rassembler la communauté scientifique travaillant dans les domaines de l'informatique liés à la géométrie : modélisation géométrique, géométrie algorithmique et géométrie discrète. Représentant chacun les trois thèmes principaux, nous avons sollicité et rassemblé une cinquantaine de participants pour 13 exposés.

- **Organisation de l'atelier RFIA-IPOL : Image Processing On Line : Création de démonstration en ligne** (<http://ipol-rfia2014.sciencesconf.org>) J'ai été à l'origine d'un nouvel atelier IPOL que j'ai co-organisé lors de la dix-neuvième édition du congrès national sur la reconnaissance de formes et l'intelligence Artificielle (RFIA 2014) le 30 juin 2014. Cet atelier co-organisé avec Miguel Colom, Adrien Krähenbühl, Nicolas Limarre et Jean-Michel Morel avait pour objectif d'aider à valoriser la diffusion de recherches à travers la création de démonstrations de code accessibles en ligne. La première partie de cet atelier comportait une présentation générale du journal, suivi d'échanges et de discussions. L'après-midi était consacrée à la description et l'installation de démonstrations en ligne.

- **Organisation de 1st Workshop on Reproducible Research in Pattern Recognition** (<https://wrrpr2016.sciencesconf.org/>) J'ai été à l'origine d'un nouveau workshop IAPR qui a été organisé à la conférence ICPR le 4 novembre 2016 au Mexique (en collaboration avec le CMLA, ENS Cachan (Miguel Colom, Jean-Michel Morel et Pascal Monasse)). Ce workshop comportait une journée d'exposé oral et poster (6 communications oral et 6 communications posters) avec deux exposés invités. Les actes ont été publiés en un volume LNCS par Springer [5] et le workshop a regroupé une quarantaine de participants.

- **Chair du comité technique IAPR TC18** (<http://www.tc18.org>) En Janvier 2017, j'ai été nommé Chair de ce comité qui était initialement dédié uniquement à la géométrie discrète. Ce comité accueille désormais aussi la communauté liée à la morphologie mathématique, qui se traduit par la présence de Mickael Wilkinson (Co Chair). Mon rôle est lié à l'animation notamment autour de la conférence DGCI et faire le lien vers la morphologie mathématique.

- **Arbitrage et expertise :**

- De 2010 à 2017, j'ai été sollicité par différentes **revues internationales** pour le travail d'arbitrage : Pattern Recognition (×6), Pattern Recognition Letters (×4), Journal of Mathematical Imaging and Vision (×1), Computer Vision and Image Understanding (×2), IPOL (×3) pour les **conférences internationales** : DGCI (5 éditions : 2012, 2011, 2014, 2016, 2017), ICCVG en 2 éditions (×7) et enfin pour la **conférence nationale** : RFIA (×4).

- **Membre du comité de sélection** pour la campagne 2011 sur un poste UHP, actuelle Université de Lorraine.
- **Membre du comité de sélection** pour la campagne 2012 sur un poste Université de Lorraine.
- **Membre du comité de sélection** pour la campagne 2012 sur un poste de l'Université Strasbourg.
- **Membre du comité de sélection** pour la campagne 2012 sur un poste à l'Université Bordeaux Segalen.
- **Membre suppléant du comité de sélection** pour la campagne 2013 (LaBRI, Univ. Bordeaux).
- **Membre du comité de sélection** pour la campagne 2017 sur un poste Université de Lorraine.
- **Examineur pour le Jury de la thèse d'Hugo Balacey** soutenue le 28 février 2013 (LaBRI, Univ. Bordeaux) : *Mise en place d'une chaîne complète d'analyse de l'arbre tracheo-bronchite à partir d'examens issus d'un scanner-CT : de la 3D vers la 4D.*
- **Membre éditorial de la revue IPOL depuis 2012.**
- **Membre du comité scientifique de la conférence internationales ICCVG depuis 2012.**
- **Membre du comité de programme de la conférence nationale RFIA depuis 2012.**
- **Membre du *steering comity* (depuis Juillet 2017) et membre du comité de programme (depuis 2013) de la conférence internationale DGCI.**
- **Membre du comité de programme du workshop international CTIC en 2016.**
- **Membre du comité de programme du ACCV international workshop DGMM4CV en 2016.**
- **Editeur de deux articles IPOL en 2017 avec la création d'une démonstration en ligne.**

C.3.3 Diffusion scientifique

- **Prix de la meilleure démonstration** à la 17^{ème} Conférence Internationale DGCI, 2013 (publié dans le journal Imagen-A, vol. 3, n.5). → <http://dgci2013.us.es/bestDemo.php>
- **Prix de thèse Région 2016** à travers l'encadrement d'Adrien Krähenbühl.
- **Prix du meilleur logiciel avec DGTal** (Symposium on Geometry Processing 2016 Software Award) obtenu à Berlin le 24 juin 2016.

• **Invité une semaine à la fondation Les Treilles** pour le workshop sur la recherche reproductible organisé par Jean-Michel Morel et Nicolas Limare (CMLA, ENS Cachan) : *Workshop on Reproducible Research in Signal, Image and Geometric Processing*. Ce workshop a permis entre autres de mettre en place un nouveau partenariat avec notre équipe et le journal IPOL en définissant un nouveau pôle orienté géométrie (en particulier avec le déploiement d'un serveur de démonstration dédié au LORIA).

• **Tutoriel ACCV 2016 sur la Géométrie Discrète**

<https://kerautret.github.io/ACCV2016DGPTutorial> A l'occasion de la conférence internationale ACCV (Asian Conference on Computer Vision), j'ai présenté un tutoriel d'une matinée (deux parties d'une heure et demie) sur la géométrie discrète et l'extraction de caractéristiques géométriques de haute qualité. Ce tutoriel avait pour objectif de présenter l'extraction géométrique qu'il est possible de faire avec notamment un lien avec la bibliothèque DGtal. La motivation de ce tutoriel était aussi de mieux faire connaître les outils de géométrie discrète dans les domaines de la vision par ordinateur.

• **Diffusion par rapport au logiciel DGtal :**

En tant que responsable du module visualisation de DGtal, j'ai été amené à présenter l'évolution du module à un public plus large :

- Séminaire aux journées DGtal du 29 aout-2 sept 2011 (LIRIS, Lyon)
Titre : *Flux, visualisation 3D dans DGtal* auteur : B. Kerautret
- Séminaire à la journée DGtal le 7 Juin 2012 (IRCCyN, Nantes)
Titre : *DGtal boards and viewers*, auteur : B. Kerautret
- Tutoriel sur DGtal au LABRI (Bordeaux) invité le 30 avril 2014
Titre : *Estimateurs géométriques dans DGtal, exemple sur la courbure*, auteur B. Kerautret

• **Diffusion par rapport au développement du Journal IPOL :**

En tant que responsable éditorial du partenariat entre IPOL et le LORIA pour le pôle géométrie, j'ai pu présenter l'expérience en géométrie discrète par rapport au numéro spéciale sur IPOL pour DGCI et montrer au public l'intérêt d'une telle expérience à la fois pour la diffusion de la recherche et pour la diffusion logicielle :

- Présentation IPOL aux Journées Informatiques et Géométries GDR-IM (LORIA, 14 novembre 2013) :
Titre : " Journal Image Processing Online : expérience en géométrie discrète et perspectives", auteur : B. Kerautret.
- Présentation IPOL aux rencontres CGAL (LORIA, 29 septembre 2015) :
Titre : "IPOL : a new journal for fully reproducible research", auteur : B. Kerautret
- Présentation au groupe de travail "Recherche Reproductible", (LORIA, 20 Juin 2014) :
Titre : IPOL Journal : Image Processing On Line Principe et partenariat pôle Géométrie LORIA, auteurs, B. Kerautret et Adrien Krähenbühl

Avec Adrien Krähenbühl, j'ai aussi effectué l'achat et la configuration du nouveau serveur géométrie

hébergé au LORIA (demo-geo.ipol.im).

• **Diffusion de démonstrations lors de conférences nationales et internationales**

- "Circular arc reconstruction of digital contours with chosen Hausdorff error" article [31] (DGCI 2011)
- "Multiscale analysis of discrete contours for unsupervised noise Detection" [12] (DGCI 2011)
- Participation à la session de démonstrations avec l'article : (avec M. Rodriguez , B. Kerautret, G. Largeteau-Skapin, E. Andres, J-O. Lachaud) "A two-dimensional multi-scale discrete-Euclidean denoising/smoothing" (DGCI 2011)
- "TKDetection : A software to detect and segment wood knots " article [40] (DGCI 2013)
- "Détection d'épaisseur significative sur une courbe polygonale" article [57] (RFIA 2012)

• **Diffusion en tant que consultant pour la startup *DeFacto***

Après avoir publié les résultats de la nouvelle méthode d'extraction de ligne centrale [33], nous avons été contacté par l'entreprise *DeFacto* afin de collaborer. Cette entreprise spécialisée dans la conception de cabine d'avion cherchait à intégrer la nouvelle méthode dans leur logiciel de modélisation. Cette collaboration s'est concrétisée par un contrat de sous-traitance que j'ai pu effectuer en tant que consultant pour mon laboratoire. Comme évoqué dans le chapitre Ch. 5, cette collaboration a permis d'aboutir à l'adaptation de la méthode pour traiter des données définies à travers un certain type de maillage.

C.3.4 Séminaires et exposés invités

La liste suivante présente les différents séminaires que j'ai réalisés en dehors du laboratoire ou dans le cadre d'une manifestation organisée au laboratoire :

- Séminaire aux 2e journées du Groupe de Travail Géométrie Discrète du GdR IM, Saint-Dié-des-Vosges, 9 novembre 2007. *Estimateur robuste de courbures par optimisation globale.*
- Séminaire à la journée ANR GeoDIB 10 juillet 2008, Nancy-LORIA. *Estimateur de courbure : Résultats complémentaires.*
- Séminaire, journée ANR GeoDIB 24 avril 2009, Paris. *Segments flous dans des images en niveaux de gris et applications.*
- Exposé invité aux journées *On The Interaction Between Discrete Geometry And Combinatorics On Words*, june 7th-10th 2010 CIRM Marseille. *Multi-scale Analysis of Discrete Contours for Unsupervised Noise Detection.*
- Séminaire aux journées ANR GeoDIB, 28 juin 2010 Aussois. *Quelques premières applications de la détection automatique d'échelles significatives.*
- Exposé invité aux journées de clôture du projet ANR KIDICO, Obernai, 29 juin - 3 juillet

2015. *Analyse géométrique d'objets tubulaires basée sur l'accumulation de normales.*

- Exposé invité aux journées de clôture du projet ANR DigitalSnow , Autrans, 8-9 juillet 2015. *3D Geometric Analysis of Tubular Objects Based on Surface Normal Accumulation.*
- Séminaire au CReSTIC Reims, 1 et 2 Juin 2015. *Estimateurs Géométriques et Données Discrètes Bruitées : Principes et Applications.*
- Tutorial invité à la conférence internationale IWCIA, Kolkata India, 24-27 novembre 2015. *Estimation of the meaningful scales on a digital contour with the DGtal Library and integration in an IPOL demonstration.*
- Exposé invité : Journées de Géométrie Discrète et de Morphologie Mathématiques, 3-4 mai 2017. (exposé invité 1h) *Détection d'échelles significatives, nouvelles applications et perspectives?*

C.3.5 Développement logiciel

• Participation à la création de la bibliothèque de géométrie discrète **DGtal**

A l'initiative de D. Coeurjolly et J.-O Lachaud, j'ai contribué activement à la création en juillet 2010 d'une nouvelle bibliothèque de géométrie discrète : DGtal (Digital Geometry Tools and Algorithms : www.dgtal.org). Cette bibliothèque C++ a pour objectif de structurer les différents développements issus de la communauté de la géométrie discrète et de la topologie. Je suis **responsable du module visualisation** de ce projet qui regroupe déjà cinq laboratoires différents (LIRIS, LAMA, GREYC, LORIA, Gipsa-Lab).

J'ai contribué significativement aux modules suivants :

- **Module introduction** (utilisation, installation, gestion de dépendances, gestion de PR sur github).
- **Module topologie** (extraction/suivi de surface nD définie à travers une certaine topologie).
- **Module visualisation** (module indispensable pour gérer les données en entrées/sorties 2D/3D).
- **Module geometry** (implémentation de la primitive des segments flous [[DRFRD06](#), [FBF09](#)]).

Nombre de lignes de code : environ 200 000

Nombre de contributeurs : 22, version actuelle : 0.9.1

Dépôt Github : <https://github.com/DGtal-team/DGtal>

• Responsable et contributeur principal des projets DGtalTools & DGtalTools-contrib

Basé sur la bibliothèque précédente, DGtalTools est un projet exploitant les fonctionnalités de la librairie DGtal avec pour objectif de proposer différents utilitaires pour la recherche en imagerie et géométrie discrète. Il contient actuellement une cinquantaine de programmes classés dans différents thèmes (convertisseurs, estimateurs, générateurs de formes, visualisation, volumétrie). Je suis actuellement **gestionnaire de ce projet** qui comporte une dizaine de participants actifs.

Nombre de lignes de code : environ 15 000

Nombre de contributeurs : 12, version actuelle : 0.9.1

Dépôt Github : <https://github.com/DGtal-team/DGtalTools>

Un autre projet cousin a été créé afin de regrouper d'autres outils basés sur DGtal mais pouvant être des prototypes de recherche ou des outils non directement reliés aux thèmes de la bibliothèque. Ce projet initié à l'automne 2015 comporte actuellement une dizaine de programmes. **Dépôt Github : <https://github.com/DGtal-team/DGtalTools>**

- **Contributions dans la bibliothèque ImaGene**

J'ai aussi participé au développement de la bibliothèque ImaGene de Jacques-Olivier Lachaud qui a pour objectif de représenter et traiter les objets, espaces et structures discrets en dimensions N . Cette bibliothèque a permis de diffuser des résultats de recherche de nombreuses publications ([13, 20, 51, 39, 37, 31, 52, 47]).

Nombre de lignes de code : environ 180 000

Nombre de contributeurs : 9

Dépôt gforge : <http://gforge.liris.cnrs.fr/projects/imagene>

- **Création des démonstrations IPOL**

J'ai aussi construit 6 nouvelles démonstrations en ligne sur le site IPOL en lien avec l'édition spéciale [4]. Ce travail correspond à près de 4000 lignes de code python et pages html. L'impact à long terme de ces démonstrations peut être très important. Par exemple, il est possible de voir la fréquentation des démonstrations en ligne de l'algorithme LSD qui présente à ce jour un historique de plus de 14 000 expérimentations effectuées sur des images originales¹.

Nombre de lignes de code : environ 4 000

Nombre de contributeurs : 1

Dépôt GitHub : https://github.com/kerautret/DGCI_IPOL_Demo

- **Contribution dans TKDetection**

A travers l'encadrement doctoral d'Adrien Krähenbühl, j'ai participé plus modestement au développement du logiciel TKDetection. Mon intervention concernait surtout l'intégration/adaptation d'outils présents dans la bibliothèque DGtal pour gérer la visualisation ou aider aux mesures de qualité de la segmentation.

Nombre de lignes de code : environ 20 000

Nombre de contributeurs : 2

Dépôt GitHub : <https://github.com/akrah/TKDetection>

C.4 Encadrement de la recherche

Depuis ma prise de fonction j'ai pu proposer régulièrement des sujets d'initiation à la recherche (Master 1, école d'ingénieurs), de Master 2 et de thèses qui m'ont permis d'encadrer différents étudiants.

Le tableau Tab. C.3 récapitule les encadrements de thèses et de master 2.

1. http://demo.ipol.im/demo/gjmr_line_segment_detector/archive/

Encadrement de Thèses (en tant que co-directeur)

Etudiant	Sujet	Période	Taux	Bourse	Devenir
Adrien Krähnbühl	Vers une automatisation de la segmentation et des calculs de mesures à partir d'images issues d'un scanner médical à rayons X	01/09/2011 01/12/2014	50%	MNERT	Maître de conférences ICUBE
Nicolas Aubry	Segmentation et estimateurs géométriques pour l'estimation de qualité sous contrainte temps réel	01/09/2013 12/07/2017	50%	ANRT CIFRE	CDI, entrep. Numalliance

Suivi de Thèses (comité de thèse + collaborations effectives)

Van-Tho Nguyen	Estimation de la qualité de bois ronds à partir de données T-LiDAR	01/09/2013 --/--/--	15%	INRIA	—
----------------	--------------------------------------------------------------------	------------------------	-----	-------	---

Encadrement de Master 2

Huu Giao Nguyen	Caractérisation des cas atypiques de la maladie de Parkinson	01/03/2008 01/07/2008	50%	—	Thèse
Michał Kowalczyk	Segmentation d'images sur terminaux mobiles et applications	01/02/2012 01/07/2012	50%	—	Samsung Pologne
Bilel Maalej	Segmentation en arcs/segments 3D de fibre neutre (squelette) de forme tubulaires	01/03/2014 01/07/2014	50%	—	inconnu
Loïc Hormain	Détection d'échelles significatives sur une courbe discrète 3D	01/03/2017 01/08/2017	50%	—	en cours

TABLE C.3 – Tableau récapitulatif de mes encadrements en thèse et master 2.

C.4.1 Encadrement de thèses**• Thèse d'Adrien Krähnbühl (septembre 2011 → décembre 2014)****Directeurs de thèse :** Bertrand Kerautret (50%) et Pr. Isabelle Debled-Rennesson (50%)**Titre :** *"Vers une automatisation de la segmentation et des calculs de mesures à partir d'images issues d'un scanner médical à rayons X."*

Cette thèse est née d'une nouvelle collaboration avec des chercheurs de l'INRA qui s'intéressent entre autre à compter et mesurer les différents noeuds présents dans des images volumiques de troncs d'arbre. Un travail préliminaire effectué par deux étudiants de M1 a permis de mettre en place une première approche d'extraction de noeuds sur des troncs d'arbres présentant des conditions idéales de segmentation [16]. Cette approche présentait cependant des limites notamment à cause de la présence d'humidité dans le tronc. Partant de ce problème récurrent de la segmentation des noeuds en zone humide, l'objectif de cette thèse se place de manière plus générale vers la mesure et la segmentation automatique d'images issues de scanners médicaux.

Une première contribution de cette thèse fut de rendre robuste la détection de zones de nœuds. Basée sur la notion de *Z-mouvement*, nous avons défini une méthode robuste à l'humidité capable de détecter (sans segmenter) les différentes zones de nœuds du volume du tronc [41]. Afin de résoudre le problème de la segmentation, nous avons rajouté des connaissances a priori sur la forme devant être segmentée en exploitant la notion de points dominants sur des contours 2D [40] puis en exploitant un estimateur de courbure et en se comparant avec les méthodes de segmentation classiques [15]. Enfin, nous avons exploré aussi une nouvelle approche pour segmenter les nœuds en exploitant des images prises de façon tangentielle au tronc. L'avantage d'une telle approche, c'est que la segmentation revient à retrouver une ellipse dans une petite image [18]. Cette méthode a été implémentée et comparée à d'autres méthodes [43, 58] et donne de meilleurs résultats plus robustes.

Suite à ces travaux de thèse, nous avons aussi proposé une nouvelle méthode pour détecter les nœuds de manière individuelle [42].

• **Thèse de Nicolas Aubry (octobre 2013 → juillet 2017)**

Directeurs de thèse : Bertrand Kerautret (70%) et Pr. Isabelle Debled-Rennesson (30%)

Titre : *"Segmentation et estimateurs géométriques pour l'estimation de qualité sous contrainte temps réel"*

Comme mentionné dans la section 2 de cette partie, cette thèse CIFRE s'inscrit dans la nouvelle collaboration avec l'entreprise vosgienne Numalliance. L'objectif industriel du projet de recherche est la détection et la mesure de défauts d'une pièce tubulaire directement sur la machine outil qui est en train de la produire. Une telle réalisation pourrait avoir un impact important pour la productivité des entreprises clientes qui exploitent ces machines. A l'heure actuelle, il n'existe aucun fabricant proposant des mesures qualité directement sur les machines outils.

Au niveau recherche, la réalisation d'une telle mesure n'est pas simple dans l'état actuel des techniques de segmentation. D'une part, la nature métallique des pièces produites est un problème bien connu pour la segmentation à cause des spécularités. D'autre part, la contrainte de temps de traitement et la puissance de calcul est aussi un facteur important. Cependant, la nature des pièces produites de type tubulaire permet d'intégrer à la fois une connaissance a priori dans le processus de segmentation et d'aider le guidage de la segmentation grâce à la modélisation de la machine qui est accessible en continu (fournie par l'entreprise qui a construit l'ensemble des systèmes de machines outils).

Nous avons commencé par définir une nouvelle méthode permettant de retrouver l'orientation des tubes par un algorithme de détection de droites basé sur des comparaisons de profils d'intensité lumineuse [22]. Une telle approche résiste aux spécularités et permet de répondre aux contraintes temps réel. La suite de ce travail sera d'étendre l'algorithme pour la détection plus générale de droites épaisses dans une image.

• **Thèse de Van Tho Nguyen (depuis septembre 2013)**

Directeurs de thèse : Francis Colin, Thiéry Constant, Alexandre Piboule

Co encadrement (informatique) : Isabelle Debled-Rennesson (15%), Bertrand Kerautret (15%)

Titre : *"Estimation de la qualité de bois ronds à partir de données T-LiDAR"*

La collaboration avec l'INRA s'est poursuivie avec un nouvel axe de recherche orienté sur l'analyse de la qualité de bois obtenue à partir de données LiDAR. Nous avons tout d'abord été sollicités pour faire partie du comité de thèse. Puis, l'étudiant souhaitant donner une orientation informatique, nous avons co-encadré cette thèse au niveau informatique (Van Tho suit les cours de l'école doctorale IAEM de l'Université de Lorraine).

Une première partie du travail a été de définir une méthode précise pour identifier les défauts du tronc d'arbre. Cette identification n'est pas simple car la localisation des défauts n'est pas robuste par rapport au type d'écorce de l'arbre. Les différentes méthodes existantes ne sont efficaces que sur des espèces présentant des surfaces d'écorce avec du relief. Pour répondre à ce premier problème, nous avons défini une nouvelle méthode basée sur l'extraction de la ligne centrale (basée sur la récente méthode [33]) et exploitant une analyse par patch tangent à la surface de l'arbre [49].

C.4.2 Encadrement de Master 2

- **Stage de Master 2-Recherche de Loïc Hormain (de mars à juillet 2017)**

Directeurs de stage : B. Kerautret (50%), I. Debled-Renesson (LORIA) (50%)

Titre : "*Détection d'échelles significatives sur une courbe discrète 3D*" [60]

Le sujet de ce stage s'oriente dans la suite des travaux définis en deux dimensions sur la détection des échelles significatives. Il s'agissait d'étudier dans un premier temps, le comportement asymptotique des longueurs des segments maximaux définis sur des courbes 3D. Les premiers résultats expérimentaux du stage ont pu montrer un comportement similaire à la fois pour les parties courbes et les parties plates. La détection du niveau de bruit a pu être faite mais la démonstration des bornes théoriques de la convergence asymptotique de cette primitive reste à étudier.

- **Stage de Master 2-Recherche de Bilel Maalej (de mars à juillet 2014)**

Directeur de stage : Bertrand Kerautret (100%)

Titre : "*Segmentation en arcs/segments 3D de fibre neutre (squelette) de forme tubulaire.*" [62] Ce stage est aussi en lien avec la collaboration avec l'entreprise Numalliance. En particulier, l'entreprise cherche à obtenir à partir d'un nuage de points issus d'un scanner, la modélisation d'une pièce tubulaire (LRA, Longueur, Rotation, Angle et rayon) dont le modèle ne serait pas connu. L'impact au niveau industriel serait important, car actuellement un ingénieur reproduisant une pièce donnée à partir d'un original, perd énormément de temps à retrouver les paramètres de production. L'objectif de ce stage est d'explorer les solutions permettant de retrouver cette modélisation LRA telle que certaines solutions proposées par Bauer *et al.*[BP07].

Après ce premier travail, nous avons pu reprendre ce problème et définir une nouvelle approche basée sur une idée originale d'Adrien Krähenbühl. En particulier, nous avons exploité l'idée d'accumulation suivant les vecteurs normaux pour extraire de manière robuste la fibre neutre du tube [33].

- **Stage de Master 2-Recherche de Michał Kowalczyk (de février à juillet 2012)**

Directeurs de stage : B. Kerautret (50%), J. Weber (LORIA) (45%), B. Naegel (LSIIT) (5%)

Titre : "*Segmentation d'images sur terminaux mobiles et applications*"

Ce stage avait pour objectif d'explorer les techniques de segmentation pouvant être adaptées sur terminaux mobiles. Michał Kowalczyk a pu exploiter la méthode des arbres à composantes connexes qui a le grand avantage d'être très rapide et non coûteuse en mémoire. Nous avons aussi proposé quelques améliorations de la méthode en proposant un moyen de supprimer le paramètre utilisateur α qui doit être réglé au préalable et qui peut largement influencer la qualité de la segmentation. Cette amélioration qui exploite la détection des échelles significatives [12] a fait l'objet d'une publication dans une conférence internationale [39].

- **Stage de Master 2-Recherche de Huu Giao Nguyen (de mars à juillet 2008) Directeurs de stage :** B. Kerautret (50%), I. Debled-Renesson (LORIA) (40%), P. Desbarats LaBRI (10%)

Titre : *"Caractérisation des cas atypiques de la maladie de Parkinson"*

De mars à fin juillet 2008, j'ai encadré cet étudiant de master sur un sujet dont l'objectif était d'extraire des mesures précises de courbures du tronc cérébral afin de caractériser des cas atypiques de la maladie de Parkinson. Nous avons défini une nouvelle approche basée sur l'extraction de contour basé modèle incluant de la connaissance a priori basé sur la courbure [46]. Ce stage s'est déroulé dans le cadre d'une collaboration avec Pascal Desbarats du LaBRI (Université Bordeaux I).

C.4.3 Autres encadrements

Depuis ma prise de fonction, j'ai aussi régulièrement proposé et encadré des étudiants en stage d'initiation à la recherche à la fois en Master 1er année et en 2e année d'école d'ingénieur :

- **Stage de Master 1 - Recherche** (janvier à juin 2017) de **Dauzvardis Juozas** et **Mazrou Abdelghani**, intitulé *"Interface pour la segmentation"*. Initialement l'objet de ce stage était la création d'interfaces pour aider à initier et accélérer les processus de segmentation 3D. La première étape réalisée a été d'explorer l'algorithme des SLIC-Superpixels avec comme extension la génération de super voxels. Ce sujet avait aussi comme objectif de constituer un travail préliminaire pour proposer l'algorithme SLIC dans IPOL.
- **Stage de Master 1 - Recherche** (janvier à juin 2017) de **Ajdarpasic Nihad** et **Yasar Demir**, co encadré avec Isabelle Debled-Rennesson (10%) intitulé *"Remaillage de surfaces 3D à partir d'accumulation de vecteurs normaux"*. L'idée du stage était dans premier temps de comprendre et prendre en main l'implémentation de la méthode d'accumulation de vecteurs normaux. Ensuite, l'objectif était d'intégrer cette information pour effectuer un remaillage adaptatif de l'objet discret.
- **Stage de Master 1 - Recherche** (janvier à juin 2010) de **Laurent Hory** et **d'Adrien Krähenbühl**, co-encadré avec Isabelle Debled-Rennesson (50%) intitulé *"Détection et caractérisation géométriques de branche dans un billon d'épécéa"*. Ce stage constituait le travail préliminaire à la thèse décrite précédemment et il s'est poursuivi en stage d'été et a permis une publication dans un journal international [16]. Laurent Hory est actuellement employé en tant qu'ingénieur dans le secteur privé et Adrien Krähenbühl est actuellement maître de conférences à l'ICube à Strasbourg.
- **Stage Ingénieur** (Juillet-Aout 2010) J'ai co-encadré (avec I. Debled-Rennesson 50%) durant deux mois les deux étudiants du stage précédent. L'objectif était la finalisation de la rédaction d'un article journal [16].
- **Stage PIDR²** (janvier à juin 2010) effectué par deux étudiants **Mickaël Alidor** et **Luc Lenotte**, co encadré avec Isabelle Debled-Rennesson (50%) intitulé *"Détection automatique de bruit en trois dimensions"*. Ce stage avait pour objectif d'appliquer la détection d'échelle significative [12] sur des images 3D en utilisant les résultats définis sur des contours 2D.
- **Stage de Master 1 - Recherche** (janvier à juin 2008 de **Kamel Aziez** et **Anthony Claudot** co-encadré avec Philippe Even (50%) intitulé *"Extraction semi-automatique de segments"*

2. Projet Interdisciplinaire de Découverte de la Recherche de l'école d'ingénieur de l'ESIAL.

de droites dans des images en niveaux de gris". Ce sujet portait sur l'exploration de solutions pour étendre les algorithmes de reconnaissance de droites épaisses dans des images en niveaux de gris. Ces étudiants n'ont pas continué leur cursus en master recherche mais ces idées de recherche ont pu se concrétiser par différentes publications [32, 54].

- **Stage Ingénieur** (janvier à juin 2010). Dans le cadre du projet ANR GeoDiB (2010), j'ai co-encadré avec Isabelle Debled-Rennesson (50%) pendant 6 mois l'ingénieur **Ines Sakly** pour le développement lié aux segments flous.

D Publications

Tableau récapitulatif

Le tableau suivant donne un résumé des publications obtenues depuis et avant ma prise de fonction de Maître de Conférences en 2005 :

année	Editions de revues -actes de conférences	Chap. Livre & Revues internationales	Conférences internationales
2017	actes RRPR	1 chap. livre; JMIV; MMTA	2 × DGCI
2016			DGCI, ICCVG, 2×ICPR, 3× RRPR
2015			2 × IWCIA, ICIAP, NTMS
2014	1 IPOL Special Issue	2 × IPOL, PR, COMPAG	
2013	edition CVIU, DAM	CVIU, Imagen-a	2 × DGCI
2012		TPAMI, COMPAG	ICCVG, ISVC, ICPRAM
2011	actes DGCI		ICAIP, DGCI, IWCIA
2010			ICCVG
2009		JAS, PR	2 × IWCIA
2008		IJSM	2 × ISVC, DGCI
2007			
2006		C&G	ACRI
2005		IVC	DGCI, ISSG
<2005			DGCI, ICCVG
total	5	16	32

Edition d'actes de conférences et numéros spéciaux de revues internationales

- [1] I. Debled-Rennesson, E. Domenjoud, B. Kerautret, and P. Even, editors. *Discrete Geometry for Computer Imagery - 16th IAPR International Conference, DGCI 2011, Nancy, France, April 6-8, 2011. Proceedings*, volume 6607 of *Lecture Notes in Computer Science*. Springer, 2011.

- [2] I. Debled-Rennesson, E. Domenjoud, B. Kerautret, and P. Even, editors. *Discrete Applied Mathematics : Special issue on Discrete Geometry for Computer Imagery*, volume 161, 2013.
- [3] I. Debled-Rennesson, E. Domenjoud, B. Kerautret, and P. Even, editors. *Computer Vision and Image Understanding : Special Issue on Discrete Geometry for Computer Imagery*, volume 117, 2013.
- [4] J. Batenburg, D. Coeurjolly, B. Kerautret, U. Köthe, J.-O. Lachaud, and T. Lewiner, editors. *Image Processing Online (IPOL) : Special issue on DGCI 2011*, volume 4, 2014.
- [5] B. Kerautret, M. Colom, and P. Monasse, editors. *Proceedings of the First Workshop of Reproducible Research in Pattern Recognition*, volume 10214 of *LNCS*. Springer, 2017.

Publication dans des revues internationales

- [6] N. Aubry, B. Kerautret, P. Even, and I. Debled Rennesson. Photometric Intensity Profiles Analysis for Thick Segment Recognition and Geometric Measures. *Math. Morpho. Theory Appl*, 2017.
- [7] A. Braquelaire and B. Kerautret. Reconstruction of lambertian surfaces by discrete equal height contours and regions propagation. *Image and Vision Computing*, 23(2) :177–189, February 2005.
- [8] D. Coeurjolly, B. Kerautret, and J.-O. Lachaud. Extraction of Connected Region Boundary in Multidimensional Images. *Image Processing On Line*, 4 :30–43, March 2014.
- [9] B. Kerautret and A. Braquelaire. A reversible and statistical method for discrete surfaces smoothing. *Computer & Graphics*, 30(1) :54–61, 2006.
- [10] B. Kerautret and J.-O. Lachaud. Curvature Estimation along Noisy Digital Contours by Approximate Global Optimization. *Pattern Recognition*, 42(10) :2265–2278, October 2009.
- [11] B. Kerautret, J.-O. Lachaud, and B. Naegel. Curvature based corner detector for discrete, noisy and multi-scale contours. *International Journal of Shape Modeling*, 14(2) :127–145, December 2008.
- [12] B. Kerautret and J.-O. Lachaud. Meaningful Scales Detection along Digital Contours for Unsupervised Local Noise Estimation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 34(12) :2379–2392, December 2012.
- [13] B. Kerautret and J.-O. Lachaud. Meaningful Scales Detection : An Unsupervised Noise Detection Algorithm for Digital Contours. *Image Processing On Line*, 4 :98–115, May 2014.
- [14] A. Krähenbühl, B. Kerautret, and I. Debled-Rennesson. TKDetection : A software to detect and segment wood knots. *Imagen-A*, 3(5), March 2013.
- [15] A. Krähenbühl, B. Kerautret, I. Debled-Rennesson, F. Mothe, and F. Longuetaud. Knot segmentation in 3D CT images of wet wood. *Pattern Recognition*, 47(12) :3852–3869, December 2014.

- [16] F. Longuetaud, F. Mothe, B. Kerautret, A. Krähenbühl, L. Hory, J. M. Leban, and I. Debled-Renesson. Automatic knot detection and measurements from X-ray CT images of wood : A review and validation of an improved algorithm on softwood samples. *Computers and Electronics in Agriculture*, 85 :77–89, 2012.
- [17] P. Ngo, I. Debled-Renesson, B. Kerautret, and H. Nasser. Analysis of Noisy Digital Contours with Adaptive Tangential Cover. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2017.
- [18] J.-R. Roussel, F. Mothe, A. Krähenbühl, B. Kerautret, I. Debled-Renesson, and F. Longuetaud. Automatic knot segmentation in CT images of wet softwood logs using a tangential approach. *Computers and Electronics in Agriculture*, 104 :46–56, June 2014.
- [19] F. V. R. Rozzi, F. d’Errico, M. Vanhaeren, P. M. Grootes, B. Kerautret, and V. Dujardin. Cutmarked human remains bearing Neandertal features and modern human remains associated with the Aurignacian at Les Rois. *Journal of Anthropological Sciences*, 87 :153–185, 2009.
- [20] A. Vacavant, T. Roussillon, B. Kerautret, and J.-O. Lachaud. A combined multi-scale/irregular algorithm for the vectorization of noisy digital contours. *Computer Vision and Image Understanding*, 117(4) :438–450, April 2013.

Chapitre de livres

- [21] B. Kerautret. Premier langage pour l’initiation à la programmation en MMI : expériences et nouvelles approches. Collection Humanités Numériques. 2017.

Publications dans des conférences internationales avec comité de lecture

- [22] N. Aubry, B. Kerautret, I. Debled Rennesson, and P. Even. Parallel Strip Segment Recognition and Application to Metallic Tubular Object Measure. In *Proc of IWCIA 2015*, volume 9448 of *LNCS*, pages 311–322, Kolkata India, 2015. oral.
- [23] A. Braquelaire and B. Kerautret. Reconstruction of Discrete Surfaces from Shading Images by Propagation of Geometric Features. In *Proceeding of the International Conference on Discrete Geometry for Computer Imagery*, volume 2886 of *LNCS*, pages 257–266. Springer-Verlag, 2003. oral.
- [24] M. Colom, B. Kerautret, N. Limare, P. Monasse, and J.-M. Morel. IPOL : A new journal for fully reproducible research ; analysis of four years development. In *Reproducibility of Computation Based Research : Languages, Standards, Methodologies and Platforms (NTMS 2015 Reproducibility of Computation Based Research Languages Standards Meth)*, Paris, France, July 2015. oral.
- [25] S. Gobron, D. Finck, P. Even, and B. Kerautret. Merging cellular automata for simulating surface effects. In S. El Yacoubi, B. Chopard, and S. Bandini, editors, *Proceedings of the 7th International Conference on Cellular Automata for Research and Industry*, volume 4173 of *LNCS*, pages 94–103, Perpignan, France, September 2006. Springer-Verlag. oral.

- [26] B. Kerautret. A Robust Discrete Approach for Shape From Shading and Photometric stereo. In K. Wojciechowski, editor, *International Conference ICCVG*, pages 581–586. Springer, 2004. oral.
- [27] B. Kerautret and A. Braquelaire. A Statistical Approach for Geometric Smoothing of Discrete Surfaces. In E. Andres, G. Damiand, and P. Lienhardt, editors, *Proceeding of the International Conference on Discrete Geometry for Computer Imagery*, volume 3429 of *LNCS*, pages 405–414, Poitiers, France, April 2005. Springer-Verlag. poster.
- [28] B. Kerautret, X. Granier, and A. Braquelaire. Intuitive Shape Modeling by Shading Design. In *Proceedings of the 5th International Symposium on Smart Graphics*, volume 3638 of *LNCS*, pages 163–174, Frauenwoerth Cloister, Germany, August 2005. Springer-Verlag. oral.
- [29] B. Kerautret and J. O. Lachaud. Robust estimation of curvature along digital contours with global optimization. In *Proceeding of the International Conference on Discrete Geometry for Computer Imagery*, volume 4992 of *LNCS*, pages 334–345. Springer, April 2008. poster.
- [30] B. Kerautret, J.-O. Lachaud, and B. Naegel. Comparison of Discrete Curvature Estimators and Application to Corner Detection. In G. B. e. al, editor, *Proc. International Symposium on Visual Computing*, volume 5358 of *LNCS*, pages 710–719. Springer, December 2008. oral.
- [31] B. Kerautret, J. O. Lachaud, and T. P. Nguyen. Circular arc reconstruction of digital contours with chosen Hausdorff error. In P. Debled-Rennesson, I. E. Domenjoud, B. Kerautret, and P. Even, editors, *Proceeding of the International Conference on Discrete Geometry for Computer Imagery*, volume 6607 of *LNCS*, pages 250–262. Springer, April 2011. poster.
- [32] B. Kerautret and P. Even. Blurred Segments in Gray Level Images for Interactive Line Extraction. In P. Wiederhold and R. P. Barneva, editors, *Proceedings of the 13th international Workshop on Combinatorial Image Analysis (IW CIA)*, volume 5852 of *LNCS*, pages 176–186. Springer, 2009. oral.
- [33] B. Kerautret, A. Krähenbühl, I. Debled-Rennesson, and J.-O. Lachaud. 3D Geometric Analysis of Tubular Objects Based on Surface Normal Accumulation. In V. Murino and E. Puppo, editors, *Image Analysis and Processing - ICIAP 2015*, volume 9279 of *LNCS*, pages 319–331. Springer International Publishing, 2015. oral.
- [34] B. Kerautret, A. Krähenbühl, I. Debled Rennesson, and J.-O. Lachaud. Centerline Detection on Partial Mesh Scans by Confidence Vote in Accumulation Map. 2016. oral.
- [35] B. Kerautret, A. Krähenbühl, I. Debled-Rennesson, and J.-O. Lachaud. On the implementation of centerline extraction based on confidence vote in accumulation map. In B. Kerautret, M. Colom, and P. Monasse, editors, *Proceedings of the First Workshop of Reproducible Research in Pattern Recognition*, volume 10214, pages 109–123. Springer, 2016. poster.
- [36] B. Kerautret and J.-O. Lachaud. Multi-scale Analysis of Discrete Contours for Unsupervised Noise Detection. In P. Wiederhold and R. P. Barneva, editors, *Proceedings of the 13th international Workshop on Combinatorial Image Analysis (IW CIA)*, volume 5852 of *LNCS*, pages 187–200. Springer, 2009. oral.

- [37] B. Kerautret, J.-O. Lachaud, and M. Said. Meaningful Thickness Detection on Polygonal Curve. In *Proceedings of the 1st International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods*, pages 372–379. SciTePress, 2012. oral.
- [38] B. Kerautret, P. Ngo, Y. Kenmochi, and A. Vacavant. Greyscale image vectorization from geometric digital contour representations. In *International Conference on Discrete Geometry for Computer Imagery*, pages 319–331. Springer, 2017. oral.
- [39] M. K. Kowalczyk, B. Kerautret, B. Naegel, and J. Weber. Revisiting Component Tree Based Segmentation Using Meaningful Photometric Informations. In L. Bolc, R. Tadeusiewicz, L. J. Chmielewski, and K. W. Wojciechowski, editors, *Computer Vision and Graphics - International Conference, ICCVG 2012, Warsaw, Poland, September 24-26, 2012. Proceedings*, volume 7594 of *LNCS*, pages 475–482. Springer, 2012. poster.
- [40] A. Krähenbühl, B. Kerautret, and I. Debled-Rennesson. Knot Segmentation in Noisy 3D Images of Wood. In R. Gonzalez-Diaz, M.-J. Jimenez, and B. Medrano, editors, *Proceeding of the International Conference on Discrete Geometry for Computer Imagery*, number 7749 in *LNCS*, pages 383–394. Springer Berlin Heidelberg, January 2013. oral.
- [41] A. Krähenbühl, B. Kerautret, I. Debled-Rennesson, F. Longuetaud, and F. Mothe. Knot Detection in X-Ray CT Images of Wood. In *Proc. International Symposium on Visual Computing*, volume 7432 of *LNCS*, pages 209–218. Springer, 2012. oral.
- [42] A. Krähenbühl, B. Kerautret, and F. Feschet. Knot Detection from Accumulation Map by Polar Scan. In *Proc of IWCI 2015*, volume 9448, pages 352–362, Kolkata India, November 2015. oral.
- [43] A. Krähenbühl, J.-R. Roussel, B. Kerautret, I. Debled Rennesson, F. Mothe, and F. Longuetaud. Robust Knot Segmentation by Knot Pith Tracking in 3D Tangential Images. In *ICCVG*, Warsaw, Poland, September 2016. oral.
- [44] P. Ngo, H. Nasser, I. Debled Rennesson, and B. Kerautret. Adaptive Tangential Cover for Noisy Digital Contours. In *Proceeding of the International Conference on Discrete Geometry for Computer Imagery*, volume 9647 of *LNCS*, pages 439–451, Nantes, April 2016. Springer. oral.
- [45] P. Ngo, H. Nasser, I. Debled-Rennesson, and B. Kerautret. An algorithm to decompose noisy digital contours. In B. Kerautret, M. Colom, and P. Monasse, editors, *Proceedings of the First Workshop of Reproducible Research in Pattern Recognition*, volume 10214, pages 124–141. Springer, 2016. poster.
- [46] H. G. Nguyen, B. Kerautret, P. Desbarats, and J.-. Lachaud. Discrete Contour Extraction from Reference Curvature Function. In G. B. e. al, editor, *Advances in Visual Computing, Proc. 4th Int. Symp. Visual Computing*, volume 5358 of *LNCS*, pages 117–1185. Springer, December 2008. poster.
- [47] T. P. Nguyen, B. Kerautret, I. Debled-Rennesson, and J.-O. Lachaud. Unsupervised, Fast and Precise Recognition of Digital Arcs in Noisy Images. In L. B. e. al, editor, *International Conference on Computer Vision and Graphics*, volume 6374 of *LNCS*, pages 59–68. Springer, 2010. poster.

- [48] T. P. Nguyen and B. Kerautret. Ellipse Detection through Decomposition of Circular Arcs and Line Segments. In G. Maino and G. L. Foresti, editors, *Image Analysis and Processing - ICIAP 2011*, number 6978 in LNCS, pages 554–564. Springer Berlin Heidelberg, January 2011. poster.
- [49] V.-T. Nguyen, B. Kerautret, I. Debled-Rennesson, F. Colin, A. Piboule, and T. Constant. Segmentation of defects on log surface from terrestrial lidar data. In *2016 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pages 3168–3173. IEEE, 2016.
- [50] V.-T. Nguyen, B. Kerautret, I. Debled-Rennesson, C. Francis, A. Piboule, and T. Constant. On the implementation of segmentation defects on log surface from terrestrial lidar data. In B. Kerautret, M. Colom, and P. Monasse, editors, *Proceedings of the First Workshop of Reproducible Research in Pattern Recognition*, volume 10214, pages 142–158. Springer, 2016. poster.
- [51] J.-L. Toutant, A. Vacavant, and B. Kerautret. Arc Recognition on Irregular Isothetic Grids and Its Application to Reconstruction of Noisy Digital Contours. In R. Gonzalez-Diaz, M.-J. Jimenez, and B. Medrano, editors, *Proceeding of the International Conference on Discrete Geometry for Computer Imagery*, number 7749 in LNCS, pages 265–276. Springer Berlin Heidelberg, January 2013. oral.
- [52] A. Vacavant, T. Rousillon, and B. Kerautret. Unsupervised Polygonal Reconstruction of Noisy Contours by a Discrete Irregular Approach. In *Proceedings of the 14th international Workshop on Combinatorial Image Analysis (IWCIA)*, volume 6636 of LNCS, pages 398–409. Springer, 2011. oral.
- [53] A. Vacavant, B. Kerautret, T. Roussillon, and F. Feschet. Reconstructions of noisy digital contours with maximal primitives based on multi-scale/irregular geometric representation and generalized linear programming. In *International Conference on Discrete Geometry for Computer Imagery*, pages 291–303. Springer, 2017.

Publications dans des conférences nationales avec comité de lecture

- [54] P. Even and B. Kerautret. Extension des segments flous aux images en niveaux de gris pour l'extraction interactive de segments de droites. In *Actes de RFIA*, 2010. poster.
- [55] B. Kerautret, A. Braquelaire, F. d'Errico, and M. Vanhaeren. Discrete Geometry for Parameters Extraction and Shape Reconstruction in Archeology. In *Colloque GMPCA, Archeométrie*, page 164, 2003.
- [56] B. Kerautret, A. Krähenbühl, I. Debled-Rennesson, and J.-O. Lachaud. Analyse géométrique d'objets tubulaires 3d basée sur l'accumulation de normales. *Actes de RFIA*, Clermont-Ferrand, 2016.
- [57] B. Kerautret, J.-O. Lachaud, and M. Said. Détection d'épaisseur significative sur une courbe polygonale. In *Actes de la conférence RFIA 2012*, pages 978–2–9539515–2–3, Lyon, France, 2012. Session "Démo".

- [58] A. Krähenbühl, B. Kerautret, and I. Debled-Rennesson. Segmentation de nœuds de bois à partir d'images tomodensitométriques : approches transversales et tangentielles. Reims, 2014.
- [59] A. Krähenbühl, J.-R. Roussel, B. Kerautret, I. Debled-Rennesson, F. Mothe, and F. Longuetaud. Segmentation robuste de nœuds à partir de coupes tangentielles issues d'images tomographiques de bois. Rouen, 2014.

Encadrement de mémoires de Master

- [60] L. Hormain. Détection d'échelles significatives sur une courbe discrète 3d. Master 2, Université de Lorraine, Nancy, March 2017.
- [61] M. Kowalczyk. Segmentation d'images sur terminaux mobiles et applications. Master 2, Université de Lorraine, 2012.
- [62] B. Maalej. Segmentation en arcs/segments 3d de fibre neutre (squelette) de forme tubulaire. Master 2, Université de Lorraine, September 2014.
- [63] H. G. Nguyen. Caractérisation de cas atypiques de la maladie de Parkinson. Master 2, Université de Lorraine, Nancy, 2008.

Thèse soutenue ou encadrées

- [64] N. Aubry. *Segmentation et mesures géométriques : application aux objets tubulaires métalliques*. PhD thesis, Université de Lorraine, Nancy, 2017.
- [65] B. Kerautret. *Reconstruction et lissage de surface discrète*. PhD thesis, Université de Bordeaux 1, December 2004.
- [66] A. Krahenbül. *Segmentation et analyse géométrique : application aux images tomodensitométriques de bois*. PhD thesis, Nancy, 2014. Prix de Thèse Régional 2015.

Publications logicielles

- [67] D. Coeurjolly, B. Kerautret, J.-O. Lachaud, T. Roussillon, P. Gueth, M. Tola, J. Levallois, I. Sivignon, A. Martin, K. Pluta, X. Provençal, G. Damiand, A. Krahenbül, J. Gaillard, and N. Normand. DGTal : Release 0.8, September 2014. 10.5281/zenodo.11586.
- [68] D. Coeurjolly, B. Kerautret, J.-O. Lachaud, T. Roussillon, P. Gueth, M. Tola, J. Levallois, I. Sivignon, K. Pluta, A. Martin, X. Provençal, R. Denis, G. Damiand, J. Gaillard, N. Normand, N. Aubry, M. Chevalier, and V. T. Nguyen. DGTal : Release 0.9, October 2015. 10.5281/zenodo.31884.
- [69] B. Kerautret and A. Krähenbühl. Git remote :. online, 2017. <http://gitlab.ker.iutsd.univ-lorraine.fr/kerautret/SingleKnotsDetection>.

- [70] B. Kerautret, D. Coeurjolly, J. Levallois, J.-O. Lachaud, T. Roussillon, N. Aubry, K. Pluta, M. Tola, N. Normand, and A. Martin. DGTalTools : Release 0.9, October 2015. 10.5281/zenodo.31882.
- [71] B. Kerautret, D. Coeurjolly, J. Levallois, T. Roussillon, J.-O. Lachaud, K. Pluta, M. Tola, N. Normand, A. Martin, and A. Krähenbühl. DGTalTools : Release 0.8, September 2014. 10.5281/zenodo.11587.

