



HAL
open science

Modélisation markovienne, graphique et décision statistique en image

Sylvie Sevestre-Ghalila

► **To cite this version:**

Sylvie Sevestre-Ghalila. Modélisation markovienne, graphique et décision statistique en image. Statistiques [math.ST]. Université de Paris, 2022. tel-03662489

HAL Id: tel-03662489

<https://theses.hal.science/tel-03662489v1>

Submitted on 9 May 2022

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 de l'Université de Paris

Spécialité MATHÉMATIQUES APPLIQUÉES

présentée par

Sylvie SEVESTRE-GHALILA



Modélisation markovienne, graphique et décision statistique en image

De la formalisation statistique au transfert technologique

Soutenue publiquement le 28 janvier 2022

Jury

Jean-Michel POGGI,	Pr. Univ. de Paris	président, examinateur
Rachid DERICHE,	DR INRIA	rapporteur, examinateur
Anne GÉGOUT-PETIT,	Pr. Univ. de Lorraine	rapporteuse, examinatrice
Patrick BOUTHEMY,	DR INRIA	rapporteur, examinateur
Agnès DESOLNEUX,	DR CNRS	examinatrice
Mériem JAÏDANE,	Pr. ENIT, Tunisie	examinatrice
Lionel MOISAN,	Pr. Univ. de Paris	examinateur

Université de Paris

Campus Saint-Germain-des-Prés

45 Rue des Saints Pères, 75006 Paris, France

Remerciements

Mes remerciements vont à vous tous qui m'avez permis de vivre une merveille aventure scientifique et technologique. Avec vous, elle a été ponctuée de moments forts de réflexion qui, mis bout à bout conduisent à cette Habilitation à Diriger les Recherches dont je suis très fière.

La première personne que je veux remercier, c'est Mériem. Il est difficile d'égaliser l'ambiance de travail avec elle : humour combiné avec éthique, rigueur et, par dessus tout, approche toujours en rupture, sont les fondements des travaux que l'on réalise avec Mériem. Mériem Jaïdane, est Professeure à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis (ENIT), avec un grand E, et récemment CEO de la start-up tunisienne dB.Sense. J'ai monté avec elle un grand nombre de projets dont ma première coordination Europe et effectué d'innombrables "brainstormings" ponctués d'autant de "laisse-moi terminer". Millions de mercis Mériem. Ton « harcèlement à l'HDR » a fini par porter ses fruits. Je suis très heureuse que tu puisses participer au jury de ma soutenance, cela n'aurait pas pu se faire sans toi.

Mes très sincères remerciements vont à l'ensemble des membres de mon jury d'habilitation. Tout d'abord aux trois rapporteurs de mon dossier, Anne Gégout-Petit Professeure à l'Université de Lorraine, Rachid Deriche Directeur de Recherche à l'INRIA et Patrick Bouthemly Directeur de Recherche à l'INRIA qui m'ont fait l'honneur d'évaluer mon parcours scientifique retracé dans ce manuscrit.

J'adresse aussi mes plus profonds remerciements à Lionel Moisan, Professeur à l'UFR de Mathématiques et Informatique de l'Université de Paris, et Agnès Desolneux, Directrice de Recherche au CNRS – toujours collègue de cœur de l'UFR - d'avoir accepté sans hésitation de faire partie de mon jury.

Un remerciement tout particulier à Jean-Michel Poggi, Professeur de l'Université de Paris. Merci Jean-Michel pour tous les échanges aussi bien professionnels qu'amicaux, pour les beaux souvenirs avec la Société française de Statistique et la grande aventure des Journées de Statistique 2011 à Tunis. Merci aussi pour m'avoir encouragée à franchir le pas de la porte de l'habilitation jusqu'à de m'y avoir accompagnée. C'est pour moi un grand honneur que tu aies accepté de présider mon jury.

J'aimerais aussi remercier l'ensemble de mes collègues de l'Université de Paris. Merci pour la disponibilité et le dévouement dans les actions que nous avons menées ensemble en Tunisie avec Christine Graffigne qui m'a accordé sa confiance sur un grand nombre de cotutelles de thèse et comme aussi Anne Estrade, merci Anne pour ton soutien dans la mise en œuvre de ma soutenance. Merci à mes amis de l'UFR : Gaël Mahé et son propos toujours « salient », Mamadou Mboup aux matrices interminables qu'il a tracées inlassablement sur le tableau de notre bureau du 5ième étage et bien sûr Georges Koepfler détenteur des poivrons aux couleurs jamais égalées; c'est un plaisir de pouvoir vous retrouver à l'occasion de cet événement de ma vie scientifique. Je tiens bien évidemment à remercier Madeleine Bonnet à l'origine -avec Mériem- de cette mixité de scientifiques de part et d'autre de la Méditerranée avec la création de ce pont R&D entre la Tunisie et la France que j'ai franchi de nombreuses fois grâce à elles. Un très grand merci à Christine Chappard qui a permis la mise en place de cohortes méditerranéennes, merci aussi à mon amie et collègue Anne Ricordeau sans qui les travaux de squelettisation n'auraient jamais vu le jour. Merci à tous mes amis et collègues qui ont contribué à édifier et renforcer ce pont.

Considérant les piliers de ce pont méditerranéen en Tunisie, d'évidence je voudrais adresser mes plus profonds et chaleureux remerciements à mon amie Henda El Fekih, Professeure à l'ENIT et à toute l'équipe du CEA-LinkLab : ses consultantes Raja Ghazi, Sonia Larbi et Monia Turki, toutes professeures de l'ENIT. Et bien sûr la jeune garde du CEA-LinkLab : Amira Benjemâa et sa rigueur mais aussi la beauté de ses slides, Nader Merchergui et sa pertinence mais aussi notre reporter en chef y compris d'anniversaires qui a assumé pendant longtemps d'être le seul représentant masculin de la plateforme, Yosra Mzah pour sa délicatesse y compris dans l'humour, notre excentrique et colorée Ghada Mzid et bien évidemment mon ancienne -et super- doctorante Rabâa Youssef, finalement séduite par la statistique appliquée à l'image et enfin l'ultime Neska El Haouij toute en efficacité, en douceur avec tant de limpidité dans tous ses propos. A tous les autres membres qui ont animé le CEA-LinkLab avec tant d'originalité Seddik Maarfi merci pour ton implication, Aziz Dridi à l'humour inoubliable et Jihed Jaouabi qui nous a fait profiter de ses talents d'infographiste exprimés maintenant dans sa société Lanterms et bien d'autres encore, je vous remercie d'avoir accepté de prendre part à cette aventure d'une petite décennie. Sans aucun doute, cette aventure scientifique et humaine nous a tous profondément marqués dans notre façon d'aborder la recherche et sa valorisation. Ceci a été fait dans une ambiance exaltante et créative : intelligibility, harsh environment sont des mots qui ont pour moi une signification toute particulière.

Je souhaite aussi remercier tous les doctorants qui m'ont souvent embarquée dans leur encadrement, dont les premiers et piliers : je veux parler de Nizar Bouhleb maintenant titulaire à l'INRAE et Moez Chakchouk passé dans le mode des décideurs sans oublier sa femme Faten Chaieb mais aussi Anthony Cazasnoves le meilleur des meilleurs 3D.

Je souhaite remercier aussi l'ensemble de mes collègues de Tunisie. Amel Benazza Professeure à SUP'COM avec qui j'ai débuté mes recherches en Image à Tunis. Dhafer Malouche aux fous rires irrésistibles qui m'a permis de rencontrer la modélisation graphique et toute l'équipe de L'Ecole de Supérieure de la Statistique et de l'Analyse de l'Information à Tunis -notamment Héla Mallek- avec qui j'ai passé cinq années passionnantes, à passionner de jeunes et brillants élèves de cette école. Je n'oublierai pas de remercier « LE » Professeur Hamza et ses collègues l'hôpital Charles Nicolle à Tunis dont les Professeurs Hatem Raji, Slaheddine Sellami et toutes les personnes de leurs équipes. Nous avons entrepris ensemble et avec passion de très belles études interdisciplinaires mêlant imagerie médicale et rhumatologie selon de nouvelles approches technologiques basées sur l'analyse d'image et la Statistique, j'en suis très fière. Merci pour votre engagement à tous.

Aussi surprenant que cela puisse paraître, c'est sur ce pont méditerranéen que mon aventure au sein du CEA a démarré et ce grâce à Riadh Cammoun, ami et mentor. Merci Riadh pour m'avoir ouvert les portes de cet incroyable établissement et ainsi offert de belles rencontres technos et humaines. Parmi ces rencontres j'aimerais parler tout d'abord de celle avec Fanny Buyens qui m'a donné l'accès à cette technologie de pointe du contrôle non destructif mais aussi son amitié. Merci beaucoup Fanny pour ces beaux moments de créativité tout en 3D qui m'a permis de goûter à la joie d'être inventeurE à tes côtés. Je veux aussi parler ici d'Anis Jouini chef du département des technologies solaires qui positionne ainsi le CEA comme composante incontournable d'INES qui m'a tendu la main pour réaliser cette autre traversée en direction de la France. Merci beaucoup Anis de m'avoir permis une transition à la fois douce et très enrichissante dans ce nouveau domaine pour moi qu'est celui des énergies renouvelables, en me confiant la responsabilité des programmes européens du département.

Sans oublier d'où je viens, je voudrais tout d'abord remercier Alain Trubuil de l'INRAE de

Jouy en Josas qui a posé les fondements de la chercheuse que je suis devenue. Merci Alain aussi pour son amitié et à toute l'équipe de Jouy en Josas pour sa bienveillance. Christian Andreasen de l'Université de Copenhague devenu un ami cher du Danemark avec sa femme Bodil. Thank you very much Christian for entrusting me with the image component in your project at the forefront of plant and soil protection.

Je ne remercierai sans doute jamais assez mes parents, mon mari, mes enfants mais aussi mes chers amis de toujours de m'avoir toujours soutenue dans l'accomplissement dans mon métier. Je vous aime.

A la mémoire de mon Papa.

Table des matières

Table des matières	vii
Liste des figures	ix
Liste des tableaux	xi
1 Introduction	1
2 Champs markoviens au plus proche de la physique de l'image	5
2.1 Régularisation 3D d'une segmentation de l'os cortical	7
2.2 Modélisation markovienne de la texture échographique	10
2.3 Segmentation 3D : rétroprojection par modèle de fusion d'une séquence 2D et projection par estimateur à noyau	13
2.4 Conclusion	18
2.5 Références	20
3 Modélisation graphique	25
3.1 Principe de la modélisation graphique	27
3.2 Modèles graphiques et champs markoviens	28
3.3 Estimation d'un modèle graphique	33
3.4 Application aux données manquantes	33
3.5 Conclusion	36
3.6 Références	37
4 Décision statistique au profit de l'analyse d'image et du 3D	39
4.1 Sélection statistique de points saillants	41
4.2 Squelettisation d'images en niveaux de gris	44
4.3 Décision statistique au profit du contrôle non destructif 3D	49
4.4 Conclusion	59
4.5 Références	61
5 Conclusion	65
A Mes publications	I
A.1 Références	I
B Co-encadrements de thèses	V

Liste des figures

2.1	Illustration de la composition de l'os cortical extraite de THOMAS et collab. [2008]	7
2.2	Seuillage à 4 labels : (a) coupe tomographique d'un volume d'os cortical $2.248\text{mm} \times 1.5\text{mm}^2$ de résolution $7.5\mu\text{m}$ (b) Seuillage à 4 labels de l'image (a) selon la méthode d'OTSU [1979] : en bleu les pixels identifiés comme appartenant à un canal, en rouge ceux identifiés comme appartenant à de l'ostéoïde, en vert ceux identifiés comme étant de l'ostéon et en blanc ceux identifiés comme étant de l'os interstitiel.	8
2.3	Exemple de résultat de segmentation après régularisation markovienne : l'image à gauche est un zoom sur la coupe tomographique comprenant deux canaux entourés de leur ostéon et comprenant en leur intérieur du tissu s'apparentant de l'ostéoïde. L'image au centre est la coupe correspondante de la segmentation 3D située à droite et résultant de la régularisation définie à l'équation 2.5 : en rouge le positionnement manuel du réseau 3D de canaux, en bleu la labellisation résultante du canal et en vert celle du label ostéon.	10
2.4	Simulations conduisant à des lois Nakagami de paramètres similaires : (a) et (b) sont proches avec un couple de paramètres valant pour (a) $(0.3178, 1.9347\text{E} - 14)$ et pour (b) $(0.3119, 2.1009\text{E} - 14)$, de même pour (c) $(0.7009, 1.1678\text{E} - 13)$ et pour (d) $(0.7005, 1.5246\text{E} - 14)$.	12
2.5	Résultats de reconstruction d'une section de vaisseau présentant (a) une sténose complexe. (b) Erreur à l'initialisation du processus itératif de reconstruction (c) Erreur de reconstruction par le modèle markovien à partir de deux vues. (d) Erreur de reconstruction du modèle markovien à partir de trois vues. (f) Évolution de la probabilité d'obtention d'une reconstruction exacte par le modèle markovien de la section du fantôme (a) en fonction du nombre de vues.	15
2.6	Illustration du poids du blob s suivant sa position par rapport à la source RX positionnée en O.	17
2.7	Comparaison des profils résultant de la projection par estimateur à noyau à largeur de fenêtre fixe et adaptative par rapport à celui de la projection de référence obtenue par la méthode de Siddon sur deux coupes synthétiques (a) de vaisseaux et (b) du fantôme numérique de Sheep Logan, en (c) respectivement en (d) les projetés de (a), respectivement de (b).	18
3.1	Illustration du graphe du vecteur des 3 variables <i>réussite, sexe et discipline</i> : le graphe illustre l'indépendance (\perp) des variables sexe et réussite sachant (!) la discipline.	28
3.2	Pour les ordres 1,2 et 5 : dans chacun des cas, le graphe de voisinage et sa période sont formés des pixels et des arêtes positionnés en totalité à l'intérieur du cercle.	29
3.3	Paramètres d'interaction d'un champ markovien d'ordre 5 : les paramètres d'un même ordre ont pour premier indice la valeur de l'ordre. Le second indice numérote simplement les paramètres de l'ordre. Le symbole \times indique que le paramètre à cette position est celui découlant de la symétrie centrale de centre s .	30

3.4	Exemples de textures synthétiques de champ markovien gaussien réalisées à l'aide de l'échantillonneur de Gibbs.	32
4.1	Exemples d'application de la transformation de Box et Cox (Box et Cox [1964]) aux détails de la décomposition en ondelettes de Meyer de l'image "cameraman" (à gauche) pour à $M = 2$ bande à l'échelle $J = 1$. En colonne centrale, l'histogramme des détails de cette décomposition, en colonne de droite l'histogramme des coefficients transformés.	42
4.2	Illustration sur l'image du "cameraman," du comportement des tests de Grubbs et de Dixon pour la détection des pixels saillants quand ils sont appliqués à la décomposition par paquets d'ondelettes de Meyer de l'image "cameraman" pour à $M = 2$ bandes à une seule échelle $J = 1$ et ce avec un même niveau de test 0.01.	43
4.3	Illustrations des configurations de voisinage dont le pixel central sera λ -abaissable s'il remplit la seconde condition donnée à l'équation 4.3 relative à la distance du niveau du pixel central par rapport au plus sombre de ses voisins.	46
4.4	Squelette superposé à l'image initiale. (DLD) : $s = 2.5$, seuil bas = 0.2 and seuil haut = 0.8. (SCCT) : $\hat{\sigma} = 4$ et $\gamma = 5.10^{-2}$. (Pink) : $\hat{\lambda} = \overline{\tau_{\eta}} \cdot \hat{\sigma} = 16$	49
4.5	Principe de l'algorithme de détection de défauts en 3D à partir du jumeau numérique de la pièce à examiner. En bas à droite, dans l'encadré, la brique statistique qui a donné lieu à un brevet publié à l'international en 2014 BENTEKAYA et collab. [2014].	51
4.6	Modèle numérique de bielle dans un volume de 640^3 voxels, chacun de taille 0.34mm^3 avec sur 3 défauts sphériques de diamètre 1, 0.9 et 0.6mm et 3 défauts rectangulaires de taille $1 \times 2 \times 0.5\text{mm}^3$, $1 \times 1.6 \times 0.6\text{mm}^3$ et $0.8 \times 1.2 \times 0.2\text{mm}^3$	51
4.7	Deux exemples de détection 2D des défauts de la bielle numérique présentée à la figure 4.6. Les p -valeurs sont présentées pour les détections obtenues pour un niveau de test de Grubbs généralisé $\alpha = 0.05$	53
4.8	Résultats d'inspection d'une bielle numérique contenant 6 défauts à l'aide de 9 radiographies pour une procédure de niveau $\alpha = 0.05$. A gauche la détection positionnée dans la bielle. A droite la visualisation de la détection (bleu) superposée à la vérité terrain des défauts.	54
4.9	Illustration de la chaîne de traitement de l'algorithme SCAS CAZASNOVES et collab. [2018]	56
4.10	Illustration de résultats sur le Shepp-Logan : (a) Coupe transversale centrale (b) Maillage SCAC de (a) puis coupe reconstruite à partir de 30 projections 1024^2 par 4 itérations de l'OS-SART (c) adapté au maillage SCAS et (d) une reconstruction OS-SART sur une grille régulière de 512^3 voxels- droite.	58

Liste des tableaux

- 3.1 Taux de bonnes prédictions obtenues en présence des variables à valeur manquante indiqués en première colonne : pour notre approche modifiant la matrice adjacente (seconde colonne), en ré-estimant le graphe et ses paramètres (troisième colonne). 35

Chapitre 1

Introduction

... *Ante*

Formée en Mathématiques Appliquées et plus spécifiquement en statistique et modélisation stochastique à l'Université de Paris-Saclay, j'effectue mon troisième cycle au laboratoire de Biométrie de l'INRA¹. J'y réalise ma thèse en analyse d'image pour des applications agronomiques que je soutiens en 1993. C'est dans ce cadre que je débute ma recherche en image selon des approches statistiques et de la modélisation stochastique, notamment à travers l'exploitation des champs markoviens au profit de l'estimation du couvert végétal. A l'issue de ma soutenance de thèse, je poursuis mes contributions sur cette application par un post-doctorat au département de Mathématiques et Physique de la Royal Veterinary and Agricultural University de Copenhague Danemark où je découvre la richesse et la puissance de la morphologie mathématique.

Et depuis...

Mes activités de recherche se poursuivent après ce post-doctorat à l'Université Paris Descartes de par mon intégration à son UFR de Mathématiques et Informatique en tant que Maître de Conférences en Mathématiques Appliquées en octobre 1994.

Comme dans le cadre de ma formation troisième cycle, ces activités appartiennent au domaine de l'analyse d'image. Les approches adoptées s'inscrivent toujours dans les domaines de la statistique et de la modélisation stochastique. Comme, généralement en image, mes activités de recherche sont majoritairement motivées par des applications, ici, médicales puis industrielles à compter de 2009 dans le cadre de mes activités avec et au sein CEA.

Mes travaux à Paris Descartes démarrent au sein de la jeune équipe PProbabilités Images et Signaux MEDicaux (PRISME)², par la problématique du diagnostic précoce de l'ostéoporose à partir de radiographie du talon. J'opte ici pour une analyse structurale de cette observation-projection 2D du quadrillage 3D des travées osseuses du talon. Mon objectif est de créer des descripteurs des symptômes comme la déconnexion des travées. L'idée est ici d'obtenir des descripteurs interprétables par les rhumatologues. Je reviens pour

1. Institut National de la Recherche Agronomique, centre de Jouy en Josas
2. la jeune équipe PProbabilités Images et Signaux MEDicaux (PRISME) créée en 1996 préfigura le laboratoire de Mathématiques Appliquées de Paris 5 (MAP5) lui-même créé en 2004

cela à la morphologie mathématique. Et c'est grâce à l'exploitation d'un des grands outils de la morphologie mathématique, la squelettisation, que je construis cette analyse structurelle. Ces travaux sur la brique de squelettisation s'affinent toujours dans le cadre de l'étude de la structure de l'os mais cette fois au profit d'une recherche biomédicale sur la gonarthrose à partir de 2012. La contribution originale consiste ici à revisiter statistiquement les notions de topologie inhérentes à la squelettisation par amincissement, au moyen de la théorie de la décision et de la fusion des tests statistiques.

L'attrait des outils de la théorie de la décision statistique s'est imposé à mes yeux lors de travaux que je démarre en 2006 sur l'estimation des paramètres de champs markoviens issus de la famille exponentielle, et ce au profit de l'analyse de texture échographique. Grâce à leur appartenance aux modèles graphiques, je montre avec mes co-auteurs dans notre publication de 2009 comment accéder à l'estimation par maximum de vraisemblance des paramètres du modèle sans avoir recours à des techniques fastidieuses telles que peut être perçue celle du gradient stochastique.

La motivation de ces travaux est venue de ma pratique des champs markoviens dans les applications lors de la première décennie de mon parcours de chercheur. Force est de constater que les difficultés d'apprentissage peuvent limiter leur intérêt malgré la facilité avec laquelle il est possible d'y intégrer physique et objectifs applicatifs posés des images à analyser. Je travaille à ce moment-là sur deux applications médicales. Tout d'abord, il y a la création d'un modèle de texture markovien adaptée à la physique de l'imagerie par ultrason qui débouche en 2009 sur une piste prometteuse de l'analyse du mélanome. Quasiment en parallèle je démarre mes travaux sur l'angiographie rayon X. Il s'agit ici de générer une segmentation 3D à partir d'une séquence 2D d'angiographie rayon X en vue d'améliorer l'estimation de la gravité d'une sténose. Dans le contexte d'une géométrie conique, cet objectif est atteint par le couplage du modèle markovien de labellisation 3D avec les estimateurs à noyau. Cette approche permet de plus, d'aboutir à une optimisation notable, par la fusion des étapes de reconstruction et de segmentation nécessaires à la quantification de la gravité de la sténose à partir de ces données.

Cette approche de « deux phases en une » du 3D, reconstruction-segmentation, motive mes premiers travaux en tomographie rayon X en 2009 avec le CEA. Cette fois, au profit d'applications industrielles, l'objectif applicatif est la détection de défauts dans les pièces d'usinage. Ce contexte offre beaucoup plus d'informations a priori, et permet ainsi d'obtenir une simplification algorithmique encore plus importante. Cet a priori n'est autre que la projection rayon X 2D du jumeau numérique de la pièce à examiner que représente sa CAO complétée par sa composition. Cette projection théorique 2D est alors comparée par des tests de valeurs aberrantes, à l'observation rayon X 2D et le résultat est ensuite fusionné dans l'espace 3D.

La seconde contribution démarrée en 2013 vise à diminuer le volume de stockage de ces données tomographiques 3D sans pour autant perdre la résolution nécessaire à leur analyse. Pour ce faire un algorithme de maillage irrégulier, adapté à l'objet, sera mis en place et permettra de réduire d'environ 3 à 11 fois la taille de ces fichiers pour une meilleure qualité de données. On reprend ici l'idée de fusion du 2D vers le 3D par la rétroprojection d'information choisie en 2D. La détection de bords dans les projections et la modélisation de la rétroprojection par une Poisson tronquée sont les deux briques clés qui permettent d'aboutir à la segmentation 3D attendue.

Mes contributions à la recherche et à l'innovation correspondent donc à l'évolution de trois grands outils issus de la modélisation stochastique et de la statistique que sont les champs markoviens, les modèles graphiques et la décision statistique. Elles résultent principalement de leur couplage avec d'autres outils des mathématiques appliquées comme les ondelettes, les estimateurs à noyau, la morphologie mathématique, ou encore de leur mise à profit d'algorithmes d'image tels que ceux du 3D ou de la morphologie mathématique.

Ces contributions ont été réalisées dans des cadres multidisciplinaires divers pour des applications exploitant l'imagerie, en premier lieu médicale. Il s'agira de la rhumatologie pour les maladies de l'ostéoporose et de l'arthrose respectivement basée sur du rayon X observé en 2D et reconstruit en 3D, l'angiographie 3D par rayon X et la dermatologie par échographie. La similarité des objectifs image m'a amenée ces dernières années à la valorisation des approches et algorithmes dans le cadre du contrôle non destructif assuré par tomographie rayon X.

Pour permettre d'apprécier les contributions dans le domaine de la statistique et modélisation stochastique, je synthétise ici cette démarche dans trois chapitres, chacun centré l'un sur des trois principaux outils au coeur de mes contributions : les champs markoviens, les modèles graphiques et la décision statistique. Dans chaque chapitre, la contribution centrale et les principaux résultats y sont présentés. La production scientifique y est bien sûr rappelée ainsi que les encadrements et les publications. Chaque chapitre se termine par une conclusion rapportant ma vision et perspectives que je serais tentée de mettre en œuvre sur l'outil ainsi que sur les applications auxquels l'outil a permis de contribuer.

La conclusion de ce rapport pointe sur les travaux qui m'apparaissent être les plus importants-innovants, pouvant découler directement ou indirectement des contributions autour de la modélisation stochastique et de la décision statique en image présentées dans les trois chapitres. Pour finir, j'y présente ma vision que j'inscris dans une continuité thématique de recherche mais aussi applicative.

Chapitre 2

Champs markoviens au plus proche de la physique de l'image

Les champs markoviens constituent un outil apte à adresser plusieurs problématiques d'image [WANG et collab. \[2013\]](#) dont celles abordées dans ce chapitre : la segmentation d'image, la reconstruction 3D ou tomographique et la modélisation de texture ...

Ils ont connu leur essor en image à partir des publications phare de J. Besag [BESAG \[1974\]](#) et en France avec des publications comme celles [GEMAN et GRAFFIGNE \[1986\]](#) et [CHALMOND \[2000\]](#). Leur développement applicatif s'amorce réellement sur la décennie suivante. C'est à ce moment que je démarre et développe mes travaux sur cet outil et ce jusqu'en 2012, avec des contributions tant au niveau applicatif qu'au niveau méthode.

L'intérêt de ce type d'outils est pour moi son aptitude à capter l'organisation des données image. Je les utilise au profit ici de trois applications médicales qui sont : la caractérisation de l'os cortical, celle de la texture échographique et l'angiographie par rayon X.

La présentation qui va suivre est faite non pas par ordre chronologique, mais par ce qui me semble d'originalité croissante en terme d'exploitation de cette modélisation. Ainsi, en section [2.1](#) les notations de ce chapitre sont introduites et les outils inhérents à l'exploitation champs markoviens rappelés dans le contexte applicatif adressé dans cette section. Cette section est consacrée à la régularisation 3D d'une segmentation de la micro-architecture de l'os cortical¹ qui est réalisée de façon automatique pour la première fois sur ce type d'os. Ces travaux permettent d'illustrer une première fonctionnalité des champs markoviens : la régularisation.

S'en suit en section [2.2](#), la présentation de ma contribution à la modélisation de texture échographique dans un objectif de caractérisation. Ce modèle de champ constitue donc la première modélisation apte à prendre en compte à la fois la constitution physique des niveaux de l'image et son organisation.

La dernière section quant à elle est consacrée à une exploitation de cette modélisation qui revisite l'analyse des données angiographiques par rayon X. C'est donc une troisième fonctionnalité, celle de la fusion de données qu'illustre cette troisième contribution et de là, toute la richesse de cet outils de modélisation stochastique. La fusion markovienne couplée à l'estimateur à noyau forme un algorithme original de projection-rétroprojection permettant de passer de données rayon X 2D à une segmentation 3D aussi exploitable

1. Partie dense située sur la périphérie de l'os

dans le cadre de la tomographie rayon X. Cette approche en "une passe" du 2D à la segmentation 3D m'a conduite à un autre domaine d'application qu'est le contrôle non destructif abordée en troisième chapitre

Chacune de ces trois contributions a été réalisée dans le cadre d'une thèse voire d'un projet qui sera précisé pour le premier à chaque section, pour le second en conclusion de ce chapitre.

Sommaire

2.1 Régularisation 3D d'une segmentation de l'os cortical	7
2.2 Modélisation markovienne de la texture échographique	10
2.3 Segmentation 3D : rétroprojection par modèle de fusion d'une séquence 2D et projection par estimateur à noyau	13
2.4 Conclusion	18
2.5 Références	20

2.1 Régularisation 3D d'une segmentation de l'os cortical

En 2007, le laboratoire Biologie, Bioingénierie et Bioimagerie Ostéo-Articulaires (B3OA, UMR CNRS 7052 INSERM U1271) de l'Université Paris démarre ses travaux de recherche sur la fracture ostéoporotique du col fémur et son lien avec la structure de l'os cortical qui compose majoritairement cette région d'intérêt du squelette. L'objectif est de mieux comprendre ce processus complexe qui s'opère sur la micro-architecture osseuse de l'os cortical avant la survenue de la fracture.

En terme d'image, le B3OA souhaite améliorer la caractérisation de cette structure qui se fait à ce moment-là uniquement par des paramètres initialement mis en place pour la caractérisation de l'os trabéculaire et transposés à l'os cortical [COOPER et collab. \[2003\]](#). De plus ces indices décrivent que globalement la structure osseuse.

Le souhait du B3OA est de caractériser plus précisément les composantes de cette micro-architecture osseuse qui est d'ailleurs présentée dans le schéma de la figure 2.1.

Extrait de [THOMAS et collab. \[2008\]](#), ce schéma permet de situer dans le tissu de l'os corti-

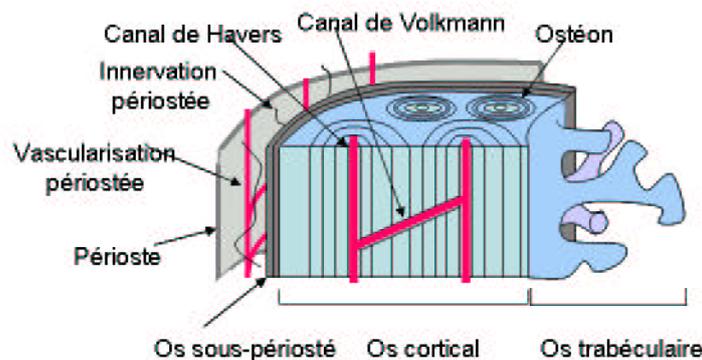


FIGURE 2.1 – Illustration de la composition de l'os cortical extraite de [THOMAS et collab. \[2008\]](#)

cal, les quatre composantes d'intérêt pour ces travaux : le canal, l'os ostéoïde - os en cours de formation qui peut border le canal, l'ostéon qui entoure le canal et l'os interstitiel - principal tissu de l'os cortical. Accéder à cette information nécessite de travailler à des résolutions élevées et donc in-vitro. Ayant comme sous-objectif d'optimiser résolution-qualité de la caractérisation, deux types d'acquisitions sont réalisées. Ainsi un premier jeu d'images est acquis sur le micro-tomographe de résolution de $7,5\mu m$ du laboratoire B3OA. Et pour avoir l'assurance de capter toutes les structures, le second type d'acquisitions se fait sur une ligne du synchrotron de Grenoble à la résolution $2,8\mu m$. Pour illustrer les performances de la modélisation mise en place, les résultats présentés dans ce résumé sont ceux obtenus sur les acquisitions du micro-tomographe d'un ensemble d'échantillons extrait post-mortem de 20 fémurs.

Un exemple de coupe tomographique avec une identification des quatre composantes d'intérêt est présentée en figure 2.2.a. De ces volumes, il faut extraire une segmentation suivant ces quatre composantes : canal, os ostéoïde, ostéon et os interstitiel.

Une thèse en traitement d'image entre le laboratoire B3OA et l'unité Signaux et Systèmes de l'ENIT² (voir la description de la thèse de Sélim Bensalah en annexe B *Co-encadrements de thèses*) démarre alors en 2008. Les directrices de thèse me proposent d'intégrer l'équipe d'encadrement pour adresser ce volet spécifique de la segmentation.

2. Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis

Par souci de simplicité, la première analyse 3D est effectuée par seuillage. Malgré une mise en oeuvre astucieuse basée sur l'algorithme d'Otsu (OTSU [1979]), les résultats montrent la nécessité de régulariser la segmentation résultante (voir figure 2.2.b).

Typique d'un seuillage, la segmentation est proche de la solution attendue tout en étant

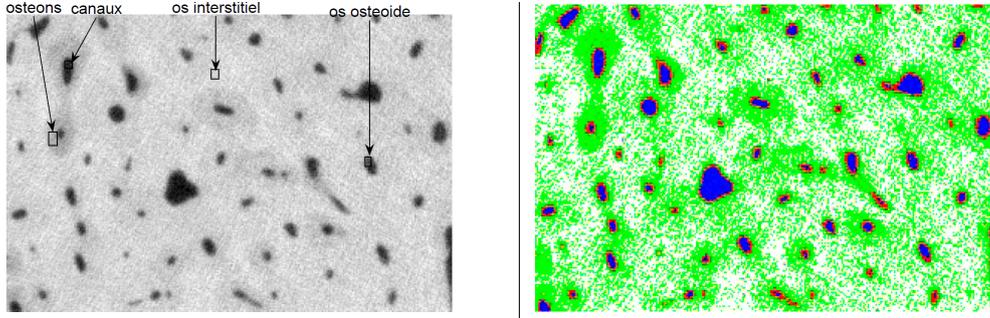


FIGURE 2.2 – Seuillage à 4 labels : (a) coupe tomographique d'un volume d'os cortical $2.248\text{mm} \times 1.5\text{mm}^2$ de résolution $7.5\mu\text{m}$ (b) Seuillage à 4 labels de l'image (a) selon la méthode d'OTSU [1979] : en bleu les pixels identifiés comme appartenant à un canal, en rouge ceux identifiés comme appartenant à de l'ostéoïde, en vert ceux identifiés comme étant de l'ostéon et en blanc ceux identifiés comme étant de l'os interstitiel.

parsemée de pixels mal classés et isolés. Nécessitant de plus d'une fusion des coupes seuillées pour permettre une analyse 3D, la modélisation par champ markovien apparaît comme le bon candidat pour régulariser en 3D ce résultat.

Le volume L des labels associé aux données/voxels tomographiques à analyser S est donc modélisé par un champ markovien. Cela signifie notamment que pour tout voxel s appartenant à l'ensemble des voxels S du volume tomographique à traiter, son label L_s ne dépend que de ceux d'un ensemble restreint $\mathcal{N}_s \subset S$ de voxels, appelé voisinage de s , et composé de voxels l'avoisinant. Cette dépendance circonscrite se traduit sur la loi conditionnelle de L_s de tout site voxel $s \in S$ qui, sachant la valeur du reste des labels du volume, n'est autre que celle sachant son voisinage $L_{\mathcal{N}_s}$. Si ce dernier volume de labels prend le volume de valeurs $l_{\mathcal{N}_s}$, cela s'exprime donc comme suit :

$$P(L_s = l_s \mid L_{S \setminus \{s\}} = l_{S \setminus \{s\}}) = P(L_s = l_s \mid L_{\mathcal{N}_s} = l_{\mathcal{N}_s}). \quad (2.1)$$

Comme généralement dans la mise en oeuvre de la modélisation par champ markovien, on suppose que toutes les configurations pour L sont possibles au nombre ici de $4^{|L|}$ si $|L|$ est le nombre de pixels du volume. En effet, ceci permet d'appliquer le théorème d'Hamersley Clifford Li [2001] et de là, d'appréhender le champ comme une distribution de Gibbs. La distribution du champ s'exprime alors en fonction d'une énergie U_R , elle-même somme de potentiels V_R . Ces potentiels sont des fonctions des labels des cliques C^3 découlant du système de voisinage choisi. Si \mathcal{C} est cet ensemble de cliques, la distribution du volume de labels s'exprime comme suit :

$$P(L = l) = \frac{1}{Z} \exp -U_R(l) \text{ où } U_R(l) = \sum_{c \in \mathcal{C}} V_R(l_c) \quad (2.2)$$

Les configurations les plus probables auront donc une énergie faible, des potentiels faibles.

Par souci de simplicité, on choisit le modèle de Pott WINKLER [1995] classiquement utilisé

3. Une clique est un ensemble formé uniquement de voxels voisins

pour une modélisation de labels ici au nombre de quatre : le canal, l'os ostéoïde, l'ostéon et l'os interstitiel. Ceci conduit à se restreindre aux cliques formées par les paires de voisins.

Comme le montre la figure 2.2, les quatre labels ne peuvent pas être considérés d'égaux régularité et interaction. Un travail étroit avec l'équipe du B3OA nous fait converger sur une modélisation visant à contrôler par un paramètre α , l'interaction ostéoïde avec les autres composants. En effet, sa faible épaisseur et sa position systématique entre canal et ostéon particularisent ce label par rapport aux autres. Quatre modèles de régularisés sont évalués et comparés à une segmentation de référence élaborée par le laboratoire B3OA. Le modèle le plus performant est celui qui permet simplement de régulariser différemment le label ostéoïde des trois autres. En considérant $\alpha > 0$, il s'exprime pour toute paire de voxels r, s voisins comme suit :

$$V_R(l_s, l_r) = \frac{1}{|\mathcal{N}_s|} \begin{cases} 1 & \text{si } l_s \neq l_r \text{ avec } l_s \neq \text{ostéoïde et } l_r \neq \text{ostéoïde,} \\ \alpha & \text{si } l_s \neq l_r \text{ avec } l_s \neq \text{ostéoïde ou bien } l_r \neq \text{ostéoïde,} \\ -\alpha & \text{si } l_s = l_r = \text{ostéoïde} \\ -1 & \text{si } l_s = l_r \neq \text{ostéoïde.} \end{cases} \quad (2.3)$$

Les configurations de faible potentiel étant favorisées, les deux dernières expressions du potentiel V_R amènent à favoriser les paires de voisins de labels identiques sont ici favorisées et ce plus faiblement dans le cas ostéoïde par un potentiel particularisé par le paramètre $\alpha > 0$ quand l'un des voisins est porte un label ostéoïde.

Pour permettre un ajustement aux données des niveaux de gris des voxels, l'énergie de régularisation U_R est associée celle issue d'une modélisation gaussienne des niveaux de gris X_s du voxel $s \in S$. En s'inscrivant ici encore dans démarche classique, on suppose que l'indépendance de ces niveaux quand le champ de labels est connu, la loi a priori sur les niveaux de gris est donnée par :

$$P(X = x \mid L = l) = \frac{1}{Z} \exp - \sum_{s \in S} \left(\frac{x_s - \mu_{l_s}}{\sigma_{l_s}} \right)^2 = \frac{1}{Z} \exp - U_A(x, l). \quad (2.4)$$

où μ_{l_s} (respectivement σ_{l_s}) est la moyenne (respectivement l'écart-type) de la gaussienne sur les régions du volume de label $l_s \in \{\text{canal, ostéoïde, ostéon, interstitiel}\}$. Pour la mise en oeuvre, ces paramètres seront estimés au préalable sur des régions choisies par l'utilisateur.

L'énergie à minimiser en l comprend donc deux composantes équilibrées par le paramètre de régularisation $\beta > 0$:

$$U(x, l) = U_A(x, l) + \beta U_R(l). \quad (2.5)$$

Le réglage des paramètres α et β se fait lui aussi au préalable grâce à une évaluation de la segmentation par comparaison à une segmentation de référence réalisée par l'équipe B3OA.

La segmentation 3D régularisée des quatre composantes de l'os cortical est obtenue par l'application combinée de recuit simulé et un ICM (Iterated Conditional Mode, WINKLER [1995]). La figure 2.3 présente un exemple de segmentation des canaux et ostéons obtenu par l'algorithme mis en place.

Par un zoom sur deux ostéons d'une coupe tomographique d'un échantillon d'os cortical, La figure 2.3 illustre la capacité de la régularisation à homogénéiser le résultat du seuillage

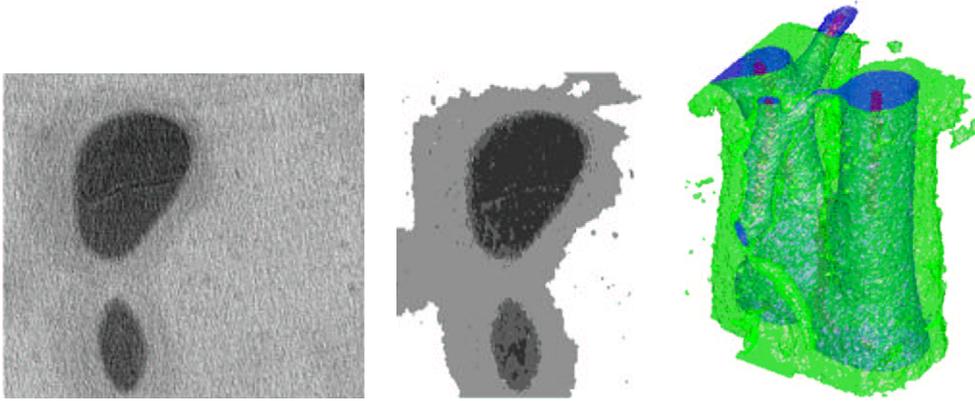


FIGURE 2.3 – Exemple de résultat de segmentation après régularisation markovienne : l'image à gauche est un zoom sur la coupe tomographique comprenant deux canaux entourés de leur ostéon et comprenant en leur intérieur du tissu s'apparentant de l'ostéoïde. L'image au centre est la coupe correspondante de la segmentation 3D située à droite et résultant de la régularisation définie à l'équation 2.5 : en rouge le positionnement manuel du réseau 3D de canaux, en bleu la labellisation résultante du canal et en vert celle du label ostéon.

sans opérer à un lissage artificiel des bords des labels.

La qualité de la segmentation markovienne est quantifiée par une comparaison à la segmentation manuelle de référence et ce sur une soixantaine de volumes tomographiques. Cette comparaison a montré une erreur de 1.36% sur le volume des ostéons et 0.99% sur le volume des canaux.

Mais ce sont les résultats à la surface des canaux qui vont permettre d'apprécier la qualité de la segmentation et de son lissage et ce pour deux raisons. Tout d'abord du point de vue image, la régularisation opère sans ambiguïté au centre des objets et est très peu sujette aux erreurs.

D'autre part, ce sont la régularité des canaux (l'hétérogénéité de leur forme, de leur rugosité et de leur sinuosité) et leur connectivité qui sont pressenties par l'équipe B3OA comme indicateurs susceptibles de caractériser la survenue de fracture [BENSALAH et collab. \[2011\]](#). Ainsi, on observe une erreur moyenne de 8.48% sur la surface des ostéons et de 4,69% sur la surface canaux.

Par contre, on remarque une parfaite correspondance des réseaux 3D d'ostéons. Une illustration du résultat de segmentation est donnée en figure 2.3. La bonne performance en terme de réseau offre donc des perspectives pour l'extraction de paramètres de connectivité du réseau canalaire de l'os cortical.

L'étudiant en thèse qui a soutenu est 2012, a contribué aux deux publications découlant de travail [BENSALAH et collab. \[2009, 2011\]](#).

2.2 Modélisation markovienne de la texture échographique

Ces travaux sur la modélisation de l'imagerie sonore par champ markovien s'inscrivent sur la période 1999-2006. Je démarre cette contribution tout d'abord par l'encadrement d'un stage de master avec l'unité de recherche Télédétection et Systèmes d'Information

à Référence Spatiale de l'ENIT⁴. Avec ces spécialistes de l'imagerie radar, je découvre les lois de probabilités adaptées à la présence de bruit multiplicatif, caractéristique de l'imagerie sonore. Ces lois paramétrées sont celles de Rayleigh et ses extensions Rice et \mathcal{K} . Les extensions permettent de plus de rendre compte à travers leurs paramètres de l'organisation spatiale des diffuseurs : plus organisés pour la loi de Rice, peu nombreux et peu organisés pour la loi \mathcal{K} . Cependant davantage d'informations sur l'organisation spatiale sont nécessaires pour pouvoir par exemple discriminer entre les micro-textures issues de différents types de culture observés par imagerie radar. Je travaille sur une première conception d'un modèle spatial avec la loi \mathcal{K} au cours de ce stage **BELHADJ et collab. [2000]**.

Puis j'affine cette modélisation avec le co-encadrement de Nizar Bouhlel qui démarre alors sa thèse en cotuelle entre l'unité U2S de ENIT et le MAP5 de l'université Paris Descartes⁵ **BOUHLEL et collab. [2004, 2006]** mais cette fois sur l'échographie. L'échographie qui appartient aussi à l'imagerie sonore, a une enveloppe du signal capté qui s'ajuste aussi très bien à cette modélisation citée ci-dessus. De plus, la construction de ces lois s'effectue très naturellement à partir du modèle physique des diffuseurs discrets percutés par l'onde sonore **NARAYANAN et collab. [1994]**. Mais nos travaux révèlent que le modèle spatial \mathcal{K} n'est finalement pas un champ markovien ce qui limite alors grandement son exploitation.

A l'époque de ces travaux apparaît la loi Nakagami **MOHANA SHANKAR [2000]** qui permet alors de couvrir l'ensemble des configurations spatiales des diffuseurs. Comme pour la loi \mathcal{K} , le paramètre de forme traduit la quantité de diffuseurs. Quant au paramètre d'échelle, il décrit la dynamique des niveaux. Mais l'ambiguïté sur la caractérisation par les paramètres de cette loi persiste. La figure 2.4 illustre ces deux comportements.

Un moyen de lever ce verrou est de mettre en place un champ markovien dont les lois conditionnelles locales seraient de type Nakagami. C'est l'objet de la contribution rendue possible de par la relation qui lie la loi Nakagami à la famille exponentielle. En effet, une variable de loi Nakagami n'est rien d'autre que la racine carrée d'une variable de la loi Gamma.

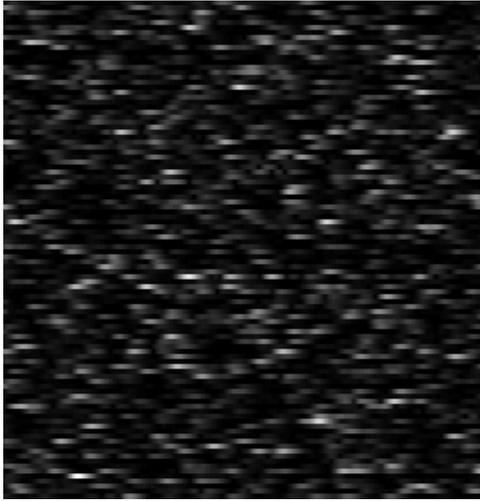
La loi conditionnelle locale d'un champ markovien qui appartient à la famille exponentielle est explicite **GUYON [1993]**. D'ailleurs dans son fameux article de 1986 **BESAG [1986]**, J.Besag propose déjà un champ markovien de type auto-modèle basé sur la loi Gamma, l'auto-Gamma. Mais l'objectif du raffinement spatial markovien est de transcrire la variation spatiale locale des diffuseurs tout en conservant la cohérence avec les caractéristiques Nakagami. C'est donc par le paramètre de forme - premier paramètre de la loi - que l'information du voisinage doit être portée. Ce champ est à construire car le modèle auto-Gamma porte lui l'information voisinage sur le paramètre d'échelle de la loi.

L'expression des lois locales de la famille exponentielle est aussi l'outil utilisé pour la construction de ce nouveau champ Gamma. En reprenant les notations introduites en section 2.1 pour le champ de niveaux de gris X de l'image, l'expression de la loi conditionnelle de ce nouveau modèle en un site s appartenant à l'ensemble des sites S de l'image est présentée ci-dessous :

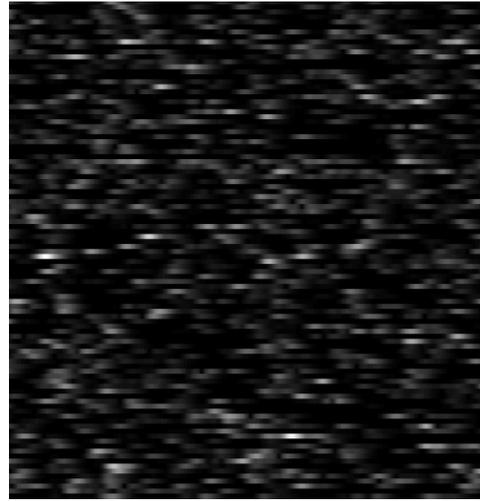
$$(X_s | X_r = x_r, r \in \mathcal{N}_s) \rightsquigarrow \gamma \left(a_s + 1 + \sum_{r \in \mathcal{N}_s} b_{sr} \ln x_r, \beta \right), \quad (2.6)$$

4. L'École Nationale d'Ingénieurs de Tunis

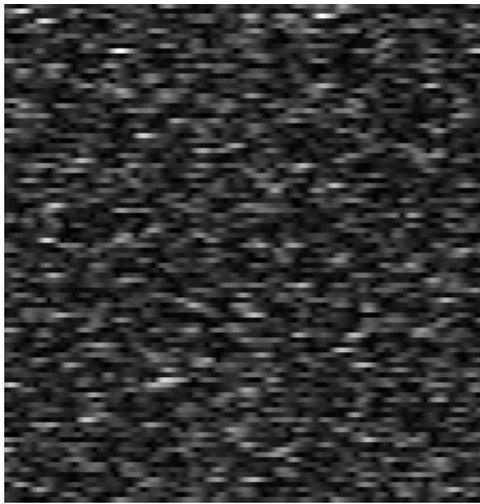
5. Thèse de Nizar Bouhlel intitulée "Analyse d'images de télé-échographie par champ markovien", soutenue en décembre 2006 à Paris Descartes



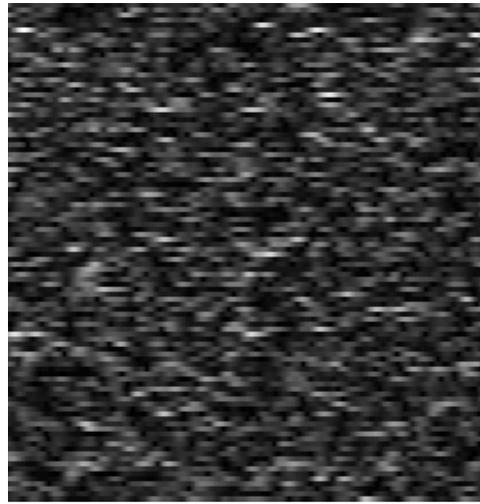
(a) 7 diffuseurs d'espacement régulier



(b) 10 diffuseurs d'espacement peu régulier



(c) 40 diffuseurs d'espacement régulier



(d) 25 diffuseurs d'espacement régulier

FIGURE 2.4 – Simulations conduisant à des lois Nakagami de paramètres similaires : (a) et (b) sont proches avec un couple de paramètres valant pour (a) $(0.3178, 1.9347E - 14)$ et pour (b) $(0.3119, 2.1009E - 14)$, de même pour (c) $(0.7009, 1.1678E - 13)$ et pour (d) $(0.7005, 1.5246E - 14)$.

où le paramètre forme est donc fonction des niveaux du voisinage \mathcal{N}_s du pixel $s \in S$. Sa loi globale résultante s'écrit :

$$f(x) = \frac{1}{Z} \exp \left(\sum_{s \in S} (a \ln x_s - \beta x_s + \beta) + \sum_{\{s,r\} \in \mathcal{C}} b_{sr} \ln x_s \ln x_r \right), \quad (2.7)$$

et ce pour toute configuration x du champ des niveaux de gris X de l'image. De la relation liant la loi Gamma à la loi Nakagami, on déduit le modèle markovien Nakagami Y ainsi modélisé qui s'exprime comme suit, pour toute configuration y du champ Y :

$$f(y) = \frac{1}{Z} \exp \left(\sum_{s \in S} (a \ln y_s - \beta y_s^2 + \beta) + \sum_{\{s,r\} \in \mathcal{C}} b_{sr} \ln y_s \ln y_r \right). \quad (2.8)$$

Enfin sa loi conditionnelle locale en un site s du champ sachant les niveaux de gris de ses voisins $r \in \mathcal{N}_s$ est donnée par :

$$(Y_s | Y_r = y_r, r \in \mathcal{N}_s) \rightsquigarrow \sqrt{\gamma \left(\frac{1}{2} \left(a + 1 + \sum_{r \in \mathcal{N}_s} b_{sr} \ln y_r \right), \beta \right)} \quad (2.9)$$

$$(2.10)$$

qui n'est autre que une loi Nakagami dont le couple de paramètres est :

$$\left(\frac{1}{2} \left(a + 1 + \sum_{r \in \mathcal{N}_s} b_{sr} \ln y_r \right), \frac{\frac{1}{2} (a + 1 + \sum_{r \in \mathcal{N}_s} b_{sr} \ln y_r)}{\beta} \right). \quad (2.11)$$

Un ensemble de 504 échographies simulées suivant le modèle physique discret des diffuseurs sont générées pour permettre d'illustrer le comportement du modèle markovien Nakagami par rapport aux caractéristiques du modèle physique : la densité des diffuseurs, de leur répartition spatiale, et de leur amplitude.

Pour ce faire, les paramètres du champ sont estimés sur les simulations par les moindres carrés conditionnels à travers le moment d'ordre 2 de la loi locale, moment privilégié pour toute étude d'amplitudes sonores.

De l'estimation de leur corrélation avec le triplet de paramètres intrinsèques au modèle physique, il en ressort que $\frac{a+1}{2\beta}$, la partie indépendante du voisinage du paramètre de forme, est liée à la densité et à l'amplitude des diffuseurs. Elle est par contre insensible à l'espacement entre les diffuseurs. Par contre la composante interaction du moment $\frac{b_{sr}}{2\beta}$ dépend elle de l'espacement des diffuseurs. L'ensemble de ces résultats est présenté dans [BOUHLEL et SEVESTRE-GHALILA \[2009\]](#).

Dans cette dernière publication, une première tentative d'application sur une image de tissu présentant un mélanome malin affiche une meilleure aptitude des paramètres d'interaction du champ à distinguer la tumeur de son environnement. Ce travail est aussi approfondi dans [BOUHLEL et collab. \[2009\]](#) sur données d'une étude longitudinale de patients recevant un traitement pour le mélanome. Pointe de nouveau à l'issue de ce travail une meilleure sensibilité des paramètres du champ comparée à celle du paramètre de forme de la loi Nakagami.

Pour finir, je tiens à préciser que les échographes du commerce, présents dans les différents service hospitaliers ne donnent pas accès aux données d'amplitudes. Les premiers tests que nous avons pu réaliser sur le mélanome et mentionnés ci-dessus, viennent de la rencontre avec l'équipe du laboratoire Biomédicale de Paris 6 que je remercie ici vivement pour l'apport dans ce travail en terme de validation de cette modélisation.

2.3 Segmentation 3D : rétroprojection par modèle de fusion d'une séquence 2D et projection par estimateur à noyau

La quantification de la gravité d'une sténose par angiographie rayon X est un sujet sur lequel se penche l'hôpital Charles Nicolle de Tunis dès 1999 en Tunisie. Mais ces travaux réalisés jusqu'en 2009, se prolongent bien au-delà et deviennent le prélude des travaux sur le contrôle non destructif avec les équipes du CEA.

L'idée de l'équipe de Charles Nicolle est à ce moment-là de construire une segmentation 3D du réseau vasculaire à partir de la séquence d'images rayon X acquises lors de l'injection du produit de contraste. Leur souhait est de maximiser l'exploitation de ces données de manière à diminuer les prises rayon X et les injections de produit de contraste associées qui nécessitent souvent d'être multiples pour arriver à un diagnostic fiable. C'est à cette époque un sujet naissant qui donne d'ailleurs lieu à de nouveaux équipements comme ceux doublant source et capteur de manière à obtenir une séquence en stéréovision, même si cette approche conduit malgré tout à une surexposition [SADICK et collab. \[2010\]](#).

Ces travaux se font dans le cadre d'un master⁶ puis d'une thèse⁷. La première approche que j'envisage au cours du stage de master reprend l'idée de la stéréovision mais en exploitation des couples d'images successives d'une même séquence. Avec les praticiens, on choisit de reconstruire alors en 3D les lignes médianes du réseau et donc à l'aide du modèle sténopé dans le cas particulier de paire d'images rayon X. L'idée est ensuite de calculer la surface de la section du vaisseau sténosé [CHAKCHOUK et collab. \[2002\]](#). Mais les images paires sont proches. On se trouve donc à la limite du modèle sténopé. De plus la chaîne de traitement est longue puisqu'en dehors de la reconstruction 3D, elle comprend une analyse 2D sur les lignes médianes et une détection des bords des vaisseaux. On est donc sujet à un cumul important d'erreurs.

C'est pourquoi, pour la thèse, je choisis alors d'aller vers une approche markovienne déjà explorée sur ces images [PELLOT et collab. \[1994\]](#). Le modèle déjà élaboré fusionne lui aussi deux vues rayon X du réseau pour aboutir à la segmentation binaire 3D issue de la déformation d'un modèle statistique du réseau veineux imagé. Pour s'affranchir de la contrainte d'une connaissance a priori, je choisis plutôt d'exploiter plus d'images de la séquence rayon X et donc d'étendre le modèle à plus que deux vues. Comme dans la modélisation de la section 2.1, l'énergie à optimiser comprend deux termes : un terme de régularisation de la segmentation 3D et un terme d'ajustement aux images rayon X 2D. Le terme de régularisation est donc aussi pondéré par paramètre de régularisation β qui régit la contribution relative de ce dernier dans l'énergie.

Toujours en reprenant les notations de la première section de ce chapitre, la régularisation du champ de label qui ne charge que les cliques de paires de voisins a pour expression :

$$U_R(l) = 1 - \frac{1}{|S|} \sum_{c < s, r > \in \mathcal{C}} \frac{1}{|\mathcal{N}_s|} \delta(l_r - l_s) \quad (2.12)$$

où $\delta(x) = 1$ si $x = 0$ et vaut 0 sinon. Les normalisations ici par le nombre de sites et la taille du voisinage ont pour but d'obtenir une expression indépendante de ces deux valeurs de manière à faciliter le réglage du paramètre de régularisation.

Le terme d'ajustement s'exprime en fonction de l'ensemble des vues $X = (X^\theta)_{\theta \in \Theta}$, chacune acquise suivant un angle $\theta \in \Theta$ pendant la rotation de l'arc source-capteur autour du volume examiné. Il compare ces données aux différentes projections de la segmentation courante par le biais du volume projeté \hat{X}_θ pour chaque angle de vue θ . Quand le volume de label vaut l , cette projection ici notée $H_\theta l$, est dans un premier temps obtenu

6. DEA SYSCOM de l'ENIT 2000-2001 par Moez Chakchouk : Contributions à la reconstruction 3D des vaisseaux sanguins à partir d'une séquence d'angiographie rotative par rayon X pour le télédiagnostic

7. Thèse de Moez Chakchouk, Analyse d'images de télé-échographie par champ markovien, en cotutelle en Mathématiques Appliquées sur le MAP5, et une thèse en TIC sur l'Unité Signaux et Systèmes (U2S) de l'ENIT soutenue en 2009

par l'approche de projection précise mais coûteuse de Siddon. Pour des données de vues 2D $X = x$, ce terme d'ajustement s'exprime alors comme suit :

$$U_A(l, x) = \frac{1}{n_p \sigma^2} \sum_{\theta \in \Theta} \|x^\theta - H_\theta\|^2. \quad (2.13)$$

où n_p est le nombre de projections et σ est l'écart-type du bruit des vues qui est donc à estimer au préalable.

Le passage à la segmentation 3D via la minimisation suivant l de l'énergie $U(l, x) = U_A(l) + \beta U_R(l, x)$ est ici plus coûteux qu'en section 2.1. En effet, on ne dispose pas d'initialisation proche de la segmentation recherchée, cette minimisation se fait donc par ici en enchaînant recuit simulée et ICM⁸ pour accélérer la convergence vers la segmentation recherchée.

Dans CHAKCHOUK et collab. [2005], on montre sur un fantôme synthétique de sténose et de ses projections simulées suivant la méthode de Siddon SIDDON [1985], qu'à partir de quatre vues, le résultat obtenu permet d'atteindre dans plus de 90% des cas, la reconstruction exacte du fantôme. Bien sûr ce résultat dépend de la complexité de la forme à reconstruire.

La normalisation du terme d'ajustement prend alors ici toute son importance puisque

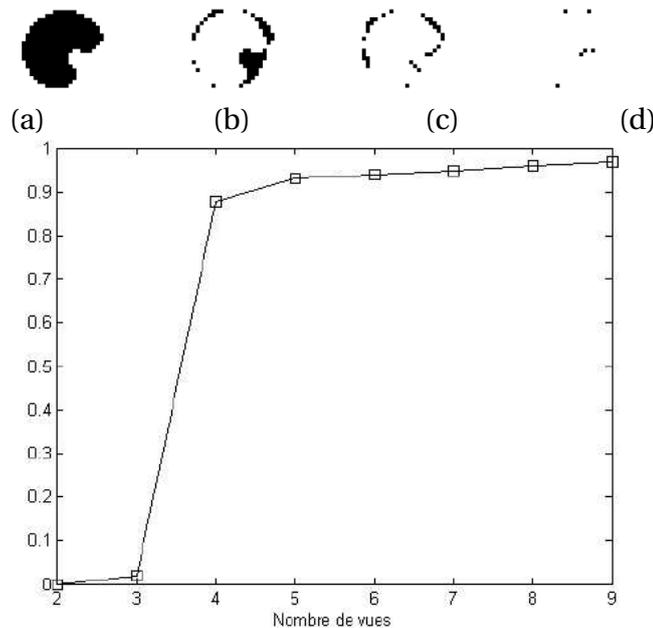


FIGURE 2.5 – Résultats de reconstruction d'une section de vaisseau présentant (a) une sténose complexe. (b) Erreur à l'initialisation du processus itératif de reconstruction (c) Erreur de reconstruction par le modèle markovien à partir de deux vues. (d) Erreur de reconstruction du modèle markovien à partir de trois vues. (f) Évolution de la probabilité d'obtention d'une reconstruction exacte par le modèle markovien de la section du fantôme (a) en fonction du nombre de vues.

elle autorise ainsi le praticien à jouer sur le nombre d'images en entrée pour atteindre la qualité de reconstruction escomptée.

Lors de ce travail, on constate aussi que la qualité de la reconstruction est fortement dépendante de la qualité de la projection de la segmentation courante du processus ité-

8. Iterated Conditional Mode

ratif. En effet, si cette étape n'est pas suffisamment précise, on s'expose à tenter d'ajuster des projections imprécises de la segmentation 3D aux vues 2D observées. Et ceci est vrai dans l'ensemble des processus de reconstruction de type projection-rétroprojection comme les fameux algorithmes dits de reconstructions algébriques présents sur la grande majorité des équipements du commerce. La complexité de cette étape qui doit prendre en compte de la géométrie de projection (faisceau rayon X conique ou parallèle), en fait une composante consommatrice de temps de calcul.

A l'époque de ce travail, la nouvelle représentation par blobs apparaît pour les volumes tomographiques LEWITT et MATEJ [2003]. Habituellement représentés sur une grille régulière 3D, le volume voit ses voxels remplacés par des boules de taille variable conduisant à la représentation irrégulière du volume. Les blobs apportent alors une réduction intelligente du volume de données amenant du même temps de la précision adaptée à l'objet lors de la reconstruction. Le volume est découpé en sous-volumes uniformes en terme de niveaux, ici d'atténuations, eux-mêmes représentés par des densités de probabilités de type gaussienne tronquées ou par des fonctions à support compact, appelés blobs.

Ce n'est sans rappeler le concept des estimateurs à noyau qui s'impose donc pour proposer une amélioration innovante de cette étape de projection sur grille régulière qui ne peut être abandonnée par les équipementiers. En dehors de la prise en compte naturelle par cette approche de la géométrie de projection, on assure aussi une prise en charge de l'ensemble des représentations tomographiques : parallèle ou conique.

Comme les blobs, La variante de l'estimateur à noyaux à largeur de bande adaptative permet de répondre au besoin de précision variable dans le volume, par exemple dans notre cas d'application, à proximité de la sténose. On est alors capable de fournir un lissage de la projection adapté à la régularité locale de l'objet projeté. Ceci est rendu possible par une estimation au pixel de la taille de fenêtre de lissage et ce en fonction de la densité locale de voxels projetés.

Pour obtenir la projection à l'angle $\theta \in \Theta$, la position réelle $\mathcal{P}^\theta(s)$ dans le plan image de chaque voxel est d'abord déterminée. Ensuite, pour tout angle $\theta \in \Theta$, le niveau sur l'image de projection en chaque au pixel i , noté \hat{x}_i^θ , est obtenu par le calcul suivant :

$$\hat{x}_i^\theta = \sum_{s \in S} \frac{l_s}{[h(\mathcal{P}^\theta(s))]^2} K\left(\frac{i - \mathcal{P}^\theta(s)}{h(\mathcal{P}^\theta(s))}\right). \quad (2.14)$$

où K est le noyau de densité choisi et h la largeur de fenêtre qui est adaptée à la quantité et aux poids, ici atténuations, des voxels projetés avoisinant le pixel i . Pour une géométrie de projection conique, plus le voxel ou le blob va être proche de la source, plus son poids va être important (voir figure 2.6).

Pour des raisons de simplicité de mise en oeuvre, le noyau de densité est gaussien et l'estimation de la largeur de bande adaptative est obtenue par la méthode des k plus proches voisins TERRELL et SCOTT [1992]. En reprenant les notations introduites dans la figure 2.6, La largeur de la fenêtre obtenue par ces deux effets conjugués s'exprime comme suit :

$$h(\mathcal{P}^\theta(s)) = \frac{d_{OI}}{z_s} D_{knn}(\mathcal{P}^\theta(s)) \quad (2.15)$$

où d_{OI} est la distance plan image et source, z_s la profondeur du voxel/blob et D_{knn} est la distance la $k^{\text{ième}}$ plus proche projection voisine de la projection $\mathcal{P}^\theta(s)$ de s sur le plan image.

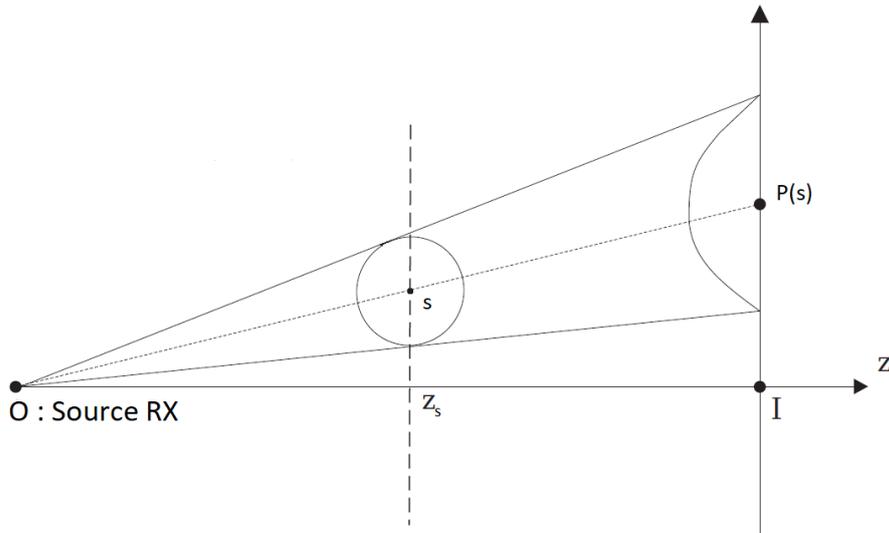


FIGURE 2.6 – Illustration du poids du blob s suivant sa position par rapport à la source RX positionnée en O .

L'évaluation entre estimateur à noyau à largeur de bande fixe et adaptative est faite sur des coupes synthétiques. Un exemple en est donné à la figure 2.7. Les projections de références sont simulées grâce à la méthode de Siddon suivant une géométrie conique. Pour des coupes synthétiques binaires comme pour le cas de coupes multilabels, comme le fantôme numérique Shepp-Logan, l'estimateur à largeur de bande adaptative aboutit à une meilleure précision de la projection [CHAKCHOUK et collab. \[2007\]](#). De plus, les reconstructions obtenues par le fameux algorithme itératif ART [GORDON et collab. \[1970\]](#) démontrent qu'une largeur adaptative permet d'atteindre des erreurs moindres tout au long des itérations de l'algorithme. La reconstruction par l'estimateur à largeur de bande fixe quant à elle, se met assez rapidement à stagner à un palier infranchissable d'erreur dans la suite du processus itératif [CHAKCHOUK et collab. \[2007\]](#).

Ces travaux ont donc généré trois conférences internationales et une conférence nationale citées dans ce paragraphe.

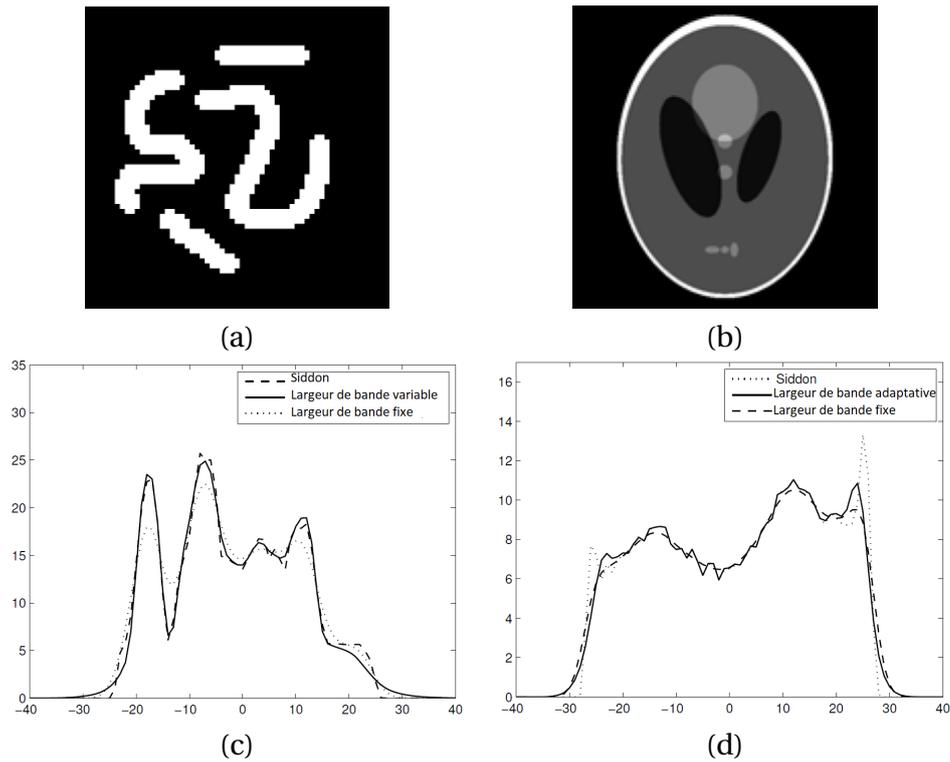


FIGURE 2.7 – Comparaison des profils résultant de la projection par estimateur à noyau à largeur de fenêtre fixe et adaptative par rapport à celui de la projection de référence obtenue par la méthode de Siddon sur deux coupes synthétiques (a) de vaisseaux et (b) du fantôme numérique de Sheep Logan, en (c) respectivement en (d) les projetés de (a), respectivement de (b).

2.4 Conclusion

Les modèles markoviens ont connu leur apogée d'abord en terme de développement d'outils à compter des publications de J. Besag [BESAG \[1974, 1986\]](#). Mais leur développement applicatif dans le cadre d'application est resté tout de même restreint si on le compare aux ondelettes qui émergent quasiment à la même époque. Deux inconvénients ont nui à ce succès de cet outil malgré tout extrêmement maniable au profit d'objectifs très divers.

Tout d'abord il y a eu le temps calcul de l'optimisation stochastique par le recuit simulé nécessaire à la minimisation de l'énergie du champ markovien et ainsi atteindre l'objectif image. Comme l'illustre la section [2.1](#), la régularisation markovienne d'une solution existante, dispose pour ce faire d'une initialisation proche de la solution cherchée. Ceci place donc ce cadre applicatif à l'abri de ces difficultés calculatoires et est sans doute le plus à recommander pour cette modélisation.

Le second inconvénient concerne cette fois l'estimation des paramètres du champ. Il requiert l'utilisation de gradient stochastique si l'on veut atteindre une estimation de type maximum de vraisemblance.

Ce sont les sujets de recherche qui animent dans les années 2010 la communauté [WANG et collab. \[2013\]](#). Dans le chapitre suivant, je présente d'ailleurs comment j'ai pu m'inscrire dans le courant d'amélioration de cette inférence grâce aux outils des modèles graphiques.

En terme d'applications, je prends conscience à travers les deux contributions des sec-

tions 2.2 et 2.3 que la chaîne de valeur des applications médicales est longue. On remarque que la validation de ces contributions n'a pu se faire que sur peu de données réelles. Dans le cas de l'échographie, c'est grâce à la rencontre avec le LIB6 qu'il a pu être possible de réellement mettre à profit ce travail sans pour autant assurer un total transfert de la technique.

Pour ce qui est des travaux de fusion au profit de l'angiographie présentés en dernière section, beaucoup de temps a été consacré à obtenir des données. Malgré tout, la pertinence des travaux me rapproche des équipes CEA du contrôle non destructif par rayon X. Même si le cadre applicatif est différent, les objectifs sont proches : optimiser l'algorithmique et gagner en terme d'espace de stockage.

Je co-encadre donc 3 étudiants pour leur thèse sur ce sujet de modélisation markovienne. Ils sont co-auteurs de l'ensemble des publications que j'ai pu réaliser sur ce sujet.

... Et le support des activités par projet

Les travaux de recherche des deux dernières sections ont bénéficié de l'appui de deux projets collaboratifs franco-tunisiens financés par le programme CMCU⁹. Le premier intitulé *Signal et images. Applications aux communications numériques et à l'imagerie médicale* est monté par le laboratoire LS.Telecom de l'ENIT qui m'accueille pour ma première délégation en Tunisie. Ce projet vise les domaines du Signal et de l'Image¹⁰. Je monte le second qui s'intitule *Analyse d'images médicales pour l'aide au diagnostic en Tunisie*. Il permet de rassembler les équipes contribuant à plusieurs applications médicales communes au MAP5 et à ses partenaires tunisiens¹¹. C'est à cette époque le plus gros financement jamais accordé par ce programme (130k€ sur 4 ans).

Ces deux projets ont permis de nombreux échanges entre partenaires de part et d'autre de la Méditerranée. Plus particulièrement, ce projet a permis aux étudiants impliqués dans les travaux synthésés dans les sections 2.2 et 2.3 de présenter leurs travaux dans des conférences internationales et d'effectuer plusieurs séjours au sein du laboratoire MAP5.

9. Comité Mixte de Coopération Universitaire : programme bilatéral franco-tunisien. Est maintenant multilatéral avec les pays du Maghreb

10. 1999-2001 : Signal et images. Applications aux communications numériques et à l'imagerie médicale, Paris Descartes, hôpital Cochin, hôpital C. Nicolle à Tunis, ENIT

11. 2003-2006 : Projet CMCU 03 S 11 07, Analyse d'images médicales pour l'aide au diagnostic en Tunisie financé par le Programme du Comité Mixte de Coopération Universitaire (CMCU) franco-tunisien, avec en Tunisie l'Ecole Nationale des Sciences de l'informatique, l'hôpital C. Nicolle de Tunis, l'Ecole Nationale des Ingénieurs de Tunis, Ecole Supérieure des Télécommunications (SUP'COM) en Tunisie, et en France l'Université Paris Descartes, Telecom-Bretagne, IRISA, INSERM-Orléans, hôpital G. Pompidou.

2.5 Références

- BELHADJ, Z., N. BOUHLEL, S. S. GHALILA, et M. R. BOUSSEMA. 2000, «Heterogeneous sar texture characterization by means of markov random fields», dans *Igarss 2000 : IEEE 2000 International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Vol I - Vi, p. 579–581. [11](#)
- BENSALAH, S., S. SEVESTRE-GHALILA, S. BENSAMOUN et A. B. C. CHAPPARD. 2009, «Cortical bone canal : Preliminary 3d study», dans *Journal of Clinical Densitometry*, 1, vol. 12, International Bone Densitometry Workshop, Elsevier, Italy, p. 130–131. [10](#)
- BENSALAH, S., S. SEVESTRE-GHALILA, F. PEYRIN et C. CHAPPARD. 2011, «Shape and regularity of 3d cortical bone canals : Comparison between desktop and synchrotron radiation micro-ct images», dans *Biomedical Engineering*, Innsbruck, Austria. [10](#)
- BESAG, J. 1974, «Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems», *Journal of the Royal Statistical Society : Series B (Methodological)*, vol. 36, n° 2, p. 192–225. [5](#), [18](#)
- BESAG, J. 1986, «On the statistical analysis of dirty pictures (c/r : p280-302)», *Journal of the Royal Statistical Society, Series B : Methodological*, vol. 48, p. 259–279. [11](#), [18](#)
- BOUHLEL, N., S. HAJJAJI, S. SEVESTRE et P. LAUGIER. 2009, «Texture analysis using nakagami-mrf model : preliminary results on ultrasound images of primary choroidal melanomas», dans *16th IEEE International Conference on Image Processing*, Vols 1-6, p. 4181–4184. [13](#)
- BOUHLEL, N., S. SEVESTRE, H. RAJHI et R. HAMZA. 2004, «A new markov random field model based on kappa-distribution for textured ultrasound image», dans *Medical Imaging 2004 : Ultrasonic Imaging and Signal Processing, Proceedings of the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (Spie)*, vol. 5373, édité par W. F. Walker et S. Y. Emelianov, p. 363–372. [11](#)
- BOUHLEL, N. et S. SEVESTRE-GHALILA. 2009, «Nakagami markov random field as texture model for ultrasound rf envelope image», *Computers in Biology and Medicine*, vol. 39, n° 6, p. 535–544. [13](#)
- BOUHLEL, N., S. SEVESTRE-GHALILA, M. JAIDANE et C. GRAFFIGNE. 2006, «Ultrasound backscatter characterization by using markov random field model», dans *2006 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vols 1-13*, International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), p. 2372–2375. [11](#)
- CHAKCHOUK, M., S. SEVESTRE-GHALILA, F. GHORBEL, F. TENZEKHTI et R. HAMZA. 2002, «Three-dimensional vascular network projective reconstruction from uncalibrated and non-subtracted x-ray rotational angiography image sequence», dans *SPIE Medical Imaging, Image analysis*, vol. 4684, San Diego (US). [14](#)
- CHAKCHOUK, M., S. SEVESTRE-GHALILA et C. GRAFFIGNE. 2007, «The benefit of a kernel estimate based forward projection for iterative tomographic reconstruction techniques», dans *Proceeding of the 9th International Meeting on Fully Three-Dimensional Image Re- construction in Radiology and Nuclear Medicine*, Lindau, Germany. [17](#)

- CHAKCHOUK, M., S. SEVESTRE-GHALILA et C. GRAFFIGNE. 2007, «The benefit of a kernel estimate based forward projection for iterative tomographic reconstruction techniques», dans *2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, p. 743–746. [17](#)
- CHAKCHOUK, M., S. SEVESTRE-GHALILA, C. GRAFFIGNE, M. JAÏDANE, H. RAJHI et R. HAMZA. 2005, «Une méthode markovienne de reconstruction 3d des sténoses des vaisseaux sanguins à partir de quelques images d'angiographie rotative par rayons x», dans *GRETSI'05, 20 Colloque sur le traitement du signal et des images*, France, p. 401–404. [15](#)
- CHALMOND, B. 2000, *Éléments de modélisation pour l'analyse d'images*, Mathématiques et applications, 33, Berlin : Springer, Société de Mathématiques Appliquées et Industrielles (SMAI). [5](#)
- COOPER, D., A. TURINSKY, C. SENSEN et B. HALLGRIMSSON. 2003, «Quantitative 3d analysis of the canal network in cortical bone by micro-computed tomography», *The Anatomical Record Part B : The New Anatomist*, vol. 274B, n° 1, p. 169–179. [7](#)
- GEMAN, S. et C. GRAFFIGNE. 1986, «Markov random field image models and their applications to computer vision», dans *In Proceedings of the International Congress of Mathematicians*, Berkley, California, p. 1496–1517. [5](#)
- GORDON, R., R. BENDER et G. T. HERMAN. 1970, «Algebraic reconstruction techniques (art) for three-dimensional electron microscopy and x-ray photography», *Journal of Theoretical Biology*, vol. 29, n° 3, p. 471 – 481. [17](#)
- GUYON, X. 1993, *Champs aléatoires sur un réseau : modélisations, statistique et applications*, Techniques stochastiques, Masson, Paris. [11](#)
- LEWITT, R. M. et S. MATEJ. 2003, «Overview of methods for image reconstruction from projections in emission computed tomography», *Proceedings of the IEEE*, vol. 91, n° 10, p. 1588–1611. [16](#)
- LI, S. 2001, *Markov Random Field Modeling in Image Analysis*, Advances in Pattern Recognition, Springer, London. [8](#)
- MOHANA SHANKAR, P. 2000, «A general statistical model for ultrasonic backscattering from tissues», *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 47, n° 3, p. 727–736. [11](#)
- NARAYANAN, V. M., P. M. SHANKAR et J. M. REID. 1994, «Non-rayleigh statistics of ultrasonic backscattered signals», *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 41, n° 6, p. 845–852. [11](#)
- OTSU, N. 1979, «A Threshold Selection Method from Gray-level Histograms», *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 9, n° 1, p. 62–66. [ix, 8](#)
- PELLOT, C., A. HERMENT, M. SIGELLE, P. HORAIN, H. MAITRE et P. PERONNEAU. 1994, «A 3d reconstruction of vascular structures from two x-ray angiograms using an adapted simulated annealing algorithm», *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 13, n° 1, p. 48–60. [14](#)

- SADICK, V., W. FAU REED, L. FAU COLLINS, N. FAU SADICK, R. FAU HEARD et J. ROBINSON. 2010, «Impact of biplane versus single-plane imaging on radiation dose, contrast load and procedural time in coronary angioplasty», *The British journal of radiology*, vol. 83, n° 989, p. 379–94. [14](#)
- SIDDON, R. L. 1985, «Fast calculation of the exact radiological path for a three-dimensional ct array», *Medical Physics*, vol. 12, n° 2, p. 252–255. [15](#)
- TERRELL, G. R. et D. W. SCOTT. 1992, «Variable kernel density estimation», *Ann. Statist.*, vol. 20, n° 3, p. 1236–1265. [16](#)
- THOMAS, T., A. MARTIN et M. LAFAGE-PROUST. 2008, «Physiologie du tissu osseux», *EMC - Appareil locomoteur*, vol. 3, p. 1–16. [ix](#), [7](#)
- WANG, C., N. KOMODAKIS et N. PARAGIOS. 2013, «Markov random field modeling, inference and learning in computer vision and image understanding : A survey», *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 117, n° 11, p. 1610 – 1627. [5](#), [18](#)
- WINKLER, G. 1995, *Image analysis, random fields and dynamic Monte Carlo methods : a mathematical introduction*, Berlin : Springer-Verlag, xiv + 324 p.. [8](#), [9](#)

t

Chapitre 3

Modélisation graphique

La modélisation graphique est un puissant outil de visualisation des relations entre variables. C'est aussi un modèle probabiliste qui vérifie un ensemble de propriétés de Markov. En 2008, je constate que les champs markoviens appartiennent aussi à cette famille de modèles [FREY et JOJIC \[2005\]](#).

Mon objectif va donc être d'explorer le croisement de ces deux modélisations au profit de l'estimation des paramètres d'interaction d'un champ markovien qui, comme indiqué en conclusion du chapitre précédent, constitue l'un des freins de développement de ce type de modélisation en image. Cette contribution formalisée dans [BENGRICH et collab. \[2009\]](#), est présentée dans la section [3.2](#).

C'est en section [3.3](#) que je présente ma contribution à l'estimation du graphe du modèle graphique lui-même. Dans ce travail, nous mettons en place avec mon co-auteur la notion d'ordre de séparabilité d'un graphe. Ceci nous a permis de développer un nouvel algorithme d'estimation du graphe dans le cas particulier où les observations sont en moindre nombre par rapport aux variables, cas de la principale application de cette modélisation : la génomique et de l'expression de gènes. Jusqu'alors l'estimation du graphe ne se faisait que par celle d'une approximation basée sur un conditionnement limité à une variable.

Une dernière contribution en lien avec la modélisation graphique est résumée en section [3.4](#). Cette contribution propose une alternative aux méthodes d'imputation de données manquantes au profit de la prédiction et ce, dans le cas d'une modélisation graphique. On exploite ici le graphe lui-même pour générer le modèle de prédiction adapté à la situation où une ou plusieurs variables ne sont pas observées pour un individu dont la prédiction est à établir. Le gain de cette approche est illustré à travers son application aux données d'une enquête d'envergure en Tunisie sur les facteurs de risque de l'ostéoporose, l'une des applications centrales de mes travaux.

Les procédures de tests multiples sont à la base de ces trois contributions. Dans chacune de ces trois sections, je fais un focus sur ces procédures qui sont aussi à la base de la suite de ma trajectoire de recherche décrite dans le chapitre [4](#).

Pour mieux appréhender ces contributions autour de la modélisation graphique, dans la section [3.1](#), je situe cet outil dans l'ensemble des méthodes de visualisation de dépendances qui constitue l'un des principaux attraits de cette modélisation.

Sommaire

3.1 Principe de la modélisation graphique	27
3.2 Modèles graphiques et champs markoviens	28
3.3 Estimation d'un modèle graphique	33
3.4 Application aux données manquantes	33
3.5 Conclusion	36
3.6 Références	37

3.1 Principe de la modélisation graphique

La modélisation graphique repose sur un graphe qui permet la visualisation des dépendances entre les variables résultant de leur observation sur un échantillon. Parmi les techniques usuelles de visualisation, on trouve l'analyse en composantes principales qui s'applique exclusivement à des variables quantitatives, l'analyse factorielle des correspondances dédiée aux variables qualitatives ou encore l'analyse factorielle des correspondances multiples laquelle s'applique aussi bien à des variables qualitatives que quantitatives.

Basées sur des modèles algébriques de calcul de dépendances, leur principe commun est de considérer que la distance entre les vecteurs des données d'observation de deux variables traduit "l'intensité" de la corrélation entre ces variables.

Ce type de visualisation passe par une projection dans un ou plusieurs plans, dits principaux, porteurs d'une forte portion de la variance du nuage de points visant à retranscrire l'allure globale de ce nuage.

Ces techniques présentent l'inconvénient de ne visualiser que les dépendances marginales entre couples de variables. Ceci peut conduire à de mauvaises interprétations de la relation entre les variables puisque la corrélation marginale ne prend pas en compte l'observation du couple avec un ensemble plus large de variables.

La corrélation partielle ou conditionnelle est la quantité descriptive appropriée pour prendre en compte cette situation. Elle est à la base de la construction du graphe du modèle graphique qui remporte un grand succès en génomique [WANG et collab. \[2018\]](#). En effet, pour comprendre l'apparition de maladies en fonction de la présence de gènes, il est nécessaire d'étudier la dépendance d'un très grand nombre de variables.

Il faut noter que ces deux quantités, corrélation marginale et conditionnelle, n'évoluent pas de la même manière pour un même couple de variables quand elles sont issues d'un ensemble plus grand observé sur un même échantillon. En effet, il est fréquent d'avoir deux variables, observées seules et positivement corrélées, mais conditionnellement au reste de l'ensemble, la nature de la corrélation peut changer de façon radicale.

Il s'agit du "paradoxe de Simpson" [SIMPSON \[1951\]](#). Un exemple classique est celui du taux de réussite des garçons et des filles admis à un taux égal dans une université. On observe une nette différence du taux de réussite entre filles et garçons amenant à penser que la formation proposée dans cette université est mieux adaptée aux filles. Mais, en examinant les pourcentages de réussite par discipline, on note aucune discrimination entre filles et garçons. Cette situation qui semble contradictoire vient du fait que les filles et les garçons ne se répartissent pas de manière égale dans les disciplines dont les taux de réussite diffèrent.

Cette situation est formalisable par la modélisation graphique à l'aide d'un graphe illustré en figure 3.1 où chaque sommet représente une variable du problème (discipline, sexe et réussite). Chaque arête indique que la corrélation des deux variables sachant les autres variables, est non nulle.

On remarque sur ce graphe l'absence d'arête entre les sommets "sexe" et "réussite" exprimant l'indépendance conditionnelle de ces deux variables sachant la troisième. Par ce graphe, on comprend donc que le sexe va avoir un effet qu'à travers la discipline. Par contre, dès que la discipline est connue, l'effet du sexe disparaît.

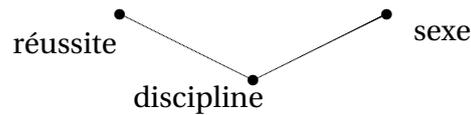


FIGURE 3.1 – Illustration du graphe du vecteur des 3 variables *réussite*, *sexe* et *discipline* : le graphe illustre l'indépendance (\perp) des variables *sexe* et *réussite* sachant ($|$) la *discipline*.

3.2 Modèles graphiques et champs markoviens

Je retrace dans cette section les points forts du travail que j'ai effectué avec mes co-auteurs dans [BENGRICH et collab. \[2009\]](#). L'objet de cette publication est de mettre à profit les outils de la modélisation graphique pour l'estimation des paramètres d'un champ markovien. L'étape fondamentale de ce travail est l'estimation du graphe sous-jacent. L'estimation des paramètres du modèle se déduit de cette dernière.

On reprend ainsi les notations introduites en section 2.1 du chapitre 2 pour les champs markoviens.

Comme rappelé au chapitre 2, la modélisation markovienne permet la formalisation des interactions entre pixels/voxels/sites s d'une image/volume/grille régulière S . Elle se fait à travers sa structure du voisinage basée sur la relation de "voisin" entre deux sites. Cette relation étant symétrique, la structure forme un graphe G non orienté dont l'ensemble des sommets \mathcal{V} est l'ensemble des sites S et celui des arêtes E est contenu dans l'ensemble produit $S \times S$:

$$G = (\mathcal{V} = S, \mathcal{E} \subseteq S \times S)$$

aussi appelé graphe voisinage [GUYON \[1993\]](#).

Un modèle graphique associé à un graphe non orienté est une famille de probabilité sur un vecteur aléatoire $X = (X_1, \dots, X_{|S|})$ qui vérifie la propriété suivante de Markov deux à deux par rapport à son graphe :

Pour toute paire de sommets $\{s, u\}$ non liés par une arête dans G , les variables associées X_s et X_u sont indépendantes sachant X_{-su} le reste du vecteur X :

$$s \not\sim_G u \Rightarrow X_s \perp X_u | X_{-su}.$$

D'après [FREY et JOJIC \[2005\]](#), un champ markovien est un modèle graphique où le graphe de voisinage est aussi le graphe de ce modèle. Ce graphe traduit donc les relations d'indépendances conditionnelles entre les diverses variables du champ markovien, niveaux de gris des pixels de l'image/volume/grille.

Comme déjà mentionné au premier chapitre en section 2.1, la mise en œuvre de l'outil champ markovien en image repose sur l'hypothèse de positivité de sa mesure de manière à utiliser le théorème d'Hammersley-Clifford. Et cela permet de considérer la mesure de probabilité associée comme celle d'une mesure de Gibbs.

De par la positivité de sa mesure, un champ markovien vérifie alors la propriété de Markov globale qui est une généralisation la propriété deux à deux et s'énonce de la façon suivante :

*Pour tout triplet de sous-ensembles (A, B, Z) deux à deux disjoints de V ,
Si Z sépare A et B dans G , alors $X_A \perp X_B | X_Z$.*

Les champs markoviens se classent parmi les modèles les plus "précis" puisque le graphe

de voisinage permet la lecture d'indépendances conditionnelles de tout type d'ensembles de variables : paires de pixels ou paires d'ensembles de pixels conditionnellement à une ou plusieurs variables restantes.

Les outils de la modélisation graphique peuvent donc être utilisés pour extraire la structure du graphe de voisinage, objet des travaux résumés ici.

Pour ce faire, on exploite la périodicité du graphe de voisinage qui est aussi la répétition d'un même sous graphe ou période des dépendances. La notion de périodicité du graphe de voisinage inhérente à la stationnarité supposée pour de l'exploitation du champ markovien en image ou en signal, a déjà été utilisée par M. Eichler dans le cas unidimensionnel d'un signal [EICHLER \[2006\]](#). On étend ici cette notion de périodicité au cas bidimensionnel de l'image, cas étudié pour cette publication. A noter que ce choix de dimension 2 ne restreint en rien notre démarche généralisable à toute grille régulière de dimension supérieure.

La figure 3.2 représente le graphe de voisinage dans le cas de la grille régulière formée par les pixels de l'image. La taille de la période dépend bien sûr de l'étendue du voisinage \mathcal{N}_s en chaque $s \in S$ de l'image. Cette étendue définit l'ordre du champ. Il est composé des 4 plus proches voisins dans le cas de l'ordre 1, des 8 plus proches pour l'ordre 2, des 24 plus proches pour l'ordre 5 ... La période correspond au plus petit ensemble de pixels où figurent toutes les relations de voisinage du le modèle markovien considéré. Dans cette figure 3.2, la période est repérée par un cercle pour différents ordres de champ. On y voit que pour un champ d'ordre 5, la période est un graphe constitué de 9 sommets.

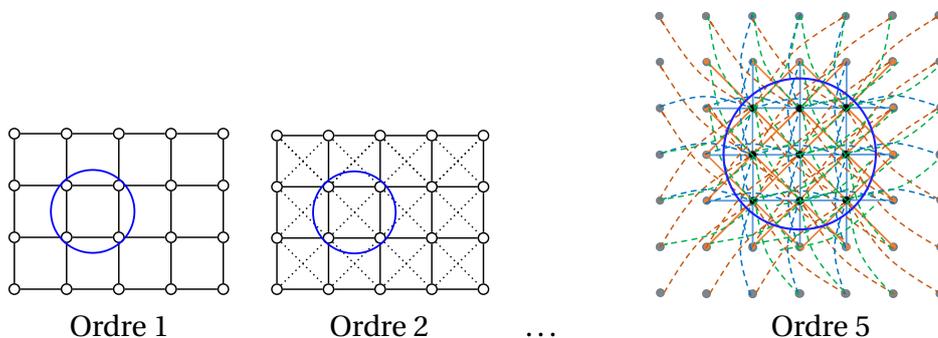


FIGURE 3.2 – Pour les ordres 1,2 et 5 : dans chacun des cas, le graphe de voisinage et sa période sont formés des pixels et des arêtes positionnés en totalité à l'intérieur du cercle.

Cette périodicité permet donc la détermination du graphe de voisinage du champ dès que sa période est connue. On propose ici d'estimer cette période à l'aide des outils de modélisation graphique.

Cette notion de périodicité est à relier avec celle de la stationnarité du champ faite par des traiteurs d'image qui permet d'accéder à l'estimation des paramètres du champ. En effet, grâce à cette dernière, il est alors possible de construire à partir d'une même image un n -échantillon du vecteur associé au modèle graphique dont le graphe est cette période.

Pour ce faire, l'image est subdivisée en n fenêtres $\{w_1, \dots, w_n\}$. Comme le montre la figure 3.2, l'estimation du graphe pour un champ d'ordre maximal égal à 5 (24 plus proches voisins) nécessite de choisir une taille de fenêtre égale à 3×3 pixels.

Chacune des fenêtres w_i est séparée de ses fenêtres voisines par l'ensemble de ses propres

voisins \mathcal{N}_{w_i} . Dans le cas d'un ordre 5, cet ensemble correspond à la bande de largeur de deux pixels entourant la fenêtre. Ainsi, les variables $Y_{w_i} = (X_{w_i} | X_{\mathcal{N}_{w_i}} = x_{\mathcal{N}_{w_i}})$ pour $i = 1, \dots, n$ sont alors indépendantes. Elles forment donc un n -échantillon de Y_w .

Pour chaque fenêtre $w \in (w_1, \dots, w_n)$ le vecteur Y_w est un modèle graphique. Pour ce premier travail il est supposé gaussien, de moyenne nulle et de matrice de concentration $\frac{1}{\sigma^2}B$ où $B = (\rho_{rs})_{r,s \in S}$ est la matrice des paramètres d'interaction entre les pixels **BESAG** [1974]. La matrice B est aussi la matrice de corrélation partielle des variables du vecteur considéré.

Comme l'illustre la figure 3.3, de par la symétrie de la relation de voisinage, B comprend 12 paramètres d'interaction différents pour un ordre pouvant aller jusqu'à 5. Dans le cas

β_{51}	β_{41}	β_{32}	β_{44}	β_{52}
\times	β_{21}	β_{12}	β_{22}	β_{43}
\times	\times	s	β_{11}	β_{31}
\times	\times	\times	\times	β_{42}
\times	\times	\times	\times	\times

FIGURE 3.3 – Paramètres d'interaction d'un champ markovien d'ordre 5 : les paramètres d'un même ordre ont pour premier indice la valeur de l'ordre. Le second indice numérote simplement les paramètres de l'ordre. Le symbole \times indique que le paramètre à cette position est celui découlant de la symétrie centrale de centre s .

d'un modèle graphique gaussien, l'absence d'arête entre deux sommets s, r signifie que le coefficient de corrélation partielle ρ_{-rs} est nul :

$$\rho_{-rs} = 0 \Leftrightarrow Y_s \perp\!\!\!\perp Y_r \mid Y_{-rs}, \quad 1 \leq s < r \leq p. \quad (3.1)$$

Lorsque l'on extrait de la matrice de précision d'un champ d'ordre 5, la sous-matrice de précision du vecteur Y_w , on retrouve les 12 paramètres illustrés en figure 3.3. Ces 12 paramètres se répartissent sur 32 arêtes du graphe associé comme on peut le dénombrer dans la figure 3.2.

Pour déterminer les arêtes du graphe, nous n'avons qu'à tester la nullité de seulement $p = 12$ paramètres d'interaction du champ markovien ou corrélations partielles du modèle graphique associé et ce, suivant le test d'hypothèses suivant :

$$H_0^a : \rho_{-sr} = 0 \text{ contre } H_1^a : \rho_{-sr} \neq 0. \quad (3.2)$$

où a évolue donc dans $\{1, \dots, p\}$. Ce test est effectué grâce au rapport de vraisemblance, ce test dit de déviance, étant habituellement utilisé par les méthodes d'estimation du graphe de la modélisation graphique **EDWARDS** [2000].

On note \mathcal{M}_0^a le modèle sous l'hypothèse H_0^a et C_a sa région de rejet associée. De même, \mathcal{M}_1^a désigne le modèle sous H_1^a .

Deux démarches ont été ici utilisées pour obtenir le graphe final. La première classique, est celle de la sélection de modèles. Son premier inconvénient est d'être séquentiel. Elle nécessite de faire le choix d'un ordre d'application des tests définis à l'équation 3.2. Quand il est ascendant, le premier modèle \mathcal{M}_0^a est le modèle sans aucune arête. Quand il est descendant, le premier modèle est \mathcal{M}_1^a avec toutes les arêtes. Dans chacun des cas, le choix de la première arête a à tester est aussi à faire.

Une alternative est celle des tests multiples qui permet de traiter simultanément et donc

sans ordre préférentiel, l'application des tests. Elle permet de formuler l'ensemble des tests définis en 3.2 comme suit :

$$H_0 : \text{aucune arête} \quad \text{contre} \quad H_1 : \text{existence d'arêtes.} \quad (3.3)$$

Cette approche permet de plus de contrôler le niveau du test, ou encore l'erreur de décider à tort cette dernière hypothèse alternative H_1 .

La définition d'une procédure de tests multiples de niveau α donnée par S. Holm dans HOLM [1979] permet d'illustrer l'adéquation de l'approche à notre situation. Avec nos notations, cette définition s'énonce comme suit :

Définition : Une procédure de tests multiples où C_1, \dots, C_p sont les régions critiques ou de rejet, et où les hypothèses nulles H_0^1, \dots, H_0^p sont de combinaison libre, est dit avoir un niveau de test ou erreur de première espèce α si pour tout sous-ensemble d'indices non vide $A \subset \{1, \dots, p\}$ la plus grande valeur prise par $P(\cup_{a \in A} C_a)$ est plus petite que α quand H_0^a est vraie pour tout $a \in A$.

L'auteur précise que l'expression "combinaison libre" signifie que toutes les combinaisons de rejet ou d'acceptation des hypothèses sont probables.

Comme démontré dans MALOUCHE [2009b], cette approche de tests multiples permet de plus, de contrôler l'erreur d'obtention du vrai graphe issu de la procédure de tests multiples.

Le principe de ces procédures est de redresser le niveau de chaque test individuel de manière à garantir le niveau choisi α pour tout l'ensemble, typiquement fixé à 0.05 ou 0.01 ou encore 0.001.

Comme effectué dans DRTON et PERLMAN [2007], on adopte la procédure de tests multiples proposée dans HOLM [1979]. Ceci conduit à l'estimation du graphe et des paramètres d'interaction suivant la procédure ci-après :

Étape 0 Estimer les $p = 12$ paramètres d'interaction par maximum de vraisemblance, c-a-d dans le cas gaussien, par les moindres carrés conditionnels. Les paramètres sont tous supposés non nuls (modèle \mathcal{M}_1^a) pour tout $a = 1, \dots, p_h$.

Étape 1 Pour $a = 1, \dots, p$, **répéter** :

- Supposer $\rho_{-sr} = 0$, réestimer le reste des paramètres : modèle \mathcal{M}_0^a .
- Calculer la p-valeur π_a du test de déviance des deux modèles,

jusqu'à $a = p_h$.

Étape 3 Procédure de Holm :

1. Ordonner en ordre croissant les p p-valeurs des tests de déviance. On obtient alors le vecteur ordonné associé tel que $\pi_{(1)} \leq \dots \leq \pi_{(p)}$.
2. Ajuster les p-valeurs suivant leur position de la façon suivante :

$$\hat{\pi}_{(a)} = \max_{i \leq a} (p - i + 1) \pi_{(i)}, \quad \text{pour tout } a = 1, \dots, p. \quad (3.4)$$

3. Rejeter H_0^a si sa p-valeur ajustée est inférieure au niveau choisi pour la procédure globale.

Étape 4 Fixer les arêtes a associées aux paramètres décidés comme significativement non nuls suite au rejet de H_0^a et arrêter.

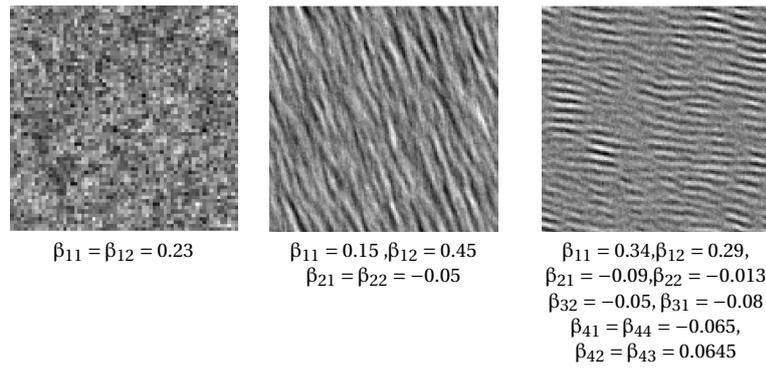


FIGURE 3.4 – Exemples de textures synthétiques de champ markovien gaussien réalisées à l’aide de l’échantillonneur de Gibbs.

Les expérimentations sont faites sur des 100 textures synthétiques markoviennes gaussiennes de taille 128×128 pixels produites par 40 itérations de l’échantillonneur de Gibbs pour différents ordres. Les conditions aux bords toriques ont été choisies de manière à accélérer la convergence. Les paramètres du champ ont été choisis en tenant compte de la condition de Dobrushin de manière à éviter la transition de phase GUYON [1993]. La figure 3.4 présente trois exemples de textures synthétiques et leurs paramètres.

On constate que l’on aboutit au bon graphe dans quasi 100% des cas pour les ordres 1 et 2 dès que la taille de l’échantillon est suffisamment grande (600 fenêtres). Ceci correspond à utiliser une image de taille 125×125 pixels.

Pour l’ordre 4, les résultats sont moins satisfaisants. Le niveau critique nécessite d’être plus sévère (0.005). Ceci peut s’expliquer par le nombre moins important d’observations disponibles pour l’estimation des interactions des ordres 3 et 4 comparé à celui des ordres 1 et 2. En effet, les ordres 1 et 2 correspondent à des interactions distantes d’un pixel alors que celles des ordres 3 et 4 sont distantes de deux pixels, diminuant ainsi les observations environ de moitié pour un même nombre de fenêtres.

Les perspectives de travail sur ce sujet sont riches. Tout d’abord, il serait intéressant de vérifier cette dernière interprétation sur de nouvelles simulations. Il serait aussi pertinent d’exploiter une autre statistique de test comme celle proposée dans DRTON et PERLMAN [2007] et dont la consistance du test associé a été démontrée par les auteurs. Ceci permettrait de plus, de produire des intervalles de confiance des estimations des paramètres obtenus par maximum de vraisemblance.

Enfin, l’application à d’autres modèles de champ comme celui de type Nakagami présenté en section 2.2 du chapitre 2 avec la construction de tests d’homogénéité sur les champs à travers leurs paramètres, pourrait alors offrir de très belles perspectives pour l’application d’aide au diagnostic de mélanome ou autre cancer observable par échographie.

Les expérimentations présentées dans BENGRIICH et collab. [2009] ont été réalisées dans le cadre d’un master de mathématiques appliquées de l’École Polytechnique de Tunisie¹.

1. Rania Bengrich, Estimation du graphe de voisinage d’un champ markovien gaussien et de son ordre par des méthodes graphiques, Master d’Ingénierie Mathématique soutenue en janvier 2008.

3.3 Estimation d'un modèle graphique

Les modèles graphiques ont remporté un certain succès dans le contexte de la génomique de par leur aptitude à visualiser les relations de dépendance d'un vecteur de variables. Dans le contexte génomique, les variables observées, ici expression de gènes, dépassent largement en nombre la taille de l'échantillon sur lequel elles sont observées. Des algorithmes dédiés à ce contexte ont vu le jour au milieu des années 2000. Comme dans CASTELO et ROVERATO [2006]; WILLE et BUHLMANN [2006], les chercheurs du domaine approchent le graphe des indépendances conditionnelles des couples de variables sachant le reste de ces variables, par celles restreintes à un nombre limité de variables.

En généralisant cette approche dans MALOUCHE [2009a], mon collègue D. Malouche démontre que lorsque le modèle est fidèle à son graphe, c'est-à-dire qu'aucune autre indépendance n'existe en dehors de celles présentes dans le graphe, ce graphe peut être déterminé à partir des dépendances conditionnelles à des ensembles de variables de taille limitée.

Je participe alors à la mise en place de l'algorithme permettant la détermination du graphe dans le cas gaussien. Le lemme 7 dans MALOUCHE [2009a] établit ainsi que l'ensemble des arêtes du graphe G_k conditionné par des ensembles de k variables, est contenu dans G_{k-1} , le graphe résultant du conditionnement par des ensembles de variables de taille $k - 1$.

Dans MALOUCHE et SEVESTRE-GHALILA [2008], nous mettons d'abord en place le concept d'ordre de séparabilité d'un modèle graphique. Il s'agit du cardinal maximal de l'ensemble des plus petits séparateurs existants dans le graphe. L'introduction de cette notion permet alors la conception d'un algorithme itératif en s'appuyant sur le résultat de MALOUCHE [2009a] établissant l'emboîtement des graphes G_k .

Partant de G_0 qui est le graphe des indépendances marginales, l'algorithme itère sur la taille des séparateurs. A chaque itération k et pour chaque arête du graphe G_{k-1} , une procédure de tests multiples est appliquée pour fusionner les p-valeurs des tests d'indépendance des deux variables sommet de l'arête, conditionnellement à chaque ensemble de variables de taille k .

Comme dans la section précédente, la procédure utilisée est celle de Holm HOLM [1979]. L'arête est alors conservée si la p-valeur résultante est en dessous du niveau de test choisi.

L'évaluation de l'approche est réalisée à l'aide de 1000 simulations de modèles graphiques gaussiens dont le graphe est de type G_2 . Ceci permet d'illustrer la nette amélioration à laquelle conduit ce nouvel algorithme comparé à celle de WILLE et BUHLMANN [2006].

3.4 Application aux données manquantes

Cette contribution est motivée par les besoins d'analyse d'une grosse enquête sur l'ostéoporose en Tunisie menée dans le cadre d'un projet de valorisation que je monte en 2006 avec l'hôpital Charles Nicolle de Tunis². Ce projet recueille un très grand nombre de variables sur une cohorte de femmes tunisiennes dont des indices caractérisant la micro-architecture de l'os. L'objectif de ce travail est donc de sélectionner les indicateurs pertinents permettant la prédiction de la maladie.

On choisit d'avoir recours à la modélisation graphique pour comprendre les relations qui

2. 2007-2010 : projet VRR Outil d'aide au diagnostic précoce de la maladie de l'ostéoporose, ENIT, hôpital C. Nicolle à Tunis en collaboration avec la société D3A Medical Systems

lient les données biomédicales à ces nouveaux indices en fonction de l'état de la patiente. Très vite nous sommes confrontés aux problèmes des données manquantes.

La contribution résumée de cette dernière section exploite astucieusement le graphe du modèle afin de produire un modèle de prédiction adapté au jeu de données disponible sans avoir à ré-estimer ce dernier pour établir la prédiction d'un individu dont certaines données sont manquantes.

On suppose ici que nos observations sont la réalisation d'un vecteur aléatoire $X = (Y, X_\nu, \nu \in V)$ où Y est la variable discrète réponse, ici binaire, qui indique l'état de l'individu (ostéoporotique ou non). Les variables $X_\nu, \nu \in V$ sont les variables explicatives continues.

Le vecteur aléatoire X suit une loi conditionnelle-gaussienne si pour toute valeur possible y de Y , la loi du vecteur $(X_\nu, \nu \in V)$ conditionnelle à $Y = y$ suit une loi gaussienne multivariée de vecteur moyenne $\mu_y \in \mathbb{R}$ et de matrice covariance Σ_y .

L'estimation du modèle se fait sur la base complète. Ceci sera fait en utilisant les algorithmes d'estimations implémentés dans le logiciel MIM (voir EDWARDS [2000]). Ces algorithmes sont basés sur l'estimation du maximum de vraisemblance de chaque matrice covariance Σ_y pour toute valeur possible y de Y .

Le graphe obtenu G contient comme sommets Y et toutes les autres variables X_ν . Sans données manquantes, le modèle est ainsi prêt à générer l'estimation de la probabilité de présence - prédiction - de l'ostéoporose.

Maintenant, ce modèle ne permet donc pas d'obtenir une compréhension des relations pour tout individu pour lequel une variable X_{u_0} n'est pas observée.

Pour éviter de ré-estimer le modèle lors d'une prévision pour un individu à données manquantes, on utilise classiquement des méthodes d'imputation telles que l'interpolation³.

Notre objectif étant de comprendre les relations de la variable Y avec celles variables explicatives, l'alternative proposée ici est de déduire du graphe du vecteur complet, le graphe associé au vecteur tronqué d'une ou plusieurs variables. On traite ici le cas d'une variable à valeur manquante. A la lecture de ce qui suit, on comprendra que la procédure présentée ci-après pour une variable permet, par sa réplication, de traiter le cas de plusieurs variables à valeur manquante.

On suppose donc ici que la variable X_{u_0} est à valeurs manquantes. On note par la suite $G \setminus \{u_0\}$ le graphe du vecteur des variables privé de cette variable.

Ce dernier est tout simplement obtenu en réduisant la matrice d'adjacence de la ligne et de la colonne correspondant à la variable manquante et ce grâce à sa multiplication en ligne par la colonne supprimée. La simplicité de cette mise en oeuvre fait tout l'intérêt de cette approche alternative aux approches d'imputation.

Dans ce travail, on montre que sous une hypothèse de fidélité de la distribution de probabilité au graphe, le nouveau graphe $G \setminus \{u_0\}$ ainsi obtenu représente aussi l'ensemble des indépendances conditionnelles dans la distribution du nouveau vecteur $X \setminus \{u_0\} = (Y, X_\nu, \nu \in V \setminus \{u_0\})$.

Ce résultat nous permet alors d'estimer tous les paramètres non-nuls dans le modèle gra-

3. Sur ce sujet, je recommande d'aller consulter le wikistat de M. Besse qui fait le tour d'horizon de ces approches <https://www.math.univ-toulouse.fr/besse/Wikistat/pdf/st-m-app-idm.pdf>

phique associé à $G \setminus \{u_0\}$ en utilisant toujours le logiciel MIM.

On applique cette méthode sur la base recueillie au Centre Hospitalier Régional d'Orléans par l'équipe INSERM⁴. On dispose ainsi de 264 observations de 21 variables continues dont 8 concernent l'état clinique du patient et 13 sont issues du programme de traitement d'image.

La comparaison des taux de bonne classification montre que, quelles que soient les variables manquantes au moment de l'estimation de la prédiction, notre méthode améliore ce taux quand on la compare à celle consistant à ré-estimer le graphe. Un exemple de résultat est donné à la table 3.1 pour le cas des variables centrales de l'âge et de la densité minérale osseuse.

Dans le cas particulier de notre application du diagnostic de l'ostéoporose, on comprend l'attrait de cette démarche en l'absence de la densité minérale osseuse qui explique plus de 50% la probabilité de la présence de la maladie.

Dans ce cas particulier, on peut constater dans table 3.1 que le modèle estimé en absence de cette dernière est clairement peu performant comparé à celui correspondant au modèle estimé après modification du graphe.

Cette performance s'explique très certainement par la capacité du graphe modifié à maxi-

Variabiles manquantes	Graphe incomplet modifié	Graphe complet ré-estimé
Taille	86.7%	74.4%
Âge	85.6%	80%
Âge, taille	81.1%	79.3%
densité minérale osseuse	80.3%	67.7%

TABLEAU 3.1 – Taux de bonnes prédictions obtenues en présence des variables à valeur manquante indiqués en première colonne : pour notre approche modifiant la matrice adjacente (seconde colonne), en ré-estimant le graphe et ses paramètres (troisième colonne).

miser l'exploitation des données disponibles lors de l'apprentissage.

Ainsi, cette technique permet donc de s'affranchir de l'étape d'imputation des données manquantes. Elle peut s'avérer attrayante pour d'autres classifications où certaines données peuvent s'avérer difficiles à obtenir pour certains individus à classer.

Ces travaux ont été présentés aux journées de la Société Française de Statistique (SFdS). Cette publication sans prétention a permis de formaliser un tout premier travail qui me paraît intéressant à creuser. En effet, on peut imaginer d'exploiter les propriétés de la matrice d'adjacence du graphe pour aller plus loin et aborder le cas où certaines variables sont manquantes au moment même de l'estimation du graphe.

La programmation des travaux a été réalisée par un élève ingénieur de l'École Supérieure de la Statistique et de l'Analyse de l'Information à Tunis⁵. Il est le premier auteur de ce travail de notre publication [DJEBALI et collab. \[2009\]](#).

4. Institut National de la Santé Et de la Recherche Médicale

5. Projet de fin d'étude 2008 : Intégration d'un système de prédiction de l'ostéoporose par la méthode des graphes sur le réseau à partir d'un jeu de données de taille variable

3.5 Conclusion

Cette parenthèse, hors domaine image, est en fait une source d'inspiration méthodologique qui va trouver tout son écho dans les travaux qui sont présentés dans le chapitre qui va suivre. Ces travaux ont été réalisés avec les premiers enseignants-chercheurs de la première et unique école d'ingénieurs de statistique⁶.

Même si les publications sont bien moins nombreuses que pour les contributions présentées dans les autres chapitres de ce rapport, elles n'en restent pas moins déterminantes pour la trajectoire que je vais poursuivre à l'issue de ces travaux. Le point d'enrichissement est celui de la décision statistique pour ses outils de tests et méthodes fusions des p-valeurs à la base de l'estimation du graphe du modèle.

Un élève-ingénieur de l'école de statistique de Tunis et une étudiante du master en mathématiques appliquées de l'École Polytechnique de Tunis ont participé à ces travaux et sont bien sûr co-auteurs de deux des trois publications de ce chapitre **BENGRICH et collab. [2009]**; **DJEBALI et collab. [2009]**; **MALOUCHE et SEVESTRE-GHALILA [2008]**.

... Et le support des activités par projet

Les travaux présentés en dernière section de ce chapitre ont bénéficié de l'appui d'un projet de Valorisation des Résultats de la Recherche financé par l'état tunisien, que je monte en 2006 avec l'hôpital Charles Nicolle de Tunis et l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis. Ce projet intitulé "Outil d'aide au diagnostic précoce de la maladie de l'ostéoporose", s'effectue avec le concours du service de Rhumatologie de l'hôpital de la Rabta en Tunisie et celui de l'hôpital d'Orléans en collaboration avec la société D3A Medical System. Ce projet nous a permis de tester sur une cohorte tunisienne, des solutions image que la société D3A Medical Systems a intégré dans son équipement BMA en complément des tests déjà réalisés en France sur une cohorte caucasienne.

L'élève-ingénieur co-auteur des travaux présentés en section 3.4 dans le cadre de son stage d'ingénieur, a réalisé la mise en place du questionnaire auprès des femmes tunisiennes ménopausées et à participer à l'analyse des données collectées.

6. Créée en 2001, je participe activement pendant cinq à sa mise en place.

3.6 Références

- BENGRICH, R., D. MALOUCHE et S. SEVESTRE-GHALILA. 2009, «Modèle graphique ou champ markovien gaussien en image : estimation du graphe de voisinage», dans *41ième Journées de la Société Française de la Statistique*, Bordeaux, p. 4 pages. [25](#), [28](#), [32](#), [36](#)
- BESAG, J. 1974, «Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems», *Journal of the Royal Statistical Society : Series B (Methodological)*, vol. 36, n° 2, p. 192–225. [30](#)
- CASTELO, R. et A. ROVERATO. 2006, «A robust procedure for gaussian graphical model search from microarray data with p larger than n », *Journal of Machine Learning Research*, vol. 7, p. 2621–2650. [33](#)
- DJEBALI, M., D. MALOUCHE et S. SEVESTRE-GHALILA. 2009, «Classification cas ostéoporotique - témoin par modélisation graphique», dans *41ième Journées de la Société Française de la Statistique*, Bordeaux, p. 4 pages. [35](#), [36](#)
- DRTON, M. et M. D. PERLMAN. 2007, «Multiple testing and error control in gaussian graphical model selection», *Statist. Sci.*, vol. 22, n° 3, p. 430–449. [31](#), [32](#)
- EDWARDS, D. 2000, *Introduction to Graphical Modelling*, Springer Science and Business Media. [30](#), [34](#)
- EICHLER, M. 2006, *Graphical Modeling of Dynamic Relationships in Multivariate Time Series*, chap. 14, John Wiley and Sons, Ltd, p. 335–372. [29](#)
- FREY, B. J. et N. JOJIC. 2005, «A comparison of algorithms for inference and learning in probabilistic graphical models», *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, n° 9, p. 1392–1416. [25](#), [28](#)
- GUYON, X. 1993, *Champs aléatoires sur un réseau : modélisations, statistique et applications*, Techniques stochastiques, Masson, Paris. [28](#), [32](#)
- HOLM, S. 1979, «A simple sequentially rejective multiple test procedure», *Scandinavian Journal of Statistics*, vol. 6, n° 2, p. 65–70. [31](#), [33](#)
- MALOUCHE, D. 2009a, «Determining full conditional independence by low-order conditioning», *Bernoulli*, vol. 15, n° 4, p. 1179–1189. [33](#)
- MALOUCHE, D. 2009b, «Mixed graphical model selection using holm’s procedure», *Communications in Statistics - Theory and Methods*, vol. 38, n° 9, p. 1453–1464. [31](#)
- MALOUCHE, D. et S. SEVESTRE-GHALILA. 2008, «Estimating high dimensional faithful gaussian graphical models by low-order conditioning», dans *Proceeding of the 26th IAS-TEd International Multi-Conference on Applied Informatics, Artificial Intelligence and Applications*, 595-025, Innsbruck, Austria, p. 1–6. [33](#), [36](#)
- SIMPSON, E. H. 1951, «The interpretation of interaction in contingency tables», *Journal of the Royal Statistical Society : Series B (Methodological)*, vol. 13, n° 2, p. 238–241. [27](#)
- WANG, Y., W. QIAN et B. YUAN. 2018, «A graphical model of smoking-induced global instability in lung cancer», *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, vol. 15, n° 1, doi :10.1109/TCBB.2016.2599867, p. 1–14, ISSN 2374-0043. [27](#)

WILLE, A. et P. BUHLMANN. 2006, «Low-order conditional independence graphs for inferring genetic networks», *Statistical Applications in Genetics and Molecular Biology*, vol. 5, n° 1, p. 1–34. [33](#)

Chapitre 4

Décision statistique au profit de l'analyse d'image et du 3D

Bon nombre d'algorithmes d'image nécessitent de vérifier un ou plusieurs critères pour décider d'opérations à appliquer aux pixels/voxels de l'image/volume. Comme on va le voir ici, l'outil des tests statistiques unitaires, par l'erreur de décision à tort, ou niveau du test, procure un formalisme d'objectivation de la décision étant donné le contexte de bruit présent dans l'image. Ce chapitre en donne quatre illustrations pour des analyses 2D et 3D.

Quand un ensemble de critères sont à vérifier pour une même décision, l'application du jeu de tests statistiques unitaires associé nécessite de considérer leur application simultanée. C'est le cadre des tests multiples. Ce cadre prend en compte la dépendance multiplicative de l'erreur de la décision finale à celles des tests unitaires simultanés.

Comme nous l'avons vu au chapitre 3, les procédures de tests multiples comme celle proposée dans [HOLM \[1979\]](#) et rappelée dans la section 3.2 permettent de remédier à cet effet multiplicatif. Leur principe consiste à fusionner un ensemble de décisions à prendre en simultané en contrôlant l'erreur de chaque test unitaire suivant l'erreur choisie pour le test de fusion associé. Ce type d'outils d'objectivation de décisions me permet de mettre en place deux nouveaux algorithmes appliqués à l'imagerie rayon X, qui ont d'ailleurs pu être déclinés sur des applications industrielles présentées dans ce chapitre.

Dans les travaux présentés ici par ordre chronologique, se mêlent aux tests statistiques d'autres outils image issus de différents champs des mathématiques appliquées.

Ainsi, dans la section 4.1, la combinaison des tests statistiques avec les ondelettes permet d'aboutir à un algorithme d'extraction de points saillants, une nouvelle opportunité pour caractériser le degré de connexion de la micro-architecture de l'os.

Toujours dans ce cadre applicatif, en section 4.2, des notions topologiques sont revisitées grâce à une fusion de tests statistiques dédiés, et ce en vue de simplifier et de rationaliser une puissante procédure de squelettisation issue de la morphologie mathématique. Ceci nous autorise alors l'application de cette squelettisation à base de "décisions topologiques statistiques" à des données de grande taille.

Enfin en section 4.3, les tests statistiques et leur fusion aboutissent à la mise en place d'algorithmes tomographiques en rupture avec les approches classiques qui sont, cette fois, réalisées au profit, en premier lieu, du contrôle non destructif.

Sommaire

4.1 Sélection statistique de points saillants	41
4.2 Squelettisation d'images en niveaux de gris	44
4.3 Décision statistique au profit du contrôle non destructif 3D	49
4.3.1 Détection statistique de défauts d'une pièce d'usinage à partir de son jumeau numérique	50
4.3.2 Discrétisation irrégulière fonction du contenu 3D	55
4.4 Conclusion	59
4.5 Références	61

4.1 Sélection statistique de points saillants

Ce travail est motivé par la problématique de caractérisation de la structure de la micro-architecture de l'os, une des applications centrales de mes travaux. Plus précisément ici, en terme de diagnostic de l'ostéoporose, la résistance mécanique de l'os est une propriété que les rhumatologues cherchent à quantifier. Cette communauté a déjà établi qu'au côté de la densité minérale osseuse, la connectivité du réseau que forme la micro-architecture de l'os trabéculaire, composante interne de l'os¹, a un rôle fondamental dans la caractérisation de cette résistance SEEMAN et DELMAS [2006]. En particulier la densité des noeuds du réseau fournit une information centrale sur cette dernière KLINTSTRÖM et collab. [2014].

Cette information structurelle de l'os est accessible par un examen 3D. Cependant ce type d'examen ne peut pas être utilisé en routine de diagnostic de par son coût, dans le cas de l'IRM, ou de l'exposition aux rayons X qu'implique un scanner permettant cette observation. Le défi des chercheurs du domaine du biomédical, est donc de mettre en place un outil de diagnostic apte à rendre compte de l'état de la structure.

Les équipes du CHR d'Orléans avec la société D3A Medical Systems ont mis en place au début des années 2000 un protocole basé sur la radiographie du talon - calcaneum - constitué essentiellement d'os trabéculaire. Les paramètres sont alors issus d'une analyse fractale de l'os imagé POTHUAUD et collab. [2000] et de paramètres de texture dont l'interprétation par les experts reste limitée.

Sollicitée par l'équipe du CHR d'Orléans pour caractériser ces symptômes de déconnexion des travées, j'adopte alors pour une analyse structurelle de leur observation-projection 2D sur radiographie du talon SEVESTRE-GHALILA et collab. [2004]. Cette approche est celle de la squelettisation morphologique aussi adoptée par la suite pour une analyse 3D de l'os (voir section 4.2 de ce chapitre).

Dans le cas des travaux résumés dans la présente section, la squelettisation extraite de la projection 2D du réseau osseux amène des ambiguïtés dans l'interprétation sur la structure 3D des travées osseuses : la superposition de ces travées crée des noeuds inexistant dans la structure 3D .

La tentative présentée dans cette section est de prendre en compte la spécificité de l'observation d'une projection de la structure 3D que fournit la radiographie. L'idée est de conjuguer une analyse multi-échelle qu'est celle des ondelettes pour l'effet projection, à la notion de points saillants pour caractériser la connectivité de l'os à travers les noeuds de la structure 3D observables sur cette projection.

Ce nouvel algorithme de détection de noeuds, suivant leur profondeur dans la structure, repose sur un test de valeurs aberrantes sur les détails d'ondelettes M-bandes à différentes échelles et orientations (bandes). Décrit dans AYADI et collab. [2008], je résume ici la conception statistique de ce travail.

L'idée est ici d'extraire les points saillants de chaque échelle par l'examen des grands modules de coefficients d'ondelettes. Les exemples types de points saillants sont les points isolés, des coins ou des jonctions. Seules les deux dernières caractéristiques sont observables sur nos radiographies et leur détection distincte à chaque échelle est l'objectif de ce travail.

À chaque résolution $j = 1, \dots, J$, les pixels seront classés comme appartenant à un point

1. La composition de l'os est décrite en section 2.1 du chapitre 2 et illustrée à la figure 2.1

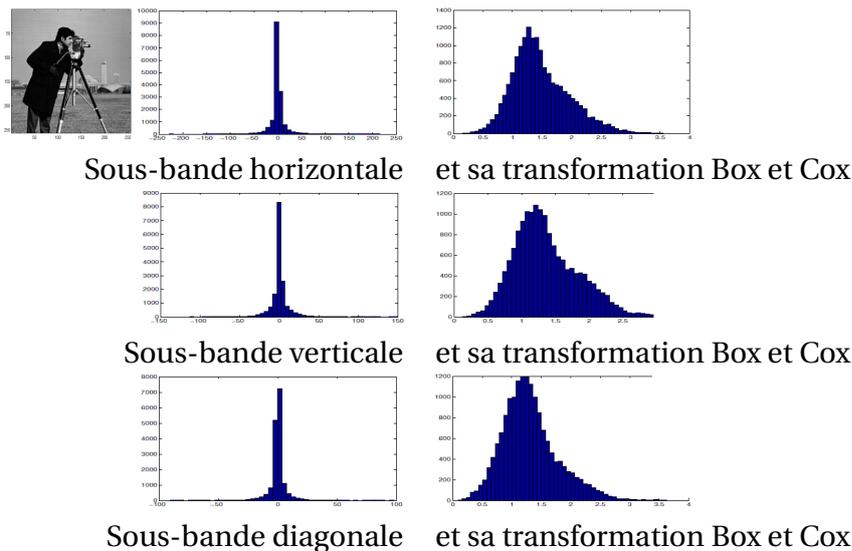


FIGURE 4.1 – Exemples d’application de la transformation de Box et Cox (Box et Cox [1964]) aux détails de la décomposition en ondelettes de Meyer de l’image “cameraman” (à gauche) pour à $M = 2$ bande à l’échelle $J = 1$. En colonne centrale, l’histogramme des détails de cette décomposition, en colonne de droite l’histogramme des coefficients transformés.

saillant si, sur au moins deux directions $m_1, m_2 \in \{1, \dots, M\}$, leurs coefficients sont significativement plus grands que ceux de leurs voisins.

En reprenant nos notations image introduites dans le chapitre 2, la classification *point saillant* de chaque pixel s sur la grille de l’image S est obtenue par l’application d’un test de valeurs aberrantes sur une fenêtre centrée sur s . Cette fenêtre de taille ici 5×5 conduit à utiliser un test adapté aux petits échantillons que sont les tests de Grubbs et de Dixon DIXON [1950].

Cependant, ces tests sont uniquement applicables à des données gaussiennes pour l’ensemble non contaminé. Or les coefficients d’ondelettes sont connus pour être non gaussiens. La figure 4.1 illustre bien ce comportement en présentant en colonne centrale trois histogrammes de détails d’ondelettes de l’image présentée sur la gauche de cette figure.

Les détails d’ondelettes sont généralement modélisés par des lois de type gaussienne généralisée ANTONINI et collab. [1992]. Cette loi découle en fait de la transformation en puissance de Box et Cox Box et Cox [1964]. Cette transformation qui ne requiert malgré tout aucune hypothèse sur la loi des données à transformer, est ainsi appliquée à l’image des coefficients.

Si l’on applique à une donnée x la transformée de Box-Cox $f_{\mu, \alpha, \beta}$ de paramètre de location $\mu \in \mathbb{R}$, d’échelle $\alpha \in \mathbb{R}_+$ et de forme $\beta \in \mathbb{R}_+$, alors on obtient :

$$f_{\mu, \alpha, \beta}(x) = \left(\frac{|x - \mu|}{\alpha} \right)^{\beta/2}. \quad (4.1)$$

La figure 4.1 présente un exemple d’application de cette transformation aux données images du *caméraman* en colonne de droite de cette figure.

Comme pour ce travail, les paramètres sont généralement estimés par maximum de vraisemblance.

Dans la figure 4.1, on voit apparaître une contamination sur la droite de l’histogramme des coefficients transformés. Ces valeurs élevées sont imputables à des pixels de bord qui,

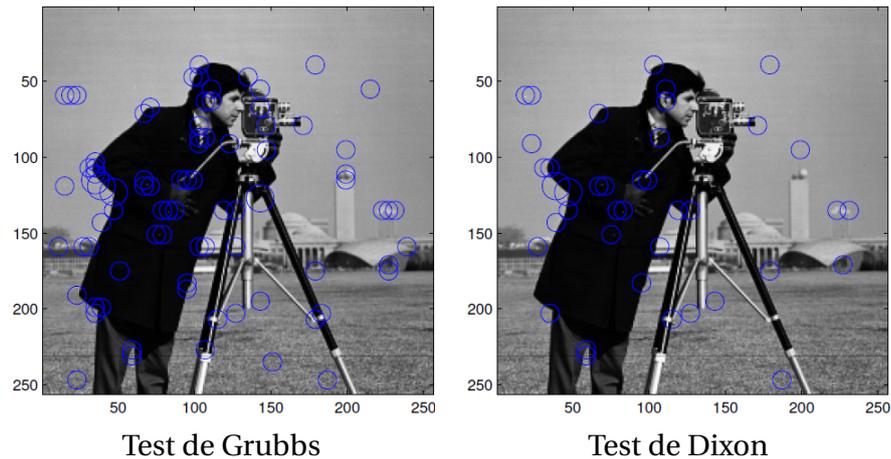


FIGURE 4.2 – Illustration sur l'image du "cameraman," du comportement des tests de Grubbs et de Dixon pour la détection des pixels saillants quand ils sont appliqués à la décomposition par paquets d'ondelettes de Meyer de l'image "cameraman" pour à $M = 2$ bandes à une seule échelle $J = 1$ et ce avec un même niveau de test 0.01.

de par leur définition, comprennent ceux de type *point saillant* résultant de la présence de bords sur deux directions différentes pour nos images.

On adopte alors une détection par un test de valeurs aberrantes. Pour prendre en compte la régularité variable de l'image, on choisit une application locale de ce test par fenêtre glissante.

Si (X_1, \dots, X_n) est le n -échantillon associé à la fenêtre examinée, le test est appliqué quand le coefficient transformé du pixel central $s \in S$ correspond à $X_{(n)}$, le maximum de cet échantillon.

Le test de Dixon est ici choisi pour cette opération sur cet échantillon de petite taille qui repose sur une statistique moins sensible aux données contaminées que celle de Grubbs. Et pour cause, contrairement à la statistique de test de Grubbs qui implique l'utilisation de la moyenne et de la variance empiriques de l'échantillon, la statistique est uniquement fonction de la statistique d'ordre $(X_{(1)}, \dots, X_{(n)})$ de l'échantillon. La statistique du test de Dixon s'exprime comme le rapport du dernier interquantile sur l'étendue de l'échantillon comme suit :

$$T_{Dixon} = \frac{X_{(n)} - X_{(n-1)}}{X_{(n)} - X_{(1)}}. \quad (4.2)$$

Pour un test de niveau α , la décision de classer le pixel central comme aberrant est obtenue si la statistique T_{Dixon} est plus grande que la valeur seuil Q_{crit} qui n'est autre que le α -quantile de sa loi, généralement tabulée jusqu'à $n \leq 30$.

À la résolution $j = 1, \dots, J$, on conclut qu'un pixel appartient à la classe des *points saillants* de cette résolution si, sur au moins deux bandes de cette échelle, le pixel est détecté comme aberrant. La construction de cette décision permet ainsi de traduire le concept de point saillant comme l'intersection d'au moins deux bords.

La performance du test de Dixon par rapport à celle de Grubbs a pu aussi être observée lors des expérimentations et sont brièvement présentées dans [AYADI et collab. \[2008\]](#) par la figure 4.2. Ces images résultat comprennent deux tailles de cercle localisant les points saillants, la plus grande correspondant à $J = 2$, résolution la plus grossière.

On remarque effectivement un plus grand nombre de détections par le test de Grubbs qui peuvent sembler visuellement de fausses détections. Cependant les résultats restent assez proches.

Une amélioration de cette détection a pu être obtenue en prenant en compte la dépendance inter-échelle des coefficients. Elle consiste à appliquer sur chaque échelle $j > 1$ et chaque bande $m = 1, \dots, M$, la transformation de Box et Cox séparément sur deux ensembles. Le premier ensemble est celui constitué des pixels dont les fils n'ont pas été classés comme aberrant, et le second est son complémentaire sur l'image des coefficients.

Deux descripteurs ont été créés à partir de cette analyse : le nombre de pixels saillants et leur entropie, chacun calculé sur chaque résolution, au nombre de deux pour l'étude des images de radiographie du talon.

Un jeu conséquent d'images a été acquis sur l'équipement de radiologie du talon D3A Medical Systems de radiologie de l'hôpital Charles Nicolle (Tunis) dans le cadre d'un projet du programme tunisien de valorisation des résultats de la recherche², un projet de trois ans que je monte en 2007.

On dispose ainsi d'un échantillon de 853 radiographiques numériques, pour évaluer l'apport de nos descripteurs. Cette évaluation est basée sur la qualité de classification estimée par validation croisée sur cet échantillon.

En ajoutant nos descripteurs aux données cliniques (âge et densités minérales osseuses) et aux descripteurs de texture présents sur l'équipement (fractals et cooccurrence), les descripteurs de pixels saillants améliorent le taux de bonne classification des ostéoporotiques âgés de plus de 65 ans de façon conséquente pour passer de 33% à 81%. Avec ou sans descripteurs des pixels saillants, le taux de bonne classification des témoins quant à lui ne change pas et est à 93% .

A savoir, on s'aperçoit lors de cette analyse que les ostéoporotiques sont caractérisés par une bien plus importante variance que les témoins. On s'est donc ici intéressé aux ostéoporotiques d'âge supérieur à 65 ans, population comportant un risque de fracture important.

Je co-encadre sur ce travail un doctorant en thèse effectuée en cotutelle entre l'École d'ingénieurs SUP'COM de l'université de Carthage et l'Université Paris Descartes³. Cet étudiant a participé à l'ensemble des publications sur le sujet [AYADI et collab. \[2006a, 2007a, 2006b, 2007b, 2008\]](#).

4.2 Squelettisation d'images en niveaux de gris

La section précédente donne une illustration de la simple exploitation des tests statistiques dans la mise en oeuvre d'un algorithme d'image. La présente section aborde la révision "statistique" d'une procédure de squelettisation issue de la morphologie mathématique dans un objectif d'objectivation des classifications topologiques sur lesquelles se base cet algorithme.

Une procédure de squelettisation vise à extraire l'axe médian de la structure observée sur

2. 2007-2010 : projet VRR Outil d'aide au diagnostic précoce de la maladie de l'ostéoporose, ENIT, hôpital C. Nicolle à Tunis en collaboration avec la société D3A Medical Systems.

3. MAP5-Paris Descartes avec URISA-SUPCOM, soutenu en 2011 : Analyse de radiographies numériques pour l'aide au diagnostic de l'ostéoporose et quantification de l'information.

l'image, en niveaux de gris pour le cas étudié ici. La contribution des travaux présentés dans cette section consiste à revisiter statistiquement les notions topologiques à la base de cette procédure proposée dans COUPRIE et collab. [1999].

Les contributeurs à la squelettisation ont comme principal contrainte la vérification de la propriété d'homotopie traduisant la capacité du squelette résultat à conserver la topologie de la structure à squelettiser.

En se basant précisément sur des notions topologiques, la technique d'amincissement fournit une réponse à cet objectif. Dans le cas binaire, cet algorithme consiste à supprimer successivement les pixels blancs, symbolisant l'objet, quand ils sont identifiés comme *simples* sans être une *extrémité*. La notion topologique de *simple* permet d'identifier les pixels du bord de l'objet dont la suppression ne modifie pas la connexité ni de l'objet ni du fond RONSE [1986].

L'extension aux images en niveaux de gris est obtenue en ramenant localement l'image à une version binaire grâce à la topologie en coupes introduite par SERRA [1982].

Dans COUPRIE et collab. [1999], l'opération de suppression de pixels blancs du cas binaire devient une opération d'abaissement des niveaux de gris. L'algorithme des auteurs itère deux étapes successives. La première établit la liste de pixels de niveaux de gris potentiellement *abaissables*. La seconde étape abaisse le niveau de chaque pixel de la liste si celui-ci est resté abaissable malgré les abaissements déjà opérés. Cette liste est généralement triée de manière à commencer par les pixels les plus sombres de l'image et conduit donc à un parcours ascendant des pixels abaissables.

Afin de considérer le bruit de l'image, les auteurs de COUPRIE et collab. [1999] complète la notion extrémité en introduisant un paramètre λ permettant la relaxation de la contrainte d'homotopie en fonction du bruit présent. Ceci conduit à considérer les pixels cette fois dits λ -abaissables, quand ils sont détectés comme *simples* et λ -*extrémité*. Pour accompagner cette relaxation tout en garantissant la propriété d'homotopie du squelette résultat, les auteurs introduisent en plus deux nouvelles notions que sont celles de λ -crête et λ -pic.

Le réglage du paramètre λ est à faire par l'opérateur ce qui demande une bonne compréhension du comportement de l'algorithme.

Je résume ci-après la contribution statistique effectuée sur ce sujet qui consiste à proposer un contrôle de λ par un paramètre plus "objectif" et plus concret qu'est l'erreur de décision d'abaissement. Elle repose sur l'introduction du formalisme des tests statistiques et de leur fusion dans l'étape de détection des pixels λ -abaissables.

Explicitons tout d'abord ces trois notions topologiques introduites dans COUPRIE et collab. [1999].

En reprenant nos notations image des deux précédents chapitres, pour tout pixel $s \in S$, ces trois notions topologiques reposent sur l'examen des configurations du voisinage binarisé de s suivant la coupe du niveau de gris de s .

On examine comment se répartissent les pixels plus sombres que son niveau x_s dans son voisinage au 8 plus proches voisins, noté ici $\mathcal{N}^<(s)$.

Pour une crête, cet ensemble doit comprendre au moins deux composantes connexes⁴ ($\mathcal{K} \geq$

4. Il s'agit de la 4-connexité : 4 plus proches voisins. Dans le respect du théorème de Jordan, cela permet de bénéficier de la 8-connexité pour l'objet et donc de souplesse pour les chemins de pixels formant le squelette

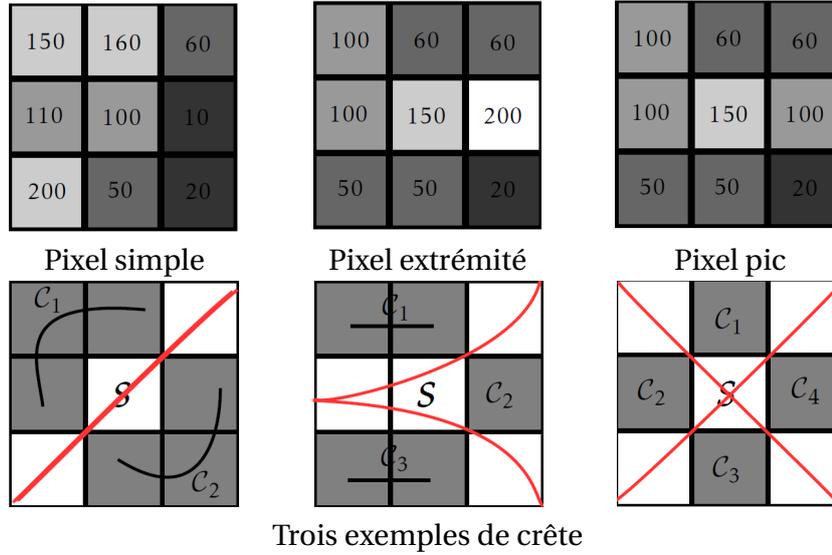


FIGURE 4.3 – Illustrations des configurations de voisinage dont le pixel central sera λ -abaissable s'il remplit la seconde condition donnée à l'équation 4.3 relative à la distance du niveau du pixel central par rapport au plus sombre de ses voisins.

2).

Pour une extrémité comme pour un pic, $\mathcal{N}^<(s)$ forme une seule composante connexe ($\mathcal{K} = 1$). Pour un pic cette composante comprend 8 pixels alors que pour une extrémité elle n'en comprend que 7.

La figure 4.3 donne une illustration de chacune des quatre configurations de voisinage associées à cette première condition requise pour qu'un pixel central s soit potentiellement λ -abaissable.

La seconde condition compare les niveaux de gris de la ou des composantes connexes au niveau de gris X_s du pixel central s . Pour chaque composante \mathcal{C} de la configuration topologique, le pixel s devient λ -abaissable si :

$$d(s, \mathcal{C}) = X_s - \min(X_{\mathcal{C}}) \leq \lambda. \quad (4.3)$$

On notera que pour les cas pic et extrémité, X est l'image initiale avant tout amincissement. Dans le cas de la crête, cette image est celle courante car cette configuration survient en fin de traitement. L'image courante est quant à elle, celle qui aboutira au squelette en fin de procédure.

Ainsi un pixel classé λ -extrémité et λ -pic ou λ -crête, c'est à dire λ -abaissable, est donc un pixel suffisamment proche du fond qui l'entoure pour être abaissé. Si aucune structure n'apparaît au cours des itérations, ce pixel finira par être exclu du squelette final par des abaissements successifs.

Pour chacune de ces définitions, la limitation de la distance qui sépare le niveau de gris du pixel s du fond qui l'entoure peut-être interprétée comme un niveau de gris significativement peu différent de ce fond. Et pour chacune de ces définitions, la condition 4.3 peut être utilisée comme décision de l'hypothèse nulle d'un test statistique. Prenons le cas du pic, ces hypothèses de ce test peuvent exprimer comme suit :

$$H_0 : s \text{ est un pic abaissable} \quad H_1 : s \text{ n'est pas un pic abaissable.}$$

Le paramètre λ devient alors le seuil de la statistique de test qui, comme classiquement, est déterminé à partir du niveau du test α choisi par l'utilisateur.

Si l'on note (X_1, \dots, X_n) le vecteur des niveaux de gris de la composante plus sombre que le niveau de s en y incluant le niveau de s lui-même. Sous (H_0) , on considère que ce vecteur constitue un n -échantillon d'une même loi que l'on suppose dans ce travail être une gaussienne :

$$X_i \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma), \forall i = 1 \dots n.$$

Si $(X_{(1)}, \dots, X_{(n)})$ est la statistique d'ordre associée, avec cette formalisation, l'équation 4.3 devient :

$$X_{(n)} - X_{(1)} \leq \lambda,$$

où $X_{(n)}$ est donc le niveau du pixel central s .

La statistique de test est $X_{(n)} - X_{(1)}$, l'étendue du n -échantillon, cependant sachant le niveau de s : n'oublions pas que l'identification des voisins plus sombres que s est obtenue grâce la connaissance du niveau de s .

Si l'on note x_s , le niveau de gris observé au pixel s , la détermination du seuil est obtenue en résolvant l'équation :

$$P_{H_0}(\text{décider } H_1) = P_{H_0}(X_{(n)} - X_{(1)} > \lambda | X_{(n)} = x_s) = \alpha. \quad (4.4)$$

Cette résolution conduit au seuil suivant :

$$\lambda = x_s - \mu - \sigma \tau_n(\alpha) \text{ où } \tau_n(\alpha) = F_{\mathcal{N}(0,1)}^{-1} \left((1 - \sqrt[n-1]{1-\alpha}) \cdot F_{\mathcal{N}(0,1)} \left(\frac{x_s - \mu}{\sigma} \right) \right). \quad (4.5)$$

A savoir, τ_n est tabulé par la simulation de l'étendue à l'aide de celle de l'échantillon gaussien centré réduit.

On décidera alors (H_0) d'abaisser le niveau de s si :

$$X_{(1)} > \mu + \sigma \cdot \tau_n(\alpha). \quad (4.6)$$

Ainsi si le plus sombre des voisins de s est suffisamment proche de la moyenne suivant une grandeur τ_n déterminée par le niveau de gris en s , alors ce dernier sera abaissé. Par ailleurs on constate que le conditionnement conduit finalement à une statistique de test réduite à $X_{(1)}$.

Le même test est utilisé pour le cas d'une extrémité sur sa composante connexe plus sombre.

Par contre, dans le cas de la configuration de crête, il est nécessaire de faire ce test pour chacune des \mathcal{K} composantes connexes plus sombres que s . Pour abaisser le niveau du pixel central s , c'est à dire décider l'hypothèse alternative (H_1) correspondante, il est ici nécessaire de vérifier qu'au moins deux composantes sont au-dessus de leur seuil. Ainsi, le test suivant est mis en place :

$$H_0 : s \text{ est une crête abaissable} \quad H_1 : s \text{ n'est pas une crête abaissable,}$$

pour le niveau de test choisi. Pour aboutir à une décision, il est nécessaire de fusionner l'ensemble des tests unitaires à exécuter sur chacune des composantes.

Deux solutions sont envisageables. La première est d'utiliser une procédure de tests multiples comme celle utilisée dans la section 3.2 du chapitre 3. En effet, chaque composante

est indépendante. Les tests unitaires peuvent donner lieu à tout type de combinaison comme requis dans la définition donnée dans HOLM [1979]. Cependant, ce ne serait sans prendre en compte la contrainte sur le nombre de parties connexes qui doit être supérieur à deux pour pouvoir décider (H_1).

Par conséquent, on choisit d'établir notre propre procédure de fusion en supposant que chaque test unitaire contribue à part égale au niveau du test. On verra plus loin l'avantage auquel cela conduit.

Il nous faut donc déterminer les seuils des tests unitaires avec la résolution de l'unique équation :

$$P_{H_0}(\text{décider } H_1) = 1 - P_{H_0}(S_{\mathcal{K}} \leq 1) = P_{H_0}(S_{\mathcal{K}} \geq 2) = \alpha, \quad (4.7)$$

avec

$$S_{\mathcal{K}} = \sum_{k=1}^{\mathcal{K}} \delta_k \text{ et } \delta_k = \mathbb{1}_{\{x_s - X_{(1)}^k > \lambda_k \mid X_{(n_k)}^k = x_s\}}.$$

Notons α_0 le niveau du test unitaire qui correspond à la contribution à l'erreur de notre procédure de fusion des tests. Donc la décision de chaque test unitaire δ_k suit, sous son hypothèse nulle, une loi de Bernoulli de paramètre α_0 . Les parties connexes étant indépendantes, $S_{\mathcal{K}}$ suit une binomiale sous H_0 : $S_{\mathcal{K}} \sim \mathcal{B}(\mathcal{K}, \alpha_0)$.

L'équation 4.7 devient une équation à résoudre en α_0 , α niveau du test global ayant été choisi par l'utilisateur :

$$P_{H_0}(\text{décider } H_1) = 1 - (1 - \alpha_0)^{\mathcal{K}} - \mathcal{K} \cdot \alpha_0 \cdot (1 - \alpha_0)^{\mathcal{K}-1} = \alpha. \quad (4.8)$$

Sachant que \mathcal{K} ne peut prendre que trois valeurs : 2, 3 ou 4, et que le niveau α de la procédure de fusion est choisi sur un ensemble classique et limité de valeurs allant 0.05 à 10^{-3} , une table de correspondance des valeurs α_0 est dressée.

En traçant les courbes des polynômes de l'équation 4.8, on constate que le niveau du test unitaire α_0 diminue quand le nombre de composantes \mathcal{K} augmente. Cette mise en oeuvre a donc l'avantage de favoriser les configurations comprenant peu de composantes connexes.

De cette façon, il devient possible de choisir le seuil λ à partir du niveau du test α qui devient alors l'unique paramètre à choisir par l'utilisateur. Cette objectivation de ce nouveau paramétrage est l'un des grands avantages de cette mise en oeuvre.

L'analyse du comportement des paramètres de l'algorithme résultant que nous avons baptisé *Self Contrast Controlled Thinning* (SCCT) montre que le nouveau paramètre qui se substitue au paramètre λ dans COUPRIE et collab. [1999], est à choisir en fonction du contraste présent dans l'image. Par contre le bruit présent dans l'image n'a pas d'influence sur ce choix. Il est à estimer au préalable sur une fenêtre de l'image à squelettiser. Dans les coupes tomographiques à squelettiser, on le suppose stationnaire sur la coupe.

Cette objectivation de la procédure de squelettisation représente le coeur d'une publication conséquente de la revue *Pattern Recognition* YOUSSEF et collab. [2016]. Dans cette publication, le lecteur pourra trouver l'ensemble des contributions qui ont pu être réalisées sur ce sujet ainsi qu'une évaluation approfondie de l'apport de notre algorithme (SCCT). Cette évaluation est faite à la fois sur des images synthétiques que sur des images réelles issues de la micro-architecture de l'os, de la biométrie ou encore pour la reconnaissance de caractères de manuscrits.

La figure 4.4 donne une illustration de la capacité de notre algorithme quand celui-ci est comparé à l'algorithme (Pink) proposé dans COUPRIE et collab. [1999] et celui présenté dans STEGER [1998] utilisant une approche différentielle (DLD).

Une perspective immédiate serait malgré tout de comparer notre procédure de fusion à

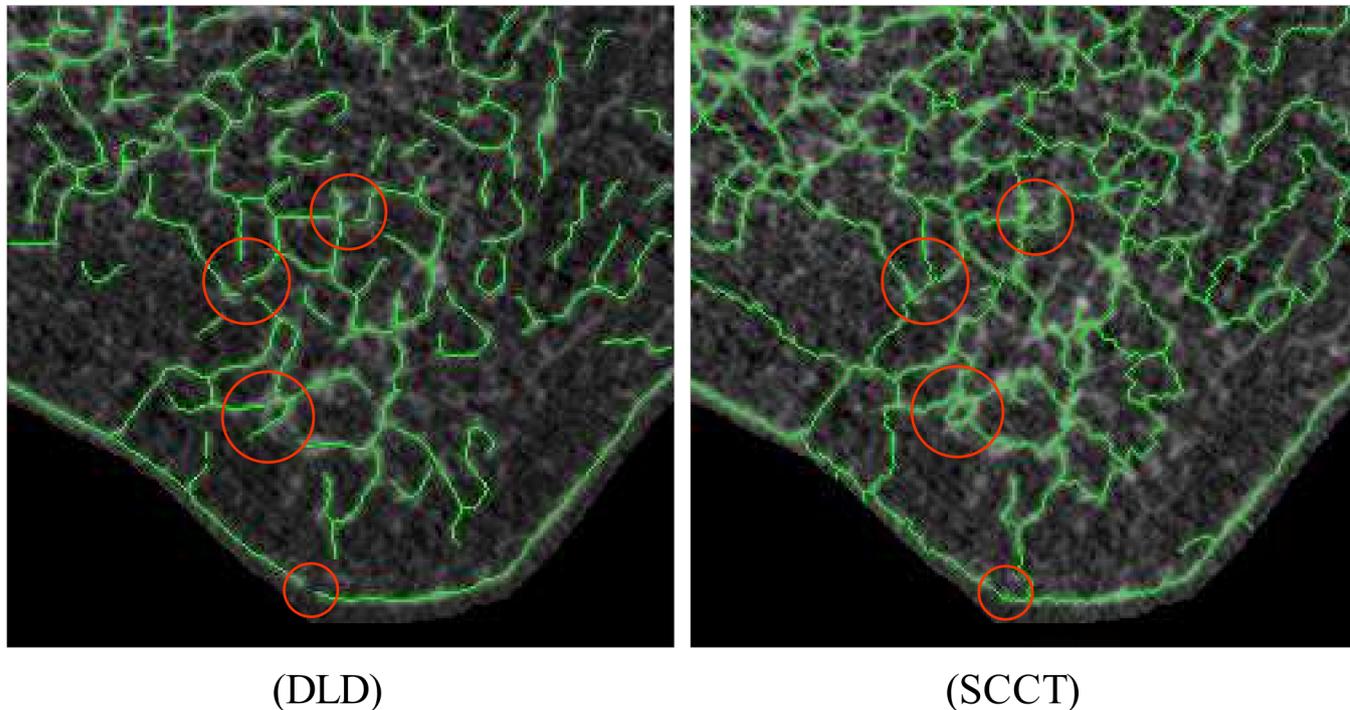


FIGURE 4.4 – Squelette superposé à limage initiale. (DLD) : $s = 2.5$, seuil bas= 0.2 and seuil haut= 0.8. (SCCT) : $\hat{\sigma} = 4$ et $\gamma = 5 \cdot 10^{-2}$. (Pink) : $\hat{\lambda} = \overline{\tau}_n \cdot \hat{\sigma} = 16$.

celle de l'approche classique des procédures de tests multiples.

Une thèse financée sur projet⁵ par le CEA-LinkLab, a été réalisée sur ce sujet⁶ et a donné lieu plusieurs publications YOUSSEF et collab. [2015a,b, 2014] y compris celle en revue YOUSSEF et collab. [2016].

4.3 Décision statistique au profit du contrôle non destructif 3D

Dans cette section, on illustre deux configurations d'exploitation des outils de la décision statistique : pour la première le plus simple outil des tests statistiques et pour la seconde en y enchaînant une procédure de fusion. Les procédures statistiques de ces deux contributions sont issues de la littérature et permettent aboutir à la création de deux algorithmes du 3D en rupture avec les approches classiques.

Ces travaux ont été élaborés au profit du contrôle non destructif de pièces d'usinage qui ici s'effectue à l'aide de la radiographie et la tomographie rayon X.

5. ANR 2013-2016 : Reconstruction volumique accélérée en radiographie basse dose et bas coût pour le diagnostic précoce de l'arthrose (Voxelo), Paris Diderot, Thales, CEA.

6. Thèse soutenue en décembre 2016 : Squelettisation d'images en niveaux de gris et applications

L'imagerie par rayons X permet d'accéder à des informations bidimensionnelles (projections) et tridimensionnelles (après reconstruction tomographique) de la pièce à contrôler. Ces contrôles visent à rechercher des défauts dans l'objet (inhomogénéités, fissures, occlusions, ...) ou le contrôle géométrique (morphologie, dimensions, matériaux).

Les deux contributions résumées ci-dessous sont réalisées de 2010 à 2016. Chacune vise une composante de la chaîne de traitement : la détection en 3D de défauts de la pièce, objet de la première sous-section, et l'optimisation du stockage du volume résultant qui fait l'objet de la seconde sous-section.

Comme précédemment, je concentre la présentation de ces contributions sur l'apport statistique qui, dans les deux cas, constitue le coeur du travail.

4.3.1 Détection statistique de défauts d'une pièce d'usinage à partir de son jumeau numérique

Les méthodes de traitement d'image pour la détection automatique de défauts peuvent être divisées en deux catégories selon qu'elles s'appuient ou non sur une référence. Dans ce travail, je choisis la première approche car, dans bon nombre de cas, la pièce à inspecter est réalisée à partir d'un modèle CAO. Ce modèle numérique fournit une description fine de la pièce qui va jouer ici le rôle de jumeau numérique de la pièce à contrôler.

Dans la thématique de l'*industrie 4.0*, cette approche constitue actuellement un axe d'investigation dans l'inspection de pièce qu'elle soit issue d'une fabrication additive (impression 3D) ou soustractive tel que l'usinage **Qi et TAO [2018]**.

La grande majorité des techniques de la littérature réalise une détection 2D des défauts. Les méthodes de détection 3D impliquent quant à elles une étape préliminaire de reconstruction 3D.

Ici, comme dans le cas de la section 2.3 du chapitre 2, cette location 3D s'effectue sans avoir recours à une reconstruction 3D de l'objet examiné.

Comme dans **HAITH et collab. [2017]**⁷ et dans cette section 2.3 du chapitre 2, seul un nombre limité de vues sera nécessaire à notre analyse.

Par contre on ne s'arrête pas ici à la visualisation 3D du défaut. On y associe une probabilité d'erreur de détection de défaut qui permet de fournir un indicateur de fiabilité de la détection. Cette quantité, qui peut être reliée au concept de probabilité de détection **WEHLING et collab. [2011]**, est rendue accessible par une procédure de tests.

Comme classiquement, une comparaison de l'observation à un idéal est effectuée. On compare donc ici les radiographies de la pièce examinée avec les projections simulées de son jumeau, donc sans bruit. Les différentes étapes et entrées de l'algorithme mises en place sont illustrées dans la figure 4.5.

Cette chaîne de traitement est composée de deux grandes parties. La première calibre le jumeau numérique de manière à produire des projections simulées dans les mêmes conditions que celles des radiographies de la pièce. Le principe est décrit dans **BENTE-KAYA et collab. [2013]**.

Les projections simulées sont ensuite produites par le logiciel CIVA RX⁸ développé par la

7. les auteurs utilisent les techniques tomographiques centrées sur le défaut localisé sur des vues 2D en première étape

8. voir <http://insightkk.xsrv.jp/fr/products/non-destructive-testing-simulation/civa-x-ray>

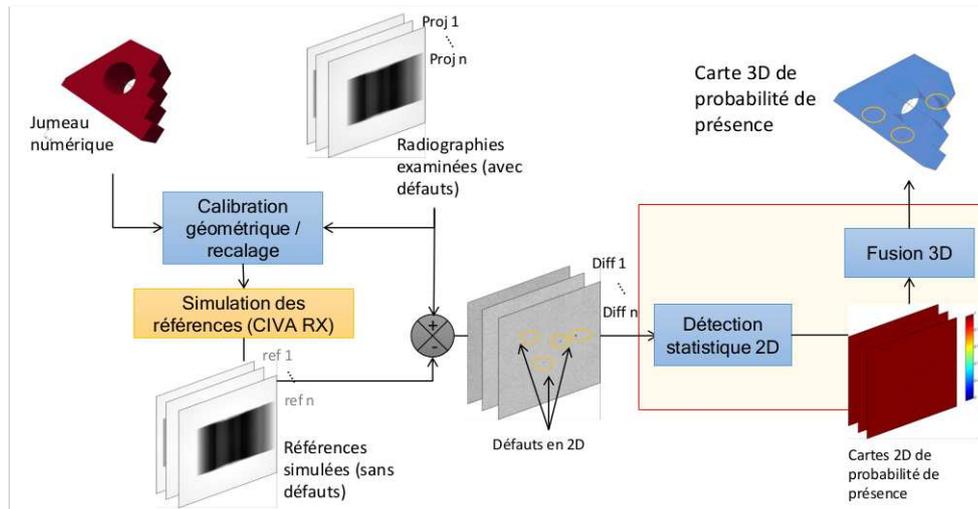


FIGURE 4.5 – Principe de l'algorithme de détection de défauts en 3D à partir du jumeau numérique de la pièce à examiner. En bas à droite, dans l'encadré, la brique statistique qui a donné lieu à un brevet publié à l'international en 2014 [BENTEKAYA et collab. \[2014\]](#).

Direction de la Recherche Technologique du CEA.

L'illustration du déroulé de l'algorithme se fait ici sur un jeu de données de simulation issu de l'inspection d'une bielle numérique. Trois défauts sphériques et trois défauts rectangulaires sont placés dans le modèle qui va être inspecté grâce à neuf vues simulées (voir figure 4.6).

Je me concentre ici sur la seconde partie de cette chaîne de traitement qu'est la brique

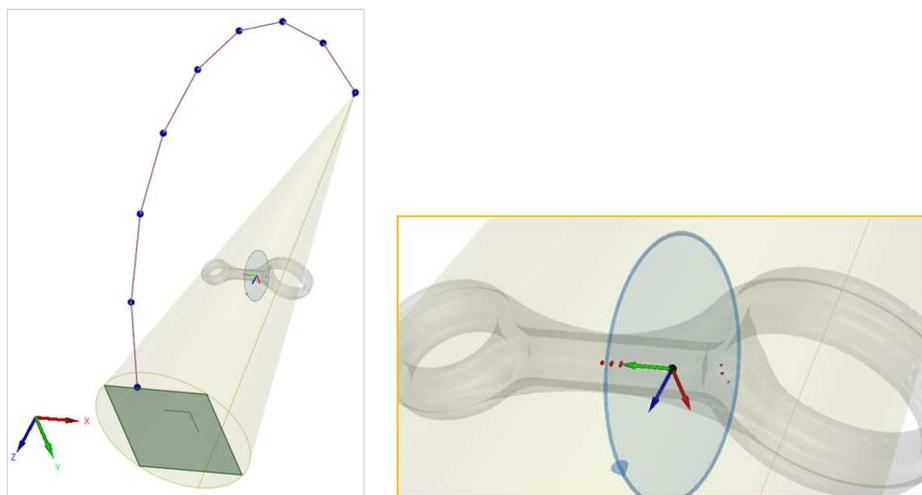


FIGURE 4.6 – Modèle numérique de bielle dans un volume de 640^3 voxels, chacun de taille 0.34mm^3 avec sur 3 défauts sphériques de diamètre 1, 0.9 et 0.6mm et 3 défauts rectangulaires de taille $1 \times 2 \times 0.5\text{mm}^3$, $1 \times 1.6 \times 0.6\text{mm}^3$ et $0.8 \times 1.2 \times 0.2\text{mm}^3$

statistique, située dans l'encadré en bas à droite de la figure 4.5 et sujet du brevet international publié en 2014 [BENTEKAYA et collab. \[2014\]](#).

Cette brique statistique est elle-même composée de deux blocs successifs. Le premier détecte en 2D les défauts à partir de l'image différence des radiographies de la pièce et des projections de son jumeau numérique. Le second positionne les défauts en 3D en asso-

çant une probabilité d'erreur de détection.

Le premier bloc extrait les défauts en 2D en les considérant comme une valeur aberrante de l'image de la différence. Les niveaux de gris de la radiographie étant le résultat du comptage d'un grand nombre de photons, ils sont généralement modélisés par une loi gaussienne. En supposant que l'image simulée à partir du jumeau constitue l'image des moyennes, les niveaux de l'image de leur différence sont donc supposés suivre ici une même loi normale centrée.

La présence de défauts va alors apparaître comme une valeur aberrante dans ce grand échantillon constitué par l'image de la différence.

Le test à mettre en place doit permettre de détecter plusieurs valeurs aberrantes en nombre inconnu dans ce grand échantillon.

La littérature du domaine nous amène à la généralisation du test de Grubbs proposé dans ROSNER [1983]. Il s'agit d'une procédure de fusion de tests adaptée à l'application emboîtée de tests unitaires de Grubbs.

En reprenant nos notations image, ce test va nous permettre d'identifier parmi k pixels $s \in S$ de l'image de différence X , ceux à considérer comme valeur aberrante.

Si α est le niveau choisi pour le test de fusion, alors la procédure de Grubbs généralisée proposée dans ROSNER [1983] est exploitée ici comme suit :

Étape 0 Calculer la moyenne empirique \bar{X} et de la variance empirique corrigée $\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{|S_0| - 1} \sum_{s \in S_0} (X_s - \bar{X})^2$ sur S_0 l'ensemble des pixels de S restreint à celui de pixels à l'ombre de la pièce, privé des k pixels aux niveaux les plus grands.

Étape 1 Calculer $R_1 = \max_{s \in S_0} \frac{|X_s - \bar{X}|}{\sqrt{\hat{\sigma}^2}}$,

Étape 2 est une étape de récurrence.

Si l'on note $S_1 = S_0$, à l'itération $l \in \{2, \dots, k\}$, on pose $S_l = S_{l-1} \setminus \{arg \max_{s \in S_{l-1}} \frac{|X_s - \bar{X}|}{\sqrt{\hat{\sigma}^2}}\}$.

On calcule alors R_l et le seuil associé λ_l comme suit :

$$R_l = \max_{s \in S_l} \frac{|X_s - \bar{X}|}{\sqrt{\hat{\sigma}^2}} \text{ et } \lambda_l = \frac{(n-l)t_{n-l-1}(p_l)}{\sqrt{(n-l+1)(n-l-1+t_{n-l-1}^2(p_l))}}, \quad (4.9)$$

Ici $p_l = 1 - \frac{\alpha}{n-l+1}$ et $t_{n-l-1}(p_l)$ est le quantile de la loi de Student à $n-l-1$ degré de liberté.

Étape 3 On décide selon la procédure de tests de Grubbs généralisée :

H_0 l'échantillon ne comporte aucune valeur aberrante si pour tout $l = 1, \dots, k$, $R_l \leq \lambda_l$.

H_1 l'échantillon comporte $l_{max} = \max_{R_i > \lambda_i} \{i \leq k\}$ valeurs aberrantes quand qu'il existe un indice $l \in \{1, \dots, k\}$ tel que $R_l > \lambda_l$.

Il faut noter que l'étape 0 est le résultat d'une modification de celle proposée dans ROSNER [1983] à deux niveaux.

Le premier niveau concerne la limitation de l'échantillon à la zone d'ombre de la pièce qui est adoptée de manière à obtenir un ensemble homogène au sens de la variance. Par cette restriction, le pourcentage de pixels défauts augmente et contamine plus fortement

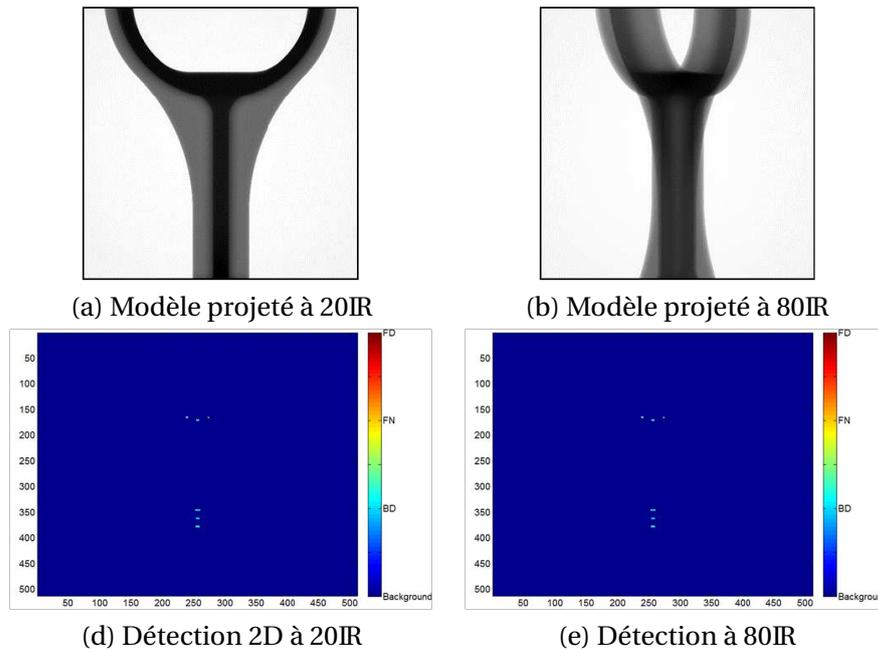


FIGURE 4.7 – Deux exemples de détection 2D des défauts de la bielle numérique présentée à la figure 4.6. Les p -valeurs sont présentées pour les détections obtenues pour un niveau de test de Grubbs généralisé $\alpha = 0.05$.

l'échantillon.

Le second niveau de modification consiste à éliminer les plus hautes valeurs de niveaux lors de cette estimation. Dans ce contexte spécifique où le nombre de valeurs aberrantes peut être important, ceci permet de garantir l'obtention d'estimation peu ou pas contaminée par les valeurs aberrantes présentes.

Les expérimentations ont permis de confirmer les constatations précédentes par l'obtention de meilleurs résultats sur nos données par cette modification par rapport à l'utilisation de tout l'ensemble S proposée dans la procédure dans ROSNER [1983].

Enfin, nous ajoutons à l'étape 3 le calcul de la p -valeur du test unitaire de manière à fournir en sortie une probabilité d'erreur de détection de défaut en chaque pixel de l'image de différence, indicateur qui permet de rendre compte de la fiabilité de la détection.

La figure 4.7 donne deux exemples de projections 2D du jumeau numérique de la bielle présentée en figure 4.6. On y visualise les p -valeurs de la détection de défauts par le test de Grubbs généralisé.

Pour ce premier bloc de traitement, on remarque une bonne détection des défauts dans son ensemble. Le plus petit défaut sphérique d'à peine 2 voxels a, bien sûr, le plus de mal à être détecté. Par cohérence, les p -valeurs de ses voxels sont donc élevées.

Les \mathcal{K} images de p -valeurs des projections acquises (10 à 30) constituent l'entrée de la seconde partie de la brique statistique dédiée à la génération du volume final de p -valeurs.

Les deux catégories de procédures de fusion de la littérature que sont les tests globaux BECKER et collab. [1994]; SEXTON et collab. [2012] et les procédures tests multiples BENJAMINI et collab. [2001]; HOLM [1979]; VERHOEVEN et collab. [2005] ont été testées sur nos données.

A noter que l'application de la dernière approche repose sur l'hypothèse qu'en chaque

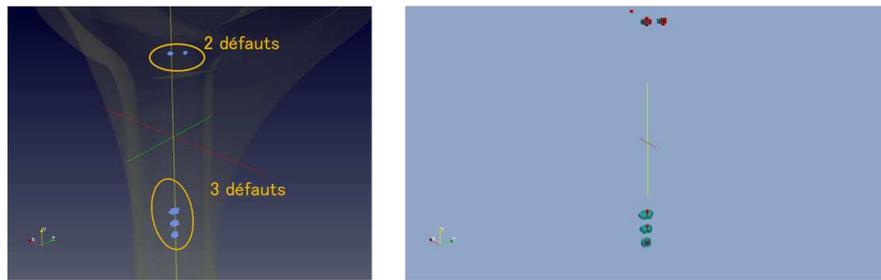


FIGURE 4.8 – Résultats d'inspection d'une bielle numérique contenant 6 défauts à l'aide de 9 radiographies pour une procédure de niveau $\alpha = 0.05$. A gauche la détection positionnée dans la bielle. A droite la visualisation de la détection (bleu) superposée à la vérité terrain des défauts.

voxel, l'ensemble des \mathcal{K} les tests de Grubbs généralisés peut conduire à décider tout type de combinaisons d'hypothèses. Cette hypothèse de combinaisons libres a du sens puisque les données sur lesquelles sont construites ces décisions sont différentes puisque issues de \mathcal{K} images radiographiques. Cette hypothèse ainsi vérifiée permet l'application des procédures de tests multiples comme définies par S. Holm [HOLM \[1979\]](#) et présentée en section 3.2 du chapitre 3.

La p -valeur de chaque voxel fournit la probabilité de décider à tort que le voxel appartient à un défaut. En seuillant les p -valeurs de chaque voxel par le niveau de test global, le volume binaire résultant fournit une détection des défauts sans aucune reconstruction de l'objet inspecté.

La figure 4.8 présente les résultats 3D de l'inspection de la bielle numérique présentée en figure 4.6 examinée sur 9 vues radiographiques.

On voit ici que le plus petit défaut a disparu. Grâce à ce type d'évaluation, on est en capacité de déduire la sensibilité de la procédure pour des conditions d'acquisition donnée. Dans le cas présent, la procédure sera en capacité de détecter des défauts de plus de deux voxels.

On constate aussi un étalement de la forme du défaut détecté. Ceci peut s'expliquer par la conjugaison de deux phénomènes.

Le premier est induit par le système d'acquisition qui repose sur une rotation de la source autour de l'objet. Ceci conduit les positions de la source à appartenir à un même plan lors de l'acquisition des vues. Les défauts étant très proches de ce plan, l'information disponible sur la profondeur du défaut fournie dans ce plan par les vues est donc redondante et non complétée par d'autres d'angles de vues. Cette configuration peut expliquer en partie cet étalement du défaut amené lors de la rétroprojection dans le plan de rotation. Plus particulièrement, le rayon, quand il devient tangent voir aligné à la surface de la pièce, produit une ombre sur-estimée sur la cellule du détecteur associée au pixel. Il est découlé une différence sur-estimée au pixel de la projection correspondante qui se propage lors de la fusion de nos p -valeurs.

Le second phénomène est le niveau peu exigeant ($\alpha = 0.05$) qui a été choisi pour cette procédure. Ce choix avait pour objectif d'aller chercher les valeurs les plus grandes possibles de p -valeurs qui nous permettent la détection du plus petit défaut. Maintenant que la sensibilité est connue, il serait plus efficace descendre ce niveau pour obtenir une meilleure localisation des défauts.

Ce sujet de contrôle non destructif a fait l'objet d'une thèse⁹ effectuée en cotutelle entre l'École Nationale d'Ingénieurs de Tunis et l'INSA de Lyon. Comme sept thèses en cotutelle avec des institutions de l'enseignement supérieur en Tunisie, elle a été financée par le programme "Technothèse" mise en place par la Direction de la Recherche Technologique du CEA. L'étudiant a participé à l'ensemble des publications associées à ce travail [BEN TEKAYA et collab. \[2014, 2013\]](#).

4.3.2 Discrétisation irrégulière fonction du contenu 3D

On s'intéresse maintenant à la contribution des tests statistiques dans la mise en oeuvre d'un nouvel algorithme de discrétisation d'un volume tomographique 3D.

De par l'avancée technologique des détecteurs et leur résolution, la tomographie 3D permet d'accéder à des données de haute résolution qui, en contre partie, mène à des volumes de grande taille. Cette démarche répond bien sûr au besoin d'analyser ou de détecter des informations critiques sur ces zones de petite taille, comme par exemple, la détection de défauts ou l'analyse de données tomographiques dans le cadre médical.

Mais leur stockage devient coûteux et les temps de calcul requis pour leur analyse s'envolent.

Cette situation est le cas d'usage de l'algorithme présenté dans cette sous-section. Ici la discrétisation résultante du volume vise à conserver une résolution fine dans les régions de détails d'intérêt tout en attribuant une résolution bien plus grossière aux régions non informatives.

Pour résoudre ce dilemme lié au coût de l'accès à ces petites structures d'intérêt, certains auteurs ont suggéré d'utiliser une représentation d'image adaptée au contenu. L'ensemble des méthodes passent par une étape de la reconstruction tomographique pour en extraire la discrétisation adéquate [BUYENS et collab. \[2013\]](#); [SITEK et collab. \[2006\]](#).

Dans la même idée que dans la section précédente et dans cette section 2.3 du chapitre 2, l'algorithme proposé permet de s'affranchir de toute reconstruction.

Je résume ici ma contribution sur ce sujet qui s'est faite en collaboration avec les co-auteurs des publications [CAZASNOVES et collab. \[2015, 2018, 2016\]](#). Ce résumé reprend le coeur de notre publication [CAZASNOVES et collab. \[2018\]](#).

Cet algorithme, que nous avons baptisé SCAS pour *Statistical Content-Adapted Sampling*, procède en deux étapes.

La première étape consiste à extraire des projections 2D les interfaces projetées de l'objet. Ces interfaces, que nous considérons comme des bords dans les vues rayon X 2D de l'objet, sont ici obtenues par une version améliorée du détecteur de Canny [CANNY \[1986\]](#).

Dans un second temps, ces informations sont fusionnées en 3D par une rétroprojection par *tracé de rayon*. Ainsi à chaque voxel, ne correspond qu'un de pixel par projection.

Le volume ainsi formé X sur une grille régulière S correspond au comptage des pixels bords 2D.

La figure 4.9 schématise les entrées, sorties et blocs de traitement de l'algorithme SCAS.

Ainsi en chaque voxel $s \in S$, plus le comptage X_s est élevé (niveau de gris foncé dans la

9. Thèse d'Ismail Ben Tekaya Reconnaissance automatique de défauts par fusion de simulation-expérience pour le contrôle non-destructif en radiographie mono et multi vues, 2010-2012.

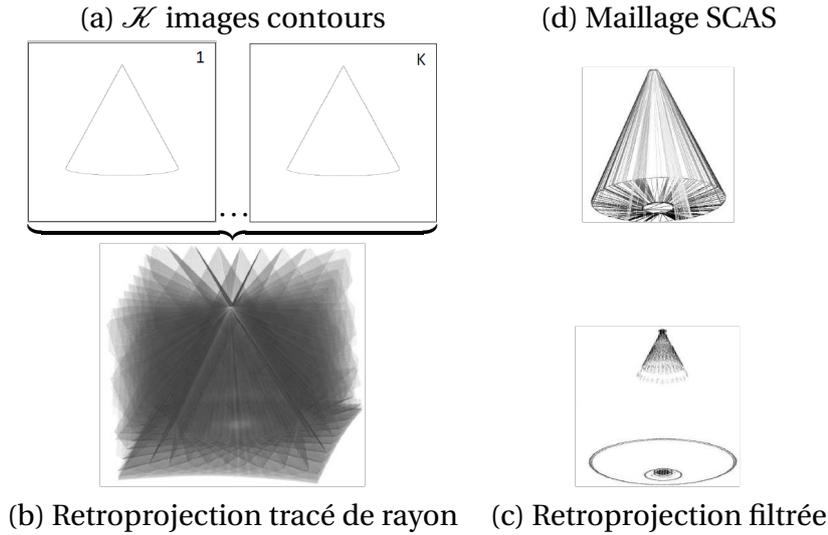


FIGURE 4.9 – Illustration de la chaîne de traitement de l’algorithme SCAS CAZASNOVES et collab. [2018]

figure 4.9.b), plus ses chances d’appartenir à une interface présente dans plusieurs directions sont importantes. Les noeuds du futur maillage permettant de discrétiser le volume sont donc à choisir dans cet ensemble.

De façon naturelle, chaque comptage X_s , $s \in S$, peut être modélisé par une loi de Poisson. Cependant, les images de détection de bords 2D sont parcimonieuses. Par conséquent, certaines coupes du volume peuvent avoir la plupart de leurs voxels de valeur nulle. L’histogramme résultant peut alors comporter un mode dominant en 0 dénaturant la nature Poissonnienne du comptage. L’élimination de ce mode peut conduire à une modélisation de chaque X_s non nul par une de Poisson tronquée en 0 (ZTP) introduite dans DAVID et JOHNSON [1952].

Notons S_{-0} cet ensemble de voxels. On considère donc ici que $(X_s)_{s \in S_{-0}}$ constitue un n -échantillon d’une loi ZTP :

$$X_s \sim \text{ZTP}(\theta), \quad (4.10)$$

où $\theta \in \mathbb{R}_+^*$ est le paramètre de la loi à estimer.

Par ailleurs, la sur-estimation de la détection inhérente au phénomène de dépendance à l’axe de rotation de l’acquisition déjà constatée en section précédente, doit ici être prise en compte. Ce phénomène peut malgré tout nous ramener à une loi de Poisson. Pour éviter ici une sur-discrétisation des surfaces alignées avec la direction du rayon, on choisit d’associer à chaque coupe sa distribution qui peut être soit une loi de Poisson, soit une ZTP, chacune avec son propre paramètre θ .

La décision de modélisation par l’une ou l’autre des distributions est réalisée par le test introduit dans MIZÈRE et collab. [2006] utilisant comme statistique de test l’indice de dispersion de Fisher.

Par la suite le paramètre de chaque coupe est estimé. Dans le cas de la loi de Poisson, on utilise l’estimateur du maximum de vraisemblance de son paramètre θ_p qui n’est autre que la moyenne empirique sur des données tronquées : $\hat{\theta}_p$.

L’estimation du paramètre θ de la loi $\text{ZTP}(\theta)$ est quant à lui obtenu par l’estimateur de Plackett introduit dans PLACKETT [1953] de manière à tirer partie de la taille de l’échan-

tillon dans la précision et efficacité du calcul de l'estimation.

Reste maintenant à choisir le nombre ou bien le taux de voxels de type noeud par coupe.

Si α est ce taux, alors les noeuds $s \in S_{-0}$ de la coupe C seront ceux dont le comptage X_s qui vérifie :

$$X_s > Q_p(1 - \alpha), \quad (4.11)$$

où Q_p est la fonction quantile Poisson (respectivement ZTP) quand X_s suit une loi de Poisson (respectivement ZTP). A savoir, on utilise ici l'estimation de cette fonction quantile pour la loi ZTP proposée dans [GILCHRIST \[2000\]](#).

Dans l'ensemble des expérimentations que nous avons menées, le taux de noeuds α a été choisi entre 10^{-5} pour une sélection sévère des noeuds et 10^{-3} pour une sélection plus étendue conduisant donc à une discrétisation plus fine du volume.

Cette procédure statistique, deuxième étape de la chaîne du SCAS, permet d'extraire de ces données de comptage le nuage de points significatifs échantillonnant les interfaces 3D comme illustré en en figure 4.9.c.

Le maillage 3D adapté au contenu est obtenu au final par tétraèdre Delaunay contraint.

L'évaluation de notre procédure de discrétisation SCAS est réalisée à travers la reconstruction tomographique qui découle des vues 2D, données d'entrées de l'algorithme. Cette reconstruction est réalisée par l'algorithme OS-SART adapté à cette discrétisation [WANG et JIANG \[2004\]](#) et ce, sans aucune régularisation.

Les évaluations ont été faites sur un ensemble de données simulées et réelles.

Comme indiqué en conclusion de notre publication [CAZASNOVES et collab. \[2018\]](#), un ensemble de données extrêmement réduit - 30 projections 512^2 à 1024^2 - permet à l'algorithme SCAS de produire un maillage de l'objet 3D en moins d'une minute.

Les reconstructions OS-SART déduites de ce maillage sont, elles, obtenues en 10 minutes environ avec un niveau de qualité allant de 20 à 26dB. Une illustration de la qualité de reconstruction est donnée en figure 4.10(c-d) au cours du processus itératif de reconstruction OS-SART. Plus précisément, cette illustration saisit ici le moment où la qualité de la reconstruction à partir du maillage SCAS (20dB) dépasse celle de la reconstruction sur la grille régulière (15dB) qui se produit à quatre itérations de l'OS-SART.

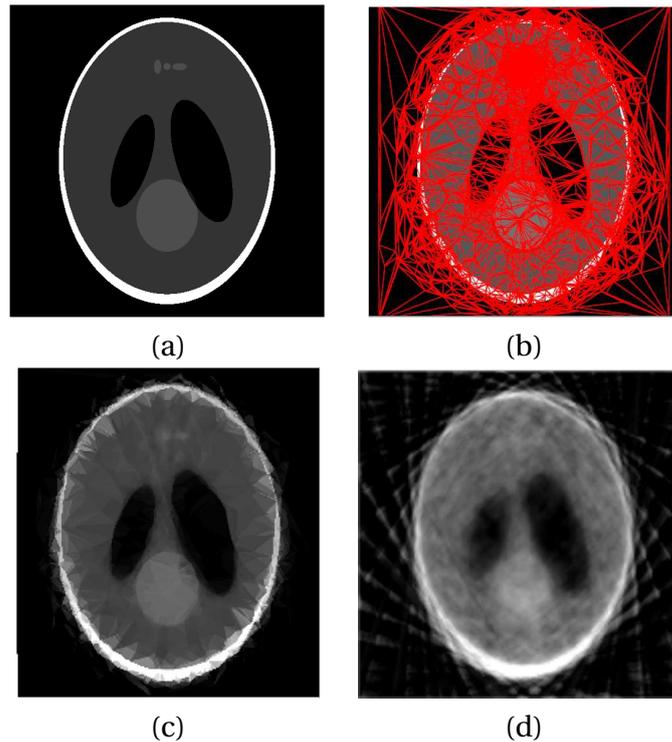
La diminution en terme de nombre de cellules est ici de plus de 95%, et le facteur de gain en espace mémoire de stockage est compris entre 3 et 4. La figure 4.10(b) donne une illustration de ces résultats.

En terme de gain d'espace mémoire, les performance du SCAS sont appréciables puisque nous obtenons pour les trois fantômes numériques testés, une représentation du maillage réduite en terme de cellules de 97% à 99% par rapport à la version régulière voxellisée.

Quant aux volumes reconstruits, ils occupent alors jusqu'à 90% de mémoire en moins.

En terme de qualité des nuages de noeuds, on obtient là entre 60% et 80% des noeuds à au plus 2 voxels de la surface de l'objet. Cette qualité de positionnement des noeuds est, bien sûr, dépendante du taux α à choisir par l'utilisateur.

Ces travaux ont donné lieu à trois publications toutes co-signées par le doctorant [CAZASNOVES et collab. \[2015, 2018, 2016\]](#)



Données	grille Voxellisée	Maillage SCAS
# Cellules	134 217 728	7 285 149
Temps calcul(s)	NA	105.84
Fichier (Mo)	512	184

FIGURE 4.10 – Illustration de résultats sur le Shepp-Logan : (a) Coupe transversale centrale (b) Maillage SCAC de (a) puis coupe reconstruite à partir de 30 projections 1024^2 par 4 itérations de l'OS-SART (c) adapté au maillage SCAS et (d) une reconstruction OS-SART sur une grille régulière de 512^3 voxels- droite.

4.4 Conclusion

Ce chapitre m'a permis d'illustrer l'extraordinaire plasticité que procurent les outils de décision statistique dans la mise en oeuvre d'algorithmes d'image. Leur exploitation m'ont permis d'objectiver des algorithmes existants pour aller jusqu'à la création d'algorithmes en rupture avec les approches existantes. Leur simplicité permet de plus d'atteindre des temps de calcul et de stockage appréciables.

L'ensemble des travaux présentés dans ce chapitre a permis à quatre étudiants de réaliser leur thèse dont l'une a pu aussi poursuivre en post-doctorat au sein de la plateforme CEA-LinkLab.

Ces travaux ont permis de générer plusieurs publications. Les publications centrées sur les outils de décision statistique comptent 2 publications en journal [BENTEKAYA et collab. \[2013\]](#); [YOUSSEF et collab. \[2016\]](#), 9 en conférences internationales [AYADI et collab. \[2006a, 2007a, 2006b, 2008\]](#); [CAZASNOVES et collab. \[2015, 2018\]](#); [SEVESTRE-GHALILA et collab. \[2004\]](#); [YOUSSEF et collab. \[2015a,b, 2014\]](#), 2 en conférences nationales [AYADI et collab. \[2007b, 2012\]](#) et deux brevets [BENTEKAYA et collab. \[2014\]](#); [CAZASNOVES et collab. \[2016\]](#).

Il est à noter que les travaux présentés en section 4.2 ont permis à la doctorante sur ce sujet d'être sélectionnée par un business angel à partir le Proof of Concept de cette brique optimisée sur carte. Ces travaux ont également permis à notre partenaire TELNET de remporter un contrat sur le contrôle de câbles.

... Et le support des activités par projet

La mise en oeuvre de ces travaux et leur motivation ont vu le jour grâce à quatre projets collaboratifs nationaux à la fois en Tunisie et en France, et grâce à un projet collaboratif bilatéral entre la France et la Tunisie.

Les deux applications centrales sont l'analyse de la structure de l'os pour les travaux présentés aux deux premières sections de ce chapitre, et le contrôle non destructif pour la dernière section de ce même chapitre. Chaque application a donné lieu à deux lots de projets.

Pour l'analyse structurelle de l'os, cet appui démarre par le financement du programme CMCU¹⁰ d'un projet franco-tunisien. Intitulé **Analyse d'images médicales pour l'aide au diagnostic en Tunisie**, il permet sur la période 2003-2006 de soutenir les actions du MAP5 avec ses partenaires tunisiens autour d'applications médicales comme celle du diagnostic de l'ostéoporose. J'assure d'ailleurs le montage de ce dernier projet. Sur la période 2006-2011, période de la réalisation des travaux présentés dans les deux premières sections de ce chapitre, il s'ensuit deux projets ANR portés par le MAP5. Le premier, généraliste s'intitule **Milieus Poreux : Modèles et Image**. Le second, intitulé **Modèles Anisotropes de Textures. Applications à l'Imagerie Médicale** devient spécifique à l'analyse d'image médicale.

Le financement de la composante valorisation de ces travaux est assuré par un projet de valorisation en Tunisie que je monte en 2006 avec l'hôpital Charles Nicolle de Tunis. Intitulé **Outil d'aide au diagnostic précoce de la maladie de l'ostéoporose**, ce projet nous permet de tester sur une cohorte tunisienne composée de 853 femmes ménopausées, les solutions de l'équipe grâce à l'équipement BMA de la société D3A Medical Systems.

10. Comité Mixte de Coopération Universitaire : programme bilatéral franco-tunisien. Est maintenant multilatéral avec les pays du Maghreb

Concernant le contrôle non destructif, la brique 3D élaborée pour l'angiographie et présentée au chapitre 2, a motivé les débuts de mes travaux avec le CEA. Cet amorçage se fait dans le cadre d'un nouveau projet CMCU¹¹ que je monte avec mes collègues du CEA et venant en support du programme Technothèse mis en place par la Direction de la Recherche Technologique du CEA. C'est dans ce cadre qu'a été financée la thèse centrée sur la détection de défauts réalisée de 2010 à 2013 (voir la première partie de la section 4.3).

Ce sujet 3D donne naissance en 2013 à une ANR¹² portée par le laboratoire Bioingénierie et Bioimagerie Ostéo-Articulaires (B3OA) de l'Université Paris 7 avec le CEA-Tech et Thalès. Dans ce projet intitulé **Reconstruction volumique accélérée en radiographie basse dose et bas coût pour le diagnostic précoce de l'arthrose (Voxelo)**, les performances d'un nouveau capteur rayon X de la société Thalès sont évaluées en vue de fournir un équipement pour le diagnostic de la gonarthrose par la médecine « de ville ».

Ce projet fait converger les deux applications centrales de ce chapitre : l'analyse de la structure de l'os et le contrôle non destructif. Ces données alimentent les travaux présentés aux sections 4.2 et 4.3.2 de chapitre ainsi que les deux thèses qui s'y rattachent¹³ dont l'une se poursuit en un post-doc que je co-encadre.

11. CMCU 2010-2013 Reconstruction et Localisation de Sources par Modélisation Stochastique Multicapteurs : Application à la Spectrométrie, la Tomographie RX et la Localisation par microsismique

12. Avec Paris Diderot, Thales, CEA-LIST/DCSI.

13. Caractérisation de l'os cortical à partir d'images 3D, soutenue en 2012 cotutelle de thèse entre l'Unité de recherche Signaux et Systèmes de l'ENIT et le laboratoire B3OA de l'université Paris 7.

Représentation volumique adaptée à l'algorithmique de reconstruction 3D, thèse de l'INSA de Lyon depuis soutenue en décembre 2016.

4.5 Références

- ANTONINI, M., M. BARLAUD, P. MATHIEU et I. DAUBECHIES. 1992, «Image coding using wavelet transform», *IEEE Transactions on image processing*, vol. 1, n° 2, p. 205–220. 42
- AYADI, W., A. BENZAZZA et S. SEVESTRE-GHALILA. 2006a, «Osteoporosis detection by texture analysis based on m-band meyer's wavelet transform», dans *International Symposium on ImageVideo Communications over Fixed and Mobile Networks*, ISIVC'06, Yasmine-Hammamet, Tunisia, p. 4 pages. 44, 59
- AYADI, W., A. BENZAZZA-BENYAHIA et S. SEVESTRE-GHALILA. 2007a, «Quantification of microarchitecture bone junctions based on a dual tree m-band wavelet decomposition», dans *2007 Annual International Conference of the Ieee Engineering in Medicine and Biology Society, Vols 1-16*, Proceedings of Annual International Conference of the Ieee Engineering in Medicine and Biology Society, p. 5634–7. 44, 59
- AYADI, W., S. SEVESTRE-GHALILA et A. BENZAZZA-BENYAHIA. 2006b, «Osteoporosis visualization by densities projection based on a kernel convolution method», dans *Wavelet Applications in Industrial Processing Iv, Proceedings of SPIE*, vol. 6383, édité par F. Truchetet et O. Laligant. 44, 59
- AYADI, W., S. SEVESTRE-GHALILA et A. BENZAZZA-BENYAHIA. 2007b, «Quantification des connectivités de la micro-architecture osseuse via une décomposition en paquets d'ondelettes m-bandes», dans *GRETSI'07*, Troyes, France, p. 477–480. 44, 59
- AYADI, W., S. SEVESTRE-GHALILA et A. BENZAZZA-BENYAHIA. 2008, «Statistical detection of salient points using the dual tree m-band wavelet transform», dans *2008 16th European Signal Processing Conference*, IEEE, p. 1–5. 41, 43, 44, 59
- AYADI, W., S. SEVESTRE-GHALILA, A. BENZAZZA-BENYAHIA et N. MNIF. 2012, «Descripteurs multi-échelle de connexions du calcanéum pour le diagnostic de l'ostéoporose : évaluation sur un échantillon tunisien», dans *44ièmes Journées de la Société Française de la Statistique*, Société Française de la Statistique, Bruxelles, Belgique, p. 4 pages. 59
- BECKER, R., BJ, A. KARLSEN et P. LAAKE. 1994, «Combining significance levels», *Handbook of research synthesis*, p. 215–230. 53
- BENJAMINI, Y., D. YEKUTIELI et collab.. 2001, «The control of the false discovery rate in multiple testing under dependency», *The annals of statistics*, vol. 29, n° 4, p. 1165–1188. 53
- BENTEKAYA, I., F. BUYENS, V. KAFTANDJIAN et S. SEVESTRE-GHALILA. 2014, «Method of locating and representing defects in an object by radiography, corresponding computer program and system», URL <http://www.google.it/patents/US4741207>, wO 2014 096621. x, 51, 55, 59
- BENTEKAYA, I., V. KAFTANDJIAN, F. BUYENS, S. SEVESTRE et S. LEGOUPIL. 2013, «Registration-based geometric calibration of industrial x-ray tomography system», *IEEE Transactions on Nuclear Science*, vol. 60, n° 5, p. 3937–3944. 50, 55, 59
- BOX, G. E. et D. R. COX. 1964, «An analysis of transformations», *Journal of the Royal Statistical Society : Series B (Methodological)*, vol. 26, n° 2, p. 211–243. x, 42

- BUYENS, F., M. A. QUINTO, D. HOUZET et collab.. 2013, «Adaptive mesh reconstruction in x-ray tomography», dans *MICCAI Workshop on Mesh Processing in Medical Image Analysis*. 55
- CANNY, J. 1986, «A computational approach to edge detection», *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, n° 6, p. 679–698. 55
- CAZASNOVES, A., F. BUYENS et S. SEVESTRE-GHALILA. 2015, «Adapted sampling for 3d x-ray computed tomography», dans *The 13th International Meeting on Fully Three-Dimensional Image Reconstruction in Radiology and Nuclear Medicine (FULLY 3D)*, Newport, Rhode Island (USA). 55, 57, 59
- CAZASNOVES, A., S. SEVESTRE, F. BUYENS et F. PEYRIN. 2018, «Statistical content-adapted sampling (scas) for 3d computed tomography», *Computers in Biology and Medicine*, vol. 92, p. 9–21. x, 55, 56, 57, 59
- CAZASNOVES, A., S. SEVESTRE-GHALILA et F. BUYENS. 2016, «Procédé, dispositif et produit programme d'ordinateur de discrétisation d'un espace 3d», FR3024264. 55, 57, 59
- COUPRIE, M., F. BEZERRA et G. BERTRAND. 1999, «Grayscale image processing using topological operators», dans *SPIE Vision Geometry VIII.*, vol. 3811, p. 261–272. 45, 48, 49
- DAVID, F. et N. JOHNSON. 1952, «The truncated poisson», *Biometrics*, vol. 8, n° 4, p. 275–285. 56
- DIXON, W. J. 1950, «Analysis of extreme values», *The Annals of Mathematical Statistics*, vol. 21, n° 4, p. 488–506. 42
- GILCHRIST, W. 2000, *Statistical modelling with quantile functions*, Chapman and Hall/CRC. 57
- HAITH, M. I., P. HUTHWAITE et M. J. LOWE. 2017, «Defect characterisation from limited view pipeline radiography», *NDT & E International*, vol. 86, doi :<https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2016.12.007>, p. 186 – 198, ISSN 0963-8695. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0963869516302808>. 50
- HOLM, S. 1979, «A simple sequentially rejective multiple test procedure», *Scandinavian Journal of Statistics*, vol. 6, n° 2, p. 65–70. 39, 48, 53, 54
- KLINTSTRÖM, E., Ö. SMEDBY, R. MORENO et T. B. BRISMAR. 2014, «Trabecular bone structure parameters from 3d image processing of clinical multi-slice and cone-beam computed tomography data», *Skeletal radiology*, vol. 43, n° 2, p. 197–204. 41
- MIZÈRE, D., C. KOKONENDJI et S. DOSSOU-GBÉTÉ. 2006, «Quelques tests de la loi de poisson contre des alternatives générales basées sur l'indice de dispersion de fisher», *Revue de statistique appliquée*, vol. 54, n° 4, p. 61–84. 56
- PLACKETT, R. 1953, «The truncated poisson distribution», *Biometrics*, vol. 9, n° 4, p. 485–488. 56
- POTHUAUD, L., C. L. BENHAMOU, P. PORION, E. LESPESSAILLES, R. HARBA et P. LEVITZ. 2000, «Fractal dimension of trabecular bone projection texture is related to three-dimensional microarchitecture», *Journal of Bone and Mineral Research*, vol. 15, n° 4, p. 691–699, ISSN 0884-0431. 41

- QI, Q. et F. TAO. 2018, «Digital twin and big data towards smart manufacturing and industry 4.0 : 360 degree comparison», *IEEE Access*, vol. 6, doi :10.1109/ACCESS.2018.2793265, p. 3585–3593, ISSN 2169-3536. 50
- RONSE, C. 1986, «A topological characterization of thinning», *Theoretical Computer Science*, vol. 43, n° 0, p. 31 – 41, ISSN 0304-3975. 45
- ROSNER, B. 1983, «Percentage points for a generalized esd many-outlier procedure», *Technometrics*, vol. 25, n° 2, p. 165–172. 52, 53
- SEEMAN, E. et P. D. DELMAS. 2006, «Bone quality - the material and structural basis of bone strength and fragility», *New England journal of medicine*, vol. 354, n° 21, p. 2250–2261. 41
- SERRA, J. 1982, *Image Analysis and Mathematical Morphology*, Academic Press, London. 45
- SEVESTRE-GHALILA, S., A. BENAZZA-BENYAHIA, A. RICORDEAU, N. MELLOULI, C. CHAPPARD et C. L. BENHAMOU. 2004, «Texture image analysis for osteoporosis detection with morphological tools», dans *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - Miccai 2004, Pt 1, Proceedings, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3216, édité par C. Barillot, D. R. Haynor et P. Hellier, p. 87–94. 41, 59
- SEXTON, J., R. BLOMHOFF, A. KARLSEN et P. LAAKE. 2012, «Adaptive combination of dependent tests», *Computational Statistics & Data Analysis*, vol. 56, n° 6, p. 1935–1943. 53
- SITEK, A., R. HUESMAN et G. GULLBERG. 2006, «Tomographic reconstruction using an adaptive tetrahedral mesh defined by a point cloud», *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 25, n° 9, p. 1172–1179. 55
- STEGER, C. 1998, «An unbiased detector of curvilinear structures.», *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 20, n° 2, p. 113–125. 49
- VERHOEVEN, K. J., K. L. SIMONSEN et L. M. MCINTYRE. 2005, «Implementing false discovery rate control : increasing your power», *Oikos*, vol. 108, n° 3, p. 643–647. 53
- WANG, G. et M. JIANG. 2004, «Ordered-subset simultaneous algebraic reconstruction techniques (os-sart)», *Journal of X-ray Science and Technology*, vol. 12, n° 3, p. 169–178. 57
- WEHLING, P., R. A. LABUDDE, S. L. BRUNELLE et M. T. NELSON. 2011, «Probability of detection (pod) as a statistical model for the validation of qualitative methods», *Journal of AOAC International*, vol. 94, n° 1, p. 335–347, ISSN 1060-3271. 50
- YOUSSEF, R., A. KACEM, S. SEVESTRE-GHALILA et C. CHAPPARD. 2015a, «Graph structuring of skeleton object for its high-level exploitation», dans *Image Analysis and Recognition, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 9164, édité par M. Kamel et A. Campilho, p. 419–426. 49, 59
- YOUSSEF, R., A. RICORDEAU, S. SEVESTRE-GHALILA, A. BENAZZA-BENYAHYA et IEEE. 2015b, «Evaluation protocol of skeletonization applied to grayscale curvilinear structures», dans *2015 International Conference on Digital Image Computing : Techniques and Applications*, p. 317–322. 49, 59

YOUSSEF, R., S. SEVESTRE-GHALILA et A. RICORDEAU. 2014, «Statistical control of thinning algorithm with implementation based on hierarchical queues», dans *6th International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition*, p. 365–370. [49](#), [59](#)

YOUSSEF, R., S. SEVESTRE-GHALILA, A. RICORDEAU et A. BENZAÏA. 2016, «Self noise and contrast controlled thinning of gray images», *Pattern Recognition*, vol. 57, p. 97–114. [48](#), [49](#), [59](#)

Chapitre 5

Conclusion

A l'issue de ce rapport qui présente mon parcours de chercheur et d'enseignant, je vais dégager en guise de conclusion à la fois le fil conducteur qui l'a construit progressivement, présenter des perspectives à court, moyen et long terme qui en découlent et me permettre une réflexion plus générale étant donné ma position de chercheur appliqué orientée désormais vers la valorisation et le transfert technologique.

Dans ce manuscrit, je retrace ainsi les points clés de mes travaux de recherche réalisés à l'issue de ma thèse en mathématiques appliquées et d'un postdoctorat ciblant tous deux des applications agronomiques. Ces deux étapes du début de ma carrière de chercheur me permettent de découvrir la richesse et la puissance de deux outils "image" qui sont pour la première, les champs markoviens et pour la seconde, la morphologie mathématique. Forte de ces expériences, je décide de m'orienter vers des contributions de recherche guidées par les applications.

J'ai fait le choix de présenter dans ce manuscrit, le coeur de ces contributions. Elles s'appuient sur un "va-et-vient" entre briques "image-statistique" d'une part, et applications d'autre part, devenant ainsi le fil conducteur de mes travaux. Les trois chapitres 2, 3 et 4 le démontrent progressivement.

Dans le chapitre 2 dédié aux contributions à l'imagerie médicale par l'exploitation des champs markoviens, la première section 2.1 présente une simple application des modèles de régularisation existants (modèle de Pott). La contribution recherche est ici au niveau applicatif puisqu'il devient possible de localiser pour la première fois le réseau canalaire 3D de l'os, pressenti par les experts du domaine comme porteur d'information sur le processus de régénération de l'os.

En section 2.2, la contribution se situe à la fois sur les plans "image-statistique" et applicatif. Sur le plan image-statistique, un nouveau modèle markovien basé sur la loi de Nakagami est élaboré et permet de modéliser les données échographiques au plus près de la physique ultrasonore. Sur le plan applicatif, cette modélisation spatiale de la texture échographique donne alors accès à la comparaison locale entre tissus normaux et cancéreux. Ce résultat est mis au profit des recherches sur le mélanome.

C'est en section 2.3 que la contribution "image-statistique" prend le dessus à travers une innovation algorithmique de l'imagerie 3D par rayon X. Elle réside dans la fusion de l'opération de reconstruction 3D avec la segmentation 3D en partant de données de projection rayon X. Cette optimisation du nombre d'opérations pour le traitement de ces données en diminue fatalement la génération d'erreurs. De là, elle autorise la segmentations 3D à partir d'un faible nombre de vues. Cette approche de faible complexité amoindrissant les opportunités d'erreurs pour aller plus loin dans les capacités de traitement, vont guider

mes travaux futurs. Elle est d'ailleurs à la base de mes contributions au contrôle non destructif présentés en dernière section (4.3) du chapitre 4.

Mais avant cela, je reviens aux briques "image-statistique" avec un ensemble de contributions autour du modélisation graphique, objet du chapitre 3. Ici, ce sont les verrous statistiques rencontrés dans les applications "image" qui motivent ces contributions : la description de grands jeux de données y compris dans le cas de données manquantes. Je démarre ces travaux au moment de ma délégation au sein de la toute nouvelle école tunisienne d'ingénieurs statisticiens¹. Par cette délégation et la mission sous-jacente, je me plonge dans la programmation de la formation ingénieur dans ce domaine, dans l'enseignement de ses fondements, mais aussi dans la recherche menée alors dans cette école : la modélisation graphique. Ce contexte me donne l'occasion de réaliser deux contributions purement statistiques : l'une porte sur la mise en place d'un nouvel algorithme d'estimation du graphe de modèles graphiques, l'autre nourrit l'estimation des paramètres de champs markoviens grâce au lien évident entre ces deux modélisations. Ces travaux basés sur les tests multiples, me permettent de découvrir la facilité d'application et la portée sur la décision à base de critères multiples qu'offre cet outil de la décision statistique.

A l'issue de cette expérience, je vois alors dans les tests multiples une nouvelle opportunité pour contribuer à la recherche appliquée et ce, en adéquation avec la démarche que je souhaite désormais poursuivre : *insuffler l'intelligence de la statistique dans l'algorithmique de l'image avec une sobriété permettant de garder le cap vers les objectifs de l'application*. Le chapitre 4 en son entier illustre cette démarche.

Tout d'abord en première section de ce chapitre 4 (section 4.1), l'objectif applicatif est de caractériser la microarchitecture de l'os - objet 3D - observé sur une radiographie - support 2D. Pour améliorer la détection précoce de l'ostéoporose, l'approche impose de construire des indicateurs structurels issus d'outils différents de l'existant. Le contexte d'observation du 3D par une projection d'atténuation en 2D nous amène à adopter une analyse multi-échelle par ondelettes qui permettrait pour la première fois d'explorer l'apport de l'information de profondeur dans la caractérisation microarchitecture de l'os observé en 2D. Dans cette première exploration, les tests statistiques et leur procédure de tests multiples sont couplés à la transformation de Box et Cox pour prendre en compte le comportement des détails de la décomposition en ondelettes. Cet ensemble permet de mettre rapidement et facilement en évidence l'apport du multi-échelle dans ce contexte d'observation par projection pour cet objectif applicatif.

Les travaux de la section 4.2 du chapitre 4 poursuivent le même objectif applicatif de caractérisation de la microarchitecture de l'os mais cette fois directement observée en 3D. La squelettisation morphologique est ici un bon candidat pour rendre compte de la connexité du réseau osseux. Par contre, l'algorithmique la plus adaptée à cet objectif souffre de complexité de par l'enchevêtrement de critères contrôlés par des paramètres à fixer par l'utilisateur. Sans ajouter de la complexité algorithmique, une procédure de tests multiples dédiées, permet d'objectiver ces contrôles. Ceci est fait transposant ces choix de paramètres de contrôle à l'erreur de décision statistique associée à la combinaison de ces critères tout en neutralisant l'effet du bruit des données dans ce nouveau contrôle.

Enfin, en section 4.3 de ce même chapitre 4, les tests multiples sont de nouveau exploités pour aboutir à des algorithmes en rupture avec les approches du contrôle non destructif 3D par rayonnement X. Ils permettent de reprendre le concept de "deux phases en une" déjà adopté pour la segmentation 3D à partir de quelques vues rayon X, travaux décrits à la section 2.3 du chapitre 2.

1. École Supérieure de la Statistique et de l'Analyse de l'Information

Ce "va-et-vient" entre briques "image-statistique" et applications est pour moi une modalité d'aspiration et d'inspiration qui s'ajoute à celle du "dopage" d'algorithmes d'image par la formalisation statistique au profit de la faible complexité. C'est dans cette approche que je souhaite inscrire mes perspectives de recherche y compris de type R&D dans une continuité et ce, sur trois niveaux.

À court terme, très concrètement, je souhaite aller plus loin dans mes travaux sur l'estimation des paramètres de champs markoviens à partir des outils de la modélisation graphique, sujet de la section 3.2 du chapitre 3. Ce sont des outils puissants, encore insuffisamment exploités. Pour un premier travail sur ce sujet, il s'agirait de mettre en place l'évaluation de cette estimation à travers des simulations permettant de confronter cette approche aux meilleurs outils d'estimation de ces modèles markoviens.

À moyen terme, je pense que des pistes intéressantes basées sur les modèles graphiques se dessinent pour contribuer à l'explicabilité des approches de type apprentissage profond. Ceci est l'atout manquant que l'on se doit d'offrir à ce puissant outil. Cela permettrait d'adresser en toute sécurité des problématiques issues par exemple du domaine médical, de l'énergie ou encore des sciences de l'environnement. En effet, ces domaines producteurs de nombreuses données issues de modalités d'acquisition diverses, ont au cœur de leurs préoccupations la compréhension des processus. Il m'intéresserait d'explorer cette combinaison "modèle graphique - apprentissage profond" au profit du domaine des énergies renouvelables, devenu le cadre de mes applications de par mon intégration dans la composante CEA de l'Institut National de l'Énergie Solaire (INES).

À long terme enfin, en terme de thématique de recherche, ma contribution au contrôle non destructif par l'exploitation des outils de décision statistique m'a confortée dans cette voie de recherche appliquée : la décision statistique au profit de la sobriété algorithmique en image. Elle permet d'être en phase avec les préoccupations industrielles du moment : la réduction de la consommation énergétique calculatoire. Elle est en quelque sorte pour moi prémonitoire quand j'aborde la segmentation markovienne à partir de quelques vues présentée à la section 2.3 du chapitre 2. Elle se traduit ici par cette approche de « deux phases en une » de reconstruction-segmentation 3D. Son efficacité s'explique certainement par l'essence même de la statistique, être au plus près des données, et de là, autorise à une sélection de l'information pertinente. Les travaux sur le maillage irrégulier adapté à l'objet présenté à la sous-section 4.3.2 du chapitre 4 en procure encore une illustration.

De ce contrôle de la complexité, en terme de briques de traitement, appuyé de surcroît par l'extraction de l'information pertinente, fait émerger un autre atout de cette approche : une diminution de l'erreur du traitement qui ne peut que convaincre l'industrie.

Je souhaite ainsi à long terme poursuivre l'exploitation la décision statistique basée sur des modèles bien choisis au service de cette minimalisation de brique "image".

Je ne peux clore ce volet applicatif sans parler de l'organisation sous-jacente et des conditions que nécessitent à mes yeux la mise en oeuvre de tels travaux. Mon rattachement à la Direction de la Recherche Technologique (CEA-DRT), tout d'abord avec la responsabilité de la plateforme CEA LinkLab puis en tant que responsable programme au CEA d'INES, m'a permis de comprendre l'attention à porter au choix des équipes partenaires de manière à produire une réelle contribution centrée autour la recherche appliquée.

Une réflexion basée sur une bonne compréhension et appréhension de la chaîne de va-

leur de l'application est essentielle. Deux éléments y contribuent : les moyens d'expérimentation et les partenariats. Les nombreuses plateformes technologiques et la proximité avec le monde industriel de cette direction m'offre ce cadre, donc situé en aval de la chaîne.

En cohérence avec cette approche de "va-et-vient" entre briques "image-statistique" et applications, je choisirais de me concentrer et d'approfondir un partenariat avec le monde des data science pour la suite des mes activités de recherche.

Par l'expérimentation de cette méthodologie propre à la direction de la recherche technologique du CEA, basée sur la valorisation de briques déclinées dans différents domaines, je comprends que c'est par cette approche que je peux "optimiser" ma contribution statistique. Cette constatation est donc à la base de ma décision de participer à l'aventure CEA.

C'est pourquoi, d'un point de vue trajectoire de recherche, je désire, sans ambiguïté et avec enthousiasme, poursuivre celle d'une recherche multidisciplinaire associée à un transfert technologique qui constituent pour moi de puissantes sources d'inspiration.

À l'issue de la rédaction de cette synthèse de mes travaux de recherche et de R&D, s'impose une réflexion sur l'impact des travaux d'un chercheur d'un domaine appliqué tel que celui de la statistique ou de l'image. En effet, la satisfaction d'un chercheur, de son laboratoire, de son institution, est de voir que sa recherche "sert" et impacte son milieu. En même temps, il doit en permanence s'enrichir, y compris en contribuant à des domaines d'applications différents.

Le dilemme crée au final deux trajectoires de carrière pour ces chercheurs en recherche appliquée. La première orientée application est celle qui consiste à persévérer autour de ses outils au profit d'une application. La seconde orientée outil, consiste à contribuer sur l'outil lui-même et de tenter sa déclinaison sur plusieurs applications.

Personnellement, j'ai expérimenté ces deux contextes. Je classerais d'ailleurs mes travaux sur l'os dans la première catégorie, et ceux sur les champs markoviens dans la seconde.

L'impact est, me semble-t-il, à son comble quand les deux trajectoires s'entrelacent que ce soit en recherche ou lors de l'enseignement. Ainsi que j'ai pu le constater, quel que soit le niveau de la formation, licence ou master, nos étudiants appréhendent mieux la puissance des outils statistiques et l'importance de la rigueur mathématique, des hypothèses qu'ils doivent poser, de l'esprit critique à porter à leur analyse, lorsqu'il s'agit d'une conception dédiée à une problématique concrète.

Mais cela s'opère dans des contextes très particuliers où le chercheur se trouve suffisamment en aval dans la chaîne de valeur de l'application. En terme de recherche, tel est le cas pour des organismes spécialisés comme l'INSERM, l'INRA², le BRGM³ ou encore le CEA-DRT et en particulier pour sa composante à INES.

C'est dans ce dernier contexte qu'il m'a été possible de passer de « la formalisation statistique au transfert technologique » sans heurt, par des mécanismes fluides de valorisation de la recherche. Ces mécanismes - bien compris - laissent toute la latitude au chercheur d'évoluer entre ces deux trajectoires, avec un enrichissement continu lorsqu'il explore de surcroît des domaines d'applications différents.

2. Institut National de la Recherche Agronomique

3. Bureau de Recherche Géologique et Minière

Ma responsabilité de la plateforme technologique du CEA en Tunisie m'a permis durant plus de sept années de mettre en pratique cette approche dans le cadre idéal donné par une équipe pluridisciplinaire et multi-profil composée d'ingénieurs de l'entreprise d'accueil, TELNET, de chercheurs, de doctorants et post-doctorants. De nombreuses productions scientifiques (articles en journaux et brevets) et technologiques (proof of concept, démonstrateurs) ont pu ainsi voir le jour grâce à l'agilité de l'équipe. Cette dernière a su formaliser ses développements avec l'écosystème d'innovation euro-méditerranéen dans des projets collaboratifs institutionnels qu'ils soient nationaux, méditerranéens et européens.

Ainsi, ce parcours scientifique et technologique m'inscrit donc - je l'espère - dans une projection de management de la recherche appliquée et du transfert technologique appris d'un multiculturalisme à la fois scientifique et humain.

Annexe A

Mes publications

A.1 Références

- ANDREASEN, C., M. RUDEMO et S. SEVESTRE. 1997, «Assessment of weed density at an early stage by use of image processing», *Weed Research*, vol. 37, n° 1, p. 5–18.
- AYADI, W., A. BENZAZZA et S. SEVESTRE-GHALILA. 2006a, «Osteoporosis detection by texture analysis based on m-band meyer's wavelet transform», dans *International Symposium on ImageVideo Communications over Fixed and Mobile Networks, ISIVC'06*, Yasmine-Hammamet, Tunisia, p. 4 pages.
- AYADI, W., A. BENZAZZA-BENYAHIA et S. SEVESTRE-GHALILA. 2007a, «Quantification of microarchitecture bone junctions based on a dual tree m-band wavelet decomposition», dans *2007 Annual International Conference of the Ieee Engineering in Medicine and Biology Society, Vols 1-16*, Proceedings of Annual International Conference of the Ieee Engineering in Medicine and Biology Society, p. 5634–5637.
- AYADI, W., S. SEVESTRE-GHALILA et A. BENZAZZA-BENYAHIA. 2006b, «Osteoporosis visualization by densities projection based on a kernel convolution method», dans *Wavelet Applications in Industrial Processing Iv, Proceedings of SPIE*, vol. 6383, édité par F. Truchetet et O. Laligant.
- AYADI, W., S. SEVESTRE-GHALILA et A. BENZAZZA-BENYAHIA. 2007b, «Quantification des connectivités de la micro-architecture osseuse via une décomposition en paquets d'on-delettes m-bandes», dans *GRETSI'07*, Troyes, France, p. 477–480.
- AYADI, W., S. SEVESTRE-GHALILA et A. BENZAZZA-BENYAHIA. 2008, «Statistical detection of salient points using the dual tree m-band wavelet transform», dans *2008 16th European Signal Processing Conference*, IEEE, p. 1–5.
- AYADI, W., S. SEVESTRE-GHALILA, A. BENZAZZA-BENYAHIA et N. MNIF. 2012, «Descripteurs multi-échelle de connexions du calcanéum pour le diagnostic de l'ostéoporose : évaluation sur un échantillon tunisien», dans *44ièmes Journées de la Société Française de la Statistique*, Société Française de la Statistique, Bruxelles, Belgique, p. 4 pages.
- BELHADJ, Z., N. BOUHLEL, S. SEVESTRE-GHALILA et M. R. BOUSSEMA. 2000, «Heterogeneous sar texture characterization by means of markov random fields», dans *Igarss 2000 : Ieee 2000 International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Vol I - Vi, p. 579–581.

- BENGRICH, R., D. MALOUCHE et S. SEVESTRE-GHALILA. 2009, «Modèle graphique ou champ markovien gaussien en image : estimation du graphe de voisinage», dans *41ième Journées de la Société Française de la Statistique*, Bordeaux, p. 4 pages.
- BENSALAH, S., S. SEVESTRE-GHALILA, S. BENHAMOUN et A. B. C. CHAPPARD. 2009, «Cortical bone canal : Preliminary 3d study», dans *Journal of Clinical Densitometry*, 1, vol. 12, International Bone Densitometry Workshop, Elsevier, Italy, p. 130–131.
- BENSALAH, S., S. SEVESTRE-GHALILA, F. PEYRIN et C. CHAPPARD. 2011, «Shape and regularity of 3d cortical bone canals : Comparison between desktop and synchrotron radiation micro-ct images», dans *Biomedical Engineering*, Innsbruck, Austria.
- BOUHLEL, N., S. HAJJAJI, S. SEVESTRE et P. LAUGIER. 2009, «Texture analysis using nakagami-mrf model : preliminary results on ultrasound images of primary choroidal melanomas», dans *16th Ieee International Conference on Image Processing*, Vols 1-6, p. 4181–4184.
- BOUHLEL, N., S. SEVESTRE-GHALILA et C. GRAFFIGNE. 2006a, «New markov random field model based on nakagami distribution for modeling ultrasound rf-envelope», dans *14th European Signal Processing Conference EUSIPCO*, p. 5 pages.
- BOUHLEL, N., S. SEVESTRE-GHALILA, M. JAIDANE et C. GRAFFIGNE. 2006b, «Ultrasound backscatter characterization by using markov random field model», dans *2006 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vols 1-13*, International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), p. 2372–2375.
- BOUHLEL, N., S. SEVESTRE-GHALILA, H. RAJHI et R. HAMZA. 2004, «A new markov random field model based on kappa-distribution for textured ultrasound image», dans *Medical Imaging 2004 : Ultrasonic Imaging and Signal Processing, Proceedings of the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (Spie)*, vol. 5373, édité par W. F. Walker et S. Y. Emelianov, p. 363–372.
- CAZASNOVES, A., F. BUYENS et S. SEVESTRE-GHALILA. 2015, «Adapted sampling for 3d x-ray computed tomography», dans *The 13th International Meeting on Fully Three-Dimensional Image Reconstruction in Radiology and Nuclear Medicine (FULLY 3D)*, Newport, Rhode Island (USA), p. 440–443.
- CAZASNOVES, A., S. SEVESTRE, F. BUYENS et F. PEYRIN. 2018, «Statistical content-adapted sampling (scas) for 3d computed tomography», *Computers in Biology and Medicine*, vol. 92, p. 9–21.
- CAZASNOVES, A., S. SEVESTRE-GHALILA et F. BUYENS. 2016, «Procédé, dispositif et produit programme d'ordinateur de discrétisation d'un espace 3d», FR3024264.
- CHAARI, W. L., S. MOISAN, S. S. GHALILA et J.-P. RIGAUT. 2007, «Distributed intelligent medical assistant for osteoporosis detection», dans *29th Annual International Conference of the IEEE-Engineering-in-Medicine-and-Biology-Society, Lyon, FRANCE, Aug 22-26, 2007*, VOLS 1-16, p. 4347 – 4350.
- CHAKCHOUK, M., S. SEVESTRE-GHALILA, F. GHORBEL, F. TENZEKHTI et R. HAMZA. 2002, «Three-dimensional vascular network projective reconstruction from uncalibrated and non-subtracted x-ray rotational angiography image sequence», dans *SPIE Medical Imaging, Image analysis*, vol. 4684, San Diego (US).

- CHAKCHOUK, M., S. SEVESTRE-GHALILA et C. GRAFFIGNE. 2007, «The benefit of a kernel estimate based forward projection for iterative tomographic reconstruction techniques», dans *Proceeding of the 9th International Meeting on Fully Three-Dimensional Image Re- construction in Radiology and Nuclear Medicine*, Lindau, Germany.
- CHAKCHOUK, M., S. SEVESTRE-GHALILA et C. GRAFFIGNE. 2007, «The benefit of a kernel estimate based forward projection for iterative tomographic reconstruction techniques», dans *2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, p. 743–746.
- CHAKCHOUK, M., S. SEVESTRE-GHALILA, C. GRAFFIGNE, M. JAÏDANE, H. RAJHI et R. HAMZA. 2005, «Une méthode markovienne de reconstruction 3d des sténoses des vaisseaux sanguins à partir de quelques images d’angiographie rotative par rayons x», dans *GRETSI’05, 20 Colloque sur le traitement du signal et des images*, France, p. 401–404.
- DJAZIRI-LARBI, S., A. ZAIEN et S. SEVESTRE-GHALILA. 2016, «Voicing of animated gif by data hiding», *Multimedia Tools and Applications*, vol. 75, n° 8, p. 4559–4575.
- EL HAOUIJ, N., R. GHOZI, J.-M. POGGI, S. SEVESTRE-GHALILA et M. JAIDANE. 2019a, «Self-similarity analysis of vehicle driver’s electrodermal activity», *Quality and Reliability Engineering International*, vol. 35, n° 5, p. 1502–1513.
- EL HAOUIJ, N., J.-M. POGGI, R. GHOZI, S. SEVESTRE-GHALILA et M. JAIDANE. 2019b, «Random forest-based approach for physiological functional variable selection for driver’s stress level classification», *Statistical Methods and Applications*, vol. 28, n° 1, p. 157–185.
- EL HAOUIJ, N., J.-M. POGGI, S. SEVESTRE-GHALILA, R. GHOZI, M. JAIDANE et M. ASSOC COMP. 2018, «Affectiveroad system and database to assess driver’s attention», dans *33rd Annual Acm Symposium on Applied Computing*, p. 800–803.
- GHARSALLAH, H. M., R. YOUSSEF, J. D. LAREDO, S. S. GHALILA et C. CHAPPARD. 2016, «The input of the 3D characterization of local variation of Joint Space width in osteoarthritis disease using High-Resolution peripheral Quantitative Computed Tomography imaging», *EUROPEAN JOURNAL OF CLINICAL INVESTIGATION*, vol. 46, n° 1, SI, p. 104, ISSN 0014-2972.
- GHRIBI, K., S. SEVESTRE, Z. GUESSOUM, J. GIL-QUIJANO, D. MALOUCHE et A. YOUSSEF. 2014, «A survey on multi-agent management approaches in the context of intelligent energy systems», dans *2014 International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb*.
- KHAYATI, N., W. LEJOUAD-CHAARI et S. SEVESTRE-GHALILA. 2008, «A distributed image processing support system application to medical imaging», dans *2008 IEEE International Workshop on Imaging Systems and Techniques*, IEEE International Workshop on Imaging Systems and Techniques, p. 261–264.
- KONGBONGA, Y., H. GHALILA, M. ONANA, Y. MAJDI, Z. LAKHDAR, H. MEZLINI et S. SEVESTRE-GHALILA. 2011, «Characterization of vegetable oils by fluorescence spectroscopy», *Food and Nutrition Sciences*, vol. 2, n° 7, p. 692–699.

- MALOUCHE, D. et S. SEVESTRE-GHALILA. 2008, «Estimating high dimensional faithful gaussian graphical models by low-order conditioning», dans *Proceeding of the 26th IAS-TEDE International Multi-Conference on Applied Informatics, Artificial Intelligence and Applications*, 595-025, Innsbruck, Austria, p. 1–6.
- MEZLINI, H., C. FETITA, M. CANVA, J. MOREAU, H. GHALILA et S. GHALILA. «A new approach for real-time analysis of biomolecular interactions using surface plasmon resonance imaging SPRI», dans *Medical Imaging 2012 : Biomedical Applications in Molecular, Structural, and Functional Imaging*, vol. 8317.
- RANJANOMENNAHARY, P., S. S. GHALILA, D. MALOUCHE, A. MARCHADIER, M. RACHIDI, C. BENHAMOU et C. CHAPPARD. 2011, «Comparison of radiograph-based texture analysis and bone mineral density with three-dimensional microarchitecture of trabecular bone», *Medical Physics*, vol. 38, n° 1, p. 420–428.
- SEVESTRE, S., A. BENAZZA-BENYAHIA, H. CHERIF et W. SOUID. 2001, «Texture image analysis for osteoporosis detection with morphological tools», dans *Medical Imaging : 2001 : Image Processing, Pts 1-3, Proceedings of SPIE*, vol. 4322, édité par M. Sonka et K. M. Hanson, p. 1534–1541.
- SEVESTRE-GHALILA, S., A. BENAZZA-BENYAHIA, A. RICORDEAU, N. MELLOULI, C. CHAPPARD et C. BENHAMOU. 2004, «Texture image analysis for osteoporosis detection with morphological tools», dans *7th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI 2004), St Malo, FRANCE, SEP 26-29, 2004, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3216, édité par Barillot, C and Haynor, DR and Hellier, P, p. 87–94.
- TEKAYA, I. B., F. BUYENS, V. KAFTANDJIAN et S. SEVESTRE-GHALILA. 2014, «Method of locating and representing defects in an object by radiography, corresponding computer program and system», URL <http://www.google.it/patents/US4741207>, wO 2014 096621.
- YOUSSEF, R., A. KACEM, S. SEVESTRE-GHALILA et C. CHAPPARD. 2015a, «Graph structuring of skeleton object for its high-level exploitation», dans *Image Analysis and Recognition, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 9164, édité par M. Kamel et A. Campilho, p. 419–426.
- YOUSSEF, R., A. RICORDEAU, S. SEVESTRE-GHALILA et A. BENAZZA-BENYAHYA. 2015b, «Evaluation protocol of skeletonization applied to grayscale curvilinear structures», dans *2015 International Conference on Digital Image Computing : Techniques and Applications*, p. 317–322.
- YOUSSEF, R., S. SEVESTRE-GHALILA et A. RICORDEAU. 2014, «Statistical control of thinning algorithm with implementation based on hierarchical queues», dans *6th International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition*, p. 365–370.
- YOUSSEF, R., S. SEVESTRE-GHALILA, A. RICORDEAU et A. BENAZZA. 2016, «Self noise and contrast controlled thinning of gray images», *Pattern Recognition*, vol. 57, p. 97–114.

Annexe B

Co-encadrements de thèses

Cette annexe synthétise le contexte dans lequel j'ai pu effectuer le co-encadrement de 9 thèses en Mathématiques Appliquées depuis 2002.

Ces thèses sont majoritairement de l'Université Paris Descartes -nouvellement Paris Centre- et co-dirigées par un chercheur du laboratoire de Mathématiques Appliquées de Paris 5 (MAP5).

Mes activités de coopération internationale avec la Tunisie amorcées dès 2001 dans le cadre de mon poste de maître de conférences en Mathématiques Appliquées à l'UFR de Mathématiques et Informatique, m'ont permis d'effectuer des co-encadrements de doctorants à travers une double inscription en thèse par le biais de conventions de cotutelle de thèse établies avec deux écoles d'ingénieurs sur Tunis classées dans les 5 premières au concours des grandes écoles de Tunisie.

Il s'agit de l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis (ENIT) avec l'Unité de Recherche Signaux et Systèmes (U2S) et de l'Ecole Supérieure des communications de Tunis (SUP'COM) avec l'Unité de Recherche « Imagerie Satellitaire et ses Applications » (COSIM).

Dans chacun des cas de cotutelle, le co-directeur de thèse était membre de l'une de ces deux entités de recherche.

Neska EL HAOUIJ [Biosignals for driver's stress level assessment : functional variable selection and fractal characterization.](#)

Thèse en cotutelle entre l'Université Paris Saclay en Mathématiques Appliquées et de l'ENIT en STIC .

Première inscription : octobre 2014.

Soutenance : juillet 2018 à Paris Saclay.

Publications : 2 conférences nationales, 2 conférences internationales, 2 revues.

Mots clés : forêt aléatoire, fractal, plans d'expériences.

Co-directeurs de thèse

- Mériem JAIDANE, Professeure en TIC et Génie Electrique, U2S-ENIT,
- Jean-Michel POGGI, Professeur en Mathématiques Appliquées, Laboratoire de Mathématiques d'Orsay, Université Paris Saclay.

Co-encadrantes

- Raja GHOZI, Maître-assistante en TIC, U2S-ENIT,
- Sylvie SEVESTRE-GHALILA, responsable CEA-LinkLab, avec une participation à l'encadrement à 20%.

Financement : CEA-LinkLab et Laboratoire de Mathématiques d'Orsay.

Poste actuel : postdoctorante au Media Lab, Affective Computing Group, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, Massachusetts.

Khawla GRIBI , *Modélisation graphique et multi-agents pour le smart μ Grid.*

Thèse en cotutelle entre l'Université de Paris 6 en Informatique et l'ENIT en Mathématiques Appliquées.

Première inscription : janvier 2014

Soutenance : thèse non soutenue. Fin de l'encadrement en juin 2017. Khawla a trouvé un travail en France avant de finaliser la rédaction de son manuscrit de thèse.

Publications : 1 conférence nationale.

Mots clés : Prédiction et causalité de vecteurs temporels.

Co-directeurs de thèse

- Dhafer MALOUCHE, Professeur en Mathématiques Appliquées, ex-membre U2S-ENIT, actuellement chercheur au département « Statistics and Data Science » de l'Université de Yale.
- Zahia GUESSOUM, Maître de Conférences HDR en Informatique à l'Université de Reims, membre du CRESTIC, responsable de l'équipe MODECO et membre associé au LIP6.

Co-encadrants

- Javier GIL-QUIJANO, ingénieur-chercheur PhD au CEA Tech en région Sud, responsable Systèmes de transports intelligents et logistique,
- Sylvie SEVESTRE-GHALILA, responsable CEA-LinkLab avec une participation à l'encadrement à 40%.

Financement : CEA-LinkLab via un **Financement** tunisien de type CIFRE (programme tuniso-européen MOBIDOC) et CEA-LIST.

Poste actuel : ingénieur

Rabâa YOUSSEF , *Squelettisation d'images en niveaux de gris et applications.*

Thèse en cotutelle entre l'Université Paris Descartes en Mathématiques Appliquées et SUPCOM en TIC.

Première inscription : octobre 2010.

Soutenance : décembre 2015 à l'Université Paris Descartes.

Publications : 3 conférences nationales, 4 conférences internationales, 1 revue.

Mots clés : Morphologie mathématique, théorie de la décision, fusion de tests d'hypothèses statistiques, imagerie RX haute résolution.

Co-directeurs de thèse

- Amel BENZAÏZA, Professeure en TIC, membre de COSIM-SUP'COM,
- Frédéric RICHARD, Professeur en Mathématiques Appliquées à l'Université Aix-Marseille, Institut de Mathématiques de Marseille, responsable de l'équipe Signal et Image, ex-membre du MAP5.

Co-encadrante Sylvie SEVESTRE-GHALILA, responsable CEA-LinkLab avec une participation à l'encadrement à 95%.

Financement : CEA- LinkLab sur le projet ANR Voxelo.

Poste actuel Maître-assistant¹ à l'Université de Kairouan, Tunisie

Anthony CAZASNOVES *Représentation par maillage adapté pour la reconstruction 3D en tomographie par rayons X.*

Thèse en Traitement du Signal et Image de l'INSA de Lyon.

Première inscription : novembre 2012.

Soutenance : décembre 2015 au CEA-LIST Nano Innov, Paris Saclay.

1. équivalent maître de conférences

Publications : 1 conférence internationale, 1 revue, 1 brevet.

Mots clés : Maillage, 3D, théorie de la décision, fusion de tests d'hypothèses statistiques.

Directrice de thèse Françoise PEYRIN, Directeur de Recherche INSERM, Laboratoire Creatis, Université de Lyon. **Co-encadrantes**

- Fanny BUYENS, ingénieur-chercheur PhD du CEA Tech en région Pays de Loire, responsable de la plateforme imagerie RX robotisée, ex ingénieur-chercheur du CEA-LIST.
- Sylvie SEVESTRE-GHALILA, responsable CEA-LinkLab avec une participation à l'encadrement à 50%.

Financement : CEA-LIST.

Poste actuel : Data Scientist chez Earthcube et avant cela Ingénieur R&D spécialiste IA & Traitement image chez IDEMIA et GREENBIRDIE.

Ismail BENTEKAYA , *Accélération de la reconstruction tomographique X 3D à géométrie conique, implémentation sur GPU.*

Thèse en cotutelle entre l'INSA de Lyon en Traitement du Signal et Image, et l'ENIT en Génie Electrique.

Première inscription : mars 2010.

Soutenance : thèse non soutenue. Fin de l'encadrement en novembre 2014. Ismail a trouvé du travail en Allemagne avant de finaliser la rédaction de son manuscrit de thèse.

Publications : 1 revue, 1 brevet.

Mots clés : Contrôle Non Destructif, Théorie de la décision, fusion de tests d'hypothèses statistiques.

Directrices de thèse

- Valérie KAFTANDJIAN, Professeure à l'INSA de Lyon, Laboratoire Vibrations et Acoustique,
- Mériem JAIDANE, Professeure TIC et Génie Electrique, U2S-ENIT.

Co-encadrantes

- Fanny BUYENS, ingénieur-chercheur du CEA Tech en région Pays de Loire, responsable de la plateforme imagerie RX robotisée, ex ingénieur-chercheur du CEA-LIST.
- Sylvie SEVESTRE-GHALILA, responsable CEA-LinkLab avec une participation à l'encadrement à 60%.

Financement : sur le programme coopération avec la Tunisie du CEA Tech intitulé « technothèse ».

Walid AYADI , *Analyse de radiographies numériques pour l'aide au diagnostic de l'ostéoporose et quantification de l'information.*

Thèse en cotutelle entre l'Université Paris Descartes en Mathématiques Appliquées et SUPCOM en TIC. **Première inscription** : octobre 2005.

Soutenance : février 2011 à SUP'COM.

Publications : 2 conférences nationales, 4 conférences internationales.

Mots clés : ondelettes, décision statistique, points saillants.

Co-directrices de thèse

- Amel BENZAÏA, Professeure en TIC, membre de COSIM-SUPCOM,

— Anne ESTRADE, Professeure en Mathématiques Appliquées, actuellement directrice du laboratoire MAP5 de l'Université Paris Centre.

Co-encadrante : Sylvie SEVESTRE-GHALILA, Maître de Conférences en Mathématiques Appliquées à l'Université Paris Descartes, membre du MAP5 et membre associé U2S-ENIT avec une participation à l'encadrement à 70%. **Financement** : mobilités financées sur le projet ANR MIPOMODIM.

Poste actuel : Maître-assistant en Mathématiques Appliquées à l'ENIT, consultant Lead Data Scientist chez ONCODE.ca.

Sélim BENSALAH , [Caractérisation de l'os cortical à partir d'images 3D](#).

Thèse en cotutelle entre l'Université Paris Diderot en Traitement d'Image et l'ENIT en Télécommunications.

Première inscription : 2008.

Soutenance : février 2012 à l'Université Paris Diderot.

Publications : 2 conférences internationales.

Mots clés : ostéoporose, imagerie RX haute résolution, champ markovien, régularisation 3D.

Co-directrices de thèse

- Mériem JAIDANE, Professeure TIC et Génie Electrique, U2S-ENIT,
- Christine CHAPPARD, Chargée de Recherche HDR INSERM, laboratoire de Biologie, Bioingénierie et de Bioimagerie Ostéoarticulaires (B3OA) de l'Université Paris Diderot.

Co-encadrante : Sylvie SEVESTRE-GHALILA, Maître de Conférences en Mathématiques Appliquées, membre du MAP5 et membre associé à U2S-ENIT avec une participation à l'encadrement à 50%.

Financement : laboratoire B3OA.

Poste actuel : CEO Copdrive Inc.

Nizar BOUHLEL , [Analyse d'images de télé-échographie par champ markovien](#).

Thèse en cotutelle entre l'Université Paris Descartes en Mathématiques Appliquées et l'ENIT en Télécommunications.

Première inscription : novembre 2002.

Soutenance : décembre 2006 à l'Université Paris Descartes.

Publications : 1 conférence nationale, 4 conférences internationales, 1 revue.

Mots clés : champ markovien, texture, imagerie ultrasonore.

Co-directrices de thèse

- Mériem JAIDANE, Professeure TIC et Génie Electrique, U2S-ENIT,
- Christine GRAFFIGNE, Professeure en Mathématiques Appliquées à l'Université Paris Descartes, membre du MAP5.

Co-encadrante Sylvie SEVESTRE-GHALILA, Maître de Conférences en Mathématiques Appliquées à l'Université Paris Descartes, membre du MAP5 et membre associé à U2S-ENIT avec une participation à l'encadrement à 95%.

Financement : bourse de l'Agence Universitaire de la Francophonie et le projet CMCU 03S1107

Poste actuel : Maître assistant à l'université de Monastir, Tunisie en détachement à Rennes Institute of Electronics & Telecommunications (IETR)

Moez CHAKCHOUK , [Reconstruction 3D à partir de séquences d'images médicales](#). **Thèse en cotutelle** entre l'Université Paris Descartes en Mathématiques Appliquées et l'ENIT en Télécommunications.

Première inscription : octobre 2003

Soutenance : février 2009 à l'Université Paris Descartes.

Publications : 1 conférence nationale, 3 conférences internationales.

Mots clés : champ markovien, reconstruction 3D, imagerie RX.

Co-directrices de thèse

- Mériem JAIDANE, Professeure TIC et Génie Electrique, U2S-ENIT,
- Christine GRAFFIGNE, Professeure en Mathématiques Appliquées à l'Université Paris Descartes, membre du MAP5.

Co-encadrante Sylvie SEVESTRE-GHALILA, Maître de Conférences en Mathématiques Appliquées à l'Université Paris Descartes, membre du MAP5 et membre associé à U2S-ENIT avec une participation à l'encadrement à 95%.

Financement : laboratoire MAP5 et projet CMCU 03S1107.

Poste actuel Directeur général adjoint TIC à l'UNESCO, Paris.