



HAL
open science

Analyse d'images et de textures orientées appliquée à la caractérisation de matériaux et à la télédétection.

Christian Germain

► **To cite this version:**

Christian Germain. Analyse d'images et de textures orientées appliquée à la caractérisation de matériaux et à la télédétection.. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Sciences et Technologies - Bordeaux I, 2007. tel-00166449

HAL Id: tel-00166449

<https://theses.hal.science/tel-00166449v1>

Submitted on 6 Aug 2007

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.

UNIVERSITÉ DE BORDEAUX I

ÉCOLE DOCTORALE DE SCIENCES PHYSIQUES ET DE L'INGENIEUR

Christian GERMAIN

HABILITATION A DIRIGER DES RECHERCHES

SPÉCIALITÉ : PHYSIQUE

Analyse d'images et de textures orientées
appliquée à la caractérisation de matériaux
et à la télédétection.

Soutenue le 19 Juillet 2007.

Après avis de :

Jean-Pierre Cocquerez	Professeur à l'UTC (Compiègne)	Rapporteurs
Pascal Fouillat	Professeur à l'ENSEIRB (Bordeaux)	
Josiane Zerubia	Directrice de Recherche à l'INRIA (Sophia-Antipolis)	

Devant la commission d'examen formée de :

Pierre Baylou	Professeur à l'ENSEIRB, (Bordeaux)
Jean-Marc Chassery	Directeur de Recherche au CNRS (Grenoble)
Jean-Pierre Cocquerez	Professeur à l'UTC (Compiègne)
Pascal Fouillat	Professeur à l'ENSEIRB (Bordeaux)
Mohamed Najim	Professeur à l'ENSEIRB, (Bordeaux)
Josiane Zerubia	Directrice de Recherche à l'INRIA (Sophia-Antipolis)

Sommaire

Partie 1 : Synthèse des activités de recherche	9
Partie 2 : Activités de recherches	15
Préambule.....	15
2.1 Estimation des orientations locales dans une image	17
2.1.1 Introduction	17
2.1.2 Estimation des orientations locales uniques.....	19
2.1.3 Les orientations locales multiples	27
2.1.4 Conclusion et perspectives	35
2.2 Exploitation du champ des orientations locales d'une image	36
2.2.1 Introduction	36
2.2.2 Statistiques d'ordre 1 sur un champ d'orientation	37
2.2.3 Statistiques d'ordre 2 sur un champ d'orientation	41
2.2.4 Conclusion et perspectives	51
2.3 Acquisition d'image, analyse et incertitude	53
2.3.1 Introduction	53
2.3.2 Texture et stéréologie	55
2.3.3 Caractérisation de texture et incertitude.....	63
2.3.4 Conclusion et perspectives	77
2.4 Conclusion générale et perspectives scientifiques	78
2.5 Références bibliographiques	80
2.6 Liste des travaux et publications	85
2.7 Encadrement de la recherche.....	91

Partie 1

Synthèse des activités de recherche

Partie 1 : Synthèse des activités de recherche

Ce mémoire résume mes activités de recherche, exercées au sein de l'Equipe Signal et Images (ESI), de l'UMR IMS (Intégration du Matériau au Système).

Mes activités scientifiques ont classiquement débuté par l'initiation à la recherche réalisée dans le cadre d'un DEA en 1992-1993. Le sujet de mon mémoire de D.E.A [D1] portait sur les modèles markoviens appliqués à la segmentation d'images. Bien que le travail réalisé ait concerné principalement la segmentation en régions d'intensité homogène, ce fut pour moi la première occasion d'étudier les images texturées. Ce thème des images texturées est devenu par la suite le fil conducteur de mes activités de recherche. Celles-ci se déclinent en trois axes : « la caractérisation des textures et des champs d'orientation », « l'estimation du champ local des orientations » et enfin « la métrologie et l'analyse d'image ».

Le sujet de ma thèse [D2] a d'emblée concerné la caractérisation des textures directionnelles. Le sujet était d'ailleurs suscité par une problématique d'analyse d'images de matériaux composites proposée par la Société Européenne de Propulsion. Ce premier contact, datant de 1993, a été le point de départ d'une fructueuse collaboration de 14 ans (à ce jour), qui sera abordée plus loin. Le travail réalisé au cours de cette thèse a conduit à proposer un indicateur de l'anisotropie des textures. Cet indicateur est fondé sur des statistiques d'ordre deux calculées sur des champs d'orientation à une échelle donnée. La notion d'échelle recouvre à la fois une distance séparant un couple de points d'intérêt et la taille du support de calcul des statistiques. En faisant varier l'échelle, on obtient alors une courbe qui rend compte des phénomènes directionnels caractérisant efficacement la texture : anisotropie de la micro texture, arrangement des motifs texturaux en blocs, existence d'une tendance directionnelle à long terme, etc. Ce travail a fait l'objet d'un article dans la revue Signal Processing [A1] et a ensuite trouvé une suite naturelle dans la thèse de J.P. Da Costa [T5]. Nous avons en effet souhaité généraliser les avancées précédentes, afin de proposer une approche plus générique de caractérisation des textures directionnelles fondée sur des statistiques d'ordre 2 de champs d'orientation. Le fruit de ce travail est l'histogramme des différences spatiales pondérées d'orientation, associé à des descripteurs texturaux. Signalons que l'ensemble de ces outils de caractérisation texturale a fait l'objet d'applications à la caractérisation de matériaux composites thermo structuraux, observés par Microscopie Electronique à Transmission.

Le champ des orientations locales s'avérant un outil performant pour la caractérisation des textures, je me suis ensuite attaché à en améliorer l'estimation. En effet, il est apparu que, lorsque les caractéristiques des images étaient défavorables (bruit important, fréquences spatiales élevées, etc.) les estimateurs classiques de l'orientation étaient défaillants. Nous avons donc proposé un sujet de thèse à F. Le Pouliquen [T4], visant à obtenir des opérateurs dérivatifs optimisés pour l'estimation des orientations locales. Les opérateurs résultants se sont effectivement avérés significativement plus performants que les opérateurs classiques. Ce travail a d'ailleurs fait l'objet d'une publication dans la revue Pattern Recognition [A3]. Si les approches dérivatives sont particulièrement efficaces dans les cas où une seule orientation existe en un même point et à une échelle donnée, elles s'avèrent incapables de rendre compte des situations où plusieurs orientations co-existent comme c'est le cas pour des intersections de lignes, des coins, ou encore des textures complexes issues de la superposition ou de la juxtaposition de motifs directionnels. Dans ces situations, les filtres orientés offrent une solution à l'estimation des orientations. La thèse de F. Michelet [T3] nous a permis de proposer un nouvel opérateur d'orientation plus robuste et surtout plus sélectif que les classiques filtres de Gabor ou les filtres Steerable. Cet opérateur a été présenté dans la revue Signal Processing [A9] et dans [A6].

Ces différents estimateurs d'orientation ont été étudiés dans un contexte 2D. Des extensions 3D ont été proposées dans certains cas spécifiques. Dans le cadre de la thèse de Ch. Mulat [T6], bien que portant sur un sujet beaucoup plus large, nous avons proposé un estimateur de l'orientation vers l'axe d'objets cylindriques. Cet estimateur permet de détecter les axes de ce type d'objet, et ainsi d'obtenir des informations précieuses sur sa forme et sa localisation, sans avoir à procéder à la segmentation du bloc 3D. Ce travail fait l'objet d'une publication en révision favorable dans la revue « Signal Image and Video Processing » [A11].

Ces estimateurs des orientations locales ont été déclinés au travers d'applications variées. Les domaines privilégiés de ces applications sont la caractérisation de matériaux, l'imagerie sismique et la segmentation de parcelles viticoles en télédétection très haute résolution (publications dans [A8, A14]). D'autres applications ont été réalisées en amont et ou en aval de ces estimations. Citons par exemple les travaux publiés dans [A2] concernant l'extraction de structures arborescentes par modèles déformables, dans [A7] pour la diffusion anisotrope en imagerie sismique, dans [A10, A12] portant sur la segmentation de blocs 3D issus de micro tomographies de matériaux composites et effectués dans le cadre de la thèse de Julio Martin [T2] et enfin dans [A13] sur le rehaussement de ces mêmes blocs.

Le troisième axe de mon activité de recherche porte sur la métrologie fondée sur l'analyse d'image. Il résulte du constat suivant : Nous avons proposé, notamment à travers les deux axes précédents, de nombreux estimateurs des caractéristiques d'une image. Les résultats fournis par ces estimateurs sont assimilables à des mesures et, comme toute mesure, ils méritent que l'incertitude associée à leur estimation soit étudiée et si possible quantifiée. Cette quantification s'avère cruciale dans un contexte industriel tel que celui de la caractérisation de matériaux aéronautiques, que nous avons choisi comme cadre d'un sujet de thèse confié à R. Blanc [T1]. Le travail est centré sur la caractérisation volumique d'un matériau grâce à l'analyse d'une image 2D issue d'une section de ce matériau car il est assez emblématique de l'ampleur de la tâche. Pour résoudre ce problème nous avons abordé les deux aspects suivants.

Le premier est consacré à l'influence du plan de coupe sur la précision de la mesure et fait largement appel à des considérations stéréologiques. Il nous a conduit à proposer une démarche adaptée à la prise en compte de la texture 3D du matériau pour choisir le meilleur plan de coupe et corriger son influence sur la qualité de la mesure. Ces travaux ont fait l'objet de publications dans deux journaux ([A4] et [A5]).

Le second aspect aborde la quantification de l'incertitude et la représentativité de l'image. Cet aspect fait largement appel aux géostatistiques mais également aux processus de points marqués. Contrairement aux approches les plus classiques fondées sur ces deux techniques, la méthodologie que nous avons proposée évite la construction de modèles complexes ou peu robustes. De plus, elle permet d'aborder la représentativité de l'image par rapport à la section en étudiant le comportement asymptotique de la variance de la mesure, et en particulier la vitesse de décroissance de cette variance. La décomposition de Wold des textures 2D a permis d'établir des références pour ces comportements asymptotiques, dans le cas des estimateurs de la moyenne et de la variance des niveaux de gris. Au delà de son objectif initial, cette méthode peut d'ailleurs fournir un estimateur de l'homogénéité des textures, dans le contexte beaucoup plus général du traitement des images texturées. Une publication présentant le fruit de ce travail est en cours d'évaluation [A15].

Un autre volet important de mon activité scientifique concerne la valorisation des résultats de nos travaux. Plusieurs sujets de recherche présentés ci-dessus ont été suscités par des

préoccupations industrielles. A l'inverse, d'autres sujets a priori plus académiques, ont bénéficié de retombées industrielles a posteriori.

Le principal secteur de valorisation de mes travaux de recherche est la caractérisation des matériaux. La collaboration informelle et locale démarrée lors de ma thèse avec la Société Européenne de Propulsion a peu à peu évolué pour devenir un partenariat multi sites, qui nous donne aujourd'hui le statut de Pôle Externe de Recherche en « Textures et Mesures » du groupe industriel Safran. Au-delà de mon implication directe de chercheur, j'assure la coordination scientifique ainsi que la gestion administrative de ce partenariat.

Le partenariat s'articule autour de différentes missions. Les missions récurrentes consistent principalement à effectuer une veille technologique et scientifique (sur les sujets qui relèvent à la fois de l'analyse d'image et de la caractérisation des matériaux) mais également à assurer la pérennité des développements en analyse d'images effectués dans le cadre de la collaboration. Les missions ponctuelles relèvent de l'assistance à la maîtrise d'ouvrage. Elles naissent à chaque fois qu'un nouveau sujet émerge. Les actions pour les traiter consistent le plus souvent en des co-encadrements de stagiaires, ou en une assistance aux équipes de développement locales lorsqu'elles existent. La production de connaissance est traitée à travers des travaux de thèses ou le recrutement de post doctorants.

En 2007, douze plateformes d'analyse d'image ont été mises en œuvre au sein du groupe Safran sur sept sites industriels des sociétés Snecma Moteur, Turboméca, Messier-Bugatti et Snecma Propulsion Solide. Plus de quarante stagiaires, principalement issus de l'ENSEIRB, ont pu bénéficier d'un stage en analyse d'images dans ce cadre. Dix-sept applications d'analyse d'images sont aujourd'hui opérationnelles sur l'ensemble des sites. Elles sont pour la majorité exploitées quotidiennement en production. Notons enfin que ce partenariat s'inscrit maintenant dans le cadre de l'Institut Carnot MIB (Material Institute of Bordeaux), labellisé en 2006 par l'ANR, et dont notre laboratoire est l'une des composantes.

Ce partenariat pourrait à l'avenir prendre une dimension européenne, avec le dépôt du projet RTD « ND-Comp », pour « Non Destructive Testing of Composite Materials », dans le cadre du 7ème PCRD « Aeronautic and Air Transport ». Ce projet est piloté par Airbus et réunit 25 partenaires, dont EADS, Snecma, Agusta, Dassault, Rolls-Royce. Nous sommes responsables du « Work Package Image Analysis ».

J'ai pris part à d'autres actions de valorisation, notamment dans le domaine agronomique. C'est ainsi que je participe au projet européen PIMHAI qui a pour objectif le développement d'une Plate-forme d'Imagerie Multi et Hyper spectrale de l'Acquisition à l'Interprétation pour l'expertise et l'aide à la décision en gestion de l'environnement. Ce projet dispose d'un financement FEDER - InterReg IIIb. Ma contribution porte principalement sur la segmentation de parcelles viticoles à partir d'images à très haute résolution. J'ai participé à d'autres contrats plus ponctuels avec l'ITCF (devenu depuis Arvalis) visant à évaluer la densité d'épis de blés ou à caractériser la rugosité d'un lit de semence.

D'autres perspectives de valorisation de nos travaux résultent de la restructuration de notre groupe de recherche au sein de l'UMR IMS. En effet, l'UMR LAPS s'est regroupée avec les UMR IXL et PIOM, dont certaines équipes sont spécialisées dans l'élaboration de matériaux pour la micro électronique. Ces équipes ont fréquemment des besoins en terme de caractérisation de ces matériaux. Notre expertise en matière de caractérisation de matériaux par analyse d'images pourrait donc trouver ici un axe de collaboration et de valorisation très riche. Les premiers contacts, effectués dans le cadre de la thèse de R. Blanc sont à ce titre prometteurs.

Partie 2

Travaux de recherches

Partie 2 : Activités de recherches

Préambule

Mes activités de recherche ont classiquement débuté lors de ma thèse, qui m'a plongé très tôt dans l'univers des images texturées et en particulier celui des textures dites directionnelles. Les textures directionnelles ont ensuite, en quelque sorte, constitué le fil rouge de mon parcours scientifique.

On rencontre fréquemment ce type de textures dans la nature (imagerie sismique, empreintes digitales, etc.) mais aussi dans des images résultant d'activités humaines (matériaux composites, ou télédétection haute résolution de parcelle viticoles, par exemple). Par ailleurs, ce type de texture s'avère complexe à appréhender, compte tenu qu'il associe généralement des aspects déterministes et stochastiques, aussi bien au niveau de la forme des motifs texturaux que de leur disposition. Les textures directionnelles offrent donc simultanément des challenges scientifiques à relever et un contexte applicatif riche.

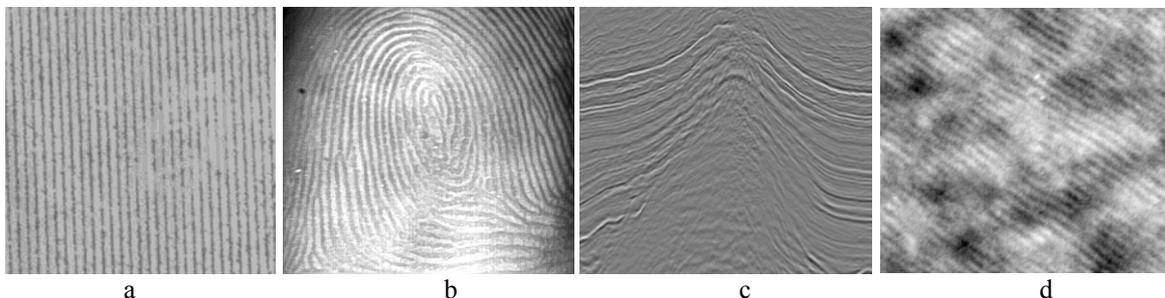


Fig.1. : Exemples de textures directionnelles. a) Rangs de vignes (Télédétection très haute résolution) ; b) Empreinte digitale, c) Profil géologique (Imagerie sismique) ; d) Matériau composite (Microscopie Electronique à Transmission).

Les premiers problèmes auxquels je me suis intéressé relèvent de la caractérisation des textures directionnelles par des statistiques d'ordre deux calculées sur des champs d'orientation. Ces travaux ont fait l'objet de ma thèse [D2], puis de celle de J.P. da Costa [T5], dont j'ai assuré le co-encadrement. Les approches résultantes permettent de caractériser finement la structure spatiale de textures directionnelles, tout en s'affranchissant de perturbations telles que le bruit ou les conditions d'éclairage de la scène observée.

Les champs des orientations locales d'une image sont à la base des approches que nous avons proposées, et il est rapidement apparu que, dans certains cas difficiles, les opérateurs classiques d'estimation des orientations locales s'avéraient défaillants. Nous avons donc tenté d'apporter des solutions à ces défaillances, en proposant deux approches originales pour l'estimation des orientations locales, l'une fondée sur des approches dérivatives (thèse de F. Le Pouliquen [T4]) et l'autre sur des filtres orientables (thèse de F. Michelet [T3]). Une extension 3D de ces travaux fait également l'objet d'une étude dans le cadre de la thèse de Ch. Mulat [T6]. Grâce à ces travaux, nous disposons maintenant d'une gamme d'estimateurs des orientations locales qui nous permet de répondre aussi bien à l'estimation d'orientations uniques (lignes, frontières droites) que d'orientations multiples (coins, intersections), avec un biais minimal y compris dans des environnements difficiles (bruit, haute fréquence, etc.).

Les deux axes de recherche précédents ont contribué à étudier et à proposer un assez grand nombre d'estimateurs et d'attributs texturaux. Considérant les estimateurs et les attributs comme des mesures, nous avons donc souhaité aborder la question de la fiabilité des mesures. Ce travail constitue un troisième axe de recherche, qui a débuté avec la thèse de

R. Blanc [T1]. Il s'agit principalement d'associer une incertitude aux mesures résultant d'une analyse d'image. S'agissant de mesures spatiales, ce problème difficile fait largement appel aux géostatistiques, mais concerne également la stéréologie, lorsque les estimations effectuées sur une image 2D (une coupe) traduisent des phénomènes 3D (un volume).

Le contexte applicatif de ces travaux est varié. La principale source, et chronologiquement la première, est la caractérisation des matériaux aéronautiques. Ces matériaux sont observés à travers des dispositifs aussi variés qu'une simple caméra, des microscopes optiques, microscopes électroniques à balayage ou à transmission, la tomographie ESRF¹, etc.. Les images qui en résultent montrent fréquemment des textures dont la caractérisation reflète la structure du matériau. Une collaboration avec des sociétés aéronautiques du groupe Safran initié dès 1994 a largement irrigué en applications les travaux présentés dans cette partie. Il est intéressant de noter que, si certains travaux ont trouvé a posteriori une application dans la caractérisation de matériaux aéronautique, à l'inverse certains travaux académiques ont été suscités par des questions posées par les industriels. C'est par exemple le cas du 3^{ème} axe évoqué ci-dessus, et relatif à l'incertitude de mesures obtenues par analyse d'image. Notons que la fusion récente de notre équipe dans l'UMR IMS (Intégration des Matériaux au Système) sera sans nul doute la source d'autres applications en collaboration avec d'autres équipes d'IMS.

Deux autres contextes applicatifs pour nos travaux méritent d'être évoqués. Il s'agit de la télédétection à très haute résolution et l'imagerie sismique. Le premier me tient tout particulièrement à cœur, pour des raisons à la fois pédagogiques et régionales. Il nous a permis de travailler sur des images de télédétection dédiées à la viticulture de précision, et ainsi d'aborder des questions telles que la segmentation parcellaire ou la caractérisation de la variabilité intra parcellaire. Ces applications, bien ancrées dans le contexte agro économique régional, irriguent profitablement mes enseignements à l'ENITAB. Quant à l'imagerie sismique, elle est au cœur de l'activité du LASIS laboratoire commun avec le groupe Total de certains de mes collègues de l'Equipe Signal et Image. L'imagerie sismique étant une source de textures directionnelles, nous avons pu exercer certaines de nos approches sur ces données.

Ces trois axes de recherche, illustrés par quelques-unes des applications qu'ils ont suscitées, sont présentés dans les chapitres suivants.

¹ European Synchrotron Radiation Facility

2.1 Estimation des orientations locales dans une image

2.1.1 Introduction

Perception de l'orientation dans une image numérique

Si l'orientation est évidemment directement liée à la notion géométrique, parfaitement définie, d'angle, l'orientation dans une image numérique est nettement plus délicate à définir. Considérons ici l'orientation dans les images numériques 2-D monochromatiques formées d'un ensemble fini de pixels dont la luminance est codée par un niveau de gris. Cette restriction aux images monochromatiques est acceptable car le processus de reconnaissance des orientations dans le cortex humain dépend surtout de la luminance [Gra95].

Dans ce contexte, la notion d'orientation est très étroitement liée à la perception visuelle. L'orientation en un point d'une image correspond à l'orientation du ou des axes caractérisant au mieux cette image d'un point de vue perceptuel [Mic06a]. Par exemple, la texture synthétique de la Fig.2 suggère en tout point une orientation unique et évidente qui correspond à l'angle perçu sur l'image, mesuré par rapport à une référence arbitraire.

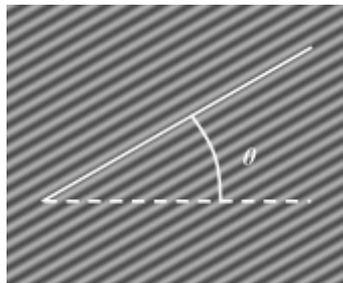


Fig.2. : Image présentant une orientation unique de 30°

Notons que l'orientation perçue dans cette image correspond à l'orientation des lignes d'iso niveau présentes dans cette image.

Dans le cas général l'orientation peut être assimilée à une simple direction et donc, estimée modulo π . C'est par exemple le cas en tout point de l'image de la Fig.2 Néanmoins, l'orientation n'est pas toujours perçue modulo π . En particulier, si la configuration locale de l'image l'exige, (Fig.3) un sens doit être associé à la direction des axes caractéristiques. L'orientation est alors une donnée estimée modulo 2π .

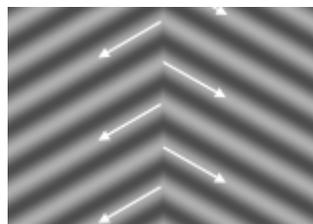


Fig.3. : Orientations modulo 2π

Le processus de la perception peut s'avérer plus complexe et l'estimation de l'orientation demande alors de prendre en compte plusieurs spécificités.

Existence de l'orientation, confiance

L'orientation n'existe pas forcément en tout point d'une image : dans une image présentant un niveau de gris uniforme, aucune orientation n'est perceptible et la mesure d'orientation est

sans objet. Sur l'image de la Fig.4a, une orientation n'est perceptible qu'au centre de l'image, et pas sur la périphérie. La Fig.4b présente une photo non texturée pour laquelle l'orientation existe seulement en certains points.



Fig.4. : Images ne présentant pas une orientation en tout point

Dans les situations où il est difficile de percevoir l'orientation, comme par exemple pour les images bruitées, un choix binaire désignant la présence où l'absence d'orientation ne suffit plus. Il convient alors d'associer une valeur de confiance à l'orientation.

Qu'elle existe en tout point ou non et quelle que soit la confiance qui lui est associée, l'orientation n'est ni constante, ni forcément unique sur toute l'image. Il est alors nécessaire de connaître l'orientation $\theta(x, y)$ en chaque point (x, y) de l'image. Les lignes d'iso niveau ne sont plus nécessairement des droites, mais plus généralement des courbes discrètes.

Orientation et échelle d'observation

L'échelle d'observation (ou d'analyse) joue un rôle prépondérant dans le processus d'estimation de l'orientation.

La Fig.5 illustre deux phénomènes :

- A petite échelle l'orientation varie suivant la localisation, alors qu'à l'échelle de l'image, l'orientation est unique.
- En un point donné, l'orientation varie selon l'échelle d'observation.

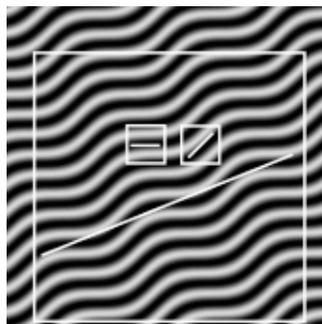


Fig.5. : Image présentant des orientations variant selon l'échelle

En terme d'estimation, cette échelle est assimilable à la taille du support d'analyse. Dans la suite, nous désignerons par « orientation locale », une orientation estimée en un point, à une échelle aussi petite que possible.

Orientations simples ou multiples

Plusieurs orientations peuvent également coexister en un même point indépendamment de l'échelle d'observation (Fig.6). Nous désignerons alors les différentes orientations locales rencontrées en ce point sous le terme d'orientations locales multiples. Dans tous les autres cas, nous parlerons d'orientation simple (ou unique).

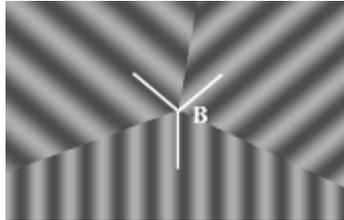


Fig.6. : Orientations multiples en B.

2.1.2 Estimation des orientations locales uniques

Le modèle de référence : la texture directionnelle.

Afin de formaliser le cadre de l'estimation d'une orientation locale unique, plaçons nous dans le cas d'une texture directionnelle définie par une fonction de profil h qui spécifie une variation d'amplitude le long d'une ligne orthogonale à l'orientation de la texture [LeP05]. Ainsi, pour tout pixel (x,y) , l'intensité de l'image f est alors donnée par :

$$f(x, y) = h(t)$$

Avec $t = x \cos \theta - y \sin \theta$ et θ l'orientation de la texture. La Fig.2 montre un exemple d'une telle texture avec $h(t) = \sin(t)$.

Un tel modèle peut sembler restrictif, mais il s'applique à la plupart des images laissant percevoir des orientations uniques, pour peu qu'on les considère localement.

A l'évidence, en s'appuyant sur ce modèle, estimer les orientations locales consiste à trouver θ en tout point (x,y) .

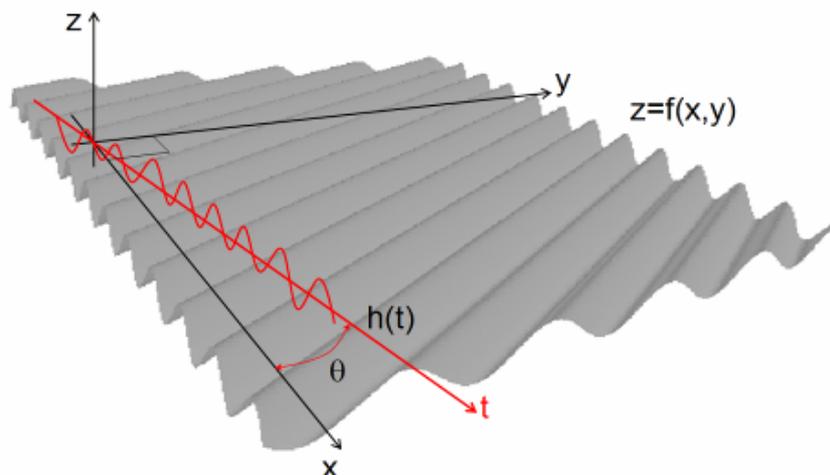


Fig.7. : Représentation « topographique » d'une texture directionnelle

La représentation « topographique » $z=f(x,y)$ sur la Fig.7, suggère que l'extraction des lignes de niveau, ou encore le calcul de composantes dérivatives (gradient ou dérivées secondes), qui permettent toutes deux d'obtenir directement l'orientation θ .

Les approches fondées sur l'extraction des lignes de niveau sont fréquemment dédiées à la segmentation d'objets texturés [PAR02] ou à la détection de motifs longiformes [DaC00] . Les lignes de niveaux sont en général mal définies dans le cas d'une grille discrète. Une tentative sera faite dans ce sens plus tard dans le cas des orientations multiples.

Les approches dérivatives sont, elles aussi, délicates à mettre en oeuvre dans la mesure où la notion de dérivée reste problématique dans le cas discret. Néanmoins, le caractère universel de la dérivation en fait une approche largement étudiée.

L'estimation d'orientation locale unique : les approches dérivatives

De nombreuses méthodes dérivatives ont été développées depuis 30 ans, tout particulièrement dans le domaine de la détection de contours, l'orientation du gradient traduisant l'orthogonale de la frontière. Lyvers et Mitchell [Lyv88] font un bilan de ce type d'approche, en distinguant notamment les filtres gradient selon qu'ils soient à réponse impulsionnelle finie (FIR) ou infinie (IIR). Les filtres FIR les plus populaires sont ceux de Sobel ou Prewitt mais la faible taille de leur support les rend très sensibles au bruit. Canny [Can86] a proposé un canevas optimal dans le but de construire un filtre FIR optimal, toujours dans le contexte de la détection de contour. Cependant, la complexité de la solution conduit à lui préférer une approximation fondée sur la dérivée première d'une gaussienne.

Suivant la même approche, Deriche [Der87, Der90] a proposé un filtre IIR qui permet une implantation exacte de l'approche de Canny. De plus une implantation récursive de ce filtre rend son coût calculatoire acceptable. D'autres filtres IIR, fondés sur des dérivées de Gaussiennes, ont été proposés [Kas87, Rao90, Rao 91, Rao92]. Toutes ces solutions sont robustes au bruit et leur échelle peut être adaptée au besoin. Néanmoins, elles ne sont jamais optimisées en terme d'estimation d'orientation et ne garantissent pas une estimation précise en tout point. En effet, ces méthodes perdent toute fiabilité à proximité des extrema locaux, là où le gradient devient très faible voire nul et son orientation indéfinie.

D'autres approches, fondées sur des bancs de filtres orientés existent (filtres de Gabor, Steerable...) [Gab46, Fre91, Per95], mais elles entrent alors dans la catégorie des estimateurs d'orientations multiples, traitée plus loin.

Enfin, les tenseurs d'orientation, ou tenseurs de structure, constituent une autre façon d'aborder ce problème, en s'appuyant sur la matrice de covariance du champ local de gradient [Kas87, Rao90, Rao91, Rao92, Don99]. Toutefois, dans la mesure où ces approches calculent des statistiques spatiales sur des gradient locaux, elles s'éloignent de la notion d'estimation de l'orientation locale.

Ces différentes approches permettent toutes d'estimer l'orientation en un point donné de l'image. Néanmoins, la plupart d'entre-elles ne sont pas optimisées pour l'estimation des orientations (leur biais peut dépasser 15°, voir Table 1) et l'effort consacré à accroître leur robustesse au bruit conduit souvent à des estimations que l'on ne peut plus qualifier de locales.

Notre contribution : les opérateurs GOP, VOP et GVOP

Nous avons développé une approche permettant de construire des filtres à réponse impulsionnelle finie permettant d'estimer l'orientation locale :

- En tout point de l'image ;
- Avec un biais minimum ;
- Avec une bonne immunité au bruit. ;

- Pour un support de taille paramétrable.

Ce travail a constitué le cœur de la thèse de Franck Le Pouliquen [LeP03]. Notre approche consiste à associer deux opérateurs distincts: l'un fondé sur l'estimation du gradient (GOP, Gradient OPERator), et l'autre sur l'estimation du "vallonnement" (VOP, Valleyiness OPERator). Le premier fournit des résultats optimaux partout sauf autour des lignes de crêtes et des vallées. Le second est pertinent sur les crêtes et les vallées mais il est inadapté près des zones d'inflexion. Les deux opérateurs sont construits sur la base de masques de convolution optimisés pour limiter le biais. La taille des masques est choisie en fonction de l'échelle d'analyse souhaitée. Nous combinons ensuite (page 20) ces opérateurs afin d'obtenir une réponse fiable en tout point (GV-JOE, Gradient and Valleyiness based Joint Orientation Estimation).

L'estimateur GOP se présente sous la forme de deux masques de convolution M_{G_x} et M_{G_y} (Fig.8a et b) de coefficients $(d_{ij}^g)_{i,j \in \mathbb{Z}^2}$. Les composantes du gradient G_x et G_y résultent de la convolution des masques M_{G_x} et M_{G_y} avec l'image $f(i,j)$: $G_x = M_{G_x} * f$ et $G_y = M_{G_y} * f$. L'orientation estimée s'obtient en calculant $\hat{\theta}(i,j) = \arctan \frac{-G_x(i,j)}{G_y(i,j)}$ et en identifiant $\hat{\theta}$ à θ

pour les fonctions profil polynomiales $h(t)=t^k$, avec k aussi grand que possible. Un développement en série de Taylor fournit une expression des composantes G_x et G_y .

Les masques génériques de l'opérateur VOP sont donnés sur les figures 8c et 8d. Ces masques sont composés de deux ensembles de coefficients $(d_{ij}^{v1})_{i,j \in \mathbb{Z}^2}$ et $(d_{ij}^{v2})_{i,j \in \mathbb{Z}^2}$. L'orientation

s'obtient par $\hat{\theta}(i,j) = \frac{1}{2} \arctan \frac{V_2(i,j)}{V_1(i,j)}$. L'expression des composantes V_1 et V_2 résulte comme

précédemment d'un développement en série de Taylor. Les masques VOP donnent une estimation modulo $\pi/2$, qu'un simple examen du voisinage du pixel étudié permet de lever.

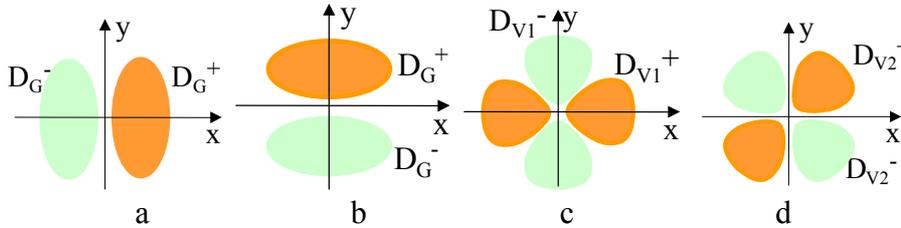


Fig.8. : Masques M_{G_x} , M_{G_y} , M_{DV1} et M_{DV2} .

Les développements en série des composantes G_1 , G_2 , V_1 et V_2 , limités à l'ordre k , permettent de formuler la contrainte de biais nul sous la forme des systèmes d'équations (C_i^G) et (C_i^V) .

	ordre $k=2$ ou 3	ordre $k=4$ ou 5
GOP	$C_1^G : 3 \sum_{i,j \in D_G} ij^2 d_{i,j}^g = \sum_{i,j \in D_G} i^3 d_{i,j}^g$	$C_1^G, C_2^G : 5 \sum_{i,j \in D_G} ij^4 d_{i,j}^g = \sum_{i,j \in D_G} i^5 d_{i,j}^g$
VOP	$C_1^V : \sum_{i,j \in D_{V_2}} 2ij d_{i,j}^{v2} = \sum_{i,j \in D_{V_1}} (i^2 - j^2) d_{i,j}^{v1}$	$C_1^V, C_2^V : \sum_{i,j \in D_{V_2}} 2ij(i^2 + j^2) d_{i,j}^{v2} = \sum_{i,j \in D_{V_1}} (i^4 - j^4) d_{i,j}^{v1}$

Plus l'ordre k sera élevé, plus la résolution du système de contraintes nécessitera un nombre élevé de coefficients pour satisfaire ces contraintes. La taille des masques et donc l'échelle d'analyse de l'orientation s'en trouveront accrues.

Si les contraintes sont satisfaites sans utiliser tous les coefficients libres du masque, les coefficients restés disponibles permettent de renforcer l'immunité au bruit du masque. Un schéma d'optimisation a d'ailleurs été proposé dans ce but dans [Dac01], dans le cas de textures à profil sinusoïdal.

Enfin, l'obtention en tout point (x,y) d'une estimation précise de l'orientation nécessite de combiner les deux opérateurs. Cette combinaison peut se faire de différentes façons. Pour l'opérateur GV-JOE, nous avons choisi de procéder à une détection des extrema et des zones d'inflexion de l'intensité de l'image. Le filtre GOP est appliqué sur les zones d'inflexion et le filtre VOP sur les zones d'extrema. L'orientation ainsi calculée est ensuite propagée aux points intermédiaires, c'est-à-dire ceux situés entre les zones d'inflexion et les zones d'extrema.

	GOP4	Sobel	Deriche ($\alpha=2$)	Prewitt
Biais	$<1^\circ$	6°	6°	17°

Table 1: Biais d'orientation maximum de plusieurs opérateurs Gradient, pour une texture unidirectionnelle de profil sinusoïdal (sans bruit) de période 4 pixels.

Appliqués sur des textures synthétiques, bruitées ou non, nos opérateurs donnent des résultats équivalents aux meilleurs estimateurs classiques dans la plupart des situations, mais se montrent nettement plus performants dans les situations difficiles, en particulier pour les textures hautes fréquences et en présence de bruit (Tables 1 et 2, [Lep03, Lep05]).

	GVOP	Steerable E2 (13x13)	Deriche ($\alpha=1$)	Prewitt
Dispersion angulaire moyenne (MAD)	3°	6°	37°	26°

Table 2: Dispersion angulaire moyenne (MAD) de plusieurs estimateurs d'orientation, pour une texture unidirectionnelle de profil sinusoïdal (période 4 pixels, angle 45° , bruitée SNR=1dB).

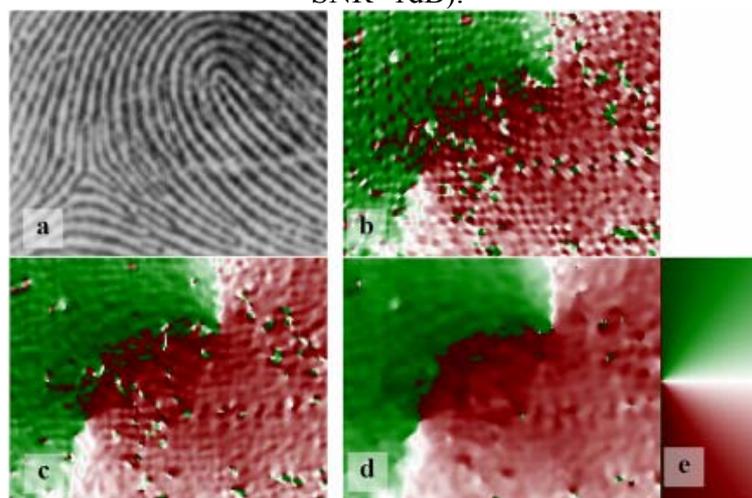


Fig.9. : Orientation dans une image d'empreinte digitale : (a) empreinte digitale. (b) orientation avec les filtres Steerable E2 (13x13); (c) orientation avec une ACP sur un gradient de Deriche ($\alpha=1.0$); (d) orientation avec GV-JOE; (e) Palette des orientations

La Fig.9 montre sur une image réelle (empreinte digitale) les résultats obtenus par plusieurs méthodes, et illustre la robustesse de notre approche.

L'obtention d'estimation non biaisée et robuste des orientations locales et trouve des applications dans des domaines variés, comme le rehaussement ou la détection de faille sismique par exemple [Lav07]. La Fig.10 montre un exemple de carte d'orientation calculée sur une donnée sismique avec GV-JOE et d'autres opérateurs classiques.

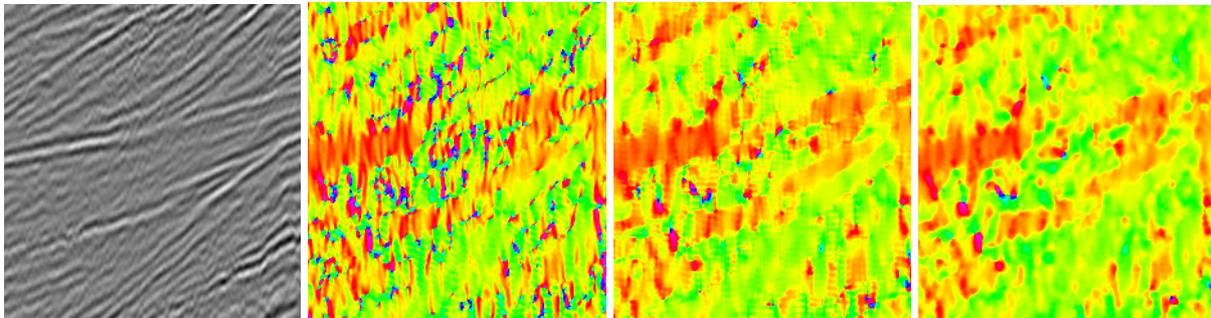


Fig.10. : Application sismique : a) Donnée sismique.
 (b) Orientation avec les filtres Steerable E2 (13x13); c) Orientation avec une ACP sur un gradient de Deriche ($\alpha=1.0$); d) Orientation avec GV-JOE.

Sur l'image Fig.10b, les filtres Steerable laissent apparaître de nombreux défauts (tâches bleues et mauves) et des zones biaisées (traînées verticales). De même, l'estimation fondée sur le gradient de Deriche (Fig.10c) s'avère biaisée. Un moiré horizontal perturbe la carte des orientations résultante. En revanche, la fiabilité des opérateurs GOP et VOP associée à l'implantation adaptative GV-JOE (Fig.10d) permettent d'obtenir une carte d'orientation à la fois lisse (exempte d'artéfacts) et précise (les zones remarquables restent bien délimitées). Cette évaluation reste qualitative et subjective, car il est difficile de disposer d'une vérité terrain pour ce type de donnée, mais cette impression visuelle conforte les mesures objectives obtenues sur les données synthétiques.

Une extension 3D : L'estimation de l'orientation vers l'axe d'un cylindre.

L'extension de notre approche en 3D n'est pas immédiate. En effet, il faut avant tout étendre la notion de texture directionnelle en 3D (texture volumique). Plusieurs modèles sont alors envisageables : juxtaposition de fils, superposition de feuillets, etc.... Une telle étude n'a pas encore été réalisée d'un point de vue général, même si l'extension 3D de la décomposition de Wold réalisée au sein de notre équipe [Sti07] procède un peu de cet esprit. Toutefois, porté par un besoin exprimé dans le cadre de la thèse de Christianne Mulat, nous avons abordé l'estimation des orientations dans un bloc 3D à travers un cas particulier : la détection de structures cylindriques.

Un enchevêtrement de structures cylindriques, tel que l'on peut en rencontrer en angiographie ou dans des matériaux composites Fig.11, s'étudie le plus souvent en commençant par une étape de segmentation, suivie par la détection des objets cylindriques [Rab05] et enfin l'estimation de leurs propriétés. Une telle démarche peut s'avérer difficile lorsque les objets sont peu homogènes ou lorsque leurs frontières sont mal définies. Une alternative consiste à utiliser localement la cylindricité de l'objet pour déterminer la direction vers l'axe des cylindres [Kri00]. Ensuite, les zones de convergence des directions détectées permettent d'obtenir l'axe du cylindre sans même avoir besoin de procéder à une segmentation. D'autres approches s'appuient sur l'utilisation de processus de points marqués comme dans [DES04].

Dans cet esprit nous avons proposé une approche originale [Mul07b] visant à obtenir un estimateur optimal fournissant, en tout point d'un objet de profil cylindrique, la direction vers l'axe de ce cylindre.



Fig.11. : Tomographie d'un composite fibreux (European Synchrotron Radiation Facility).

Nous présenterons tout d'abord notre approche dans un cas 2D, c'est à dire sur une coupe orthogonale du cylindre dans laquelle nous rechercherons le centre du disque correspondant à sa section. Le disque est décrit par sa fonction profil $f(r)$ avec $r = \sqrt{x^2 + y^2}$, pour un centre du disque supposé en $(0,0)$.

Pour chaque pixel, la direction vers le centre du disque est donnée par l'orientation θ du gradient. Nous considérons une fonction profil monomiale $f_k(r) = r^k, k \leq N$ sans perte de généralité. Une fonction f plus complexe peut s'exprimer grâce à un développement de Taylor, les propriétés induites demeurant valables grâce à la linéarité des opérateurs.

A partir de cette fonction profil nous construisons un filtre à réponse impulsionnelle finie pour estimer le gradient. Les coefficients du masque doivent respecter les mêmes conditions de symétrie que pour l'opérateur GOP dans le paragraphe précédent (Fig.8 a et b). Ensuite, le produit de convolution entre les masques m_x et m_y et l'image s'obtient grâce à la formulation de la fonction profil f [Mul07b].

$$f_x = f \otimes m_x = 2x \sum_{r=0}^{n-1} \sum_{s=0}^{n-r-1} \alpha_{rs} x^{2s} y^{2r}, \quad f_y = f \otimes m_y = 2y \sum_{r=0}^{n-1} \sum_{s=0}^{n-r-1} \alpha_{rs} x^{2r} y^{2s},$$

$$\text{avec } \alpha_{rs} = \binom{n}{r} \binom{2(n-r)}{2s+1} \sum_{i \in \mathbb{N}^*} b_{i0} i^{2(n-r-s)-1} + 2 \sum_{k=s+1}^{n-r} \left[\binom{n}{k} \binom{2(n-k)}{2r} \binom{2k}{2s+1} \sum_{i \in \mathbb{N}^*} \sum_{j \in \mathbb{N}^*} b_{ij} j^{2(n-k-r)} i^{2(k-s)-1} \right]$$

et $\binom{n}{r}$ représente les coefficients binomiaux.

La condition de non biais $\frac{y}{x} = \frac{f_y}{f_x}, \forall (x, y)$, appliquée à cette formulation, permet de déterminer les coefficients des masques du gradient.

On obtient ainsi des masques non biaisés pour des fonctions profil d'ordre $N \leq 10$, ce qui suffit largement en pratique, à condition que N soit pair. Le cas N impair n'a pas permis de construire une démarche analytique, mais néanmoins le biais rencontré pour une telle fonction profil reste infime.

L'extension 3D est assez directe dans le cas de cylindres horizontaux ou verticaux, en ajoutant simplement un axe de symétrie supplémentaire. Cet axe de symétrie permet de retrouver les mêmes contraintes que dans le cas 2D. Un exemple de masque 3D résultant de cette approche est présenté sur la Fig.12a.

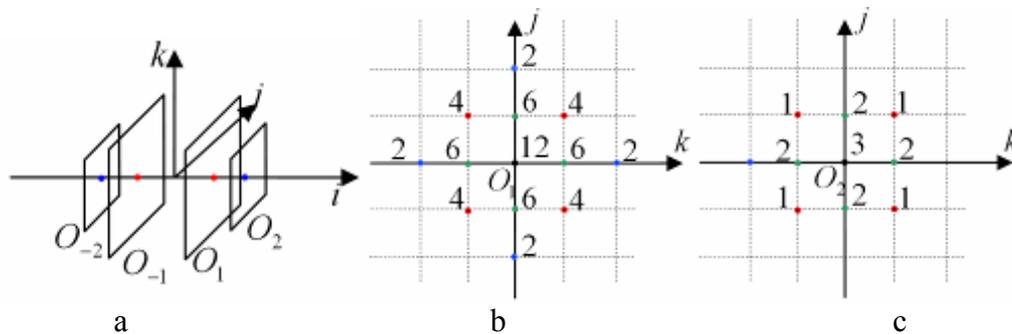


Fig.12. : Masques G3D10 a) Représentation du masque b) Coefficients dans le plan (O_1, \vec{k}, \vec{j}) avec $O_1 = (1,0,0)$; c) Coefficients dans le plan (O_2, \vec{k}, \vec{j}) avec $O_2 = (2,0,0)$.

Nous avons confronté notre approche à différents types de cylindres. Dans les cas idéaux (absence de bruit, cylindres horizontaux ou verticaux, fonction profil d'ordre pair) nos filtres nous donnent comme prévu une orientation vers l'axe exacte.

Dans les cas plus difficiles (présence de bruit, cylindres obliques, fonction profil d'ordre impair) les estimations restent très correctes (Table 3), et en tout cas nettement meilleures qu'avec les versions 3D des filtres gradient classiques tels que Sobel, Prewitt, ou un gradient en croix.

Erreur (deg)	G3D10	Sobel	Prewitt	En croix
Moyenne	3.49	12.86	16.26	20.67
Maximum	5.73	15.74	19.5	31.01
Minimum	0	4.56	6.78	8.91

Table 3: Erreur d'estimation de l'orientation vers l'axe (en deg.) pour G3D10, Sobel, Prewitt et le gradient en croix, pour des cylindres obliques, sans bruit et pour une fonction profil polynomiale d'ordre pair.

Des résultats sur des données bruitées sont présentés dans [A11]. Cette approche est exploitée dans le projet « Matériaux Composites Virtuels » dans le cadre d'une collaboration multidisciplinaire avec G. Vignole (LCTS, Laboratoire de Carbones Thermo Structuraux) et la Snecma Propulsion Solide (groupe Safran). L'objectif de ce projet est de simuler le processus de densification qui conduit à l'élaboration des composites thermo structuraux. Pour étalonner ce type de simulation, il est nécessaire d'obtenir initialement les caractéristiques du renforcement fibreux de matériaux réels. Des données 3D obtenues par tomographie à l'ESRF (European Synchrotron Radiation Facility) permettent d'accéder à la structure de ce renforcement fibreux (Fig.11). A partir de ces blocs 3D, nous avons étudié deux approches complémentaires.

La première consiste à procéder à la segmentation des cylindres constituant le renforcement fibreux. Elle est bien adaptée à des images dont le contraste permet de séparer les fibres de la matrice de densification. Cette approche a été élaborée dans le cadre de la thèse de J. Martin [T2] et est détaillée dans [Mar07].

La seconde approche repose sur une détection directe de l'axe des fibres, sans passer par l'étape de segmentation. Cette approche s'avère plus efficace lorsque la variabilité des niveaux de gris des fibres et de la matrice ne permet pas une segmentation fiable. Nous procédons alors pour chaque voxel du bloc, à une estimation de la direction vers l'axe de la fibre la plus proche, en exploitant les opérateurs gradient optimisés présentés ci-dessus.

La divergence du champ des gradients locaux permet d'obtenir une estimation de la distance à l'axe. Par ailleurs, l'un des vecteurs propres de la matrice de corrélation, construite à partir des gradients au voisinage d'un voxel, donne l'orientation de cet axe.

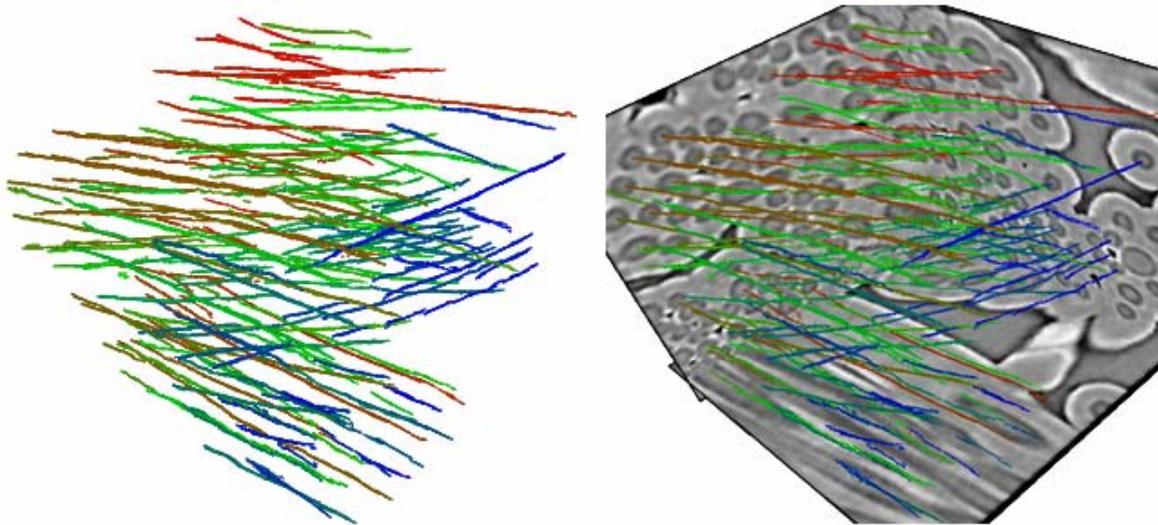


Fig.13. : Détection des axes d'objets cylindriques (fibres) dans un bloc 3D (matériau composite thermo structural).

A partir de ces éléments, l'algorithme détaillé dans [Mul07a] permet d'ores et déjà de détecter correctement plus de 80% des fibres [Fig.13]. Le travail réalisé dans le cadre de la thèse de Ch. Mulat vise à améliorer de ce taux de détection.

2.1.3 Les orientations locales multiples

La dimensionnalité intrinsèque dans une image

Dans le cas des orientations multiples, le modèle de texture directionnelle présenté au paragraphe précédent ne suffit plus. Forts de ces considérations, Krieger et al. [Kri99] ont défini la dimensionnalité intrinsèque des signaux multidimensionnels. La dimensionnalité intrinsèque est une caractéristique locale d'un signal multidimensionnel et se définit comme suit : Dans une image I dont les valeurs sont définies par la fonction f , le voisinage $V(A)$ centré sur le point d'intérêt $A(x_A, y_A)$ peut être affecté à une classe de signaux $\{i0D\}$, $\{i1D\}$ ou $\{i2D\}$ (respectivement les signaux de dimensionnalité intrinsèque 0, 1 ou 2) en fonction de la règle suivante :

$$V(A_0) \in \begin{cases} \{i0D\} & \text{si } \forall (x, y) \in V(A_0), f(x, y) = \lambda, \text{ avec } \lambda \in \mathfrak{R} \\ \{i1D\} & \text{si } \exists h \text{ une fonction et } (\alpha, \beta) \in \mathfrak{R}^2 - (0, 0) : f(x, y) = h(\alpha.x + \beta.y) \\ \{i2D\} & \text{sinon} \end{cases}$$

La dimensionnalité intrinsèque est étroitement liée à la notion d'orientation multiple. En effet, le nombre d'orientations simultanément présentes en un même point et à une même échelle découle de la dimensionnalité intrinsèque en ce point.

Dans le premier cas $\{i0D\}$, la luminance est uniforme dans le voisinage et aucune orientation n'est perceptible (Fig.14a).

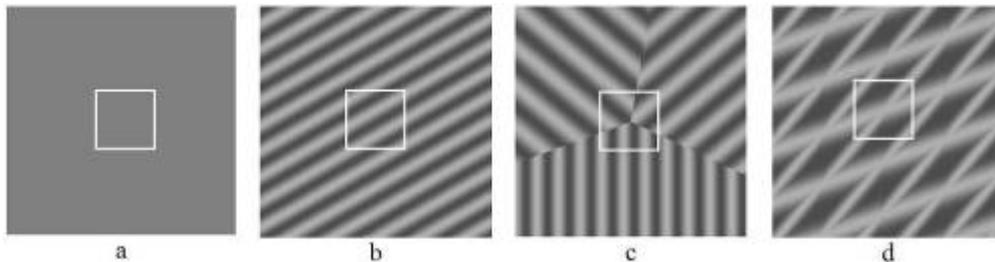


Fig.14. : Exemple de textures présentant différentes dimensionnalités intrinsèques

Le voisinage de la classe $\{i1D\}$ montre une unique orientation (Fig.14b). Notons que ce cas correspond à la texture directionnelle telle que nous l'avons définie dans la partie précédente.

Enfin, un voisinage montrant plus d'une orientation correspond nécessairement à la classe $\{i2D\}$. Selon Krieger et al. [Kri99] les deux principales configurations dans cette classe sont les changements abrupts résultant d'un pavage 2D avec des textures $\{i1D\}$ (Fig.14c) et les superpositions (Fig.14d), c'est-à-dire la combinaison linéaire ou non de plusieurs fonctions profil de type $\{i1D\}$.

Définition de l'orientation locale adaptée aux orientations multiples

En nous appuyant sur la dimensionnalité intrinsèque, nous proposons la définition suivante pour les orientations locales:

Soit A une image. Soit P un point de cette image et V_p un voisinage de P avec une dimensionnalité intrinsèque supérieure ou égale à 1.

Soit $h_\theta : (x, y) \rightarrow h(x.\sin \theta + y.\cos \theta)$ où h est une fonction quelconque à valeur réelle.

Soit $d_{V_p}(f, g)$ une distance appropriée entre deux fonctions f et g dans un voisinage V_p . Par « appropriée », on sous-entend ici que la distance traduit bien si la fonction profil décrit fidèlement les variations d'intensité dans le voisinage considéré.

Enfin soit $K(P, \theta) = \min_h d_{V_p}(A, h_\theta)$ la différence entre l'image A et le modèle, c'est-à-dire la fonction profil h_θ la mieux adaptée considérant la configuration locale de A .

$\theta_i \in [0, 2\pi]$ est l'orientation locale au point M si θ_i est un minimum local de $K(P, \theta)$:

$$\left. \frac{\partial K(P, \theta)}{\partial \theta} \right|_{\theta=\theta_i} = 0, \quad K(P, \theta_i \pm \delta\theta) > K(P, \theta_i), \quad \text{avec } \delta\theta \text{ petit.}$$

Dans la mesure où la fonction profil h est a priori inconnue, une façon d'estimer θ_i est de tenir compte de l'hypothèse selon laquelle les niveaux de gris dans la direction θ_i sont constants. Dès lors, l'estimation des orientations locales revient à mesurer l'hétérogénéité des niveaux de gris de l'image le long de toutes les directions θ possibles. Les orientations θ_i attendues résulteront de la recherche des minima locaux de l'hétérogénéité K selon θ .

L'estimation des orientations locales multiples : les bancs de filtres orientés

En présence d'orientations locales multiples les méthodes fondées sur des bancs de filtres orientés sont une alternative aux méthodes dérivatives présentées dans le cadre des orientations simples. Ils consistent à chercher l'orientation correspondant à la réponse maximum d'un banc où chaque filtre résulte de la rotation d'un filtre de base. Des exemples de filtres orientés sont les filtres en quadrature [And91, Gra95], les filtres de Gabor [Big94, Che98] et les filtres Steerable [Fre91, Per95, Som98]. Pour de telles méthodes, la précision et la sélectivité des filtres dépend généralement du nombre de filtres, de la taille du masque et du noyau des filtres de base. Notons enfin que, dans le contexte des filtres en quadrature, Felsberg [Fel01] introduit le formalisme du signal monogénique, initialement dédié à l'estimation d'orientations uniques. A ce titre, et à l'instar des méthodes dérivatives, l'estimation de l'orientation fondée sur le signal monogénique ne nécessite aucune rotation. L'extension du signal monogénique à l'estimation d'orientations multiples a néanmoins été tentée récemment [Zan06].

Si toutes ces méthodes permettent effectivement l'estimation d'orientation dans des contextes $\{1D\}$ et $\{2D\}$, leur efficacité en termes de sélectivité et de précision résulte généralement d'un compromis délicat entre estimation locale (taille du support) et sélectivité. Aussi, en nous appuyant sur la définition présentée plus haut, avons-nous développé un opérateur original et concurrent. Ce travail a constitué le cœur de la thèse de Franck Michelet [Mic06a].

Notre contribution : l'opérateur IRON

Pour estimer l'orientation locale en chaque pixel de l'image, le principe de notre opérateur IRON consiste à calculer un attribut d'hétérogénéité le long des lignes d'un réseau orienté. Cet attribut, calculé pour chaque orientation testée, dépend des niveaux de gris rencontrés sur l'image le long de ces lignes. Selon l'attribut choisi, le minimum de la réponse angulaire de l'opérateur indique l'orientation recherchée. La résolution angulaire dépend du nombre N d'orientations testées.

En chaque point de l'image $A_0(x_0, y_0)$, on applique N réseaux d'orientation respective θ_k . Chaque réseau est constitué de L lignes parallèles et chaque ligne comprend p points. La

distance entre chacune des lignes du réseau, qui est aussi celle entre deux points consécutifs sur une ligne, est égale à la période d'échantillonnage de l'image (Fig. 15).

Les lignes du réseau sont développées de part et d'autre du point central du réseau de manière à obtenir une estimation de l'orientation modulo π , ou sur d'un seul coté du point central, afin d'estimer une orientation modulo 2π . Nous présenterons ici le cas des réseaux symétriques, sans perte de généralité.

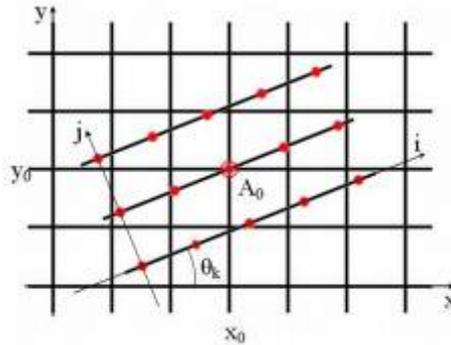


Fig.15. : Réseau symétrique de 3 lignes et 5 points par ligne, orienté d'angle θ_k

Notons qu'à l'exception des cas triviaux où $\theta=0 \text{ modulo } \pi/2$, les points du réseau ne coïncident pas avec les points de la grille des pixels. Nous devons donc a priori calculer les valeurs de niveau de gris pour tous les points du réseau à l'aide d'une interpolation 2D.

Afin de réduire le temps de calcul, au lieu de calculer les rotations de notre réseau sur l'image, nous effectuons des rotations de l'image et nous n'utilisons ensuite que des réseaux horizontaux et verticaux sur les images ainsi tournées. Ceci nous permet, lorsque l'attribut s'y prête, de calculer récursivement notre attribut textural. D'autre part, la rotation de l'image est effectuée par la méthode en trois passes décrite dans [Uns95] et ne requiert que des interpolations 1D, peu coûteuses en temps de calcul.

La possibilité de choisir le nombre de lignes et le nombre de points par lignes confèrent à l'opérateur IRON une grande flexibilité. L'opérateur s'adapte ainsi à l'échelle et au facteur de forme souhaités. Les performances en termes d'immunité au bruit et de sélectivité qui en découlent peuvent être réglées.

Par ailleurs, l'attribut d'hétérogénéité est choisi en fonction des applications. Nous avons proposé plusieurs attributs, correspondant aux situations les plus courantes.

Attribut Variance.

Cet attribut [Mic07], fondé sur les moments empiriques des écarts absolus à la moyenne des intensités le long du réseau, est celui qui offre la meilleure immunité au bruit, en cas de bruit gaussien additif.

$$D_n(x_0, y_0, \theta) = \frac{1}{pL} \sum_{(i,j) \in R(x_0, y_0, \theta)} \left(v_{i,j} - \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p v_{k,j} \right)^n$$

$v_{i,j}$ indique le niveau de gris interpolé à la position (i,j) sur le réseau $R(x_0, y_0, \theta)$, centré sur le (x_0, y_0) et orienté selon la direction θ . Dans la suite, nous utiliserons $n=2$; D_2 désigne alors la variance empirique.

Attribut Variationnelle.

L'attribut Variationnelle [Mic04] est fondé sur le cumul des écarts absolus successifs de l'intensité le long du réseau.

$$H_n(x, y, \theta) = \sum_{(i,j) \in R(x_0, y_0, \theta)} |v_{i+1,j,\theta} - v_{i,j,\theta}|^n$$

S'il offre une immunité au bruit blanc additif inférieure à l'attribut Variance, il est en revanche plus sélectif. Dans la suite nous utiliserons H_1 .

Attribut Médian.

Cet attribut robuste, fondé sur la médiane des écarts absolus à la médiane, est spécifiquement dédié à l'estimation des orientations locales en présence de bruit impulsionnel [Mic06b].

$$R(x, y, \theta) = \sum_{j=1}^L \prod_{i=1}^p \left(\left| v_{i,j,\theta} - M \left(v_{k,j,\theta} \right) \right| \right)$$

où $M(\)$ représente la médiane.

Contrairement aux deux précédents, l'attribut Médian ne permet pas une implantation récursive simple. Son coût calculatoire est donc élevé.

Performances d'IRON.

Testé sur des images de synthèse, l'opérateur IRON offre une précision comparable aux meilleurs opérateurs comme les filtres Steerable ou les filtres de Gabor. IRON est plus sélectif que les autres opérateurs, en particulier à petite échelle (Table 4). En outre, IRON est beaucoup moins sensible au réglage des paramètres. Cette dernière caractéristique rend IRON particulièrement attrayant lorsque l'image analysée contient des structures directionnelles de taille et d'orientation variées.

	S=5	S=15	S=45
IRON	63°	13°	4°
Gabor	72°	70°	71°
Steerable E2	72°	70°	71°
Steerable E4	90°	72°	39°

Table 4 : Sélectivité angulaire $\Delta\theta_0$: capacité à estimer sans biais les orientations de deux lignes de profil gaussien formant un angle $\Delta\theta_0$.

En terme de temps de calcul, l'implantation récursive permet, là aussi, des performances comparables aux filtres Steerable, qui constituent la référence dans ce domaine : IRON est un peu plus lent pour les petits masques mais devient plus rapide à mesure que l'échelle d'analyse augmente.

Appliqué à des images naturelles, il permet une estimation plus précise et plus robuste, et contrairement aux autres méthodes, exempte d'artéfact d'estimation. (Fig.16). Des résultats plus complets sont présentés dans [T3] et dans [Mic07].

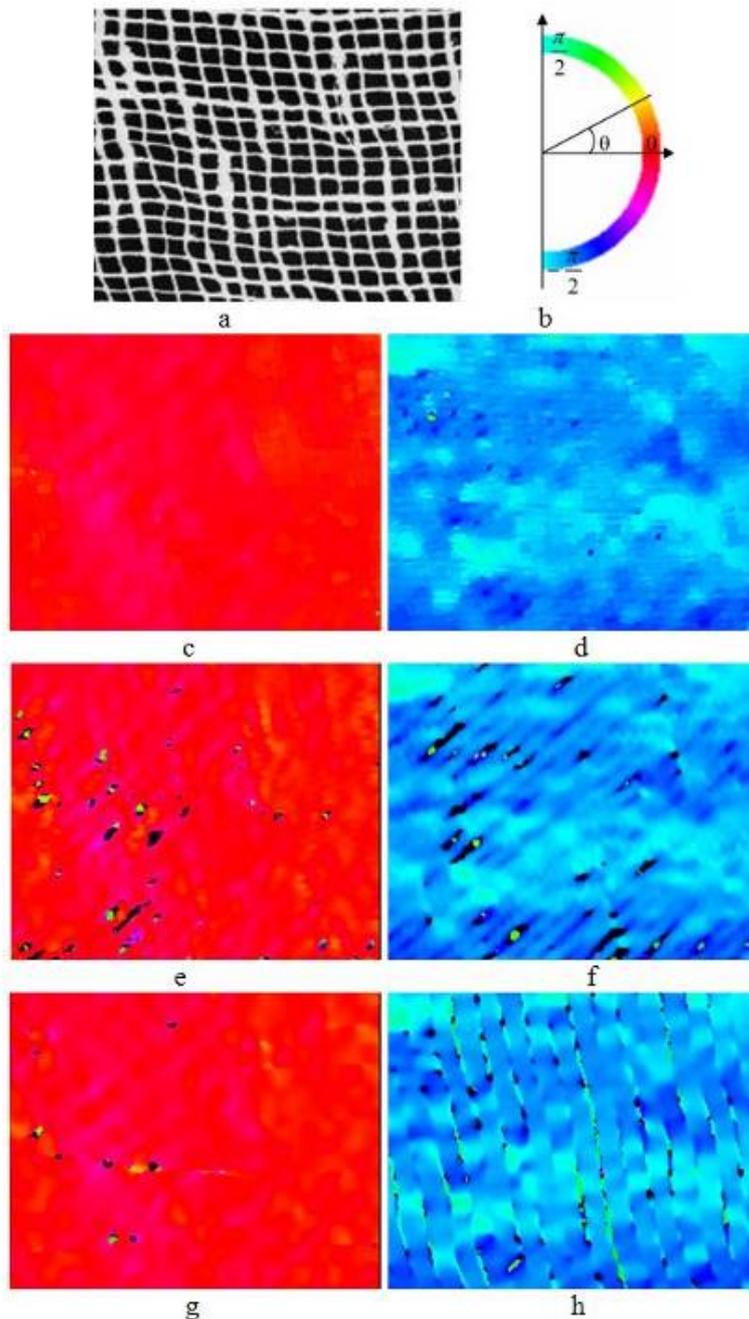


Fig.16. : Estimation des deux orientations principales d'une texture naturelle; a - Texture de Brodatz D103; b - Palette des orientations; (c, d) - IRON; (e, f) - Filtre Steerable; (g, h) - Filtres de Gabor;

Les orientations estimées à l'aide d'IRON ont fait l'objet d'applications dans plusieurs contextes, en particulier des matériaux composites mais aussi en télédétection très haute résolution.

La Fig.17a montre une image provenant d'une section de matériaux composite. Chaque ligne ondulée représente une strate de tissu fibreux constituant la structure du matériau. De façon à s'assurer de la qualité du renfort, il est essentiel de quantifier sa courbure. L'estimation des orientations locales est la première étape de ce contrôle qualité. Toutefois, l'estimation des orientations locales est difficile car un processus d'aiguilletage (plus ou moins vertical) fait apparaître des directions parasites qui perturbent les estimateurs « mono-orientation ». Les opérateurs orientables, tels que les filtres de Gabors, les filtres Steerables ou encore IRON

apportent une solution à ce problème. Les Fig.17b, c, et d, montrent les résultats obtenus avec ces 3 opérateurs.

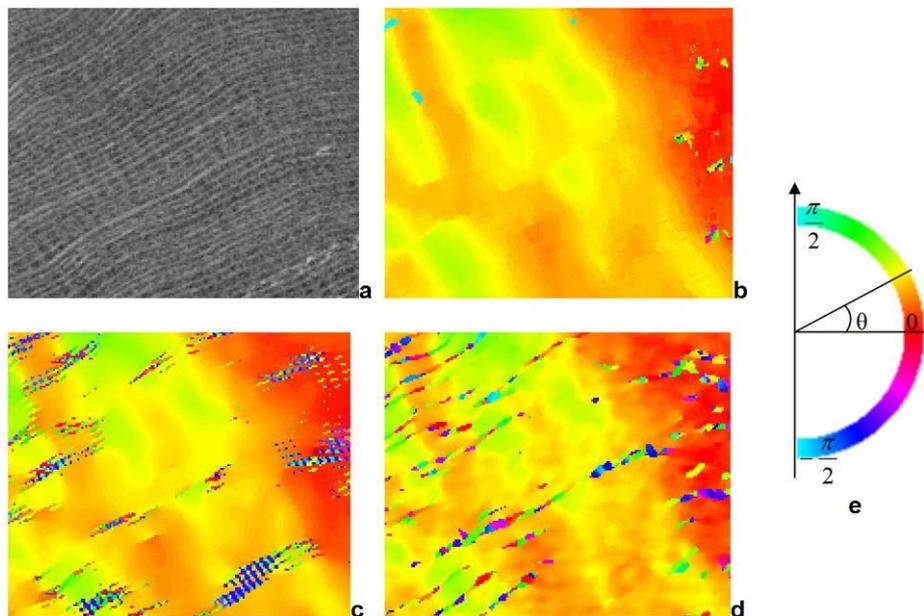


Fig.17. : Estimation de l'orientation des strates d'un matériau composite stratifié. a) La section du matériau ; b) IRON ; c) Filtres de Gabor ; d) Filtres Steerables ; e) Palette.

La taille du support de calcul est la même pour tous les opérateurs (61 pixels) afin de limiter l'impact du bruit. Les autres paramètres de chaque estimateur ont été réglés au mieux. Les résultats montre là encore clairement l'efficacité d'IRON par rapport aux opérateurs concurrents. L'impact en terme de détection de l'orientation locale des strates apparaît de façon plus explicite sur la Fig.18. Il est clair que les courbures obtenues à partir des estimations d'orientation fournies par les filtres de Gabor et les filtres Steerable manqueront de fiabilité, contrairement à celle fournies par IRON.

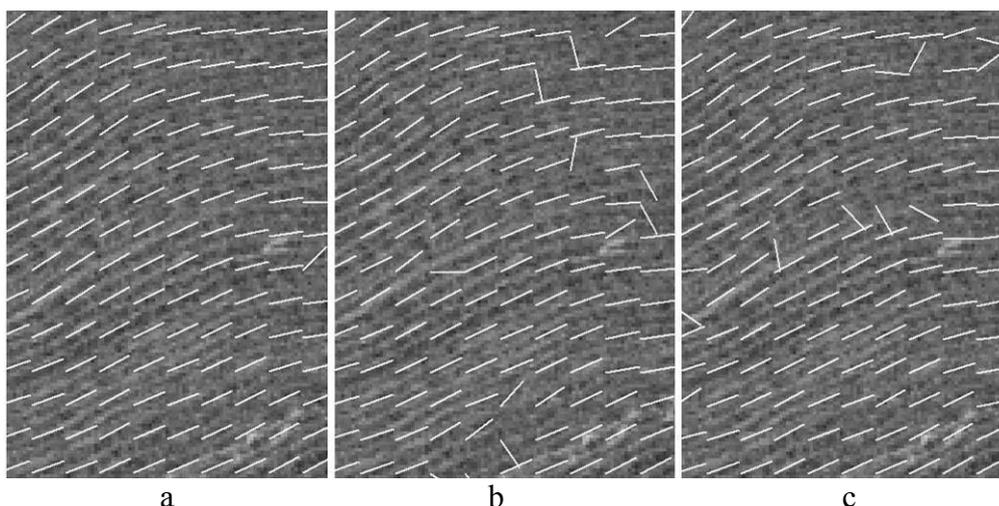


Fig.18. : Superposition des orientations estimées et des strates correspondantes. a) IRON ; b) Filtres de Gabor ; c) Filtres Steerables ; Palette.

D'autres applications ont été étudiées dans le domaine de la caractérisation de matériaux aéronautiques métalliques. L'une d'elle traite de la segmentation d'images de matériaux

« base titane » en domaines d'orientation homogènes. Ce travail, décrit dans [T3], fait aujourd'hui l'objet d'une collaboration avec l'équipe PhyTI (Institut Fresnel, Marseille).

Ces applications d'IRON sur des matériaux ont également fait l'objet de transferts industriels à Snecma Propulsion Solide et à Snecma Moteur (Groupe Safran)

IRON a également été adapté pour une autre application qui concerne la segmentation d'image de télédétection de parcelles de vignes à très haute résolution. Comme le montre la Fig.19, pour une taille de pixel inférieure à 0.5m, les parcelles de vigne font apparaître une texture très directionnelle. Cette caractéristique fait de l'orientation et de la directionnalité des attributs particulièrement efficaces pour la segmentation de ces parcelles.

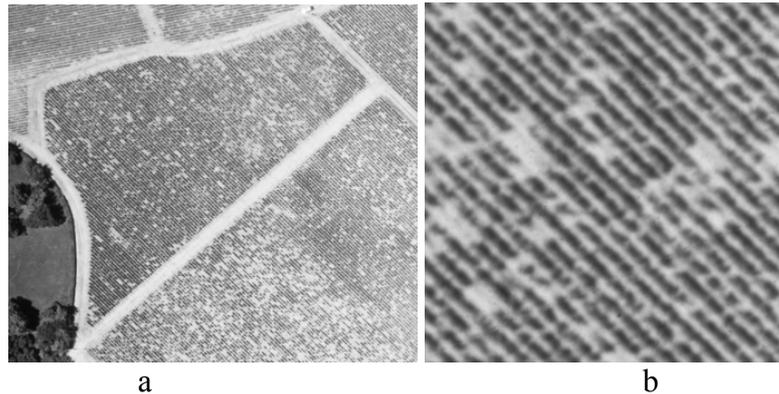


Fig.19. : a) Image de télédétection très haute résolution d'une parcelle de vigne ; b) Détail.

Nous traitons ici la délimitation d'une parcelle choisie en désignant un simple point situé à l'intérieur de cette parcelle. La définition d'un voisinage autour du point permet d'obtenir une estimation de l'orientation de la parcelle.

Si la texture de la parcelle ne fait apparaître qu'une seule orientation, ce qui est généralement le cas, n'importe quel estimateur peut être utilisé à ce stade (VOP par exemple, voir paragraphe 2.1.2). Ensuite l'image fait l'objet d'une rotation afin que les rangs de la parcelle d'intérêt soient horizontaux. L'attribut d'hétérogénéité d'IRON (version asymétrique) peut alors être calculé de façon récursive horizontalement et verticalement sur toute l'image. Pour tous les pixels de la parcelle d'intérêt, la réponse « horizontale » doit être très faible (les rangs sont plutôt homogènes) alors que la réponse verticale (perpendiculaire aux rangs) doit être très forte. Par contre, sur le pourtour de la parcelle, les chemins et bordures, voire même les autres parcelles qu'elles soient non viticoles ou qu'elles présentent des rangs orientés différemment, montreront des réponses très différentes.

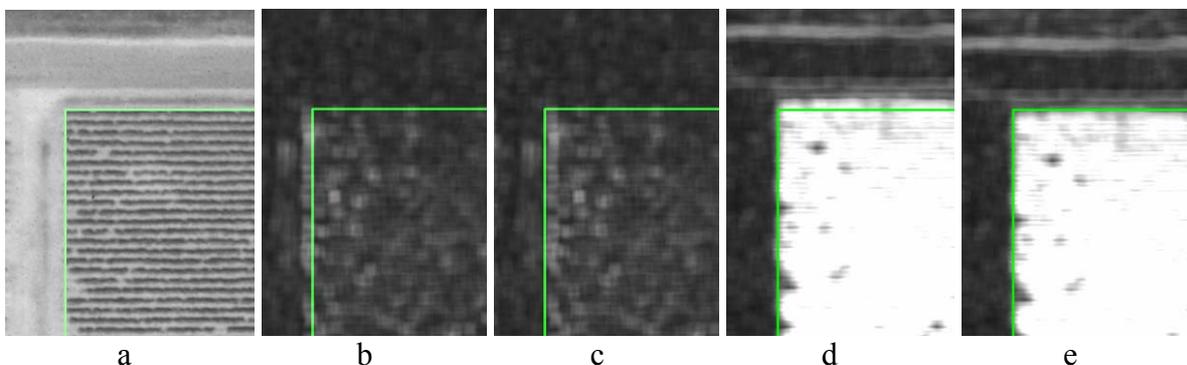


Fig.20. : a) Parcelle de vigne et délimitation souhaitée ; b) c) d) e) IRON, attribut d'hétérogénéité à 0°, 90°, 180°, 270°.

Enfin, en utilisant une version asymétrique et étroite d'IRON, il est possible d'affiner considérablement la réponse aux bords de la parcelle.

L'ensemble du processus de délimitation de la parcelle est décrit sur la Fig.21. D'autres expérimentations ont montré la pertinence de l'approche lorsque les hypothèses initiales sont satisfaites, ainsi que ses limites lorsque ce n'est pas le cas (plusieurs parcelles mitoyennes ayant la même orientation, orientation des rangs d'une parcelle non homogène etc.)

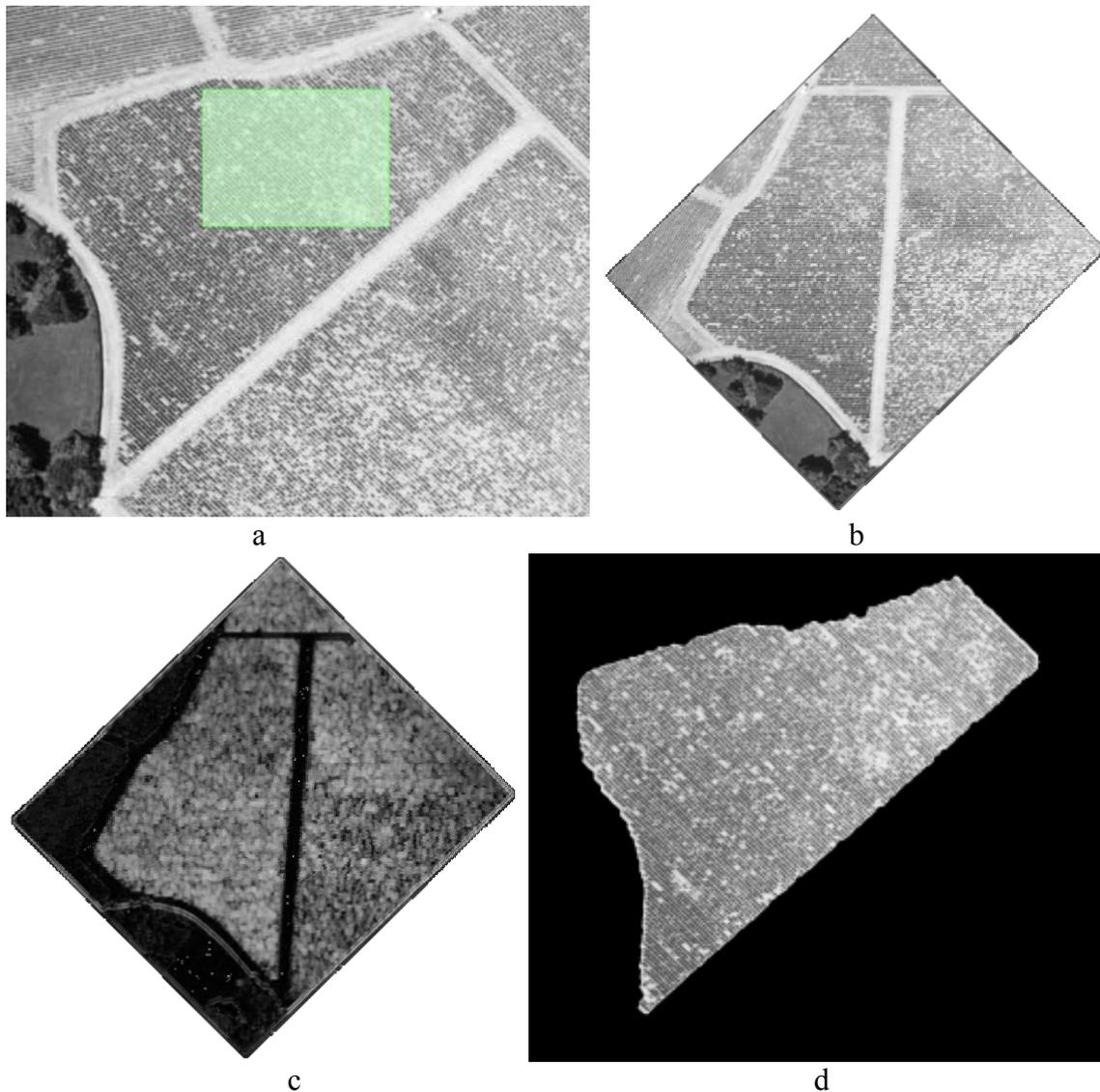


Fig.21. : Le processus complet de délimitation d'une parcelle. a) Parcelle de vigne et zone de calcul de l'orientation (rectangle) ; b) Rotation de l'image ; c) Calcul et fusion des quatre attributs d'IRON ; d) Seuillage et extraction de la composante connexe, lissage des bords.

Ce travail a été réalisé dans le cadre du projet européen InterReg « PIMHAI », dédié à la télédétection multi et hyper spectrale. Il est détaillé dans [DaC07].

Enfin, une autre application de l'opérateur IRON est actuellement à l'étude, en coopération avec O. Laviolle. Elle consiste à adapter un algorithme de diffusion anisotrope avec un champ d'orientations locales multiples, dans le but d'améliorer le processus de diffusion à proximité de points singuliers, tels les coins ou les zones d'intersection de faisceaux de ligne. Les premiers résultats sont encourageants et devraient rapidement déboucher sur une communication ou une publication.

2.1.4 Conclusion et perspectives

Notre contribution à l'estimation des orientations locales d'une image se décline en deux axes distincts. L'un porte sur la conception de filtres à réponse impulsionnelle finie, optimisés pour limiter le biais et renforcer la robustesse au bruit (GOP, VOP, GVJOE). L'autre porte sur l'élaboration de bancs d'estimateurs orientables (IRON), améliorant le compromis entre compacité, sélectivité et précision.

Le premier axe est spécifiquement dédié aux images présentant une dimensionnalité intrinsèque de type $\{1D\}$, c'est-à-dire une seule direction en un lieu et à une échelle donnée.

Au delà de la production d'un certain nombre d'estimateurs, nous avons élaboré un canevas de conception pour des filtres dérivatifs qui repose sur un modèle d'image à partir duquel ensuite le produit de convolution peut être formulé analytiquement. Le critère de non biais qui en découle permet alors de construire un système d'équations qui doivent être satisfaites pour obtenir l'optimisation des masques.

Ce canevas reste assez général pour être adapté à l'estimation des orientations dans d'autres contextes, et peut notamment être étendu au cas 3D (volumique). Nous en avons d'ailleurs montré la faisabilité dans le cas particulier de faisceaux de cylindres. Une extension à des cas plus généraux (textures volumiques filaires ou stratifiées) reste à faire.

Dans le cas de l'estimation d'orientations multiples, la solution que nous avons proposée repose une définition de l'orientation locale qui suppose l'existence de niveaux de gris homogènes dans la direction recherchée. Cette hypothèse est a priori moins restrictive que celle sur laquelle reposent les autres méthodes courantes. Par exemple, les filtres de Gabor supposent l'existence d'un contenu fréquentiel précis, à la fois en terme d'orientation mais aussi de fréquence spatiale. Ceci rend ces filtres particulièrement délicats à régler.

Par ailleurs, la forme du réseau IRON rappelle fortement la transformée de Radon : pour peu qu'on substitue une somme à l'opérateur d'hétérogénéité, IRON effectue une projection.

La transformée de Radon pouvant être exprimée dans l'espace de Fourier, une modélisation spectrale du comportement d'IRON est sans doute atteignable et serait de nature à nous permettre de mieux en comprendre le comportement, et d'envisager une démarche unificatrice des différentes approches (filtres de Gabor, filtres Steerable et IRON).

2.2 Exploitation du champ des orientations locales d'une image

2.2.1 Introduction

Le chapitre précédent a permis de présenter à la fois l'état de l'art et les avancées que nous avons proposées dans le domaine de l'estimation des orientations locales dans une image. Nous abordons ici l'exploitation du résultat produit par de tels estimateurs, à savoir le champ des orientations locales d'une image. Notre propos est de montrer comment caractériser les textures homogènes mais aussi les images associant plusieurs textures homogènes, en s'appuyant uniquement sur les orientations locales de l'image.

Nous nous limitons au cas des images numériques bidimensionnelles dont le comportement local ressort principalement de la classe $\{1D\}$, et exceptionnellement $\{0D\}$ [Kri99]. Le cas tridimensionnel et celui des orientations locales multiples (configurations $\{2D\}$) ne seront abordés qu'en perspective.

Quelle que soit la façon dont l'orientation locale est estimée dans l'image, l'estimateur fournit, en tout point (x,y) de la grille des pixels, un angle $\theta(x,y)$, souvent associé à une confiance $C(x,y)$. Ces deux grandeurs forment les coordonnées polaires d'un vecteur que nous nommerons « vecteur directionnel local ».

Un vecteur directionnel présente quelques particularités :

- Si aucune estimation de confiance n'est disponible, les vecteurs directionnels seront tous unitaires. On parle alors de « phaseurs ».
- Si les orientations locales sont considérées modulo π (au lieu de modulo 2π), les vecteurs directionnels seront des directeurs, c'est-à-dire que le sens du vecteur ne devra pas être pris en compte.

Puisque chaque pixel est susceptible de produire une estimation d'orientation locale, cette représentation vectorielle des orientations locales fournit un champ discret de vecteurs directionnels s'appuyant sur la grille des pixels de l'image.

L'exploitation de ce champ des vecteurs directionnels locaux peut s'avérer particulièrement riche en vue de la caractérisation de textures. En effet, l'orientation est l'un des facteurs incontournables de la perception des textures [Dac01]. Elle intervient aussi bien dans l'identification des « textons », ou primitives texturales, en vision pré-attentive [Jul83] que dans les mécanismes de haut niveau au travers de propriétés telles que la directionnalité ou la symétrie [Rao93].

L'orientation est probablement la propriété la plus significative pour la classe des textures dites directionnelles, au sens le plus large, c'est-à-dire celles qui sont constituées d'un arrangement de structures élémentaires orientées. Les textures reposant souvent sur des agencements aléatoires de ces structures élémentaires, leur caractérisation se fonde généralement sur des approches statistiques. Les approches les plus populaires, telles les matrices de cooccurrences, s'appuient sur les niveaux de gris des pixels, et négligent l'aspect structural de certaines textures et notamment leur caractère directionnel.

Nous avons abordé ce problème, d'abord à travers ma thèse, soutenue en 1997, puis à travers celle de J.P. Da Costa, soutenue en 2001. Les premiers travaux avaient pour objet d'estimer à la fois la tendance directionnelle et l'anisotropie d'une image, en faisant varier l'échelle d'observation. Nous avons ensuite généralisé la caractérisation des textures directionnelles en proposant des indicateurs statistiques d'ordre 2, calculés directement sur les champs directionnel locaux.

Nous allons présenter ces travaux selon deux axes. Le premier concernera les statistiques d'ordre 1, calculées sur un champ d'orientation. Il traitera de la tendance et de la dispersion directionnelles. Le second abordera les statistiques d'ordre 2, avec notamment l'estimation de l'anisotropie multi-échelle et la carte des différences spatiales d'orientation.

2.2.2 Statistiques d'ordre 1 sur un champ d'orientation

La tendance directionnelle d'un champ de vecteurs

La tendance directionnelle d'une image numérique ou d'un champ de vecteurs, à une échelle donnée, est l'orientation perçue ou estimée dans une zone de l'image dont la taille correspond à cette échelle.

L'estimation de la tendance directionnelle est traitée par Bigün et al. [Big87, Big91] et plus tard par Kass et Witkin [Kas87], puis Rao [Rao90, Rao91], qui proposent une formulation pour l'orientation dominante en un point donné, fondée sur l'estimation du gradient.

L'approche proposée par Bigün s'appuie sur la transformée de Fourier locale et consiste, grâce à une Analyse en Composantes Principale (ACP), à chercher l'axe principal d'inertie du spectre local. En appliquant le théorème de Parseval, cette approche fréquentielle se ramène à la décomposition en valeurs propres de la matrice de covariance du champ des gradients locaux. Cette matrice est également connue sous le terme de Tenseur de Structure [Big87].

En fait, obtenir la tendance directionnelle des orientations locales, dans un voisinage dont la taille définit l'échelle d'observation, peut être assimilé au calcul d'une moyenne de ces orientations. Une moyenne arithmétique ne peut cependant pas être utilisée dans ce but, les données à moyenniser étant circulaires (π ou 2π périodiques). De plus, dans le cas où les orientations considérées sont π -périodiques (lorsque le sens importe peu), deux vecteurs opposés indiquent la même orientation, mais la moyenne arithmétique de leurs arguments indiquera une orientation orthogonale à celle désirée. Les outils statistiques proposés par Mardia [Mar72] apportent alors une solution à ces difficultés :

Soit $\{\theta_i\}_{i=1 \text{ à } m}$ l'ensemble des angles dont on veut calculer la tendance directionnelle. Ces orientations sont considérées modulo π ($\theta_i \in [0, \pi]$). Soit $\{\vec{v}_i\}_{i=1 \text{ à } m}$ les vecteurs unitaires d'argument $2 \times \theta_i$. La Moyenne directionnelle $\bar{\theta}$ de l'ensemble $\{\theta_i\}_{i=1 \text{ à } m}$ est alors définie par
$$\bar{\theta} = \frac{1}{2} \arg \left(\sum_{i=1}^m \vec{v}_i \right).$$
 Notons que $\bar{\theta}$ n'est pas définie lorsque $\sum_{i=1}^m \vec{v}_i = \vec{0}$. Ce cas se produit lorsque aucune tendance directionnelle n'existe.

La définition précédente s'applique aux collections de données angulaires, donc aux champs de « phaseurs ». Nous avons proposé une généralisation de cette moyenne directionnelle aux champs de vecteurs sous la forme d'un estimateur nommé Vecteur Directionnel Moyen [Ger97 Ger03]. Cette généralisation consiste en fait à prendre en compte le module de chaque vecteur dans la somme, considérant que le module du gradient local de l'image est assimilable à une confiance. En réécrivant alors la formule proposée par Mardia, on obtient la définition suivante : soit $z = re^{j\theta}$ une réalisation de la variable aléatoire complexe $Z = Re^{j\Theta}$, où R et Θ sont des variables aléatoires réelles et avec Θ considéré modulo π . Le Vecteur Directionnel Moyen (VDM) associé à la variable Z est donné par le nombre complexe :

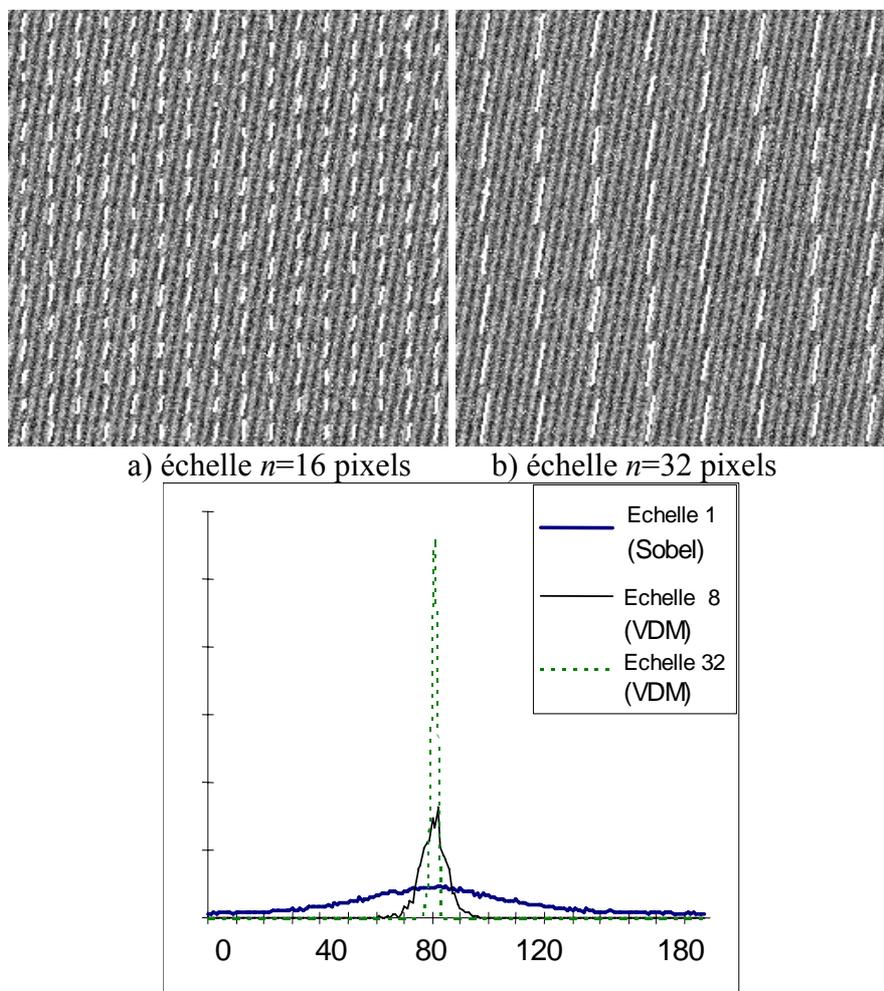
$$z_M = VDM(Z) = \left\langle \frac{Z^2}{\|Z\|} \right\rangle^{1/2} \cdot \left\| \left\langle \frac{Z^2}{\|Z\|} \right\rangle \right\|^{1/2}, \quad \langle \cdot \rangle \text{ désignant l'espérance mathématique.}$$

En terme d'implantation, le VDM s'obtient simplement en calculant la somme vectorielle des éléments du champ de vecteurs, dont on aura préalablement doublé l'argument.

Notons que Kass et Witkin utilisent également une représentation des vecteurs gradients dans le plan complexe. En utilisant un critère de minimisation de la variance, ils montrent que l'estimation optimale de l'orientation dominante est donnée par l'argument de la somme des carrés des vecteurs gradient (exprimés comme des nombres complexes). Cette technique est en fait équivalente à l'approche de Bigün, fondée sur la transformée de Fourier locale et donc à l'utilisation du Tenseur de Structure.

Le VDM diffère néanmoins de ces approches par la prise en compte de la confiance, c'est-à-dire du module des vecteurs composant le champ. L'approche tensorielle pénalise les vecteurs disposant d'une confiance moyenne au détriment de ceux offrant une très grande confiance par la prise en compte du carré des modules.

En outre, en terme de coût calculatoire, le VDM s'avère légèrement plus efficace que l'approche tensorielle, si l'on dispose du champ d'orientation sous forme polaire (θ, r) . A l'inverse pour un champ exprimé sous forme cartésienne (x, y) , l'approche tensorielle est plus rapide.



c) Distribution de l'orientation des VDM pour les échelles 1, 8 et 32

Fig.22. : VMD pour une texture directionnelle bruitée (image de 256x256 pixels RSB =0dB).

La Fig.22 illustre l'utilisation du VDM sur une texture bruitée à différentes échelles. Le champ des orientations locales est initialement calculé à l'aide du gradient de Sobel (échelle

1). Le caractère passe-bas de cet estimateur augmente évidemment avec l'échelle (échelles 8 et 32). Il apparaît clairement sur la courbe (Fig.22c).

La dispersion des orientations d'un champ de vecteur

La dispersion des orientations à une échelle donnée, est une information précieuse pour caractériser une texture directionnelle. Elle prend des noms variés tels que directionnalité, anisotropie, cohérence, variance circulaire, etc.

Nous définissons l'anisotropie comme l'existence d'une unique orientation dominante dans la texture. Plus la tendance directionnelle est marquée, plus la texture est dite anisotrope. Cette définition proposée diffère de celles généralement admises ([Che99] par exemple), dans le sens où l'unicité de la tendance directionnelle joue un rôle crucial dans la détermination de l'anisotropie. Par exemple, l'anisotropie d'une texture composée de deux orientations disposées en damier va décroître de « strictement anisotrope », à petite échelle, puisque toutes les orientations présentes dans chaque fenêtre d'observation sont égales (aux effets de bords près), à « absolument non-anisotrope » lorsque les directions considérées à plus grande échelle sont orthogonales. Notons enfin que le cas « absolument non anisotrope » diffère du cas « isotrope », pour lequel les orientations sont uniformément distribuées. Le premier désigne des orientations distinctes géométriquement organisées, le second un désordre complet.

L'anisotropie, au même titre que l'orientation, est très dépendante de l'échelle d'observation comme l'illustre la Fig.23. A petite échelle, comme dans le couple de fenêtres n°1, l'orientation dominante varie considérablement d'une fenêtre à l'autre. L'anisotropie est donc faible. Au contraire, à plus grande échelle (couple de fenêtres n°2), les orientations dominantes sont égales. La texture devient « strictement anisotrope ». Cet exemple montre la nécessité d'associer toute mesure d'anisotropie à une échelle d'analyse.

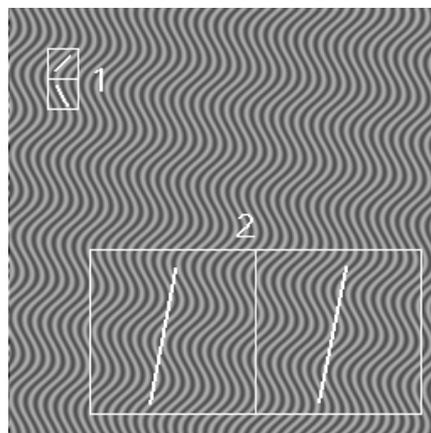


Fig.23. : L'anisotropie dépend de l'échelle d'observation.

Plusieurs approches ont été proposées pour estimer l'anisotropie dans une image. Certaines approches sont spectrales [Big91]. D'autres approches s'appuient sur les valeurs propres du tenseur de structure [Big87] pour construire un indicateur d'anisotropie. Un estimateur de ce type, développé au sein de notre équipe, a été appliqué avec succès à la détection de failles dans des blocs sismiques [Don99].

Enfin, des approches statistiques restent possibles. Mais pour les mêmes raisons qui prohibent l'utilisation d'une moyenne arithmétique avec des données circulaires, il n'est pas possible de calculer une variance classique sur ces mêmes données. Là encore, Mardia [Mar72] apporte

une réponse avec la « variance circulaire » S_0 , qui s'appuie, comme précédemment, sur la somme des vecteurs unitaires dont les arguments ont été doublés.

$$S_0 = 1 - \frac{\left\| \sum_i \vec{v}_i \right\|}{\sum_i \|\vec{v}_i\|}$$

Le défaut de toutes ces méthodes est de ne pas prendre en compte la disposition des orientations dans le calcul de leur dispersion. Or, cet aspect reste crucial pour la caractérisation des textures, dans la mesure où l'agencement spatial des motifs est le fondement même de la notion de texture.

Une façon de résoudre partiellement cette difficulté est d'utiliser des approches fondées sur des statistiques d'ordre 2. Elles font l'objet du paragraphe suivant.

2.2.3 Statistiques d'ordre 2 sur un champ d'orientation

Statistiques d'ordre 2, intensité et orientation

Les statistiques d'ordre 2 sont un outil de référence pour la caractérisation des textures. Les matrices de cooccurrences introduites par Haralick [Har73] en sont l'illustration la plus évidente. Elles considèrent les niveaux de gris des couples de pixels séparés par un vecteur de déplacement donné. Les statistiques sur les couples de niveaux de gris décrivent la variabilité de la luminance dans la texture et le vecteur qui sépare les pixels du couple permet d'établir une relation spatiale et ainsi, de prendre en compte l'agencement géométrique de la texture.

Plus récemment, Chetverikov *et al.* [Che95] proposent les « histogrammes des différences de niveaux de gris étendus » (EGLDH), qui s'appuient sur la différence entre les niveaux de gris d'un couple de pixels séparés par un vecteur prédéfini. Le choix de « différences spatiales » et en particulier de différences calculées sur les niveaux de gris est fréquent en analyse de texture et il est motivé par des études ([Uns86] [Gim96]) qui montrent qu'elles remplacent efficacement les cooccurrences pour des tâches d'analyse. Gimel'Farb indique par exemple que les différences spatiales entre les niveaux de gris représentent une statistique suffisante pour estimer la structure et la force des interactions dans un modèle de texture Markovien ou Gibbsien. Des statistiques semblables ont également été utilisées dans des calculs d'attributs [Che99 Oja01] pour la classification de textures. L'utilisation de différences spatiales constitue en fait un choix naturel si l'on suppose que l'apparence visuelle d'une texture dépend principalement de la variation de niveaux de gris au sein de motifs texturaux et non de changement globaux dans l'intensité de l'image. De ce fait, on réduit la sensibilité de la mesure aux non uniformités de l'éclairage.

Dans le cas de champs d'orientations, le choix des statistiques fondées sur des différences d'orientation est également naturel dans la mesure où la structure du champ dépend moins de sa tendance directionnelle que de ses variations spatiales.

Nous avons donc proposé successivement deux contributions à la caractérisation des champs d'orientation, toutes deux fondées sur des statistiques de différences spatiales d'orientation. La première [Ger97 Ger03] est spécifiquement dédiée à l'estimation multi-échelle de l'anisotropie des images texturées. La seconde [Dac01 Dac02], plus générale, concerne la carte des différences spatiales d'orientation.

L'indicateur multi-échelle d'anisotropie I_{so} .

Comme nous l'avons vu précédemment, si l'anisotropie relève bien de la dispersion d'un champ d'orientations, les indicateurs statistiques d'ordre 1, telle la variance circulaire de Mardia, ne prennent pas en compte les arrangements spatiaux déterminants pour la caractérisation d'une texture : une même différence angulaire entre deux vecteurs n'a pas la même signification selon que les vecteurs soient proches ou bien éloignés.

Les statistiques d'ordre 2 apportent une réponse à ce problème. Dans ce but, Davis *et al.* [Dav78] proposent une généralisation des matrices de cooccurrence, fondée sur l'orientation de contours. A partir des « histogrammes des différences de niveaux de gris étendus » [Che95] Chetverikov calcule l'évolution d'un attribut en fonction de l'orientation par une courbe nommée indicateur d'anisotropie. Plus tard, Kovalev *et al.* [Kov98] introduisent un variogramme à partir des orientations dans une image texturée. Toutefois, ces approches ne prennent pas en compte l'échelle d'analyse, qui joue pourtant un rôle crucial pour les orientations et l'anisotropie. Nous proposons donc d'associer la taille de la fenêtre d'observation et la distance entre les sites d'intérêt dans le processus d'évaluation.

Nous avons proposé un nouvel indicateur de dispersion nommé I_{so} , fondé sur des statistiques d'ordre 2. Il calcule la différence des arguments entre des couples de Vecteurs Directionnels Moyens (VDM) voisins. Toutes ces différences sont pondérées par le module des vecteurs afin de prendre en compte la confiance que l'on peut accorder à l'orientation estimée.

Considérons le champ de vecteur $\{\vec{G}_{s_1} \dots \vec{G}_{s_n}\}$ à partir duquel nous voulons estimer l'anisotropie. Ces vecteurs se situent sur une grille de sites 2D $\{s_1 \dots s_n\}$. Soit $C_{i,j}$ la clique composée des vecteurs voisins (\vec{G}_i, \vec{G}_j) , au sens du 4-voisinage (des exemples de cliques à petite et grande échelle sont montrés sur la Fig.23).

$$I_{so} \text{ est alors défini par : } I_{so} = \sqrt{\frac{\sum_{C_{i,j}} \left[\Delta \left(\text{Arg}(\vec{G}_i), \text{Arg}(\vec{G}_j) \right)^2 \times \left(\|\vec{G}_i\| \times \|\vec{G}_j\| \right) \right]}{\sum_{C_{i,j}} \left(\|\vec{G}_i\| \times \|\vec{G}_j\| \right)}}$$

avec $\Delta(\theta_i, \theta_j) = \text{Inf}(\pi - (\theta_i - \theta_j), \text{Sup}((\theta_i - \theta_j), -\pi - (\theta_i - \theta_j)))$ où $(\theta_i, \theta_j) \in [0, 2\pi]^2$. Les opérateurs $\text{Inf}(\cdot)$ et $\text{Sup}(\cdot)$ induisent $\Delta(\theta_i, \theta_j) \in [-\pi/2, \pi/2]$

I_{so} fournit une estimation de la dispersion angulaire exprimée en radian ($I_{so} \in [0, \pi/2]$). Plus la valeur d' I_{so} est grande, plus le champ doit être considéré isotrope. Toutefois, dans certains cas dégénérés, lorsque le module de chaque vecteur tend vers zéro, I_{so} peut donner des résultats indéterminés, mais le calcul d'un indice de confiance fondé sur la somme du module des vecteurs peut facilement contourner cet écueil.

Pour une image de $N \times N$ pixels, observée à l'échelle n , le calcul des VDM produit un champ de $(N/n)^2$ vecteurs. Chaque vecteur indique l'orientation dominante dans sa fenêtre et l'indice de confiance correspondant. Pour chaque échelle n , I_{so} est calculé à partir du champ des VDM. L'évolution de l'anisotropie I_{so} en fonction de l'échelle n donne une courbe $I_{so}(n)$ qui décrit le comportement multi-échelle de l'anisotropie de l'image.

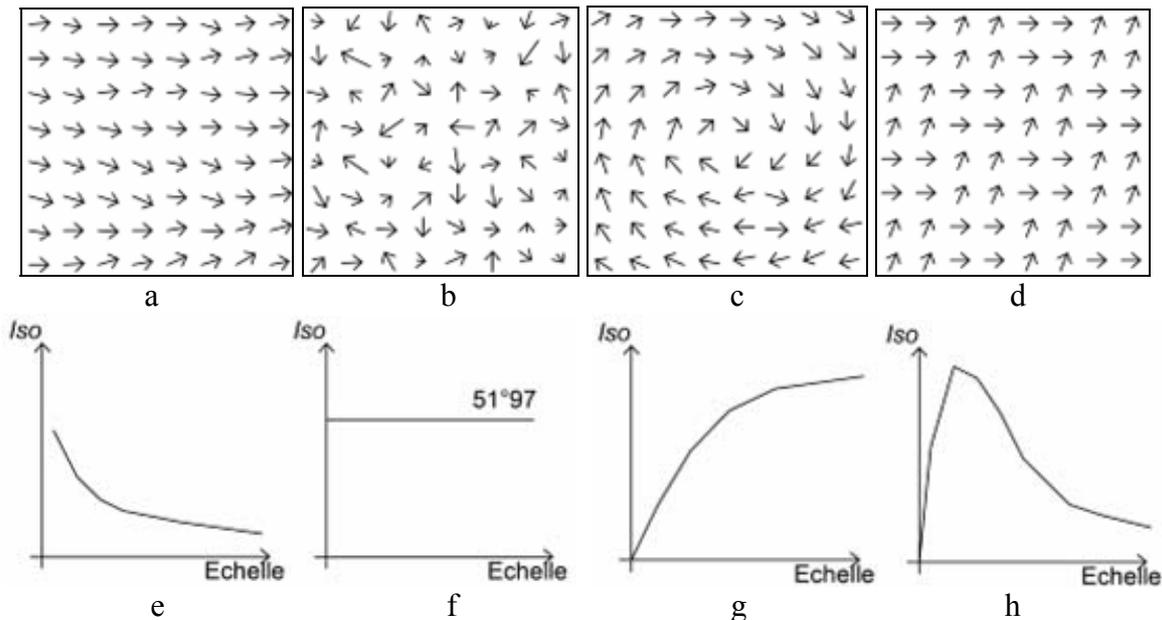


Fig.24. : Exemples de champs de vecteurs, et formes des courbes $I_{so}(n)$ associées

La Fig.24 présente quatre configurations élémentaires de champs de vecteurs. Pour la première configuration (Fig.24a), Les orientations sont dispersées à petite échelle mais plus ordonnées à grande échelle. $I_{so}(n)$ va donc décroître de façon monotone en fonction de l'échelle. Sur la Fig.24b, les arguments des vecteurs sont uniformément distribués dans $[0, 2\pi]$. Dans de tels cas aucune tendance directionnelle ne peut être déterminée et nous avons montré que $I_{so}(n) = \pi/\sqrt{12}$ rad $\approx 51.97^\circ$ quelle que soit l'échelle n . La Fig.24.c représente le cas particulier d'un champ anisotrope à petite échelle, qui devient isotrope à grande échelle. La courbe traduit ce comportement. Enfin, dans le quatrième cas (Fig.24d) on observe un damier de vecteurs parallèles. Cette catégorie de texture est très anisotrope à petite échelle. Toutefois, lorsque l'échelle atteint la taille de la cellule élémentaire (ou tout multiple impair de cette taille), les différences d'orientation entre deux vecteurs voisins atteignent un maximum local. Ceci constitue un cas particulier d'images où deux orientations distinctes coexistent, ce qui s'oppose effectivement à notre définition de l'anisotropie, c'est à dire l'existence d'une orientation dominante unique dans l'image.

Nous formons l'hypothèse que ce phénomène apparaît à une échelle particulière et significative, définissant par là même une signature texturale. Afin de monter la pertinence de cette « signature texturale », nous avons établi une formulation analytique de la courbe d'anisotropie, sur une version légèrement simplifiée de l'indicateur I_{so} nommée I_{sa2Dh} [Ger97 Ger03]. Cette formulation s'appuie sur des textures à deux échelles, composées d'un pavage rectangulaire séparable (les frontières ne dépendent seulement de x ou seulement de y), avec remplissage des pavés par une texture directionnelle (Fig.25).

Sous de telles hypothèses, I_{sa2Dh} peut alors s'écrire :

$$I_{sa2Dh}^2(n_h, n_v) = \rho_h n_h \sigma_\Theta^2 \left[1 - \frac{\rho_v n_v}{3} + \rho_v n_v \int_0^{n_v} \left(\frac{1}{3} - \frac{y}{n_v} + \frac{y^2}{n_v^2} - \frac{y^3}{3n_v^3} \right) p_{\Omega_v}(y) dy \right] \\ \times \left[\frac{4}{3} + \int_0^{n_h} \left(\frac{4}{3} - 4 \frac{x}{n_h} + 4 \frac{x^2}{n_h^2} - \frac{4}{3} \frac{x^3}{n_h^3} \right) p_{\Omega_h}(x) dx - \int_0^{2n_h} \left(\frac{8}{3} - 4 \frac{x}{n_h} + 2 \frac{x^2}{n_h^2} - \frac{x^3}{3n_h^3} \right) p_{\Omega_h}(x) dx \right].$$

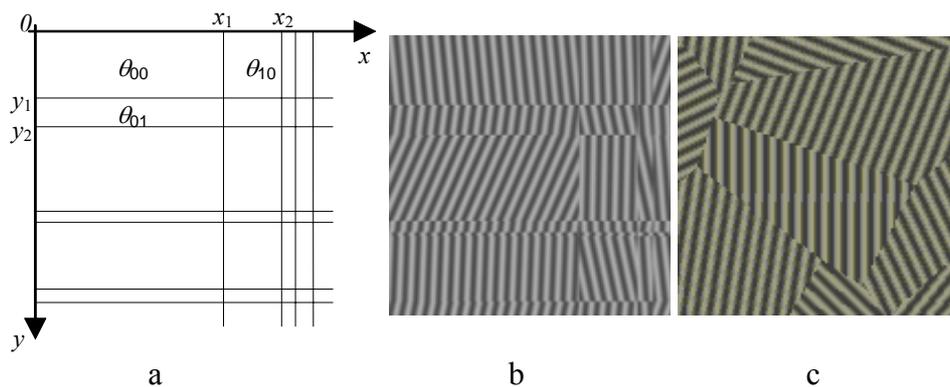


Fig.25. : a) pavage rectangulaire séparable, b) texture directionnelle correspondante
c) texture sur un pavage non séparable (Voronoi)

Avec p_{Ω_h} la loi de probabilité des frontières horizontales du pavage, ρ_h leur fréquence et n_h l'échelle horizontale. p_{Ω_v} , ρ_v et n_v jouent, verticalement, des rôles équivalents. σ_Θ^2 désigne la variance du processus directionnel utilisé dans chaque rectangle du pavage.

L'équation précédente permet d'établir l'évolution de l'anisotropie en fonction de l'échelle pour différentes lois de probabilité des frontières. Par exemple, dans le cas de frontières poissonniennes indépendantes et d'intensité $\rho_h = \rho_v = \rho$ et pour des fenêtres d'analyse carrées $n_h = n_v = n$, on obtient :

$$I_{sa2Dh}^2(\gamma) = \frac{4\sigma_{\odot}^2}{\gamma^4} [3 - 5\gamma + 2\gamma^2 - 7e^{-\gamma} + 6\gamma e^{-\gamma} + 5e^{-2\gamma} - \gamma e^{-2\gamma} - e^{-3\gamma}], \text{ avec } \gamma = \rho.n.$$

L'évolution de I_{sa2Dh} est donnée Fig.26, en même temps que la courbe expérimentale obtenue avec I_{so} pour des textures comme celles des Fig.25b et Fig.25c. A petite échelle, les faibles valeurs de I_{sa2Dh}^2 reflètent la parfaite anisotropie de la texture dans chaque pavé. A une échelle intermédiaire, la courbe atteint un maximum, puis décroît. Il est intéressant de noter dans l'équation précédente que l'abscisse de ce maximum ne dépend que de γ et donc de la largeur moyenne des pavés. Quant à la hauteur de ce maximum, il est principalement le reflet de σ_{\odot}^2 , c'est à dire de la variance directionnelle des textures qui remplissent les pavés. La courbe est donc effectivement caractéristique de la structure texturale de ce modèle.

Notons que pour des modèles plus complexes (pavage de Voronoï, Fig.25c) nous obtenons des résultats similaires, même si une formulation analytique devient difficilement atteignable.

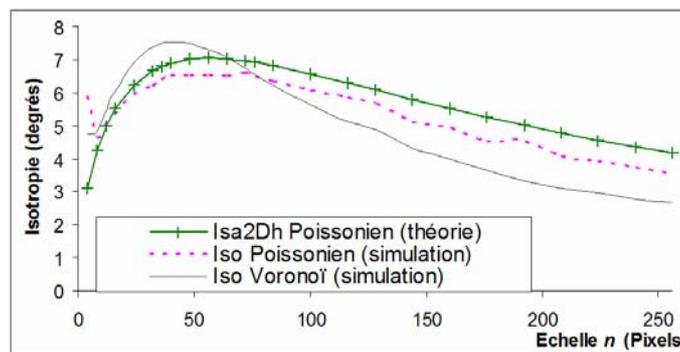


Fig.26. : Evolution de I_{sa2Dh} pour un pavage Poissonnien et de I_{so} pour les textures des Fig.25b et Fig.25c.

Sur des textures naturelles telles que celle de Brodatz, on obtient des résultats qui confirment en tout point les comportements observés précédemment.

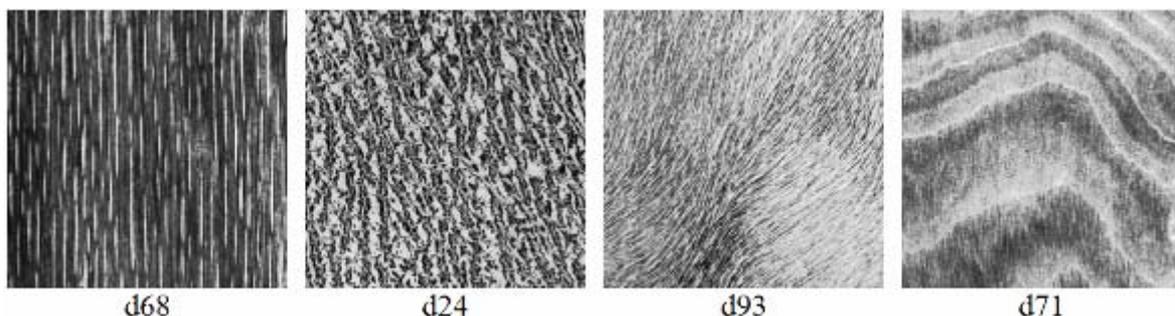


Fig.27. : Textures de Brodatz à une échelle.

La Fig.27 montre des textures sur lesquelles une seule échelle texturale apparaît.

La Fig.28 montre les courbes $I_{so}(n)$ correspondantes. Les valeurs élevées en début de courbe illustrent le « désordre » local. De plus la tendance asymptotique révèle l'existence d'une tendance directionnelle générale.

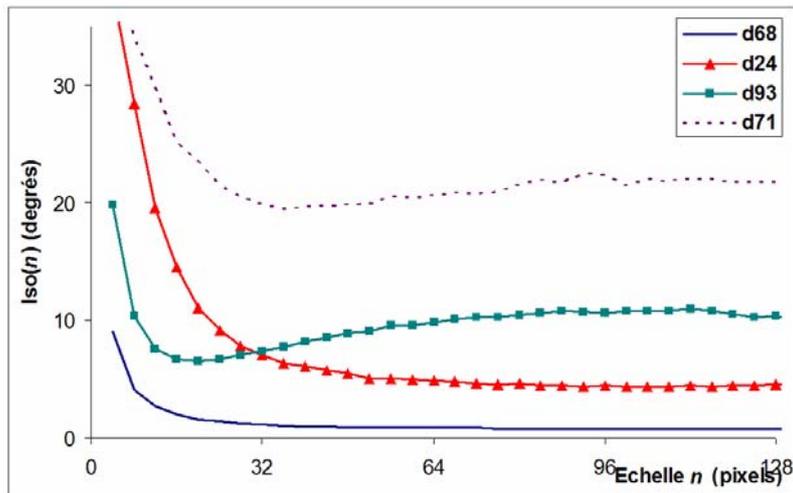


Fig.28. : Courbes $I_{so}(n)$ pour les textures de Brodatz de la Fig.27.

La Fig.29 présente des textures de Brodatz composées d'éléments texturaux à plusieurs échelles. Les courbes correspondantes (Fig.30) admettent alors au moins un maximum local, dont la position traduit l'échelle à laquelle le phénomène se produit. Ce comportement est conforme au développement analytique effectué précédemment.

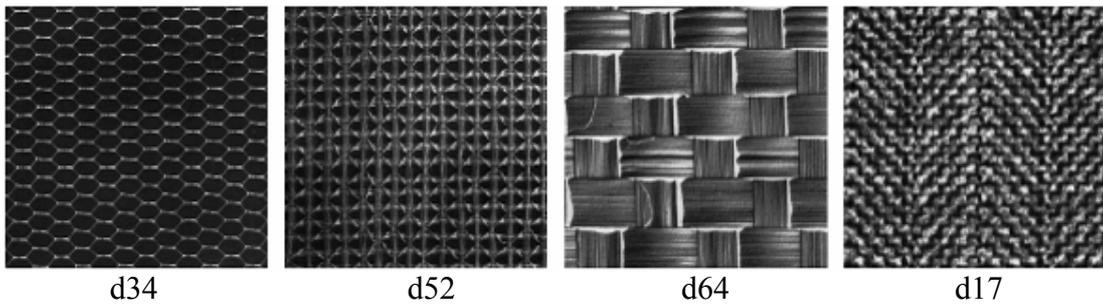


Fig.29. : Textures de Brodatz montrant plusieurs échelles.

Le cas de la texture d17 est particulièrement révélateur. Cette texture est formée de mailles horizontales et verticales juxtaposées (premier pic), elles mêmes assemblées en chevrons (deuxième pic). La position des pics correspond effectivement à la taille des mailles et des demi-bandes de chevrons.

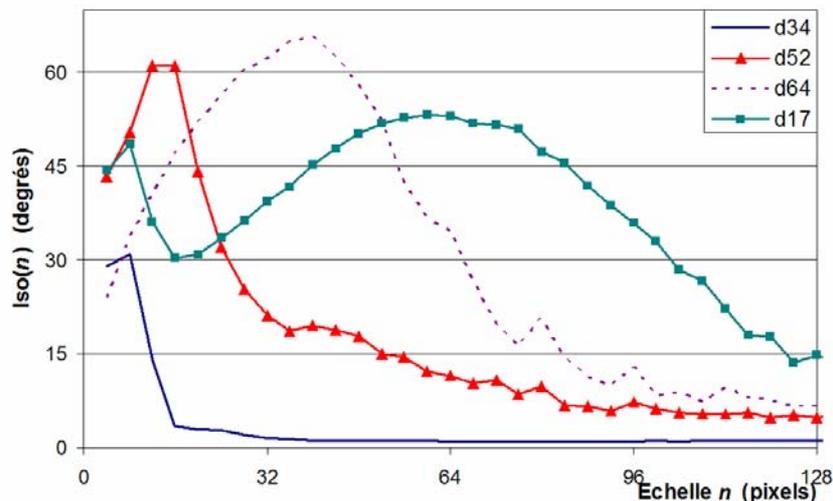


Fig.30. : Courbes $I_{so}(n)$ pour les textures de Brodatz de la Fig.29.

La courbe I_{so} a fait l'objet d'une application à la caractérisation des matériaux composites thermo structuraux. Des images de ces matériaux sont obtenues par Microscopie Electronique à Transmission et traduisent la structure atomique stratifiée de ces matériaux. Les matériaux sont classés par les experts en trois catégories d'anisotropie {A : plutôt anisotrope, I : plutôt isotrope, AI : classe intermédiaire}. En outre, les échantillons dont proviennent les images peuvent avoir fait l'objet d'un traitement thermique ou pas noté {T, ou nT}, ré-agençant localement les atomes de carbone composant les strates (Fig.31). Nous avons montré dans [Ger03] que la courbe I_{so} permettait à la fois de déterminer la classe d'anisotropie, en considérant les valeurs à grande échelle de la courbe. De plus, les valeurs aux échelles intermédiaires traduisent l'éventuelle existence d'un traitement thermique.

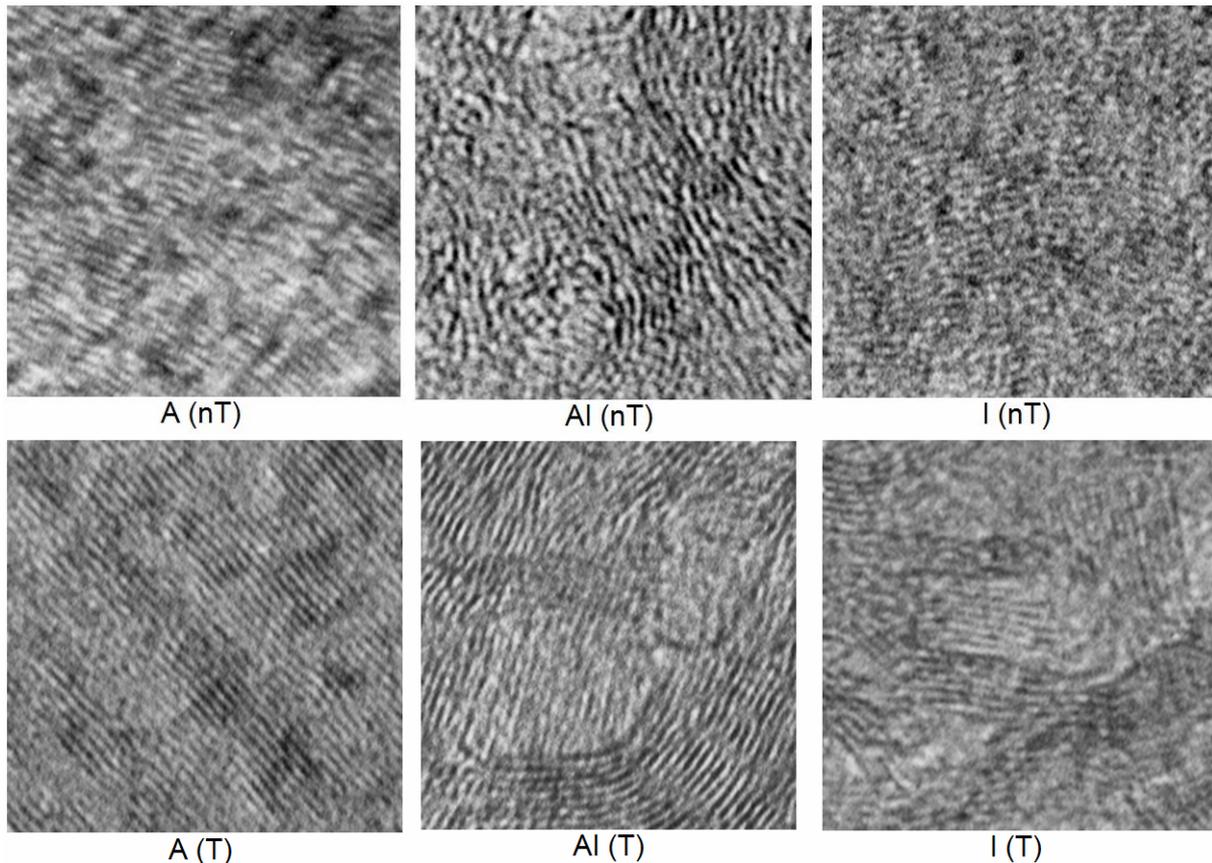


Fig.31. : Matériaux composites thermo structuraux observés au Microscope Electronique à Transmission, classés selon leur anisotropie {A, AI, I} et selon l'existence d'un traitement thermique ou non {T, nT}.

La Fig.32 illustre les courbes obtenues pour des d'images provenant d'échantillons de six matériaux composites chacun fabriqué selon un procédé différent pris dans les catégories {A.nT, A.T, AI.nT, AI.T, I.nT, I.T}, avec de 7 à 20 images (1024x1024pixels) par échantillon. L'étude de l'anisotropie des échantillons permet de montrer que :

- l'anisotropie à petite échelle présente un minimum local plus marqué en cas de traitement thermique, ce qui est conforme au comportement physique de ce type de matériaux ;
- l'anisotropie à grande échelle permet de séparer nettement les trois groupes I, AI et A.

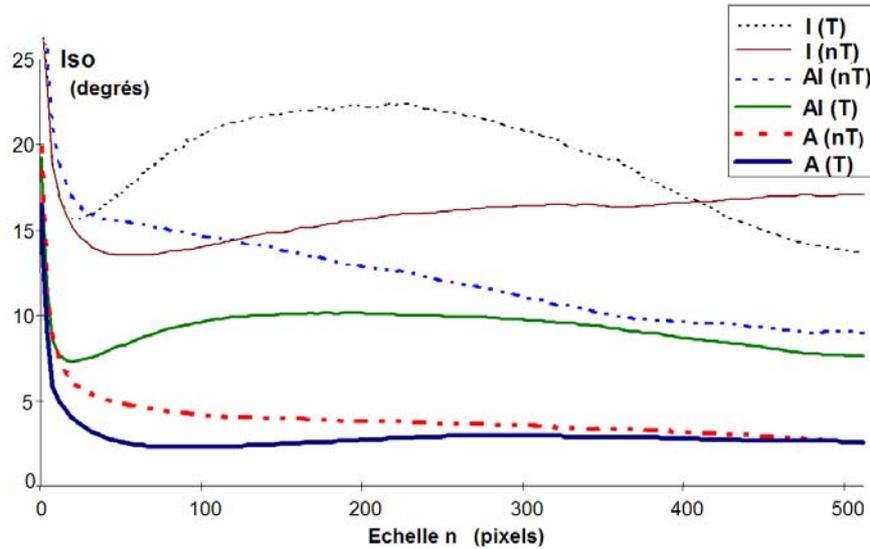


Fig.32. : $I_{so}(n)$ pour 6 matériaux composites thermo structuraux observés au Microscope Electronique à Transmission.

Cette application a fait l'objet d'un transfert industriel pour la société Snecma Propulsion Solide (Groupe Safran)

L'histogramme des différences spatiales pondérées d'orientation

Nous abordons ici la construction de l'histogramme des différences d'orientation. Le but est d'élaborer une statistique d'ordre 2 fondée sur les différences d'orientations qui permette une caractérisation efficace des textures directionnelles.

Les premiers travaux dans ce sens sont ceux de Davis [Dav78] puis de Kovalev [Kov98]. Davis propose un canevas général, et Kovalev l'adapte à la construction et à l'exploitation d'histogrammes des différences d'orientations. Toutefois, dans ces deux approches, la confiance dans l'estimation des orientations n'est jamais prise en compte. Or, il existe de nombreuses situations (voisinages de type $\{i0D\}$ ou $\{i2D\}$ [Kri99]), pour lesquelles l'orientation dominante ne peut être estimée convenablement. Ces cas ne sont pas pris en compte dans les travaux précédents.

Afin de pallier cette difficulté, nous avons introduit, dans le cadre de la thèse de J.P. Da Costa [Dac01], la notion d'histogramme des différences spatiales pondérées d'orientation.

Pour une telle démarche, la première tâche, consiste à préparer le calcul de l'histogramme en quantifiant l'espace des différences d'orientation. En général, les angles étant pris dans $[0, \pi]$, on partitionne cet intervalle en N_θ classes de largeur équivalente. Ensuite, il faut disposer, en chaque site (u, v) de l'image numérique, de l'orientation locale $\theta(u, v)$ que nous noterons $\theta_{u, v}$ et d'une confiance $\eta(u, v)$, notée $\eta_{u, v}$, normalisée entre 0 et 1. La méthode d'estimation de $\theta_{u, v}$ et de $\eta_{u, v}$ importe peu ici (voir le chapitre précédent).

Soit $C_{\alpha, \beta}$ l'ensemble des paires de sites séparés par le vecteur de déplacement (α, β) :

$$C_{\alpha, \beta} = \left\{ ((u, v), (k, l)) \mid k = u + \alpha, l = v + \beta \right\}.$$

Soit $C_{\alpha, \beta}^i$ l'ensemble des paires de pixels dont la différence d'orientation est δ_i :

$C_{\alpha,\beta}^i = \left\{ ((u,v), (k,l)) \in C_{\alpha,\beta} \mid \Delta_d(\theta_{u,v}, \theta_{k,l}) = \delta_i \right\}$, avec $i \in \{0, \dots, N_\theta\}$ et où $\Delta_d(\theta_1, \theta_2)$ désigne la version quantifiée de l'opérateur de différence d'orientation $\Delta(\theta_1, \theta_2)$, introduit lors de la présentation d' I_{So} .

Pour le vecteur de déplacement (α, β) , l'histogramme des différences spatiales pondérées des orientations s'exprime alors :

$$W_{\alpha,\beta}(i) = \frac{1}{\gamma} \sum_{((u,v),(k,l)) \in C_{\alpha,\beta}^i} \eta_{u,v} \eta_{k,l}, \text{ où } \gamma \text{ est un terme de normalisation : } \gamma = \sum_{((u,v),(k,l)) \in C_{\alpha,\beta}} \eta_{u,v} \eta_{k,l}.$$

Une version polaire $W_{\rho,\theta}(i)$ de cet histogramme se déduit des expressions précédentes.

A partir de l'histogramme des différences spatiales pondérées des orientations, il est utile de construire des attributs texturaux, plus compacts, comme l'a fait Haralick pour ses matrices de cooccurrences. A cette fin nous avons adapté aux orientations deux attributs issus de [Har73] :

- la moyenne des différences d'orientation $MOD_{\alpha,\beta} = \sum_i \delta_i W_{\alpha,\beta}(i)$;
- le contraste d'orientation $OC_{\alpha,\beta} = \sum_i \delta_i^2 W_{\alpha,\beta}(i)$.

Nous les avons complétés par deux indicateurs originaux qui estiment la similarité moyenne entre les orientations des couples de pixels séparés par un vecteur (α, β) :

- l'une fondée sur le cosinus, $CBOS_{\alpha,\beta} = \sum_i \cos^2(\delta_i) W_{\alpha,\beta}(i)$;
- l'autre sur l'exponentielle, $EBOS_{\alpha,\beta} = \sum_i \left[\frac{e^{-\lambda \delta_i} - e^{-\lambda \pi/2}}{1 - e^{-\lambda \pi/2}} W_{\alpha,\beta}(i) \right]$.

Le paramètre λ permet ici de régler la sensibilité de l'attribut pour les petites différences d'orientation.

Nous avons également montré [DaC01] que le calcul de ces attributs peut s'effectuer directement, sans passer par le calcul initial de l'histogramme, ce qui constitue un gain de temps appréciable.

Afin de disposer d'une représentation globale du comportement de la texture, il est possible de construire des cartes d'interaction en faisant varier le vecteur de déplacement (α, β) . Chetverikov et Haralick [Che95] construisent ces cartes directement à partir des différences des niveaux de gris. Afin d'obtenir des cartes reflétant les caractéristiques directionnelles, nous proposons de les construire à partir des attributs ci-dessus. Nous les nommerons cartes directionnelles d'interaction. Lorsque ces cartes sont construites à partir d'un indicateur de similarité, les points brillants dénotent les déplacements pour lesquels les couples de vecteurs ont une orientation proche. Dès lors, les motifs texturaux périodiques ou quasi périodiques se manifesteront sous la forme de structures géométriques dans la carte d'interaction.

La Fig.33 montre, pour différentes textures, les cartes d'interaction calculées avec MEAN (indicateur fondé sur les niveaux de gris proposé dans [Che95]) et avec CBOS (indicateur directionnel présenté ci-dessus). La structure géométrique commune à ces trois textures, ici un pavage rectangulaire, n'apparaît pas ou peu sur la carte d'interaction avec l'indicateur MEAN. Par contre, les trois cartes d'interaction fondées sur CBOS révèlent l'existence du pavage par l'apparition d'une zone claire au centre de la carte.

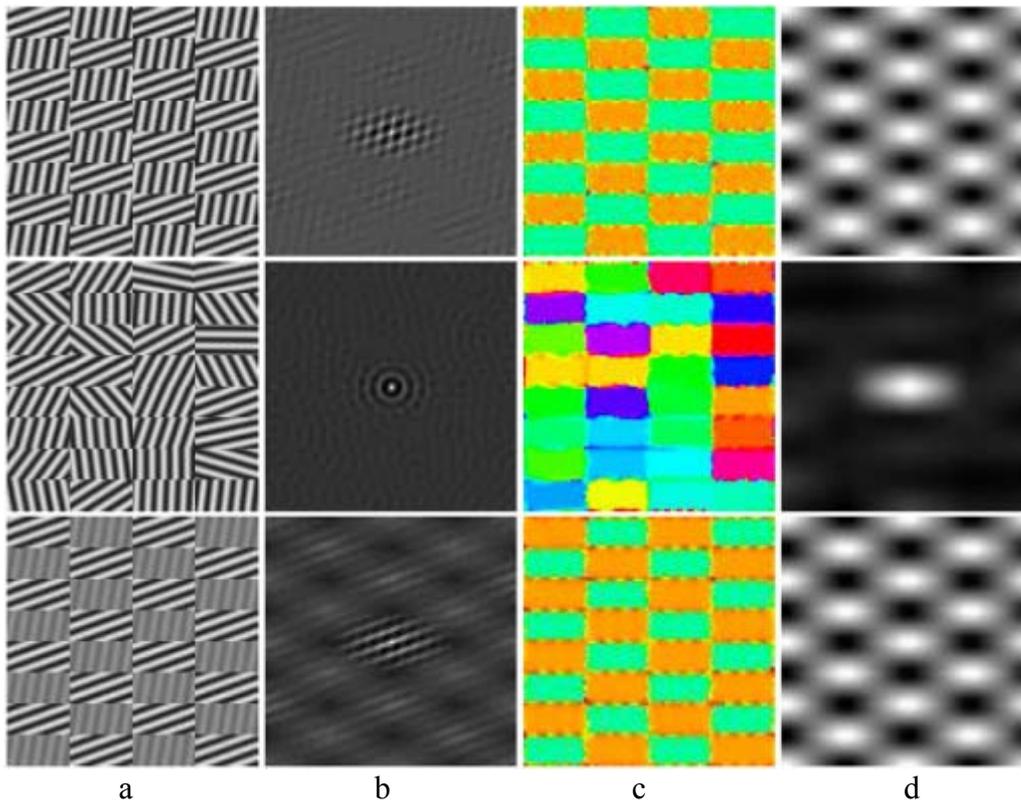


Fig.33. : Cartes d'interaction pour des textures directionnelles synthétiques. a) texture synthétique b) Attribut MEAN c) Champ d'orientation d) Attribut CBOS.

Enfin, selon que la texture soit périodique ou non, la carte d'interaction CBOS l'est également. Par contre, la carte CBOS traduit mal la « micro texture » présente dans ces trois images, c'est à dire la façon dont les orientations locales sont générées.

La Fig.34 montre les cartes d'interaction pour des textures de Brodatz et confirme les observations effectuées précédemment pour des textures synthétiques.

Enfin, remarquons que la carte CBOS est insensible aux variations lentes de la luminance, contrairement aux cartes fondées sur les différences de niveau de gris (Fig.35).

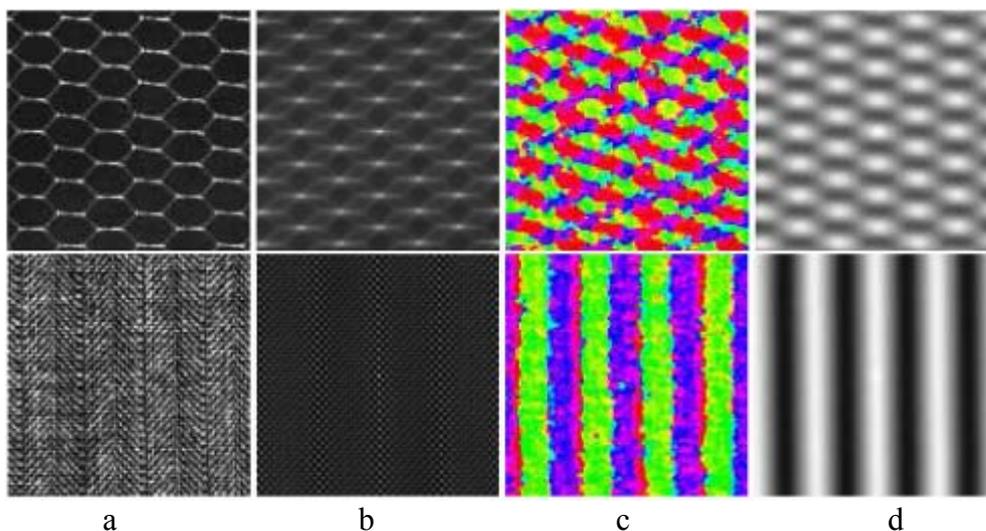


Fig.34. : Cartes d'interaction de textures de Brodatz. a) Texture b) Attribut MEAN c) Champ d'orientation d) Attribut CBOS.

Appliqué dans le contexte de classification de textures (suivant le même protocole que dans [Che95]), les cartes d'interaction fondées sur les indicateurs directionnels (MOD, CBOS, EBOS) se sont toutes montrées plus performantes que les cartes reposant sur l'indicateur MEAN (fondé sur les niveau de gris).

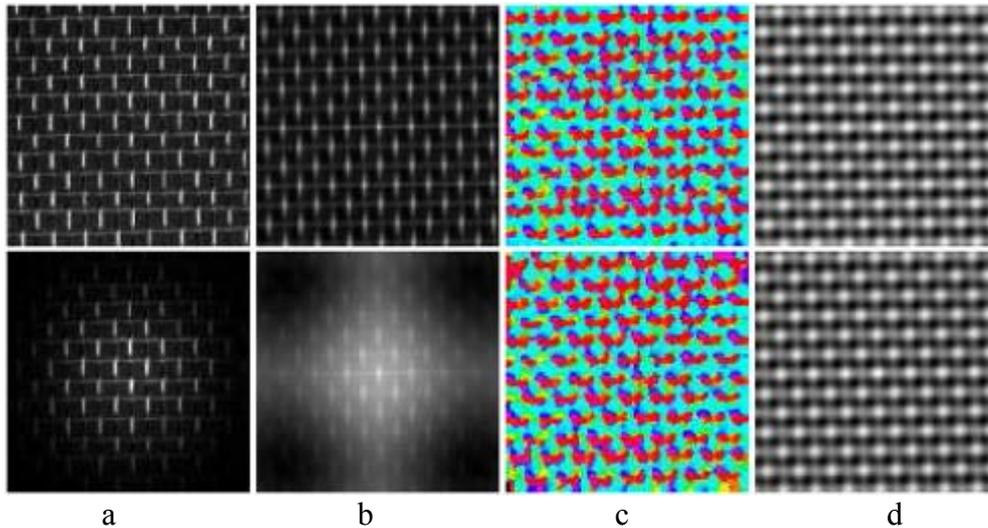


Fig.35. : Cartes d'interaction de textures de Brodatz. a) Texture b) Attribut MEAN c) Champ d'orientation d) Attribut CBOS.

Enfin, il est intéressant de noter que c'est l'association de MEAN avec EBOS qui permet les meilleures performances en terme de classification (Table 5).

	MOD	CBOS	EBOS	MEAN	MEAN&EBOS
Taux de classification (orientations fixes)	86.7%	85.6%	88.9%	61.1%	90.0%
Taux de classification (invariante en rotation)	73.3%	71.1%	76.7%	64.4%	90.0%

Table 5 : Taux de classification pour 30 classes de textures (issues de l'album de Brodatz), et pour diverses cartes d'interaction, directionnelles ou non.

En effet, cette association permet de profiter des performances complémentaires de MEAN, pour la prise en compte de processus générateur des orientations locales, en terme de niveau de gris, et de celles de EBOS, pour la prise en compte de la structure macroscopique de la texture.

2.2.4 Conclusion et perspectives

Les statistiques d'ordre 2 sur les champs d'orientation ont montré leur efficacité pour la caractérisation des images comportant des textures directionnelles. L'indicateur I_{so} offre une estimation de l'anisotropie de l'image à une échelle donnée. En faisant varier l'échelle n , on obtient la courbe $I_{so}(n)$, dont nous avons montré que les pics reflètent l'existence d'agencement géométriques dignes d'intérêt dans l'image texturée.

Plus généralement, les cartes d'interaction directionnelles, présentées dans ce chapitre, permettent de caractériser les textures directionnelles. Fondées sur les champs d'orientation, ces cartes décrivent la structure géométrique de la texture. Nous avons montré que les cartes d'interactions directionnelles permettent d'améliorer significativement l'efficacité des algorithmes de classification de texture.

Les approches statistiques directionnelles développées dans ce chapitre font actuellement l'objet de nouvelles extensions, dans le cadre d'un projet « Jeune Chercheur » du GdR ISIS, porté conjointement par l'équipe PhyTI à Marseille (Frédéric Galland, Institut Fresnel) et par notre équipe, à travers Jean Pierre Da Costa. Ce projet comporte deux axes distincts :

- **Analyse des textures par cohérence mutuelle** : L'approche novatrice consiste à exploiter totalement la nature vectorielle des orientations, à l'instar de nos cartes directionnelles d'interaction, mais en tirant profit des avancées en traitement des champs vectoriels de l'équipe PhyTI, dans le domaine de l'analyse de la lumière partiellement polarisée. L'équipe PhyTI a en effet montré que l'on peut définir des degrés intrinsèques de cohérence invariants par l'application de transformations déterministes des champs de vecteurs [Ref06]. De plus, ces degrés possèdent un sens précis dans le cadre de la théorie de l'information et permettent de prédire les résultats observables lors d'expériences.
- **Les mesures de contraste en orientation**. Dans nos travaux sur l'anisotropie des textures, nous comparons deux régions orientées par la différence de leurs orientations. L'orientation était alors considérée comme une simple grandeur scalaire circulaire. L'équipe PhyTI a proposé la définition de fonctions de contraste pertinentes qui reposent sur des notions d'invariances fondées sur la structure de groupe des lois de probabilité [Gou04]. Nous devrions pouvoir profiter des deux expertises pour créer de nouveaux indicateurs plus pertinents.

D'autres approches statistiques sont en cours d'évaluation, dans le cadre de la thèse de Rémy Blanc. En effet, une partie du travail effectué dans cette thèse consiste à étudier l'homogénéité des processus aléatoires spatiaux, parmi lesquels on peut compter évidemment les textures. Ces aspects sont abordés plus en détail au chapitre suivant. Notons que ces travaux portent actuellement sur les niveaux de gris, mais leur extension à des champs de vecteurs est envisagée.

Dans la mesure où des champs d'orientations 3D commencent à être disponibles, une extension des approches décrites dans ce chapitre est envisageable. Deux obstacles restent à franchir. Le premier a été évoqué au chapitre précédent et concerne la définition du modèle textural 3D de référence (feuillet, fil, cylindre,...). Le second concerne la complexité calculatoire. Les statistiques d'ordre 2 sont souvent coûteuses en 2D. L'extension 3D, ne fera qu'aggraver ce problème.

Les deux approches statistiques présentées dans ce chapitre illustrent les bénéfices tirés de l'exploitation des champs d'orientations. D'autres exploitations sont en cours, en synergie avec des travaux réalisés par d'autres membres de notre équipe. A titre d'exemple, Olivier

Lavialle a proposé de nouveaux opérateurs de diffusion anisotropes [Lav07]. Ces opérateurs ont apporté des améliorations significatives aux travaux de Perona et Malik [Per90], Catté [Cat92] ou encore Weickert [Wei97]. Tous ces travaux supposent qu'au plus une orientation existe en un point donné (voisinages $\{i0D\}$ et $\{i1D\}$) et rencontrent quelques difficultés dans les cas $\{i2D\}$. Notre ambition est de nous appuyer sur des cartes d'orientations multiples pour séparer les directions les plus significatives dans un voisinage donné, afin de procéder ensuite à une diffusion multidirectionnelle. Des travaux préliminaires effectués dans le cadre d'un stage Master [Bra06], ont donné des résultats encourageants.

2.3 Acquisition d'image, analyse et incertitude

2.3.1 Introduction

La thématique abordée dans ce chapitre prend sa source au cœur de questions soulevées par l'un de nos partenaires industriels, le groupe Safran, dans le cadre de notre collaboration en matière de caractérisation de matériaux par analyse d'images. En effet, comme tout résultat d'essai de laboratoire, toute caractérisation doit répondre à la norme ISO 17025, et en particulier, garantir les mesures qu'elle fournit en les associant à un intervalle de confiance. Cette pratique est aujourd'hui systématique pour les essais mécaniques, électriques ou chimiques, mais force est de constater qu'elle est assez rarement appliquée lors de l'utilisation d'algorithmes d'analyse d'images. Cette carence s'explique par différents facteurs, dont le principal reste la difficulté de mise en oeuvre des principes métrologiques élémentaires dans le cadre de l'analyse d'image. En effet, l'obtention d'une mesure par analyse d'image fait souvent appel à des algorithmes complexes souvent au moins partiellement supervisés. Leur étalonnage est un problème a priori plus délicat que celui d'un instrument de mesure classique. Nous avons d'ailleurs pu constater l'intérêt manifesté par notre communauté scientifique pour ce problème lors de la journée « Métrologie et Analyse d'Image » du GdR ISIS, que nous avons organisée à Bordeaux en janvier 2006, en collaboration avec P. Simard (UTC Compiègne).

Le cas de la caractérisation volumique d'un matériau grâce à l'analyse d'une image 2D issue d'une section de ce matériau est assez emblématique de l'ampleur du problème. Considérons un matériau résultant de l'association de plusieurs phases et dont on souhaite obtenir une caractérisation volumique telle qu'un taux de phase par exemple. Ici, le terme phase est compris au sens « matériau » et désigne l'un de ses constituants.

Dans ce contexte, le processus de caractérisation opère en quatre étapes.

1. Une coupe est tout d'abord effectuée dans un échantillon de ce matériau.
2. Cette coupe permet d'obtenir une section du matériau sur laquelle une image partielle de la section peut être acquise.
3. Cette image fait ensuite l'objet d'une analyse avec un algorithme approprié afin d'obtenir un taux de phase surfacique.
4. Une inférence $2D \rightarrow 3D$ permet d'estimer le taux de phase volumique à partir du taux de phase surfacique estimé à l'étape précédente.

Au cours de ce processus de caractérisation, nous avons identifié plusieurs sources de dysfonctionnement dans le processus de mesure :

- La coupe est-elle effectuée d'une façon qui autorise l'inférence ? Autrement dit, la mesure effectuée en 2D aura-t-elle un sens en 3D ?
- La taille de l'image acquise permet-elle d'atteindre une représentativité suffisante de la section du matériau ? Si ce n'est pas le cas, la mesure effectuée sur l'image ne caractérisera pas correctement la section.
- Quelle est l'incertitude liée à l'estimation de la caractéristique 2D dans l'image ? Un intervalle de confiance sur la mesure surfacique effectuée sur l'image doit être calculé.

Si une réponse positive est apportée aux deux premières questions et si un intervalle de confiance peut être associée à l'image acquise, alors la caractérisation volumique aura un sens et pourra également être associée à un intervalle de confiance.

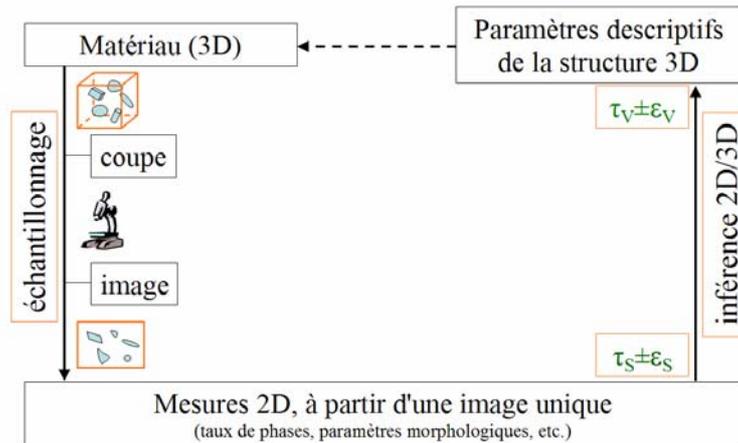


Fig.36. : Chaîne de caractérisation volumique de matériaux par analyse d'image 2D : les sources d'incertitudes.

La première question relève principalement de la stéréologie. En effet, les principes de la stéréologie nous permettent de choisir le meilleur plan de coupe en fonction de la mesure visée et des caractéristiques morphologiques du matériau étudié.

La seconde question et la troisième question sont étroitement liées. Elles relèvent à la fois des statistiques spatiales (ou géostatistiques) et de l'homogénéité de l'image. A ce dernier titre, nous montrerons que ces questions dépassent largement le cadre de la seule caractérisation de matériaux et relèvent également des notions de textures et de stationnarité.

Notons que, pour une surface d'étude donnée, l'alternative de disposer de n images n fois plus petites plutôt qu'une seule image serait pénalisant. En effet, considérer l'échelle de mesure la plus grande possible permet à la fois de diminuer l'amplitude de l'intervalle de confiance et d'augmenter les chances de disposer d'une image homogène et représentative de l'échantillon ou du processus considéré.

Nous avons tenté d'apporter des réponses à ces différentes questions, notamment à travers la thèse de R. Blanc [T1]. Nous traiterons ici plusieurs aspects de ce travail. Dans la partie suivante, les aspects relevant de la stéréologie seront abordés, puis, dans la troisième partie, nous traiterons de la notion d'incertitude dans la caractérisation des textures.

2.3.2 Texture et stéréologie

Influence du plan de coupe sur la mesure

Notre capacité à reconnaître et à caractériser des formes volumiques dans un bloc 3D homogène à partir d'une section 2D dépend fortement du choix du plan de coupe du bloc 3D. Ce choix doit répondre à des règles relevant de la stéréologie [Rus00] :

- L'image dans la section doit être représentative du volume.
- La direction du plan de coupe doit prendre en compte les directions privilégiées du matériau mais aussi la mesure visée afin d'obtenir une mesure non biaisée.

Si les deux règles présentées ci-dessus sont satisfaites, des mesures 2D peuvent alors être utilisées pour estimer des paramètres 3D, comme par exemple une fraction volumique à partir d'un taux surfacique.

La première règle implique que la surface offerte par le plan de coupe couvre une surface suffisante pour être statistiquement représentative des différentes structures géométriques présentes dans le bloc. Cette règle sera traitée en détail plus loin dans ce chapitre.

Dans le cas général, la seconde règle implique que les directions principales du matériau doivent être évitées. Le plan de coupe ne devrait donc pas être parallèle aux directions caractéristiques du matériau. Si cette règle n'est pas respectée, la mesure peut s'en trouver fortement biaisée.

Une illustration simple de ce principe consiste à considérer le taux de phase d'une « tranche napolitaine », c'est-à-dire d'une superposition de plusieurs couches planes épaisses de matériaux distincts. Une coupe parallèle aux couches ne fait apparaître qu'un seul type de matériau, alors que toute une autre coupe, quelle qu'en soit l'angle, montrera tous les matériaux composant l'échantillon proportionnellement à leur fraction volumique.

Notons toutefois qu'il existe des cas particuliers de matériaux montrant plusieurs directions privilégiées et pour lesquelles certaines mesures peuvent malgré tout s'avérer biaisées lorsque le plan de coupe n'est plus strictement parallèle à l'une des directions privilégiées. Considérons par exemple un empilement de cubes comme celui montré sur la Fig.37a, où l'on cherche à mesurer les longueurs des cotés des cubes. Si l'on s'intéresse à la largeur des cubes ou à la distance inter cubes, certaines sections parallèles aux arêtes de cubes (Plan A, Fig.37a) produisent des images sur lesquelles l'estimation non biaisée de la largeur des cubes est possible. Au contraire, une section oblique, comme celle montrée sur une vue de côté à la Fig.37b, montre des objets dont les dimensions sont biaisées par rapport à la taille des cubes d'origine.

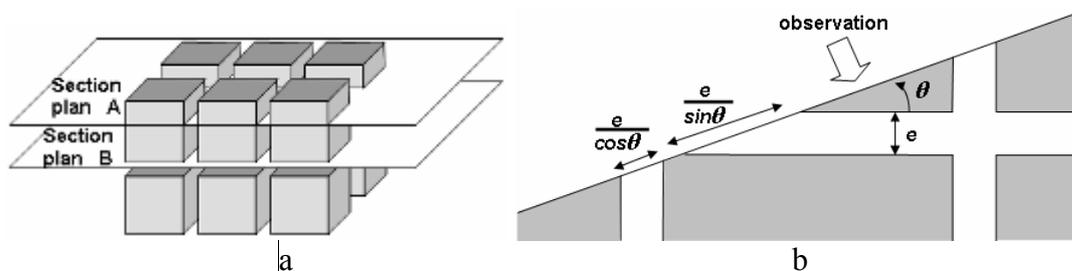


Fig.37. : Réseau de cubes. a) Deux coupes « orthogonales » donnant des sections très différentes ; b) Une coupe « oblique » donnant des dimensions biaisées.

Notons que pour ce même matériau, si l'on s'intéresse à un taux de phase, on retrouve le cas général et seule une section oblique permet de le mesurer avec fiabilité.

Nous avons apporté plusieurs contributions à ces problèmes, chacune issue d'une problématique relative à la caractérisation de matériaux.

Nous avons en particulier proposé un algorithme de correction du biais d'estimation pour des mesures dimensionnelles, effectuées sur une section d'un réseau de cubes similaire à celui présenté plus haut. La solution proposée consiste à estimer l'angle formé par le plan de coupe et l'une des directions privilégiées afin de corriger ensuite analytiquement les mesures effectuées sur la section oblique. Deux approches complémentaires ont été développées, l'une morphologique et l'autre opérant dans le domaine de Fourier. Ces approches ont été validées par la construction de modèles synthétiques 3D (Fig.38). Ce travail, détaillé dans [Ger05], a fait l'objet d'un transfert technologique au bénéfice de la société Turboméca (Groupe Safran) pour la caractérisation de la structure microscopique de matériaux base nickel.

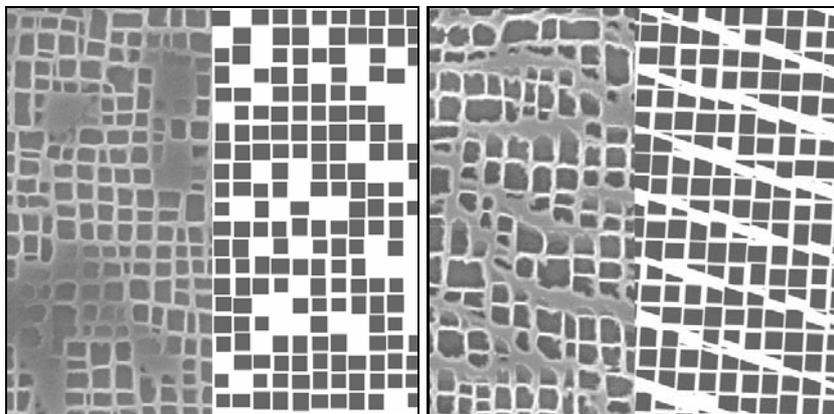


Fig.38. : Deux exemples d'une texture formée de cubes disposés sur un réseau quasi cubique. Les parties gauches montrent des textures réelles correspondant à des matériaux métalliques (base nickel) observés au Microscope Electronique à Balayage. Les parties droites des images correspondent à des coupes de textures synthétiques 3D de paramètres équivalents.

Nous nous sommes également intéressés à l'estimation de la direction de fibres cylindriques à partir d'une seule coupe oblique. Cette approche est détaillée ci-dessous à titre d'illustration de nos travaux relevant de la stéréologie.

Sections d'un ensemble d'objets cylindriques.

Considérons un bloc 3D incluant un assemblage d'objets présentant une direction privilégiée, tels que des cylindres par exemple et considérons les cas suivants :

1. L'arrangement des objets est isotrope : la direction du plan de coupe peut alors être quelconque.
2. Les objets cylindriques suivent tous une unique direction privilégiée. Le plan de coupe peut être orienté de façon quelconque, tant qu'il n'est pas parallèle à la direction des cylindres. En général, il est pratique de choisir un plan de coupe orthogonal à la direction des cylindres.
3. Lorsque les cylindres sont agencés selon plusieurs directions privilégiées, la situation devient plus délicate. Dans le cas où les cylindres du bloc 3D suivent deux directions orthogonales x et y , une coupe effectuée dans la 3^{ème} direction z et formant un angle de $\pi/4$ avec x et y est un choix intuitivement attractif mais qui fera apparaître des sections elliptiques toutes identiques, ne permettant pas de distinguer les directions

individuelles des cylindres (Fig.39a). Suivant les prescriptions de [Mle99], un plan de coupe non orthogonal à x et y (Fig.39a) coupant les directions privilégiées avec un angle $\Omega = \cos^{-1}(1/\sqrt{3}) \approx 55^\circ$ permettra de retrouver les directions des cylindres grâce à la direction de l'axe principal des sections elliptiques.

4. Enfin, si les cylindres du bloc 3D sont agencés selon trois directions privilégiées, le même choix de section, selon l'angle Ω défini ci-dessus permet lui aussi de distinguer les trois directions d'origine, comme le montre la Fig.40. Nous désignerons ce plan de coupe par l'expression « *coupe biaisée* » dans la suite de ce document.

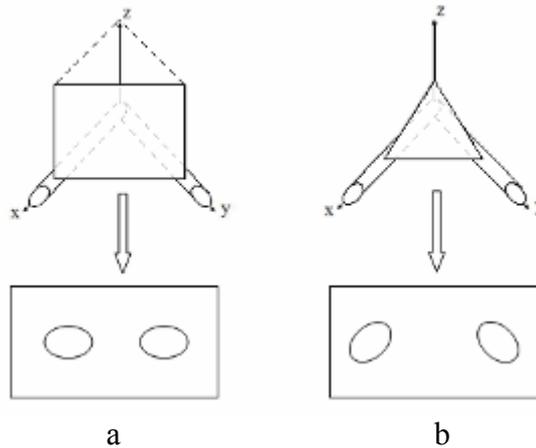


Fig.39. : Deux exemples de coupes obliques et sections elliptiques correspondantes, dans le cas de cylindres présentant deux orientations privilégiées.

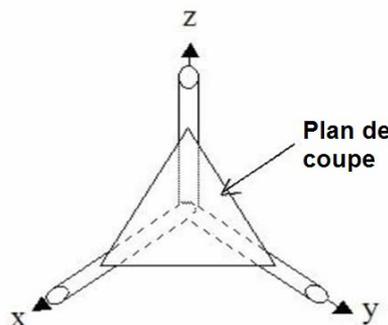


Fig.40. : Coupe biaisée dans le cas de trois directions privilégiées.

La coupe biaisée peut être généralisée à des cas présentant plus de 3 directions privilégiées, mais en pratique les matériaux composites font rarement apparaître plus de 3 directions privilégiées.

Application de la coupe biaisée à l'estimation du taux directionnel de fibre

Une application directe de la coupe biaisée consiste à caractériser le renforcement fibreux d'un matériaux composite à partir de l'analyse d'une image 2D. Nous considérons ici le cas très général où le renforcement est composé d'un tissage ou de la superposition de fils, eux même composés de fibres cylindriques. Les fils sont assemblés selon 2 ou 3 directions privilégiées approximativement orthogonales entre elles. L'assemblage introduit une dispersion de l'orientation de chaque fibre autour de sa direction privilégiée (Fig.41).

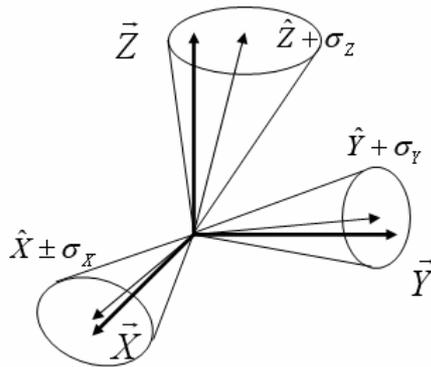


Fig.41. : Dispersion de l'orientation des fibres autour des trois directions privilégiées

Les taux de fibre et la dispersion de l'orientation des fibres autour des directions privilégiées, sont des paramètres précieux pour la prédiction du comportement des matériaux composites. Leur estimation est donc un enjeu important.

Il est évident que les techniques d'imagerie 3D telle que la micro-tomographie [Coi03] représentent la solution la plus évidente pour une telle caractérisation. Toutefois, leur coût et leur faible résolution spatiale en limitent aujourd'hui l'impact dans le cadre d'une utilisation à une échelle industrielle. Une autre façon d'obtenir des images 3D de matériaux est la microscopie confocale [Ebe01] mais cette technique reste encore très coûteuse et délicate à mettre en oeuvre.

Une méthode alternative [Dav97], qui ne nécessite pas d'imagerie 3D, consiste à observer des tranches parallèles découpées dans un échantillon. Ce type d'échantillonnage est connu en stéréologie sous le terme de dissecteur [Ste84] et fournit des résultats très intéressants. Des algorithmes d'appariement de motifs permettent d'établir des correspondances entre les images des tranches successives, et ainsi, d'accéder à l'information 3D cherchée. Toutefois, cette technique requiert une préparation laborieuse des échantillons.

Afin de pallier ces difficultés, nous avons proposé une méthode permettant, par l'analyse de l'image acquise à partir d'une unique section, d'estimer les directions des fils et la distribution des orientations des fibres dans les fils [Bla06], en nous appuyant sur la connaissance a priori de la structure géométrique approximative du matériau.

Notre approche se compose de 3 étapes:

- La détection et l'estimation des paramètres des ellipses ;
- L'étiquetage des fibres et la segmentation des fils ;
- Le calcul des caractéristiques du renforcement fibreux.

Les première et troisième étapes sont classiques en traitement d'image. Pour la première étape, la difficulté de la détection des fibres est uniquement liée à la qualité des images de la section. Plusieurs classes de méthodes peuvent être envisagées pour détecter des cylindres dans un bloc 3D, tels que les processus de points marqués [Des02], les contours actifs [Sca99], les contours actifs d'ordre supérieur [Roc07] ou encore la transformée de Hough [Yip92].

La seconde étape est beaucoup plus problématique. Certes, la réalisation d'une coupe biaisée a rendu distinctes les deux (ou trois) directions de fibres, et créant deux (ou trois) classes de sections elliptiques orientées différemment. Il subsiste cependant une difficulté à résoudre. Elle résulte de l'existence d'une ambiguïté sur la direction de chaque fibre, lorsque celle-ci est estimée à partir de la direction de sa section elliptique (Fig.42).

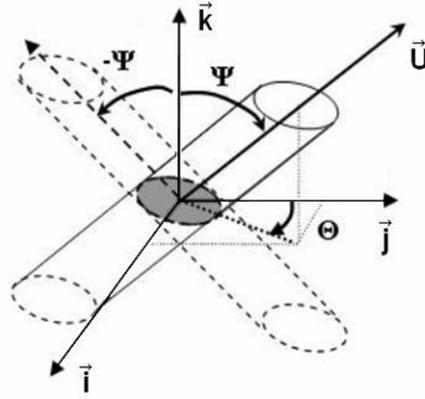


Fig.42. : Ambiguïté angulaire: deux cylindres distincts montrent la même section elliptique.

L'orientation Θ d'une fibre est définie dans $[0; \pi]$. L'inclinaison Ψ appartient à $\left[-\frac{\pi}{2}; \frac{\pi}{2}\right]$ mais ne peut pas être déterminée exactement puisque :

$$\Psi = \pm \psi' \quad \text{avec} \quad \psi' = \arccos \frac{b}{a} \in \left[0; \frac{\pi}{2}\right]$$

L'ambiguïté sur la direction des fibres correspond donc à l'indétermination du signe de Ψ .

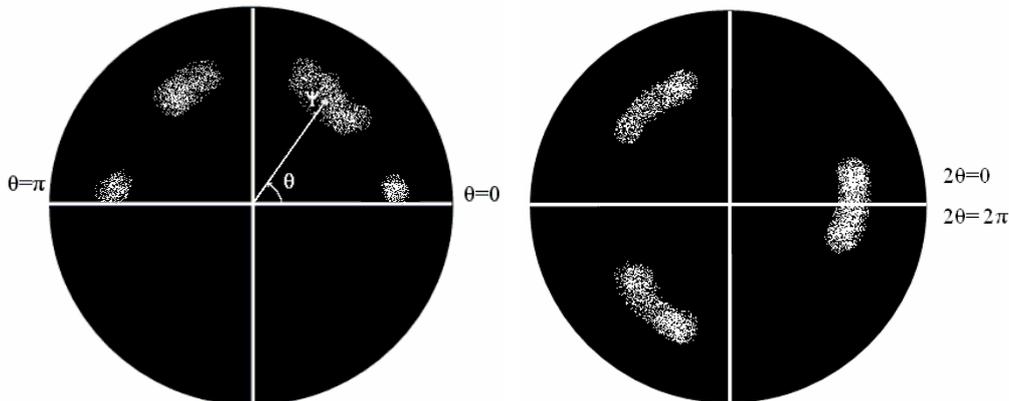


Fig.43. : Graphe polaire des ellipses représentées par $(\theta, \rho) = (\Theta, \psi')$ à gauche, et $(\theta, \rho) = (2\Theta, \psi')$ à droite.

La seconde étape de notre approche a pour objectif de résoudre cette ambiguïté en s'appuyant sur la notion de fil et en étiquetant de façon identique les fibres appartenant à un même fil. Cette étape est fondée sur la construction d'un graphe polaire représentant les paramètres (Θ, ψ') de chaque ellipse détectée dans l'image. Afin de rendre le graphe continu, l'ellipse est positionnée sur le graphe avec l'argument $\theta = 2\Theta$ et le module $\rho = \psi' \in \left[0; \frac{\pi}{2}\right]$ (Fig.43).

Dans le cas d'un bloc 3D dont les cylindres suivent N directions privilégiées, le graphe polaire fera apparaître un nuage de points pour chacune de ces directions. Il est nécessaire d'affecter chaque ellipse à l'un de ces N nuages. Le graphe polaire étant assimilé à une image numérique, la connaissance a priori du nombre N de directions privilégiées facilite la segmentation de ce graphe en N régions distinctes constituant chacune le noyau des N classes d'ellipses. La Fig.44 montre les résultats obtenus pour $N=3$.

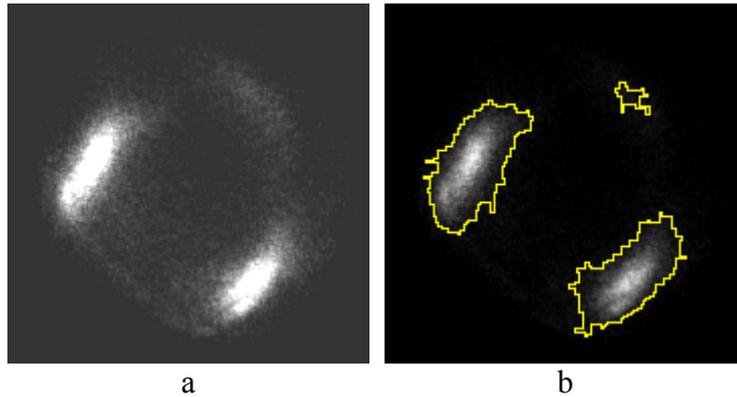


Fig.44. : Graphe polaire pour une image à 3 directions privilégiées. Détermination des noyaux des nuages de points correspondant à ces 3 directions.

En calculant les moyennes directionnelles de Θ et ψ' selon la méthode de Mardia [Mar72], on en déduit l'orientation des N directions privilégiées des cylindres à l'indétermination près sur ψ' . Pour résoudre cette ambiguïté et trouver Ψ , il faut connaître a priori les angles relatifs entre les N directions. C'est généralement le cas pour des matériaux présentant 2 ou 3 directions, celles-ci sont généralement approximativement orthogonales entre-elles. La détermination de Ψ suit alors l'algorithme suivant.

Soit θ_i et ψ_i les paramètres relatifs à la $i^{\text{ème}}$ direction principale, $i \in \{1, \dots, N\}$ (voir Fig.42). Pour chaque i , le signe ψ_i est inconnu, et donc \vec{U}_i , le vecteur axial associé, peut prendre deux valeurs distinctes. La méthode pour déterminer les valeurs correctes des vecteurs \vec{U}_i est alors la suivante :

- Choisir arbitrairement le signe de ψ_1 .
- Pour $i=2$, déterminer la direction correcte à partir des 2 valeurs possibles de \vec{U}_2 . Ce choix est effectué en comparant les deux angles relatifs possibles entre \vec{U}_1 et \vec{U}_2 . L'angle relatif le plus proche de la valeur *a priori* attendue est sélectionné.
- La même procédure est ensuite appliquée à tous les \vec{U}_i , $i \in \{3, \dots, N\}$. A chaque étape la connaissance a priori (même approximative) des angles relatifs entre les directions principales assure l'unicité de la solution.

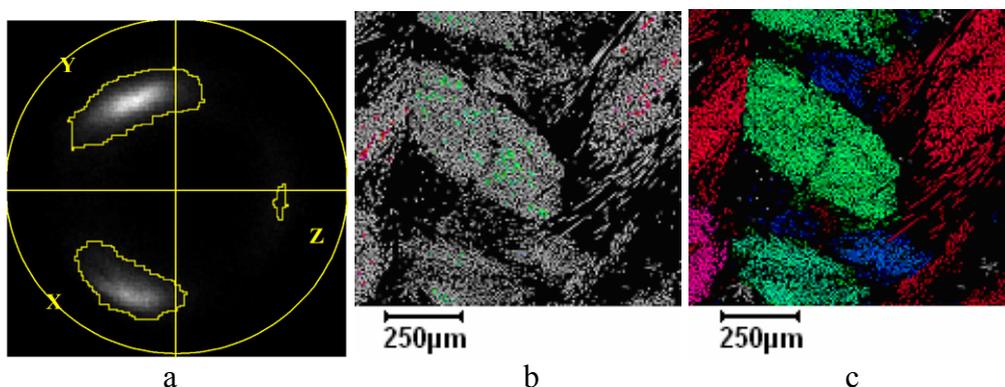


Fig.45. : Les 3 étapes destinées à lever l'ambiguïté directionnelle.

- a) Le graphe polaire et le calcul des 3 directions privilégiées grâce aux noyaux ;
 b) L'étiquetage des fibres issues des noyaux, dont l'orientation est connue sans ambiguïté ;
 c) La propagation de l'étiquetage aux autres fibres du fil.

A ce stade (Fig.45a), l'ambiguïté est levée pour toutes les ellipses identifiées dans les noyaux du graphe polaire. On peut repérer et étiqueter ces fibres dans l'image de la section, obtenant ainsi une image des fibres dont la direction est connue sans ambiguïté (et proche de l'une des directions privilégiées) (Fig.45b).

Il reste néanmoins que l'ambiguïté persiste pour beaucoup d'ellipses dont les paramètres sont trop éloignés de ceux de la direction privilégiée pour qu'elles soient directement affectées a priori à l'une des N classes de directions. Mais comme il est évident que toutes les fibres d'un même fil présentent la même direction privilégiée, il est possible de lever ces ambiguïtés en s'appuyant sur les fibres voisines, dans l'image de la section, et dont la direction est déjà connue.

Un algorithme de propagation des étiquettes affectées à l'étape précédente permet de s'acquitter de cette tâche (Fig.45c).

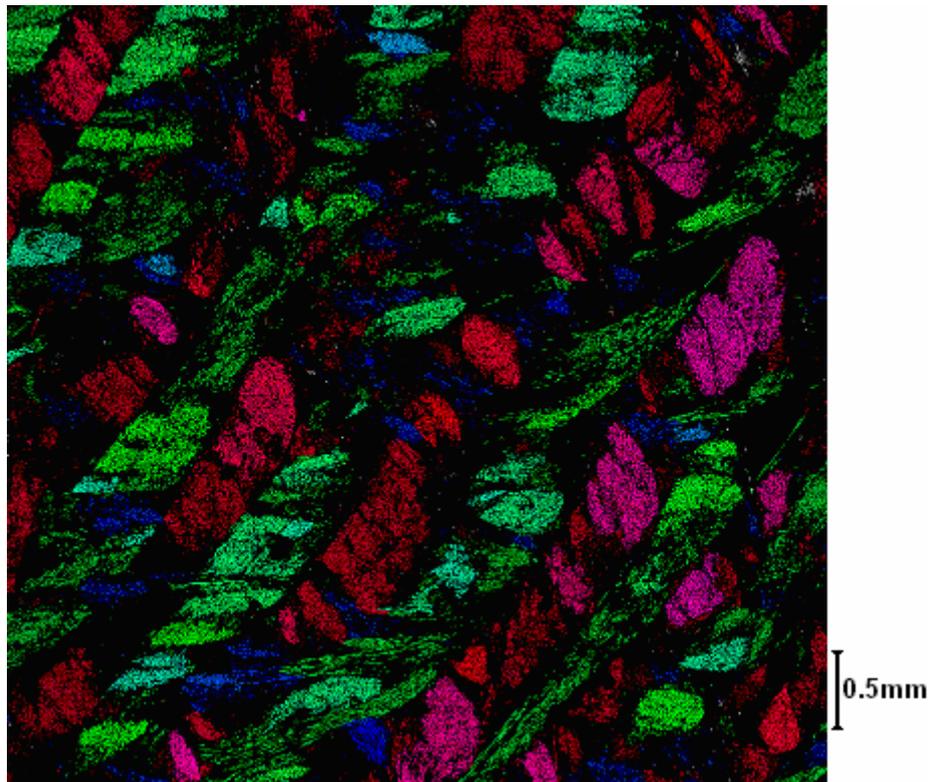


Fig.46. : Etiquetage des fibres selon leur direction privilégiées pour un matériau composite à trois directions.

Le résultat de ce processus sur l'ensemble de la section d'un matériau composite, apparaît sur la Fig.46.

La Fig.47 montre un exemple de résultat de caractérisation sur ce même échantillon. Le taux de fibre est calculé pour chaque direction privilégiée et la dispersion de l'orientation des fibres autour de chaque direction est représentée.

Les résultats obtenus ont pu être validés par des mesures indépendantes effectuées sur ce même matériau ainsi que sur d'autres échantillons. Des détails complémentaires sur ce travail sont donnés dans [Bla06].

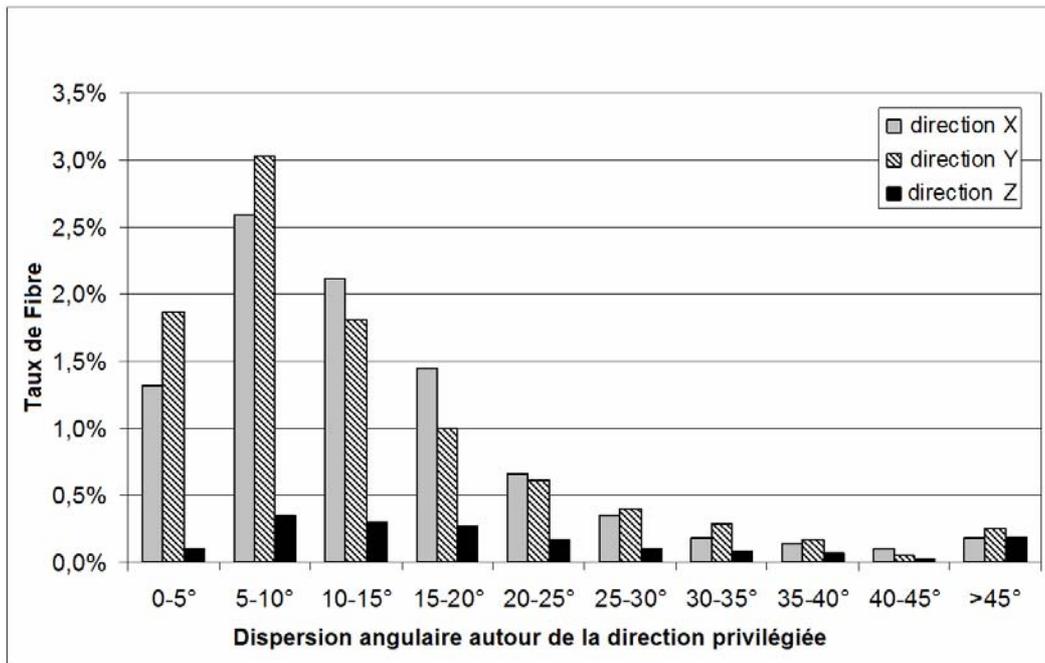


Fig.47. : Caractérisation de la dispersion directionnelle des fibres, pour chaque direction privilégiée (exprimée en fraction surfacique par rapport à l'image entière).

Enfin, signalons que l'algorithme présenté ci-dessus a fait l'objet d'un transfert industriel (Société Snecma Propulsion Solide, groupe Safran) et est actuellement mis en production.

2.3.3 Caractérisation de texture et incertitude

Analyse d'images, mesures et géostatistiques

Les problèmes relevant de la stéréologie étant considérés résolus, évaluer l'incertitude d'une mesure effectuée par analyse d'image consiste :

- à évaluer la variance de l'estimation de la mesure dans l'image,
- mais également à s'assurer que l'image acquise permet d'atteindre une représentativité suffisante de la section du matériau.

Notons que nous nous limitons ici au cas où la mesure considérée est non biaisée.

Les estimateurs classiques de l'espérance mathématique et de la variance permettent de répondre facilement à la première question, en particulier lorsque plusieurs réalisations sont disponibles, soit parce que l'on dispose de plusieurs échantillons, soit parce que la nature de la grandeur estimée nous donne accès à plusieurs mesures par images.

Toutefois, lorsque qu'un seul échantillon est disponible et lorsque qu'une seule mesure est effectuée sur cet échantillon, obtenir une estimation de la variance à partir d'une unique mesure s'avère plus délicat.

Une façon de contourner le problème consiste à faire appel aux géostatistiques afin de substituer des statistiques spatiales aux statistiques d'ensemble. L'estimation de la variance s'effectue alors grâce à des outils tels que le variogramme. Cette substitution requiert cependant que quelques hypothèses d'ergodicité et de stationnarité soient satisfaites.

Un autre moyen de contourner ce problème consiste à disposer d'un modèle du processus aléatoire ayant conduit à la formation de l'image. En particulier, la famille des processus de points s'avère une source riche pour modéliser l'agencement spatial des primitives texturales rencontrées dans de nombreuses textures, mais aussi dans les matériaux. Dans ce cas, l'identification des paramètres du modèle peut donner accès à une formulation analytique de la variance de la mesure.

Ces deux approches ont fait l'objet d'études intensives, en particulier dans les domaines de la géophysique et de l'exploration minière. L'ouvrage de Matheron [Mat62] témoigne de leur richesse. Notre contribution a consisté à tirer parti de ces approches pour résoudre les questions relatives à l'homogénéité et à l'incertitude de mesure dans le contexte de spécifique de l'analyse des images. Elles sont abordées succinctement dans les paragraphes suivants.

Approche géostatistique : le variogramme.

Le semi-variogramme [Mat62], ou simplement variogramme d'un processus aléatoire $Z(u)$ stationnaire ($E[Z(u + \vec{h}) - Z(u)] = 0$) est la fonction $\gamma(\vec{h})$ définie par

$$\gamma(\vec{h}) = \text{Var}[Z(u + \vec{h}) - Z(u)]/2$$

Dans le cas des processus stationnaires à l'ordre 2, on montre facilement que le variogramme et l'autocovariance sont équivalents $\gamma(\vec{h}) = \sigma^2 - \text{Cov}(\vec{h})$, mais le variogramme possède un domaine d'application plus large que la covariance. C'est pour cette raison qu'il est plus fréquemment utilisé en géostatistique.

Un estimateur classique du variogramme est donné par :

$$\hat{\gamma}(\vec{h}) = \frac{1}{2N(\vec{h})} \sum_{\{(u, u+\vec{h})\}} (z(u) - z(u+\vec{h}))^2$$

La somme se fait sur tous les couples $\{(u, u+\vec{h})\}$ tels que les deux éléments se situent dans l'ensemble des données disponibles, le nombre de couples correspondant étant noté $N(\vec{h})$.

La moyenne isotrope $\bar{\gamma}(h)$ du variogramme $\gamma(\vec{h})$, est souvent choisie à la place du variogramme, car plus pratique à manipuler, même si elle masque certains effets directionnels. En notant $\vec{h} = (h \cos(\theta), h \sin(\theta))$ elle s'écrit:

$$\bar{\gamma}(h) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \gamma(h \cos(\theta), h \sin(\theta)) d\theta$$

Autre notion importante en géostatistique, la portée intégrale A , quand elle existe, est l'intégrale de l'autocovariance :

$$A = \frac{2\pi}{\sigma^2} \int_0^\infty h \overline{cov}(h) dh \quad \text{où} \quad \overline{cov}(h) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} cov(h, \theta) . dh .$$

De cette définition découle une expression simple pour la variance de la mesure sur une fenêtre V , grande devant A :

$$Var \mu(V) \underset{|V| \gg A}{\approx} \frac{\sigma^2 A}{|V|} .$$

Lantuéjoul [Lan91] décrit plus en détail la portée intégrale et ses propriétés.

Dans la pratique, que ce soit pour évaluer la variance d'estimation de la surface d'un ensemble, ou de la moyenne d'une fonction, le variogramme estimé est insuffisant et l'utilisation d'un modèle de variogramme est souvent utilisé. Les modèles de variogrammes les plus courants dans le cadre des processus stationnaires utilisent trois paramètres (pépite, palier et portée) pour décrire le variogramme, tel qu'illustré sur la Fig.48.

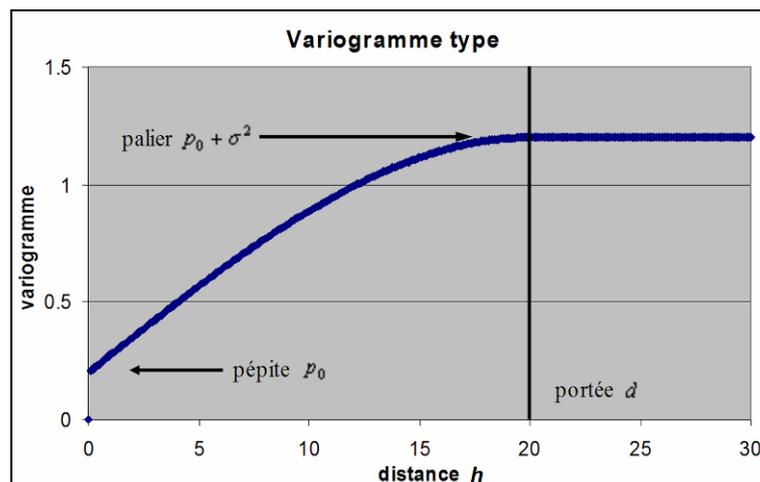


Fig.48. : Modèle type de variogramme. L'effet de pépite p_0 désigne la limite à droite en 0. Le palier σ^2 (pour des processus stationnaires) représente la limite à l'infini du variogramme. La portée d indique la distance à partir de laquelle le variogramme a atteint le palier.

Le variogramme est nul pour $h=0$, mais pour h très petit, on observe l'effet de pépite, noté p_0 par la suite, qui correspond à une discontinuité à l'origine du variogramme, et qui est

assimilable à la présence d'un bruit blanc de variance p_0 dans les données. La portée d caractérise la distance à partir de laquelle les corrélations entre les données deviennent faibles ou nulles, c'est à dire que le variogramme atteint un palier. Le palier $p_0 + \sigma^2$ correspond à la variance du processus aléatoire. Seuls les processus stationnaires à l'ordre 2 présentent un palier puisque dans le cas contraire, la variance σ^2 n'est pas définie.

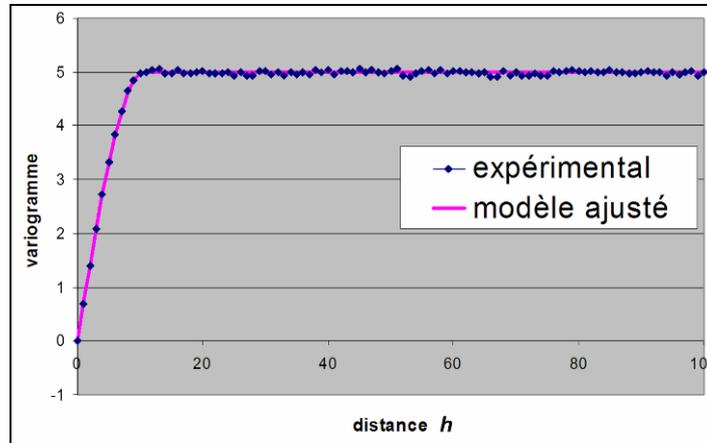


Fig.49. : Variogramme expérimental et modèle ajusté. Le modèle employé est une somme d'un modèle sphérique, d'un modèle gaussien et d'un modèle exponentiel

L'ajustement d'un modèle de variogramme avec le variogramme estimé (Fig.49) donne accès aux paramètres du modèle, ainsi qu'à une expression analytique de l'estimation de la variance. Cependant différents modèles dont la qualité d'ajustement sur un même variogramme estimé est statistiquement indiscernable peuvent produire des estimations très différentes pour la variance d'estimation de la moyenne (Table 6).

Modèle de variogramme	Portée intégrale A	Critère AIC [Jia96]
Sphérique + exponentiel + gaussien.	9400	-24700
Sphérique + $1/(1 + h^3)$	13700	-24300
Sphérique + $1/(1 + h^{2.1})$	93000	-24700

Table 6 : Portée intégrale (A) et qualité de l'ajustement (critère d'Akaike AIC) pour différents modèles de variogramme, pour une image issue d'une coupe biaisée d'un matériau composite comme celui de la Fig.46.

Les estimations de la portée intégrale sont très différentes d'un modèle à l'autre et rien ne permet objectivement de choisir entre ces trois modèles. Par conséquent, il n'est pas possible d'évaluer la variance de cette mesure sans introduire de connaissance a priori permettant de discerner quel est le bon modèle de variogramme.

Modélisation des processus de points

Les processus de points sont utilisés dans de nombreux domaines d'applications, comme l'épidémiologie, la microscopie ou l'astrophysique. Ils sont également exploités en analyse d'image, pour la détection d'objets dans des images 2D et 3D [DES02]. Ils forment une base d'étude de la distribution spatiale d'objets et à ce titre ils constituent une alternative aux géostatistiques pour obtenir une estimation de la variance d'une mesure dans une image.

En effet, s'il existe un modèle paramétrique fiable du processus générateur de l'image dont la mesure est tirée, une estimation de la variance de cette mesure peut alors résulter de l'étude analytique du modèle paramétrique.

Comme nombre de textures peuvent être assimilés à un agencement aléatoire de motifs élémentaires, les processus de points et plus particulièrement ceux de point marqués (marked point processes) constituent un choix intéressant pour construire des modèles pertinents pour ce type de textures. Nous avons étudié [T1] l'intérêt de ces méthodes dans l'optique de notre objectif pour plusieurs familles de processus tels que les processus de points « poissonniens », les processus agrégés (Neyman-Scott), les processus réguliers (Matérn), ou encore les processus de Cox et de Gibbs (Fig.50). Nous avons par ailleurs complété la famille de modèles étudiés dans la littérature par un modèle de Matérn à deux échelles, qui se rapproche davantage de certains matériaux composites.

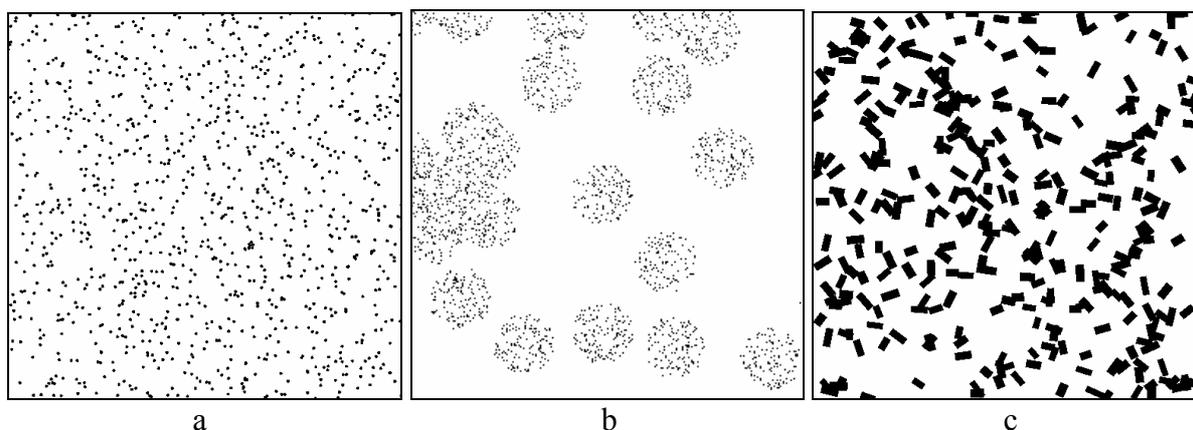


Fig.50. : Exemples de processus de points. a) Processus de points « simple » (Poisson homogène) ; b) Processus de point (agrégé de Matérn) ; c) Processus de point marqué (modèle booléen, le grain primaire est un rectangle dont les côtés et l'orientation sont aléatoires).

Pour chacun de ces processus, l'estimation de la variance de la mesure s'appuie sur la fonction de corrélation des paires de points, $g(\vec{h})$ si l'information directionnelle est importante, ou sur sa moyenne isotrope $\bar{g}(h)$ pour estimer la variance globale de la mesure sur la fenêtre d'observation. Le principe des estimateurs est le même dans les deux cas, aussi nous concentrons-nous sur $\bar{g}(h)$. La mesure considérée est l'intensité moyenne du processus (assimilable au niveau de gris de l'image).

Par définition, $\bar{g}(h)$ est la probabilité d'observer deux objets distants de h , divisée par le carré de l'intensité du processus de point (stationnaire) étudié. Un estimateur $\hat{g}(h)$ de $\bar{g}(h)$ s'appuiera donc sur le décompte du nombre de paires de points séparées par une distance comprise entre h et $h+dh$ où dh est la largeur des classes de distances. Plusieurs variantes de cet estimateur existent [Rip76], notamment pour prendre en compte les effets de bords.

Pour un processus de points d'intensité μ , la variance de l'estimateur de son intensité $\hat{\mu}_B$

restreinte à la fenêtre B est donnée par $Var[\hat{\mu}_B] = \frac{\mu^2}{|B|^2} \int_B \int_B (g(u_2 - u_1) - (1 - \delta(u_2 - u_1))) du_1 du_2$ où

$|B|$ est la mesure de Lebesgue de la fenêtre B et $\delta(\cdot)$ l'impulsion de Dirac. L'intensité μ est une donnée initiale pour les processus de points poissonniens. Elle doit par contre être formulée analytiquement à partir de paramètres secondaires d'intensités, en particulier dans les cas de processus de points réguliers ou agrégés. Une fois cette formulation obtenue, l'estimation de

la variance de la mesure résultera directement de l'estimation des paramètres du modèle choisi à partir de l'image étudiée.

Là encore, comme pour l'approche géostatistique, l'estimation de la fiabilité de la mesure effectuée dépend du modèle retenu. Or, le choix de ce modèle n'est ni intuitif ni facile. Dans le cas des processus d'objets, certaines données peuvent être difficiles à modéliser correctement. Par exemple, la Fig.51 montre les images de sections planes de deux matériaux composites à base de fibres de carbone qui diffèrent seulement par le mode d'assemblage des fils. On observe que la structure spatiale de l'agencement des objets sur ces images diffère fortement.

En conséquence, afin d'obtenir une estimation fiable de l'incertitude de mesure pour ces deux matériaux, deux modèles de processus de points très différents devront être construits. Or, l'élaboration de modèle « sur mesure », pour chaque type de tissage ou d'assemblage reste une tâche ardue et très difficilement automatisable. Cette complexité de mise en oeuvre s'avère être un obstacle à l'adoption de cette approche, en dehors de cas où la structure de matériaux est bien connue et figée. Néanmoins, les processus de point offriront un contexte de simulation particulièrement intéressant pour évaluer la validité d'autres approches.

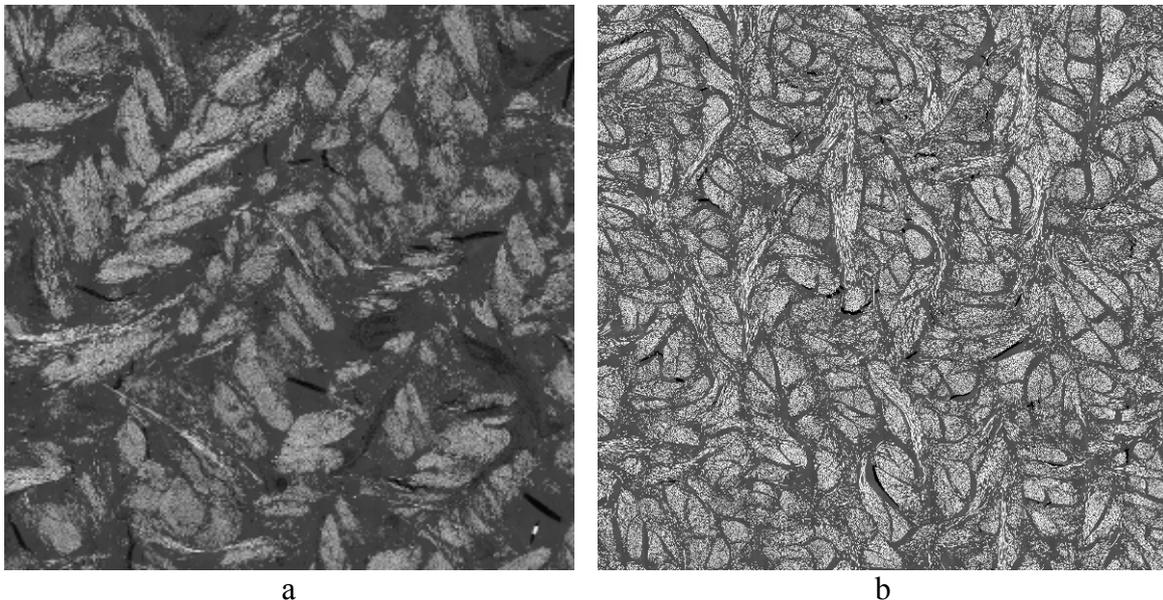


Fig.51. : Deux types de matériaux composites fibreux. a) La structure en couches apparaît (bandes obliques). b) Les fils sont tissés.

Bilan des approches paramétriques de l'estimation de la variance d'une mesure

Les méthodes d'estimation de la variance fondées sur une modélisation, qu'elles portent sur le processus générateur (processus de points) ou sur le variogramme (géostatistiques), ne s'avèrent pas complètement satisfaisantes. En effet, si les modèles permettent effectivement d'établir une variance d'estimation de la moyenne, cette estimation dépend trop du modèle retenu. De légères variations sur le modèle pouvant introduire de très grandes différences dans l'estimation de la variance, il est nécessaire de disposer d'une expertise du phénomène étudié pour pouvoir proposer un modèle réellement adapté.

Pour résoudre cette difficulté nous proposons une autre approche, non paramétrique, dans les paragraphes suivants. Elle permet à la fois d'apporter une réponse plus robuste au problème de l'estimation de la variance d'une mesure dans une image mais également d'aborder l'étude de l'homogénéité d'une image ou d'une texture ainsi que la représentativité de la mesure.

Approches non paramétrique pour estimer l'incertitude de mesures

L'objectif est ici d'obtenir la variance d'un estimateur sans faire appel à une quelconque modélisation. Pour estimer des statistiques de phénomènes aléatoires a priori inconnus, les méthodes usuelles consistent à répéter (lorsque c'est possible) des expériences indépendantes, afin d'approcher par un histogramme la distribution théorique de la quantité estimée.

Comme nous nous intéressons au cas où une réalisation unique spatialement bornée du processus est disponible, de telles méthodes ne sont pas exploitables. Il est cependant possible d'estimer la variance de l'estimateur de la moyenne si la portée des corrélations est relativement faible devant la taille de la fenêtre d'observation. Dès lors, des sous-échantillons de la donnée initiale provenant de zones suffisamment éloignées peuvent être considérés indépendants, et il devient possible de se replacer dans le contexte des statistiques classiques.

Considérons une caractéristique θ d'un processus aléatoire stationnaire dont une unique réalisation du processus est disponible. Cette réalisation est observée sur un ensemble compact V carré ou rectangulaire. On note $|V|$ sa taille (mesure de Lebesgue). La mesure de la caractéristique θ sur l'ensemble V est notée $\theta(V)$. Le problème consiste à obtenir une évaluation de la fiabilité de la mesure $\theta(V)$, à partir des seules données disponibles, c'est-à-dire les données contenues dans V .

A partir de $|V|$, on forme des sous-échantillons (ou blocs) v_k disjoints de taille $|v|$ contenus dans V . Le nombre n de sous-échantillons dépend évidemment de la taille $|v|$ des blocs et de la taille de la fenêtre d'observation V . Si les sous-ensembles de taille $|v|$ forment une partition de V , on a $n|v|=|V|$. D'autres méthodes de sélection des sous-échantillons peuvent être envisagées (voir Fig.52 et [T1]).

Soit $\theta(v_k)$ la mesure sur le $k^{\text{ème}}$ bloc. Les estimateurs $\hat{E}\theta(v)$ et $\hat{Var}\theta(v)$ de la moyenne et de la variance de la mesure $\theta(v)$ de la caractéristique d'intérêt θ à l'échelle d'observation $|v|$ sont calculés à partir de l'ensemble des $\theta(v_k)$. L'estimateur $\hat{E}\theta(v)$ représente l'estimateur de θ à l'échelle $|v|$ considérée, et $\hat{Var}\theta(v)$ représente l'estimation de la fiabilité de $\hat{E}\theta(v)$. Ces notations mettent en exergue l'influence du caractère borné de la fenêtre d'observation et le comportement des estimateurs pour différentes tailles $|v|$.

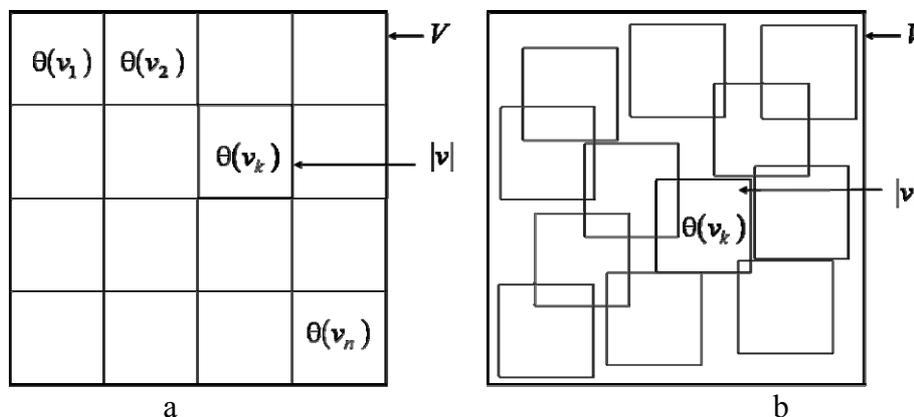


Fig.52. : Exemples de sous-échantillonnage. a) Sous-échantillonnage disjoint (partition) ; b) Sous-échantillonnage avec recouvrements aléatoires.

La mesure à l'échelle globale $|V|$ est unique et ne permet donc pas d'établir directement la fiabilité de cette mesure. En revanche, pour des échelles d'observation $|v| < |V|$, n mesures sont disponibles. La variance empirique $\hat{Var}\theta(v)$ entre ces mesures permet alors d'estimer la dispersion de la mesure à l'échelle $|v|$. En répétant cette procédure pour différentes échelles $|v|$, on peut espérer extrapoler le comportement de cet estimateur à l'échelle d'observation $|V|$. Le principe est semblable à la méthode de calcul de la variance de dispersion utilisée en géostatistique [Mat62].

Les processus de points, évoqués plus haut, offrent un contexte de simulation qui permet d'étudier la faisabilité de cette démarche, en prenant par exemple comme caractéristique d'intérêt θ , la moyenne et la variance des niveaux de gris. En particulier, dans [T1] R. Blanc illustre la faisabilité d'une telle approche pour plusieurs processus de points. La Fig.53a montre une réalisation d'un processus de points de Neyman-Scott, marqués par des ellipses. Ce processus de points marqués permet l'estimation du taux surfacique des objets par analyse d'image. De son côté, le processus de point massif correspondant, pour lequel chaque objet reste ponctuel mais est pondéré par surface de l'ellipse, permet le calcul analytique de la variance de l'estimateur.

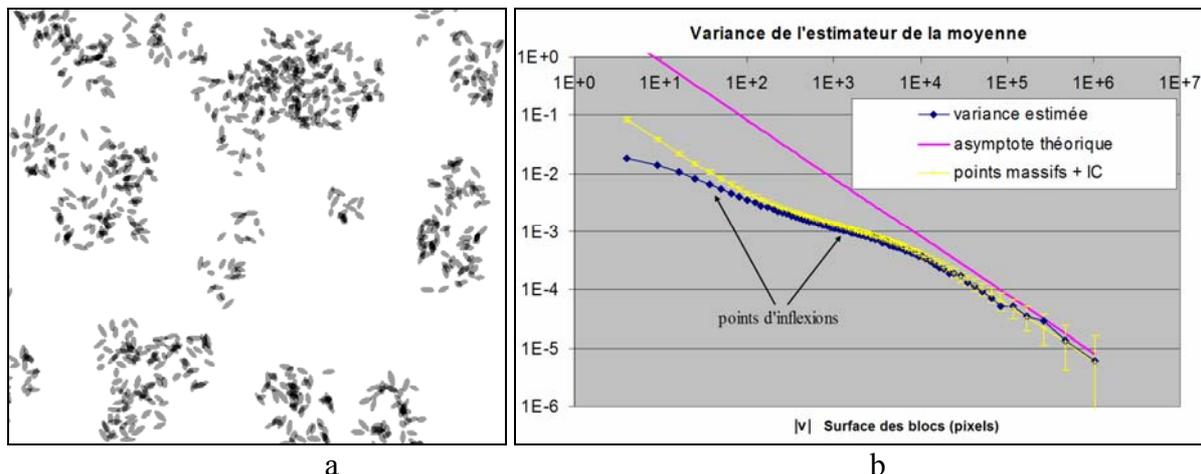


Fig.53. : Variance de l'estimateur de la moyenne d'un processus de points marqués à deux échelles (processus Neymann-Scott avec marquage par des ellipses aléatoires).

La Fig.53b montre une courbe foncée pour la variance de la mesure, estimée par l'approche du sous-échantillonnage par bloc sur le processus de point marqués, et une courbe claire pour la variance théorique calculée pour le processus de points massifs équivalent. L'intervalle de confiance à 95% est également représenté pour cette seconde courbe.

Le comportement asymptotique des deux courbes est identique. Il est représenté sur la figure (en échelle log-log) par une droite. Le comportement distinct des deux courbes pour $|v|$ petit provient du fait que les objets sont assimilés à des points pour l'étude analytique.

L'ordonnée à l'origine est nommée « Variance asymptotique ». Etant indépendante de l'échelle, elle nous renseigne sur la variabilité naturelle du processus générateur. Elle représente donc à ce titre une caractéristique texturale digne d'intérêt. Par ailleurs, la pente de la droite, ou *régime de décroissance*, nous renseignera sur l'homogénéité de l'image. Enfin, c'est l'ordonnée du point de cette droite lorsque l'abscisse est égale à la taille de l'image entière $|V|$ qui fournit l'estimation de la variance de la mesure à l'échelle de l'image entière.

Les comparaisons effectuées entre cette estimation et la valeur théorique de cette variance confirment la validité de la méthode, pour chaque processus stationnaire étudié.

Remarquons également que la courbe expérimentale de la Fig.52 montre deux inflexions dont les abscisses correspondent aux échelles des deux phénomènes remarquables de ce processus, à savoir la taille moyenne des ellipses et la taille moyenne des agrégats.

Nous avons appliqué cette approche à l'estimation de l'incertitude de la mesure de taux de phase, pour plusieurs types de matériaux composites ou métalliques. La Fig.54 en donne un exemple. Le renfort fibreux d'un matériau composite est présenté sous la forme d'une coupe oblique à la Fig.54a. La Fig.54b montre la courbe expérimentale de la variance du taux de fibre dans le cas d'un sous-échantillonnage par bloc. L'asymptote et son équation apparaissent également sur ce graphique. Là encore, l'ordonnée de cette asymptote pour une abscisse égale à la taille de l'image entière donne l'estimation de la variance.

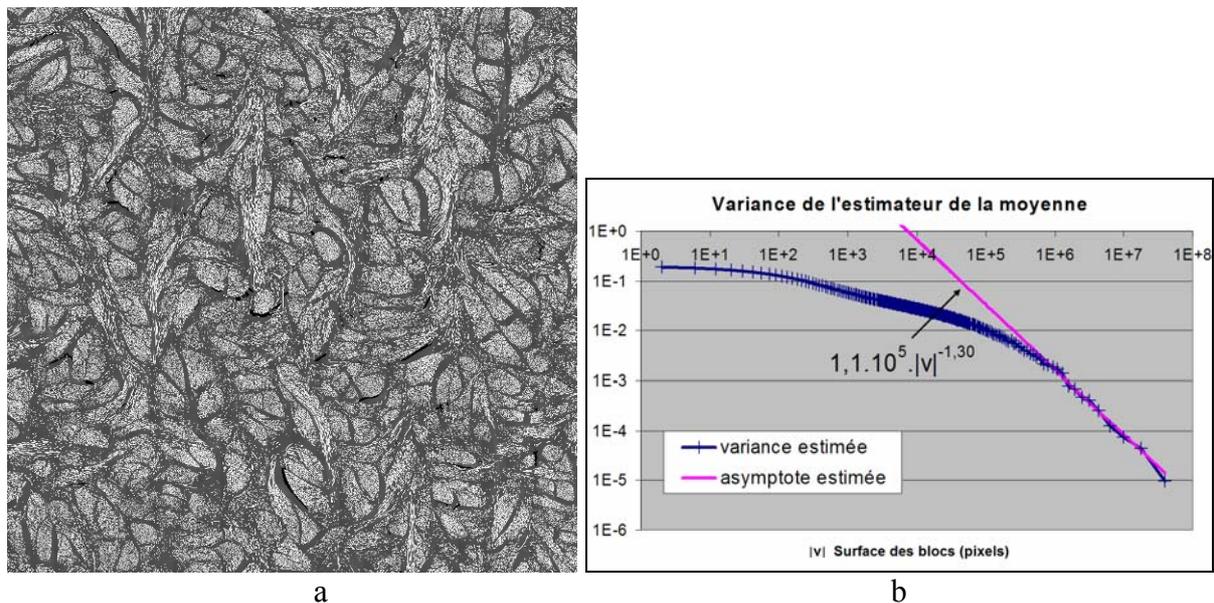


Fig.54. : Evaluation de la variance du taux de fibres du renfort fibreux d'un matériau composite. a) Section oblique du renfort fibreux étudié (coupe biaisée) ; b) Courbe de la variance du taux de fibre des sous-échantillons (sous-échantillonnage par bloc).

Remarquons que le régime de décroissance exprimé par cette asymptote est relativement fort (1.3), ce qui peut s'interpréter comme une forte régularité de la structure, que l'on peut attribuer à l'effet régularisateur de l'empilement des couches de tissus. La table 7 regroupe les différents éléments de la mesure et de l'incertitude associée.

Variance asymptotique	Régime de décroissance	Taux estimé	Ecart-type pour le taux
110000	1.30	26.9 %	0.12 %

Table 7 : Variance de l'estimateur du taux de phase pour le matériau de la Fig.54.

Ces résultats sont consistants, en comparaison avec ceux obtenus avec les approches présentées précédemment. Cette méthode fait actuellement l'objet de transferts industriels dans les sociétés Snecma Propulsion Solide, Messier Bugatti et Turboméca (Groupe Safran).

Homogénéité des images texturées

Une autre question doit être traitée et concerne la représentativité de l'image par rapport au processus. Dans le cas de la caractérisation de matériaux, la réponse à cette question passe largement par l'expertise de l'expérimentateur. Sa connaissance du domaine lui permet généralement d'évaluer si les phénomènes spatiaux attendus sur l'image sont présents ou non. Aussi, l'ordre de grandeur de la taille d'image nécessaire lui est en principe connu.

Toutefois, une image dont la taille permet la représentation de tous les phénomènes physiques attendus, n'est pas pour autant homogène. Or si l'image n'est pas homogène, l'estimation effectuée sur celle-ci risque fort de s'avérer biaisée.

Considérant le problème du point de vue des images texturées, la notion d'homogénéité reste mal cernée. En effet, de nombreuses définitions de l'homogénéité existent (par exemple dans [Gag83]). Nous nous proposons d'aborder cette homogénéité par l'étude de la courbe de la variance des statistiques de l'intensité des pixels dans le cas d'un sous-échantillonnage par blocs.

Afin d'établir les régimes de décroissance pour différents types de textures nous avons considéré dans [T1] la décomposition de Wold 2D [Fra93]. Le théorème de Wold affirme en effet que tout processus aléatoire bidimensionnel stationnaire à l'ordre 2 peut se décomposer en trois types de composantes élémentaires : complètement non déterministes (CND), harmoniques et évanescents. Nous avons procédé à une étude théorique des variances des deux caractéristiques $\mu(N)$ et $\sigma^2(N)$ pour les processus stationnaires à l'ordre 2, en suivant le cadre de la décomposition de Wold, en posant :

$$\mu(N) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i \text{ et } \sigma^2(N) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (z_i - \mu(N))^2$$
, où N est le nombre de pixels des blocs considérés. Les positions des pixels sont notées $x_i, i \in \{1, \dots, N\}$. Une seule réalisation z d'un processus aléatoire Z de moyenne μ et de variance σ^2 est disponible et $z_i = z(x_i)$ désigne les valeurs observées.

Les courbes de dispersion de $\mu(N)$ et $\sigma^2(N)$ illustrent respectivement l'illumination et la dynamique (le contraste) de l'image. Leur comportement asymptotique peut être exploité comme un indicateur de leur homogénéité.

Nous avons établi le comportement asymptotique pour chaque composante de Wold.

Composante Non Déterministe (CND)

La définition de la portée intégrale A , déjà évoquée dans la partie relative aux géostatistiques, permet d'écrire $\lim_{N \rightarrow \infty} \sum_{\vec{h}} \text{Cov}(\vec{h}) = \sigma^2 A < \infty$. Dans tous les cas où la portée intégrale A est finie et non nulle, la variance de l'estimateur de la moyenne se comporte asymptotiquement de la façon suivante :

$$\text{Var } \mu(N) \xrightarrow{N \rightarrow \infty} \frac{\sigma^2 A}{N}.$$

L'étude de la variance $\sigma^2(N)$ donne pour sa part :

$Var \sigma^2 (N) = \frac{N}{(N-1)^2} (2\sigma^2 A_0 + A_1 - 2A_2 + A_3) - \frac{A_0^2}{(N-1)^2}$, où A_0, A_1, A_2 et A_3 sont des constantes résultant de termes intégraux fondés sur les autocorrélations d'ordre 2 et d'ordre 4.

La variance $Var \sigma^2 (N)$ décroît donc également asymptotiquement comme $1/N$, même si des cas pathologiques peuvent apparaître lorsque les termes intégraux sont infinis. Cette décroissance est confirmée par simulation sur des processus synthétiques, comme l'illustre la Fig.55, où la Composante Non Déterministe est modélisée par un processus auto-régressif (AR 2D).400

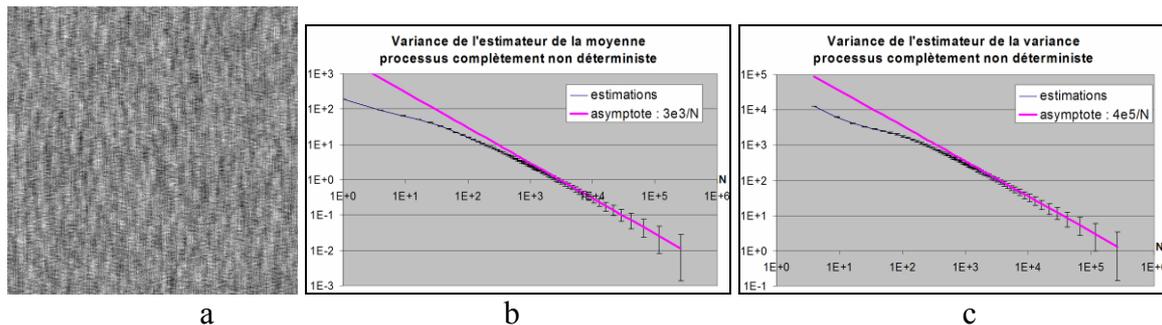


Fig.55. : a) Réalisation d'un processus CND (Processus AR 2D) ; b) Variance de l'estimateur de la moyenne ; c) Variance de l'estimateur de la variance.

Composante Harmonique

Le modèle mono-composante de processus harmonique est le suivant :

$$Z(u, v) = A \cdot \cos(2\pi(f_x u + f_y v) + \varphi) + B \cdot \sin(2\pi(f_x u + f_y v) + \varphi)$$

où la phase φ est une variable aléatoire distribuée uniformément sur $[0, 2\pi]$, tandis que les amplitudes A et B ainsi que les fréquences horizontale f_x et verticale f_y sont des paramètres constants.

Pour les processus harmoniques, la covariance est une sinusoïde. La portée intégrale n'est donc pas définie. Cependant, un calcul direct de la variance est possible. Nous avons effectué les calculs théoriques sur une variante simplifiée $Z(u, v) = a \cdot \sin(2\pi(f_x u + f_y v) + \varphi)$, où la phase φ est une variable aléatoire distribuée uniformément sur $[0, 2\pi]$, et où l'amplitude a et les fréquences horizontale f_x et verticale f_y sont des paramètres constants non nuls.

La variance de l'estimateur de la moyenne peut alors s'écrire :

$$Var \mu (N) = \frac{a^2 \sin(\pi f_x X)^2 \sin(\pi f_y Y)^2}{2\pi^2 f_x^2 f_y^2 (XY)^2}$$

X et Y représentent les longueurs en nombre de pixels des côtés du bloc, dont le produit $XY = N$ est égal au nombre total de pixels de la fenêtre d'observation. La décroissance asymptotique de la variance est donc en N^{-2} , soit un rythme beaucoup plus rapide que pour les processus étudiés jusqu'ici, à moins que l'une des fréquences f_x ou f_y ne soit nulle (processus vertical ou horizontal), auquel cas on obtient une décroissance en N^{-1} .

Quant à la variance de l'estimateur de la variance $Var \sigma^2(N)$, elle s'exprime sous la forme :

$$\text{Var } \sigma^2(N) = \frac{a^4 \cos(\pi f_X X)^2 \cos(\pi f_Y Y)^2 \sin(\pi f_X X)^2 \sin(\pi f_Y Y)^2}{8\pi^4 f_X^2 f_Y^2 (XY)^2} + o\left(\frac{1}{(XY)^3}\right)$$

La décroissance de la variance en fonction de la taille de la fenêtre d'observation se fait donc au même rythme pour les estimateurs de la moyenne et de la variance (N^{-2} dans le cas oblique $f_X \neq 0, f_Y \neq 0$, N^{-1} sinon). La Fig.56 illustre ces résultats.

Notons que les termes oscillants au numérateur, qui indiquent que la variance s'annule périodiquement en fonction des valeurs respectives des fréquences f_X et f_Y , et des côtés de la fenêtre. Ces fluctuations sont des phénomènes classiques lorsque des processus périodiques sont en jeu, traduisant une interférence entre les périodicités du processus et la fenêtre d'observation.

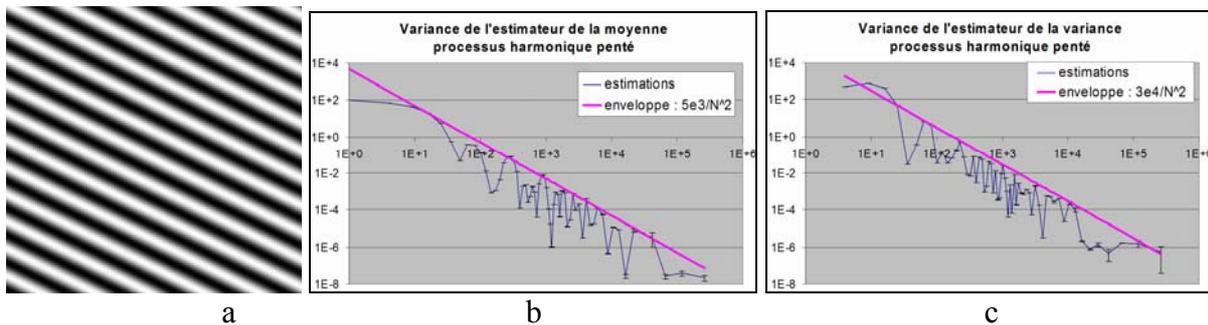


Fig.56. : a) Réalisation d'un processus harmonique oblique ; b) Variance de l'estimateur de la moyenne ; c) Variance de l'estimateur de la variance.

Composante Evanescente

Un processus évanescent est la combinaison de deux processus unidimensionnels orthogonaux. Si $\theta = \tan(\alpha/\beta)$ est la direction de l'un de ces processus, le modèle courant de processus évanescent peut s'écrire :

$$Z(u, v) = R(\alpha u + \beta v) \sin(2\pi(\beta u - \alpha v)f) + S(\alpha u + \beta v) \cos(2\pi(\beta u - \alpha v)f)$$

où R et S sont des processus complètement non déterministes unidimensionnels dépendants, généralement modélisés par des processus auto-régressifs (AR), et où la fréquence f est une constante.

Comme pour les processus harmoniques, la portée intégrale n'est pas définie. Afin de simplifier les calculs théoriques, nous avons considéré la variante suivante du modèle afin de mener un calcul direct de la variance d'estimation :

$$Z(u, v) = T(\alpha u + \beta v) \sin(2\pi(\beta u - \alpha v)f + \varphi(\alpha u + \beta v))$$

où T est un processus complètement non déterministe unidimensionnel, orthogonal à un processus harmonique de fréquence f constante et de phase aléatoire φ indépendante de T .

Dans le cas où T et φ sont des bruits blancs indépendants distribués respectivement selon une loi gaussienne de moyenne μ_0 et de variance σ_0^2 , et une distribution uniforme sur $[0, 2\pi]$ et avec $\alpha=0$ et $\beta=1$, les expressions de la variance des estimateurs de la moyenne et de la variance sont alors :

$$\text{Var } \mu(N) = \frac{(\sigma_0^2 + \mu_0^2) \sin(\pi fY)^2}{2\pi^2 f^2 XY^2} \text{ et } \text{Var } \sigma^2(N) = \frac{\sigma_0^2 (\sigma_0^2 + 2\mu_0^2)}{2X} + o\left(\frac{1}{XY}\right)$$

Pour une fenêtre d'observation carrée, avec $X = Y = \sqrt{N}$, la décroissance asymptotique de la variance $\text{Var } \mu(N)$ est donc aussi rapide que $1/N\sqrt{N}$, et $\text{Var } \sigma^2(N)$ décroît comme $1/\sqrt{N}$.

La Fig.57 illustre ces résultats. L'effet de la composante périodique du signal se manifeste à nouveau, mais les résultats sont conformes à la décroissance attendue.

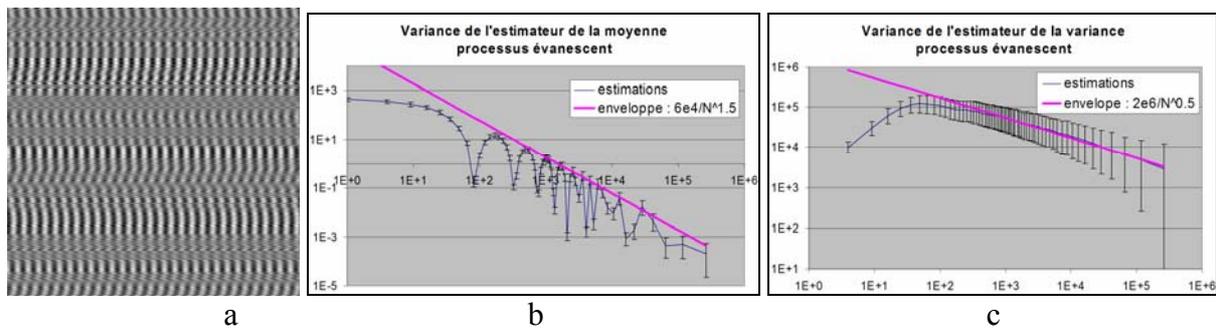


Fig.57. : a) Réalisation d'un processus évanescent ; b) Variance de l'estimateur de la moyenne ; c) Variance de l'estimateur de la variance.

Bilan sur l'homogénéité d'une texture de Wold

Nous avons établi les vitesses de décroissance théoriques pour une large classe de processus stationnaires, donc homogènes. En conséquence, nous définissons l'homogénéité d'un paramètre statistique θ au sein d'une donnée par le comportement de la variance $\text{Var } \theta(n)$ de son estimation sur des sous-échantillons de taille n . En particulier, la décroissance de la variance $\text{Var } \theta(n)$ pour n croissant doit être suffisamment rapide, au regard du critère théorique relatif à la statistique θ . Nous avons établi ce critère pour les estimateurs de la moyenne et de la variance (Table 8).

Statistique θ	Moyenne	Variance
Vitesse minimale de décroissance asymptotique de $\hat{\text{Var}} \theta(n)$	n^{-1}	$n^{-1/2}$

Table 8 : Critère d'homogénéité de la moyenne et de la variance.

Insistons ici sur le fait que la définition retenue pour l'homogénéité s'applique à une image, le terme de stationnarité étant réservé aux processus aléatoires. Une image répondant aux critères que nous avons énoncés pour l'homogénéité peut être issue d'un processus aléatoire non stationnaire. Inversement une réalisation d'un processus aléatoire stationnaire peut former une image ne répondant pas aux critères d'homogénéité, par exemple si la fenêtre d'observation est trop petite pour capturer les dépendances spatiales au sein du processus, ou si un terme intégral est infini.

Application sur des textures de Brodatz

Nous avons confronté les critères d'homogénéité définis ci-dessus avec l'impression visuelle fournie par des images issues de l'album de Brodatz [Bro66]. D'autres expérimentations sur des images synthétiques sont décrites dans [T1].

L'exemple de la texture D11, présentée sur la Fig.58, est particulièrement intéressant, car il montre que notre approche est sensible à des défauts d'homogénéité à peine perceptibles.

Les vitesses de décroissance de la moyenne (estimée à 0.88) et de la variance (estimée à 0.25) des courbes obtenues pour la texture D11 indiquent que ni la moyenne ni la variance ne sont homogènes.

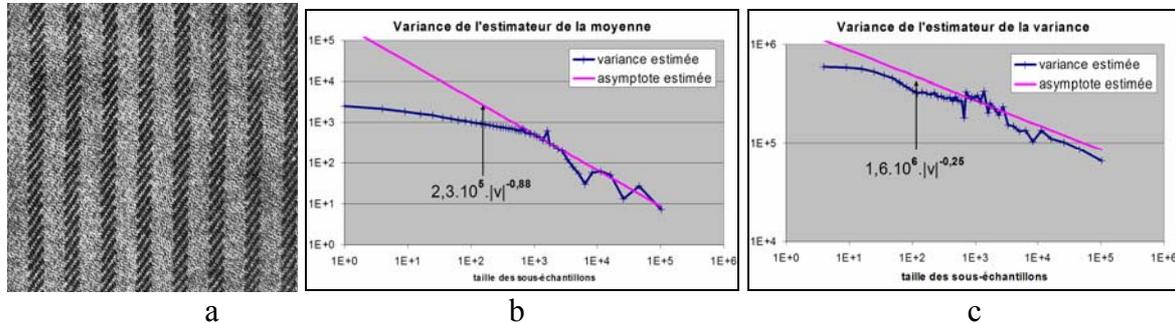


Fig.58. : a) Texture D11 de l'album de Brodatz ; b) Variance de l'estimateur de la moyenne, ; c) Variance de l'estimateur de la variance.

Concernant la moyenne, ceci peut s'expliquer par la présence de tâches sombres en haut à gauche et sur le côté droit de l'image. Ces tâches ont été corrigées en appliquant un filtrage passe-haut. Les résultats correspondants sont présentés sur la Fig.59.

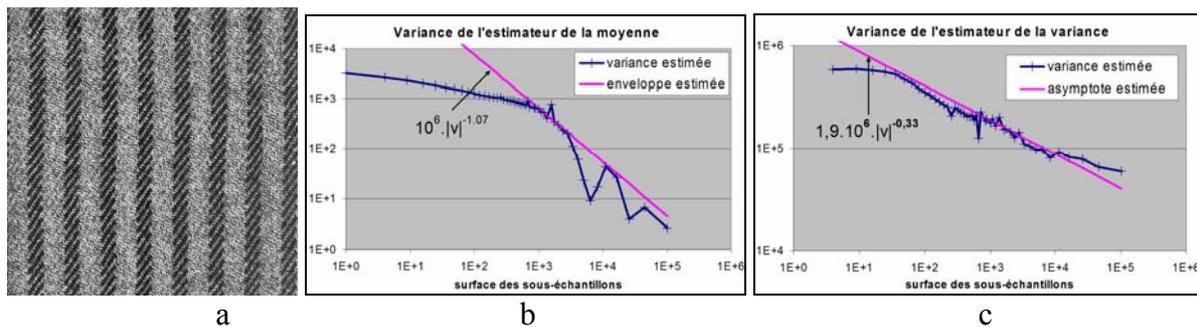


Fig.59. : a) Texture D11 filtrée ; b) Variance de l'estimateur de la moyenne ; c) Variance de l'estimateur de la variance.

L'asymptote obtenue Fig.59b indique que la moyenne est maintenant effectivement homogène (vitesse de décroissance estimée à 1.07). Les oscillations résultent de la forte composante harmonique horizontale. En revanche, l'inhomogénéité de la variance apparaît encore Fig.59c (vitesse de décroissance estimée à 0.33). Elle s'explique par une variation du contraste local. En effet, un examen des statistiques locales de l'image montre qu'entre les zones les plus sombres et les zones les plus claires de cette image, la variance varie du simple au double.

Un filtrage adapté permet de corriger l'inhomogénéité de la variance, nous proposons de multiplier l'image de départ (Fig.58), qui est à moyenne nulle, par une quantité inversement proportionnelle à la variance locale. La Fig.60 présente les différents résultats correspondants à cette transformation (vitesse de décroissance de la variance estimée à 1).

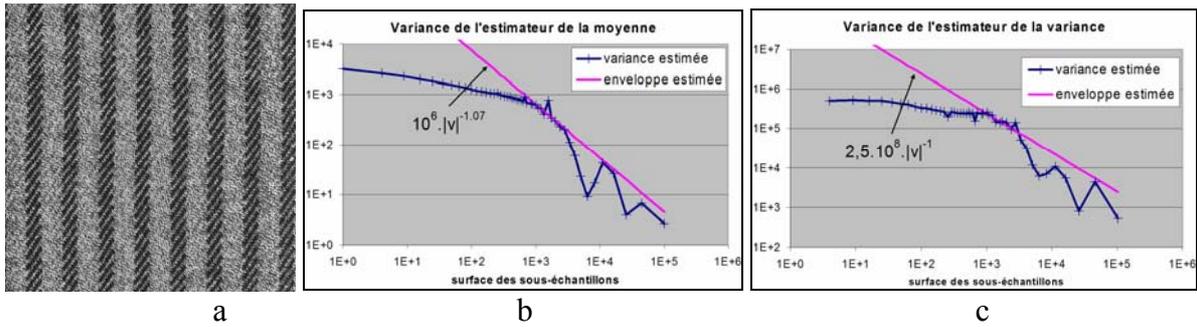


Fig.60. : a) Transformation de l'image de la Fig.58a, b) Variance de l'estimateur de la moyenne ; c) Variance de l'estimateur de la variance.

Sur cette image transformée, la méthode indique maintenant des vitesses de décroissance compatibles avec les critères d'homogénéité que nous avons définis. Il apparaît que la texture D11 présentait bien des défauts d'homogénéité, tant pour sa moyenne que pour sa variance. Ces défauts, pourtant à peine perceptibles lors d'une inspection attentive de l'image, sont cependant clairement mis en évidence par les variances des estimateurs de la moyenne et de la variance de l'intensité de l'image.

Cette approche peut également être associée à l'estimation de l'incertitude de mesure, afin de vérifier que l'image sur laquelle porte la mesure est effectivement homogène. Lorsque ce n'est pas le cas, l'incertitude estimée n'a évidemment pas de sens, et une image recouvrant une surface plus grande doit dans ce cas être acquise et analysée à nouveau.

2.3.4 Conclusion et perspectives

Les travaux décrits dans ce chapitre nous ont permis d'apporter des solutions au problème de la fiabilité des mesures résultant de l'acquisition puis de l'analyse d'une image.

Au sujet de l'acquisition, le choix de la coupe a été abordé à travers plusieurs aspects, dont le traitement de la coupe biaise et de l'ambiguïté qu'elle génère dans le cas de blocs faisant apparaître des objets cylindriques, mais aussi pour la correction du biais d'estimation induit par l'angle de coupe pour certaines mesures dimensionnelles.

Concernant les mesures par analyse d'image, nous avons proposé une méthode pour en estimer l'incertitude, tout particulièrement lorsqu'une seule mesure est disponible pour une unique réalisation du processus. Notre approche, non paramétrique évite la construction de modèles complexes ou peu robustes et est ainsi applicable dans un contexte industriel.

Enfin, nous avons abordé la représentativité de l'image par rapport à la section en étudiant le comportement asymptotique de la variance de la mesure, et en particulier la vitesse de décroissance de cette variance. La décomposition de Wold des textures 2D a permis d'établir des références pour ces comportements asymptotiques, dans le cas des estimateurs de la moyenne et de la variance des niveaux de gris. Au delà de son objectif initial, cette méthode peut d'ailleurs fournir un estimateur de l'homogénéité des textures, dans le contexte beaucoup plus général du traitement des images texturées.

Ces approches ont fait l'objet de transferts industriels et sont maintenant appliquées pour certaines mesures effectuées par analyse d'image, notamment les taux de phase pour les matériaux métalliques et composites. Considérant les directions privilégiées qu'ils comportent et les différentes échelles texturales qui entrent en jeu, ces matériaux sont parmi les plus complexes que l'on peut rencontrer du point de vue de la métrologie.

Il reste toutefois à étendre cette démarche à d'autres mesures, et en particulier à des mesures non scalaires. Les mesures directionnelles sont des candidates tout indiquées pour une telle extension de nos travaux.

2.4 Conclusion générale et perspectives scientifiques

Depuis la préparation du doctorat, le thème central de mes activités de recherche est l'analyse des images texturées. Les travaux présentés dans les trois chapitres précédents en sont l'illustration. L'estimation des orientations locales et l'étude des champs d'orientation ont contribué à améliorer la caractérisation des textures directionnelles. De plus, les travaux récents portant sur la validité des mesures effectuées par analyse d'images ont permis d'évaluer l'impact du processus de caractérisation des textures et d'associer un intervalle de confiance approprié aux mesures qui en découlent. Les résultats obtenus sont essentiellement d'ordre méthodologique et algorithmique :

- Opérateurs *GOP*, *VOP*, *GV-JOE*, *G3D10* et *IRON* pour l'estimation des orientations ;
- Courbes *Iso*, histogrammes pondérés des différences d'orientation, attributs *CBOS* et *EBOS*, pour la caractérisation des champs d'orientation ;
- Stratégie de *coupe biaisée* pour le choix des sections, *sous-échantillonnage par blocs* pour l'évaluation de l'homogénéité des textures et l'estimation de l'intervalle de confiance.

Ces résultats ont trouvé assez naturellement des applications en télédétection et en caractérisation des matériaux aéronautiques, que ce soit dans le cadre du projet Européen InterReg PIMHAI ou dans celui du partenariat avec le groupe industriel Safran.

Aujourd'hui, ces travaux ouvrent des perspectives prometteuses. Le domaine des textures, et plus particulièrement celui des textures directionnelles, bien que déjà exploré, est encore riche de problèmes ouverts. Ces perspectives se déclinent de la façon suivante :

Comprendre les relations entre opérateurs concurrents. Nous avons élaboré des approches et des opérateurs innovants, aussi bien pour l'estimation des orientations que pour la caractérisation des champs de vecteurs. Ils se sont avérés plus performants que les opérateurs et les approches classiques, en particulier dans les situations difficiles (bruit, échantillonnage,...). Il serait désormais utile d'identifier théoriquement les différences conceptuelles et de faire le lien entre ces outils. Ceci permettrait d'envisager la construction de nouveaux outils afin de conserver le meilleur des différentes approches.

Étendre les opérateurs élaborés en 2-D vers la 3-D (voire même la n-D). Là encore, l'estimation des orientations et la caractérisation de champs vectoriels sont des domaines prometteurs pour de telles extensions. Si ces sujets sont déjà largement traités dans le cas de l'analyse de mouvement dans les vidéos, les textures filaires et laminaires 3-D présentent des caractéristiques particulières qui rendront nécessaire la prise en compte de modèles spécifiques. Enfin, nous entamons un projet *d'inférence texturale*, qui consiste à synthétiser une texture 3-D à partir de caractéristiques texturales issues d'une coupe 2-D, sous hypothèse d'orthotropie, avec pour objectif de disposer de nouveaux outils pour la caractérisation de textures stratifiées.

Développer les collaborations internes, nationales, internationales. Dans notre équipe, d'autres chercheurs s'intéressent aux images texturées. Par exemple, O. Lavialle a développé des approches de diffusion anisotrope qui tirent profit des estimateurs d'orientation présentés dans ce mémoire. Nous avons déjà obtenu des résultats préliminaires très encourageants avec un opérateur de diffusion anisotrope *multidirectionnelle*. D'autres collaborations ont été initiées au niveau national, en particulier pour la caractérisation de champs de vecteurs (équipe PhyTI, Marseille), ou encore dans le projet multidisciplinaire *Matériau Virtuel* (chimistes du LCTS, Bordeaux), qui vise à prédire les propriétés de matériaux composites à partir de la simulation de la morphologie de leurs constituants. Cet

effort de collaboration devra être renforcé, tant au plan local et national, qu'au plan international.

Accompagner l'évolution de nos partenariats, dans le domaine agronomique, comme dans celui des matériaux aéronautiques. Ces partenariats nous irriguent en problèmes souvent difficiles, et sont également à la source des données expérimentales (images 2-D ou 3-D) qui rendent possible la validation de nos approches. Dans le domaine des matériaux, nous avons été, jusqu'ici, principalement confrontés à la caractérisation « destructive » des échantillons. De plus en plus, des problèmes en rapport avec les CND (Contrôles Non Destructifs) nous sont soumis. La nature des données recueillies et la grande variété des capteurs en font des cibles privilégiées pour la fusion de données. Ces techniques, bien que largement développées en télédétection et en imagerie médicale, présentent, dans le contexte aéronautique, des spécificités tant par la nature des matériaux rencontrés que par la morphologie des pièces. Elles restent à ce jour un domaine prometteur et peu exploré en CND.

Les perspectives sont donc vastes et passionnantes tant à court qu'à plus long terme.

2.5 Références bibliographiques

- [And91] Andersson M.T., Knutsson H. – *Orientation Estimation in Ambiguous Neighbourhoods*, Proc. of Scandinavian Conference on Image Analysis, Ålborg, Denmark, August 1991.
- [Big87] J. Bigün, Granlund G. H. - Optimal Orientation Detection of Linear Symmetry, Proc. Int. Conf. Computer Vision, Washington DC, pp. 433-438, 1987.
- [Big91] Bigün J., Granlund G. H., Wiklund J. - *Multidimensional Orientation Estimation with Applications to Texture Analysis and Optical Flow*, IEEE Trans. PAMI, Vol. 13, N°8, Août 1991.
- [Big94] Bigün J., du Buf J.H. – *N-folded symmetries by complex moments in Gabor space and their application to unsupervised texture segmentation*, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol 16, n°1, pp. 80-87, January 1994.
- [Bla05] Germain Ch., Blanc R., Donias M., Lavialle O., Da Costa J.P., Baylou P. - *Estimating the section elevation angle of cubes on a cubic mesh. Application to nickel microstructure size estimation*, Image Analysis and Stereology, Vol. 24, n°3, pp. 1-8, Nov. 2005.
- [Bla06] Blanc R., Germain Ch., Da Costa J.P., Baylou P., Cataldi M. - *Fiber Orientation Measurements in Composite Material*, Composites Part A: Applied Science and Manufacturing, Vol. 37, n°2, pp. 197–206, Fév. 2006.
- [Bra06] Bradisteanu D. - *Image Restoration Using Multidirectional Diffusion Techniques*, Master Erasmus (Univ. Kluj-Napoca), 2006.
- [Bro66] Brodatz P. - *Texture : a photographic album for artists and designers*; New York: Dover, 1966.
- [Can86] Canny J.F. - *A computational approach to edge detection*, IEEE Trans. on PAMI, vol. 8, n° 6, pp. 679-698, 1986.
- [Cat92] Catté F., Lions P.L., Morel J. M., Coll T. - *Image selective smoothing and edge detection by non-linear diffusion*, SIAM J Numerical Analysis, 29, pp. 182-193, 1992
- [Che95] Chetverikov D., Haralick R.M. - *Texture Anisotropy, Symmetry, Regularity: Recovering Structure and Orientation from Interaction Maps*, Proc. 6th British Machine Vision Conf., pp. 57-66, 1995.
- [Che98] Chen J., Sato Y., Tamura S. – *Orientation Space Filtering for Multiple Line Segmentation*, Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, California, 1998.
- [Che99] Chetverikov D. - *Texture Analysis Using Feature-based Interaction Maps*, Pattern Recognition, Vol. 32, pp. 487-502, 1999.
- [Coi03] Coindreau O., Vignoles G., Cloetens. - *Direct 3D microscale imaging of carbon-carbon composites with computed holotomography*. Nucl. Instr. And Meth. in Phys. Res. B Vol. 200, pp. 308-314, 2003.
- [Cre93] Cressie, N. A. - *Statistics for spatial data*. New York: John Wiley & Sons. 1993.
- [DaC00] Da Costa J.P., Germain Ch., Baylou P; “Level Curve Tracking Algorithm for Textural Feature Extraction”, Proc. of ICPR 2000, Barcelona, Spain, 4 pages, Sept. 2000.

- [DaC01] Da Costa J.P. - *Analyse statistique des textures directionnelles. Application à la caractérisation des matériaux composites.* », Encadrement: Baylou P. (50%) et Germain Ch. (50%). Thèse de doctorat Université Bordeaux1, 2001.
- [DaC02] Da Costa J.P., Germain Ch., Baylou P. - *Orientation Difference Statistics for Texture Description*, Proc. ICPR 2002, Québec, Canada, August 2002.
- [DaC07] Da Costa J.P., Michelet F., Germain Ch., Laviaille O., Grenier G. - *Delineation of Vine Parcels by Segmentation of High Resolution Remote Sensed Images* ; Precision Agriculture, sous presse, 2007.
- [Dav78] Davis L.S., Johns S., Aggarwal J.K. - *Texture Analysis Using Generalized Cooccurrence Matrices*, Proc. Pattern Recognition, Image Processing, Chicago, USA, 1978
- [Dav97] Davidson N.C., Clarke A.R., Archenhold G. - *Large-area, high-resolution image analysis of composite materials*, Journal of Microscopy, Vol. 185, n°2, pp.233-242, 1997.
- [Der87] Deriche R. - *Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector*, International Journal of Computer Vision, vol. 1, n° 2 , pp. 167-187, 1987.
- [Der90] Deriche R., *Fast algorithms for low-level vision*, IEEE Transactions on PAMI, vol. 12, n° 1, (1990), pp. 78-87.
- [Des02] Descombes X. , Zerubia J. - *Marked Point Processes in Image Analysis*. IEEE Signal Processing Magazine, vol. 19, n° 5, pp. 77-84, 2002.
- [Des04] Descombes X., Kruggel F., Wollny G., Gertz H.J, *An object-based approach for detecting small brain lesions: application to Virchow-Robin spaces.* IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 23, n°2, pp. 246-255, 2004
- [Don99] Donias M. - *Caractérisation de champs d'orientation par analyse en composantes principales et estimation de la courbure. Application aux images sismiques*, Thèse de doctorat Université Bordeaux1, 1999.
- [Ebe01] Eberhardt C, Clarke A. - *Fiber-orientation measurements in short-glass-fiber composites. Part I: automated, high-angular-resolution measurement by confocal microscopy*. Composites Science and Technology, Vol. 61, pp.1389, 2001.
- [Fel01] Felsberg M. and Sommer G. - *The monogenic signal*, IEEE Trans. Signal Processing, Vol 49, n° 12, pp. 3136-3144, 2001.
- [Fra93] Francos J.M., Zvi Meiri A., Porat B. - *A unified texture model based on a 2-D Wold-like decomposition*. IEEE Trans. Signal Processing, vol. 41, p. 2665-2678, 1993.
- [Fre91] Freeman W.T., Adelson E.H. - *The design and use of steerable filters*, IEEE Trans. on PAMI, 13(9), pp. 891-906, 1991.
- [Gab46] Gabor D. - *Theory of Communication*, JIEE, n° 26, pp. 429-459, 1946.
- [Gag83] Gagalowicz A. P. - *Vers un modèle de texture*; Thèse d'état, Université Pierre et Marie Curie, Paris VI, 1983.
- [Ger97] Germain Ch. - *Caractérisation multi-échelle de l'anisotropie des textures*; Thèse de doctorat de l'Université de Bordeaux1, 1997.
- [Ger03] Germain Ch., Da Costa J.P., Laviaille O., Baylou P. - *Multiscale estimation of vector field anisotropy. Application to texture characterization*, Signal Processing, Vol. 83, pp. 1487-1503, Juil. 2003.

- [Ger05] Germain Ch., Blanc R., Donias M., Laviaille O., Da Costa J.P., Baylou P. - *Estimating the section elevation angle of cubes on a cubic mesh. Application to nickel microstructure size estimation*, Image Analysis and Stereology, Vol. 24, n°3, pp. 1-8, Nov. 2005.
- [Gim96] Gimel'farb, G. L. - *Texture modeling by multiple pairwise pixel interactions*. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol. 18, n°11, pp. 1110-1114, 1996.
- [Gou04] F. Goudail, Ph. Réfrégier - *Contrast definition for optical coherent polarimetric images*, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol. 26, n°7, pp. 947-951, Jui. 2004.
- [Gra95] Granlund G.H., Knutsson H. - *Signal Processing for Computer Vision*, Kluwer, 1995.
- [Har73] Haralick R. M., Shanmugam K., Dinstein I. - *Textural features for image classification*, IEEE Trans. System Man and Cybernetics, Vol. 3, N°6, pp. 610-621, 1973.
- [Jia96] Jian X., Olea R.A., Yun-Sheng Y. - *Semivariogram modeling by weighted least squares*, Computers and Geosciences, Vol. 22, N° 4, pp. 387-397, May 1996.
- [Jul83] Julesz, B., Bergen, R., *Textons, The Fundamental Elements in Preattentive Vision and Perception of Textures*, Bell System Tech.(62), N°6, Part II, pp. 1619-1645. 1983,
- [Kas87] Kass M., Witkin A., *Analysing oriented patterns*, Computer Vision Graphics Image Processing, vol. 37, pp.362-385, 1987.
- [Kov98] Kovalev V.A., Petrou M., Bondar Y.S. - *Using Orientation Tokens for Object Recognition*, Pattern Recognition Letters, Vol. 19, pp. 1125-1132, 1998.
- [Kri99] Krieger G., Zetsche C. - *Nonlinear Image Operators for the Evaluation of Local Intrinsic Dimensionality*, IEEE Trans. on Image Processing, Vol 5, n°6, pp.1026-1042, 1999.
- [Kri00] Krissian K., Malandrain G., Ayache N., *Model-Based Detection of Tubular Structures in 3D Images*, Computer Vision and Image Understanding, Vol. 80, pp. 130-171, 2000.
- [Lan91] Lantuejoul C. - *Ergodicity and integral range*. Journal of Microscopy, vol. 161, no. 3, p. 387-403, 1991
- [Lav07] Laviaille O., Pop S., Germain Ch., Donias M., Guillon S. , Keskes N., Berthoumieu Y. - *Seismic Fault Preserving Diffusion*, Journal of Applied Geophysics, Vol. 61, n° 2, pp 132-141, Feb. 2007.
- [LeP03] Le Pouliquen F. - *Opérateurs discrets pour l'estimation adaptative et optimale de l'orientation. Application à l'imagerie sismique*, Thèse de doctorat Université Bordeaux1, 2003.
- [LeP05] Le Pouliquen F., Da Costa J.P., Germain Ch., Baylou P., *A new adaptive framework for unbiased orientation estimation*, Pattern Recognition, Vol. 38, pp. 2032-2046, Oct. 2005.
- [Lyv88] Lyvers E.P., Mitchell O.R., *Precision edge contrast and orientation estimation*, IEEE Transactions on PAMI, vol. 10, n° 6, pp. 927-937, 1988.
- [Mar72] Mardia K.V. - *Statistics of directional data*, Academic Press, London, New York, 1972.
- [Mar07] Martin-Herrero J., Germain Ch. - *Microstructure reconstruction of fibrous C/C composites from X-ray microtomography*, Carbon, Vol.45, n°5, pp.1242-1253, Mai 2007.
- [Mat62] Matheron, G. - *Traité de géostatistique appliquée*, Tome I. Mémoires du Bureau de Recherche Géologiques et Minières, n°. 14. Editions Technip, Paris. 1962.

- [Mic04] Michelet F., Germain Ch., Baylou P., Da Costa J.P. – *Local Multiple Orientation Estimation : Isotropic and Recursive Oriented Network*, Proc.of Int. Conf. on Pattern Recognition, Cambridge, United Kingdom, August 2004
- [Mic06a] Michelet F. - *Contribution a l'estimation d'orientations locales multiples dans les images numériques*, Thèse de doctorat Université Bordeaux1, 2006.
- [Mic06b] Michelet F., Da Costa J.P., Baylou P., Germain Ch., *Local Orientation Estimation in Corrupted Images*, Lecture Notes in Computer Science, Advances in Machine Vision, Image Processing, and Pattern Analysis, Proc. of IWICPAS, Vol. 4153/2006, pp. 349-358, 2006.
- [Mic07] Michelet F., Da Costa J.P., Laviolle O., Berthoumieu Y., Baylou P., Germain Ch. - *Estimating Local Multiple Orientations*, Signal Processing, Vol. 87, pp. 1655–1669, Juil. 2007.
- [Mle99] Mlekusch B. - *Fiber orientation in short-fiber-reinforced thermoplastics II. Quantitative measurements by image analysis*. Composites Science and Technology. pp. 59-547, 1999.
- [Mul07a] Mulat Ch., Donias M., Baylou P., Vignoles G., Germain Ch. - *Axis detection method for cylindrical objects*, Proc. of QCAV 07, International Conference on Quality Control by Artificial Vision, 10 pages, Mai 2007.
- [Mul07b] Mulat Ch., Donias M., Baylou P., Vignoles G., Germain Ch. - *Optimal orientation estimators for detection of cylinders axis*, Signal, Image and Video Processing, révision favorable, 2007.
- [Oja01] Ojala T., Valkealahti K., Oja E., Pietikäinen, M. - *Texture discrimination with multidimensional distributions of signed gray-level differences*. Pattern Recognition, Vol. 34, n°3, pp. 727-739, 2001.
- [Par02] Paragios N., Deriche R. - *Geodesic Active Regions and Level Set Methods for Supervised Texture Segmentation*. International Journal of Computer Vision, Vol. 46, n°3, pp. 223–247, 2002
- [Per90] Perona P., Malik J. - *Scale space and edge detection using anisotropic diffusion*, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.12, n°7, pp.629-639, 1990.
- [Per95] Perona P. - *Deformable kernels for early vision*, IEEE Trans. on PAMI, vol. 17, n° . 5, pp. 488-499, 1995.
- [Rab05] Rabbani T., van den Heuvel F. - *Efficient Hough transform for automatic detection of cylinders in point clouds*, Proc. the 11th Annual Conference of the Advanced School for Computing and Imaging (ASCI '05), Het Heijderbos, Heijen, The Netherlands, 2005.
- [Rao90] Rao A.R. - *A taxonomy for texture description and identification*, Springer Verlag, New York, 1990.
- [Rao91] Rao A.R., Schunck B.G. - *Computing oriented texture fields*, CVGIP: Graphical Models and Image Processing, vol. 53, n° 2, 1991.
- [Rao92] Rao A.R., Jain R.C. - *Computerized flow field analysis: oriented texture fields*, IEEE Transactions on PAMI, vol. 14, n° 7, pp. 693-709,1992.
- [Ref06] Réfrégier Ph., Roueff A. - *Coherence polarization filtering and relation with intrinsic degrees of coherence*, Optics Letters, Vol. 31, n°9, pp. 1175-1177, Mai 2006.

- [Rip77] Ripley, B.D. - *Modelling spatial patterns*, Journal of the Royal Statistical Society B, Vol. 39, pp. 172-192, 1977.
- [Roc07] Rochery M., Jermyn, I. H., Zerubia J. *Higher-Order Active Contour Energies for Gap Closure*. Journal of Mathematical Imaging and Vision, à paraitre 2007.
- [Rus00] Russ J.C., Dehoff R.T. - *Practical Stereology*, 2nd edition, Plenum Press, New York, NY, Nov. 2000.
- [Sca99] Scaggiante A., Zampato M., Frezza R. - *Identifying and Tracking Ellipses: A Technique Based on Elliptical Deformable Templates*, Proc. of International Conference on Image Analysis and Processing ; pp. 582, 1999 .
- [Som98] Sommer G., Michaelis M., Herpers R. - *The SVD Approach for Steerable Filter Design*, Proc. of the International Symposium on Circuits and Systems, Vol 5, pp. 349-353, 1998.
- [Ste84] Sterio D.C. - *The unbiased estimation of number and sizes of arbitrary particles using the disector*, *Journal of Microscopy*, Vol. 134, N° 2, pp.127-36, May 1984.
- [Sti07] Stitou Y, Turcu F. Berthoumieu Y., Najim M. - *Three-Dimensional Textured image Blocks Model Based on World Decomposition*, IEEE Transaction on Signal Processing, sous presse, 2007.
- [Uns86] Unser M. -. *Sum and difference histograms for texture classification*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence PAMI, Vol. 8, n°1, pp. 118-125, 1986.
- [Uns95] Unser M., Thénevaz P., Yaroslavsky L. - *Convolution-Based Interpolation for Fast, High-Quality Rotation of Images*, IEEE Trans. on Image Processing, vol.4, n°10, Oct. 1995.
- [Wei97] Weickert J. - *A review of nonlinear diffusion filtering*, Scale Space in Computer Vision Lecture notes in Computer Science. Vol.1252 Springer, Berlin, pp.3-28, 1997.
- [Yip92] Yip R.K.K., Tam P.K.S., Leung D.N.K., - *Modification of the Hough transform for circles and ellipses detection using a 2-dimensional Array*, Pattern Recognition, 25, 1007-1022, 1992.
- [Zan06] Zang D., Sommer G. - *The monogenic curvature scale space*, Proc. of the Int. Workshop on Combinatorial Image Analysis, Berlin, 2006.

2.6 Liste des travaux et publications

Articles dans des périodiques à comité de lecture (Parus, Sous Presse, Accepté)

- A1. **Germain Ch.**, Da Costa J.P., Laviaille O., Baylou P., "Multiscale estimation of vector field anisotropy. Application to texture characterization", *Signal Processing*, Vol. 83, pp. 1487-1503, Juil. 2003.
- A2. Laviaille O., Angella F., **Germain Ch.**, Baylou P., "Dynamic Particle Systems for Object Structure Extraction", *Image Analysis and Stereology*, Vol. 22, n°1, pp. 35-42, Mars 2003.
- A3. Le Pouliquen F., Da Costa J.P., **Germain Ch.**, Baylou P., "A new adaptive framework for unbiased orientation estimation", *Pattern Recognition*, Vol. 38, pp. 2032-2046, Oct. 2005.
- A4. **Germain Ch.**, Blanc R., Donias M., Laviaille O., Da Costa J.P., Baylou P., "Estimating the section elevation angle of cubes on a cubic mesh. Application to nickel microstructure size estimation", *Image Analysis and Stereology*, Vol. 24, n°3, pp. 1-8, Nov. 2005.
- A5. Blanc R., **Germain Ch.**, Da Costa J.P., Baylou P., Cataldi M.², "Fiber Orientation Measurements in Composite Material", *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, Vol. 37, n°2, pp. 197-206, Fév. 2006.
- A6. Michelet F., Da Costa J.P., Baylou P., **Germain Ch.**, "Local Orientation Estimation in Corrupted Images", *Lecture Notes in Computer Science, Advances in Machine Vision, Image Processing, and Pattern Analysis, Proc. of IWICPAS*, Vol. 4153/2006, pp. 349-358, 2006.
- A7. Laviaille O., Pop S., **Germain Ch.**, Donias M., Guillon S. , Keskes N. ³, Berthoumieu Y. "Seismic Fault Preserving Diffusion", *Journal of Applied Geophysics*, Vol. 61, n° 2, pp. 132-141, Fév. 2007.
- A8. Da Costa J.P., Michelet F., **Germain Ch.**, Laviaille O., Grenier G., "Delineation of Vine Parcels by Segmentation of High Resolution Remote Sensed Images", *Precision Agriculture*, Vol. 8, n° 1-2, pp. 95-110, Avr. 2007.
- A9. Michelet F, Da Costa, J.P., Laviaille O., Berthoumieu Y., Baylou P., **Germain Ch.**, "Estimating Local Multiple Orientations", *Signal Processing*, Vol. 87, pp. 1655-1669, Juil. 2007.
- A10. Martin-Herrero J.⁴, **Germain Ch.**, "Microstructure reconstruction of fibrous C/C composites from X-ray microtomography", *Carbon*, Vol.45, n°5, pp.1242-1253, Mai 2007.

Articles dans des périodiques à comité de lecture (Soumis ou en révision favorable)

- A11. Mulat Ch., Donias M., Baylou P., Vignoles G.⁵, **Germain Ch.**, "Optimal orientation estimators for detection of cylinders axis", *Signal, Image and Video Processing*, révision favorable.

² Snecma Propulsion Solide, Le Haillan, France

³ Groupe Total, Pau, France

⁴ Université de Vigo, Espagne

⁵ LCTS, Université Bordeaux, France

- A12. Mulat Ch., Donias M., Baylou P., Vignoles G., **Germain Ch.**, “Axis detection method for cylindrical objects”, *Journal of Electronic Imaging*, revision favorable.
- A13. Silva-Castro J., Suárez K., Jeantet D., **Germain Ch.**, “Coherent Noise Filtering using Reconstructed Phase Space”, en révision à *I.E.T. Image Processing (précédemment I.E.E. Proc. In Vision, Image & Signal Processing)*.
- A14. Da Costa J.P., **Germain Ch.**, Lavalie O., Grenier G., “A New Framework for the Segmentation and Characterisation of Row Crops, Application To Vineyard Monitoring”, *soumis à Computer and Electronic in Agriculture*.
- A15. Blanc R., Da Costa J.P., Stitou Y., Baylou P., **Germain Ch.**, “Assessment of Texture Stationarity using the Asymptotic Behavior of the Empirical Mean and Variance”, *soumis à IEEE Trans. on Image Processing*.
- A16. Homayouni S., Da Costa J.P., Lavalie O., **Germain Ch.**, Grenier G. , “Sub Pixel Target Detection using Independent Component Analysis. Application to GCPs detection in hyperspectral images”, *soumis à IEEE Geosciences and Remote Sensing Letter*.

Communications à des manifestations internationales à comité de lecture avec actes

Communications dans la communauté scientifique de l'analyse d'images

- C1. **Germain Ch.**, Rousseaud R., Grenier G., “Non Destructive Counting of Wheatear with Picture Analysis”; *Proc. of the 5th IEE Int. Conf. on Image Processing and its Applications, Edimburg – U.K. , Juill. 1995*.
- C2. **Germain Ch.**, Baylou P., “Multiscale Characterization of Texture Anisotropy”; *Proc. of IEEE - ICIP 97, Santa Barbara, USA, 4 pages, Oct. 1997*.
- C3. **Germain Ch.**, Da Costa J.P., Baylou P.; “Multiscale Estimation of Textural Features. Application to the Characterization of Texture Anisotropy”, *Proc of ICPR 2000, Barcelona, Spain, 4 pages, Sept. 2000*.
- C4. Da Costa J.P., **Germain Ch.**, Lavalie O., Baylou P.; “Bias introduced by mean orientation estimation methods”. *Proc of EUSIPCO 2000, Tampere, Finland, 4 pages, Sept. 2000*.
- C5. Da Costa J.P., **Germain Ch.**, Baylou P; “Level Curve Tracking Algorithm for Textural Feature Extraction”, *Proc. of ICPR 2000, Barcelona, Spain, 4 pages, Sept. 2000*.
- C6. Da Costa J.P., **Germain Ch.**, Baylou P.; “A Curvilinear Approach for Textural Features “Extraction: Application to the Characterization of Composite Material Images”, *Proc. of QCAV 01 (Quality Control and Artificial Vision), Le Creusot, France, 4 pages, Mai 2001*.
- C7. Da Costa J.P., Le Pouliquen F., **Germain Ch.**, Baylou P; “New operators for optimized orientation estimation”, *Proc. of IEEE – ICIP 2001, Thessaloniki, Greece, 4 pages, Oct. 2001*.
- C8. Le Pouliquen F.; **Germain Ch.**, Baylou P.; Line orientation operator, *Proc. of IEEE-ICIP 2001, Thessaloniki, Greece, 4 pages, Oct. 2001*.
- C9. Da Costa J.P., **Germain Ch.**, Baylou P., "Orientation Difference Statistics for Texture Description", *Proc. ICPR 2002, Québec, Canada, August 2002*

- C10. Le Pouliquen F., **Germain Ch.**, Baylou P., "Scale-adaptive Orientation Estimation", *Proc. ICPR 2002, Québec, Canada, August 2002.*
- C11. Michelet F., **Germain Ch.**, Baylou P., Da Costa JP, "Local Multiple Orientation Estimation: Isotropic and Recursive Oriented Network", *ICPR 2004, Cambridge, UK, Août 2004.*
- C12. Da Costa JP, **Germain Ch.**, Baylou P., "Orientation Difference Statistics for Texture Description", *ICPR 2004, Cambridge, UK, Août 2004.*
- C13. **Germain Ch.**, Blanc R., Donias M., Da Costa J.P. et Baylou P., "Estimating the section elevation angle for cubes on cubic networks. Application to nickel superalloys characterisation.", *Proc of 9th European Congress on Stereology and Image Analysis, Zakopane, Poland, Mai 2005 (Retenu pour le Best Paper Award).*
- C14. Blanc R., Da Costa J.P., **Germain Ch.**, Baylou P., «Uncertainty In The Measurement Of The Mean Value Of A Spatial Process. Application To Composite Material Images», *Proc. of S4G, Stereology, Spatial Statistics and Stochastic Geometry, Prague – République Tchèque, .6 pages, Juin 2006.*
- C15. Mulat Ch., Donias M., Baylou P., Vignoles G., **Germain Ch.**, "Axis detection method for cylindrical objects", *Proc. of QCAV 07, International Conference on Quality Control by Artificial Vision, 10 pages, Mai 2007.*

Autres communications à des manifestations internationales

- C16. **Germain Ch.**, Grenier G., "Early yield sensing of wheat with picture analysis", *Proc. of the 4th Workshop on Robotics in Agriculture and the Food Industry, Toulouse – France, 10 pages, Sept. 1995.*
- C17. **Germain Ch.**, Laviaille O., Grenier G.; "New picture analysis methods for granulometry estimation. Application to the characterisation of seed bed quality", *Proc. of AGENG 98, Int. Conf. on Agricultural Engineering, - Oslo, Norvège- 8 pages, Sept. 1998.*
- C18. Bobillet W., Da Costa J. P. , **Germain Ch.**, Laviaille O., Grenier G., "Row detection in high resolution remote sensing images of vine fields", *European Conference on Precision Agriculture, Berlin, June 2003.*
- C19. Da Costa JP., **Germain Ch.**, Laviaille O., Grenier G., "Automatic Delineation of Vine Fields by Segmentation of High Resolution Remote Sensing Images", *International Conference on Precision Agriculture, Minneapolis, USA, Juil. 2004.*
- C20. Da Costa JP., **Germain Ch.**, Laviaille O., Grenier G., "Segmentation of high resolution remote sensing images: application to automatic delineation of vine fields.", *International Conference on Agricultural Engineering, Leuven, Belgium, Sept. 2004.*
- C21. Blanc R., **Germain Ch.**, Da Costa, J.P., Baylou, P., Cataldi M., "Fiber Orientation Measurements in Composite Materials", *International Conference Comptest, Bristol, UK, Sept. 2004.*
- C22. Da Costa, **Germain Ch.**, J.P., Baylou, P., Cataldi M., "An image analysis approach for the structural characterization of pyrocarbons", *International Conference Comptest, Bristol, UK, Sept. 2004.*
- C23. Michelet F., Da Costa J.P., **Germain Ch.**, Laviaille O. et Grenier G. "Delineation of Vine Fields by Segmentation of High Resolution Remote Sensed Images" *In*

Proc. of the European Conference on Precision Agriculture, Uppsala, Sweden, Juin 2005.

- C24. Martin-Herrero J., **Germain Ch.**, "Extraction of fibres in tomographic samples of composites by computer vision", *Proc. of ACUN5 - International Composites Conference, Sydney – Australie, 8 pages, Juil. 2006.*
- C25. Homayouni S., Da Costa J.P., **Germain Ch.**, Laviolle O., Grenier G., "Partial unmixing of multi or hyperspectral images using ICA and Fuzzy Clustering techniques. Application to vegetation mapping on vineyards", *Proc. of AECRIS Atlantic Europe Conference on Remote Imaging and Spectroscopy, Preston UK, 8 pages, Sept. 2006.*

Communications à des manifestations nationales à comité de lecture avec actes

- C26. Alata O., **Germain Ch.**, Baylou P., Chambon M., Doux F. "Evaluation de l'anisotropie de textures. Comparaison de méthodes appliquées à la caractérisation de matériaux", *Proc. of GRETSI 95, Juan les Pins, France, Sept. 1995.*
- C27. **Germain Ch.**, Baylou P., "Caractérisation multi-échelle de l'anisotropie d'une texture"; *Proc. of GRETSI97, Grenoble, France, 4 pages, Sept. 1997.*
- C28. **Germain Ch.**, Laviolle O., Grenier G., "Approche texturale pour la mesure de la taille moyenne des mottes en surface d'un sol agricole", *Proc. of AGIS'97, Angers, 3 pages, Déc. 1997.*
- C29. Da Costa J.P., **Germain Ch.**, Baylou P.; "Caractérisation locale de l'anisotropie d'images texturées". *Proc of GRETSI 1999, Vannes – France ; 4 pages, Sept 1999.*
- C30. Da Costa J.P., **Germain Ch.**, Baylou P.; "Caractérisation des pyrocarbones par Analyse d'Images de Microscopie Electronique à Transmission", *Journées Scientifiques du Groupe Français d'Etude des Carbones. Saint Avit, Sept. 1999.*
- C31. Da Costa J.P., **Germain Ch.**, Baylou P.; « Statistiques d'ordre 2 d'un champ d'orientation », *Proc. of GRETSI 2001, Toulouse, France - 4 pages, Sept. 2001.*
- C32. Le Pouliquen F.; **Germain Ch.**, Baylou P.; « Nouveaux opérateurs optimisés pour l'estimation de l'orientation », *Proc. of GRETSI 2001, Toulouse, France - 4 pages, Sept. 2001*
- C33. Michelet F., **Germain Ch.**, et Baylou P., "Estimation Robuste de l'Orientation par le Réseau Orienté Récuratif ", *Proc. of GRETSI '05. Louvain- la Neuve, 4 pages, Sept. 2005.*
- C34. Vaysse P., Grenier G., Laviolle O., Henry G., Khay-Ibbat S., **Germain Ch.**, et Da Costa J.P. " Image processing as a tool for quality assessment of fruits in bulk shipping bins.", *Fructic'05, Montpellier, France, Sept. 2005.*
- C35. Blanc R., **Germain Ch.**, Da Costa J.P., Baylou P., "Caractérisation volumique de matériaux composites. Estimation de l'incertitude des mesures effectuées par analyse d'image", *Journées Françaises de l'I.S.S. (International Stereology Society), Paris, Fév. 2006.*
- C36. Van Leeuwen C., Goutouly J.P., Azaïs C., Costa-Ferreira A.M., Marguerit E., Roby J.P., Choné X., **Germain Ch.**, Homayouni S. Gaudillère J.P. "Intra-plot variations of vine water status in time and space", *Congrès Int. des Terroirs Viticoles, Bordeaux - France, 6 pages, Juil. 2006.*

- C37. Da Costa J.P., **Germain Ch.**, Lavalie O., Homayouni S., Grenier G., "Vine Field Monitoring using High Resolution Remote Sensing Images: Segmentation and Characterization of Rows of Vines", *Congrès International des Terroirs Viticoles, Bordeaux - France, 6 pages, Juil. 2006.*
- C38. Marguerit E., Costa-Ferreira A.M., Roby J.P., Goutouly J.P., **Germain Ch.**, Homayouni S., Van Leeuwen C., "The use of remote sensing for intra-block vineyard management", *Congrès International des Terroirs Viticoles, Bordeaux - France, 6 pages, Juil. 2006.*

Edition d'actes

- E1. **Germain Ch.**, Grivel E., Lavalie O., "Friendly Exchanging Through the Net", *actes du workshop du COST 254 "Intelligent Processing and Facilities for Communications Terminals Workshop", Mars 2000.*

Rapports à diffusion restreinte

- H1. **Germain Ch.** O. Lavalie, G. Grenier « Comptage d'épis de blé », Rapport de projet, 1997, environ 20 pages.
- H2. O. Lavalie, **Germain Ch.** G. Grenier « analyse de la qualité du lit de semence par traitement d'image », Rapport de projet, 1999, environ 20 pages.
- H3. **Germain Ch.**, Da Costa J.P., Baylou P., Cataldi M. « Rapports mensuels des réunions d'avancement de développement d'algorithmes », *Partenariat Snecma, Equipe Signal et Images, 1999, environ 30 pages.*
- H4. **Germain Ch.**, Baylou P., Cataldi M. « Rapports mensuels des réunions d'avancement de développement d'algorithmes », *Partenariat Snecma, Equipe Signal et Images, 2000, environ 30 pages.*
- H5. **Germain Ch.**, Baylou P., Cataldi M « Rapports mensuels des réunions d'avancement de développement d'algorithmes », *Partenariat Snecma, Equipe Signal et Images, 2001, environ 30 pages.*
- H6. **Germain Ch.**, Baylou P., Cataldi M. « Rapports mensuels des réunions d'avancement de développement d'algorithmes », *Partenariat Snecma, Equipe Signal et Images, 2002, environ 30 pages.*
- H7. **Germain Ch.**, Baylou P., Cataldi M. « Rapport d'avancement pour le comité scientifique », *Partenariat Snecma, Equipe Signal et Images, Nov. 2003, 40 pages.*
- H8. **Germain Ch.**, Baylou P., Cataldi M. « Rapport d'avancement pour le comité scientifique », *Partenariat Snecma, Equipe Signal et Images, Mai 2004, 19 pages.*
- H9. **Germain Ch.**, Baylou P., Cataldi M. « Rapport d'avancement pour le comité scientifique », *Partenariat Snecma, Equipe Signal et Images, Nov. 2004, 61 pages.*
- H10. **Germain Ch.**, Da Costa J.P., Baylou P., Cataldi M. « Rapport d'avancement pour le comité scientifique », *Partenariat Snecma, Equipe Signal et Images, Avr. 2005, 48 pages.*
- H11. **Germain Ch.**, Da Costa J.P., Baylou P., Cataldi M. « Rapport d'avancement pour le comité scientifique », *Partenariat Snecma, Equipe Signal et Images, Nov. 2005, 50 pages.*

- H12. Da Costa J.P., **Germain Ch.**, Grenier G., "Texture-based segmentation approaches for the delineation of row-crop parcels in high resolution images", *Technical report - projet Européen PIMHAI*, Mar. 2006, 22 pages.
- H13. **Germain Ch.**, Da Costa J.P., Baylou P., Cataldi M. « Rapport d'avancement pour le comité scientifique », *Partenariat Snecma, Equipe Signal et Images*, Nov. 2006, 51 pages.

Thèse de doctorat, Mémoires Diplômants

- D1. **Germain Ch.**, « Modèles Markoviens appliqués à la Segmentation d'images » ; *Mémoire de D.E.A d'Automatique, option Traitement du Signal et des Images, Université de Bordeaux1; Mention Très Bien, Bordeaux, Septembre 1993.*
- D2. **Germain Ch.**, "Caractérisation multi-échelle de l'anisotropie des textures" ; *Thèse de doctorat de l'Université de Bordeaux1; Président du Jury : G. Binder (Président de l'Université de Haute Alsace) ; Rapporteurs : M. Kunt (Professeur à l'EPFL Lausanne), H. Maitre (Professeur à ENST), M. Najim et P. Baylou (Professeurs à l'ENSERB), G. Grenier (ENITA Bordeaux), M. Bourgeon (SPS, Le Haillan), Mention Très Honorable, Bordeaux, Décembre 1997.*

2.7 Encadrement de la recherche

Thèses de doctorat soutenues

- T1. **Blanc R.** : « Caractérisation de structures tridimensionnelles par analyse d'images. Application à la caractérisation volumique de matériaux pour l'aéronautique », *Encadrement* : Baylou P. (50%), Da Costa J.P. (30%) et Germain Ch. (20%). Thèse soutenue le 8 juin 2007, à Bordeaux. Jury : P. Baylou, Professeur ENSEIRB, Ph. Bolon, Professeur, Université de Savoie, M. Cataldi, Ingénieur de Recherche, Groupe Snecma, J.P. Da Costa, Maître de Conférences ENITAB, Ch. Lantuéjoul, Maître de Recherche à l'ENSMP, Najim M., Professeur ENSEIRB, Ph. Réfrégier, Professeur Université d'Aix-Marseille, G. Vignoles, Professeur Université de Bordeaux I.
- T2. **Martin-Herrero J.** : « Techniques de bas niveau en traitement d'images pour la télédétection des milieux non homogènes », *Encadrement* M. Najim (50%), Ch. Germain (50%). Thèse soutenue le 2 juin 2006, à Bordeaux. Jury : J.L. Alba-Castro, Professeur à l'Univ. de Vigo, P. Baylou, Professeur à l'ENSEIRB, N. Christov, Professeur à l'Univ. de Lille, Ch. Germain, Maître de Conférences à l'ENITAB, M. Najim, Professeur à l'ENSEIRB, P. Pina, Professeur à l'IST Lisbonne.
- T3. **Michelet F.** : « Contribution à l'estimation d'orientations locales multiples dans les images numériques » ; *Encadrement*: Baylou P. (50%) et Germain Ch. (50%). Thèse soutenue le 6 mars 2006, à Bordeaux. Jury : P. Baylou, Professeur ENSEIRB, L. Blanc-Feraud, Directrice de recherche CNRS – INRIA, S. Boukir, Professeur à l'EGID, Bordeaux, Ch. Germain, Maître de Conférences ENITAB, J.P. Guedon Professeur à l'EPUN, Nantes, Najim M., Professeur ENSEIRB.
- T4. **Le Pouliquen F.** : « Opérateurs discrets pour l'estimation adaptative et optimale de l'orientation. Application à l'imagerie sismique » ; *Encadrement*: Baylou P. (50%) et Germain Ch. (50%). Thèse soutenue le 6 janvier 2003, à Bordeaux. Jury : P. Baylou, Professeur ENSEIRB, Ph. Bolon, Professeur, Université de Savoie, Ch. Germain, Maître de Conférences, ENITAB, Keskes N., Ingénieur de recherche, Groupe Total, Najim M., Professeur ENSEIRB et Mme S. Philipp-Foliguet, Professeur, à l'ENSEA.
- T5. **Da Costa J.P.** : « Analyse statistique des textures directionnelles. Application à la caractérisation des matériaux composites. » ; *Encadrement*: Baylou P. (50%) et Germain Ch. (50%). Thèse soutenue le 21 décembre 2001, à Bordeaux. Jury : P. Baylou, Professeur ENSEIRB, Ph. Bolon, Professeur, Université de Savoie, M. Bourgeon, Ingénieur de Recherche, Groupe Snecma, X. Bourrat, Chargé de Recherches CNRS, Bordeaux, Ch. Germain, Maître de Conférences ENITAB, M. Kunt, Professeur à l'EPFL, Lausanne, Najim M., Professeur ENSEIRB.

Thèses de doctorat en cours

- T6. **Mulat Ch.** : « Impact de la texture d'une préforme sur son infiltrabilité », *Début de thèse* : octobre 2005. Najim M. (20%), Vignoles G. (50%) et Germain Ch. (30%).

Post doctorant

- P1. **Homayouni S.**, « Télédétection Multi et Hyper Spectrale, Classification » ; *Cofinancement PIMHAI (Projet européen InterRegIIb) et ENITAB (Contrat d'Avenir Scientifique), 2005-2007.*

Mémoires de fin d'étude Master Recherche, DEA

- M1. **Bradisteanu D.**, « Image Restoration Using Multidirectional Diffusion Techniques » ; *Master Erasmus (Univ. Kluj-Napoca), 2006.*
- M2. **Auger G.**, « Suivi de caractérisation de strates dans un matériaux composite par analyse d'images » ; *Master EEA spécialité Recherche APSI, option Signal et Image, 2006.*
- M3. **Dexter E.**, « Acquisition, traitement, visualisation et archivage de données et d'images obtenues sur différents postes de contrôle non destructif » ; *Master EEA spécialité Recherche APSI, option Signal et Image. Lauréate du Prix S.E.E.⁶ meilleur mémoire de fin d'étude, au niveau régional puis national, 2005.*
- M4. **Mulat Ch.**, « Segmentation de blocs tomographiques 3D de matériaux composites » ; *Master EEA spécialité Recherche APSI, option Signal et Image, 2005.*
- M5. **Jacquemin F.**, « Analyse d'images de matériaux composites » ; *Master EEA spécialité Recherche APSI, option Signal et Image, 2004.*
- M6. **Blanc R.**, « Mesures de taux de phase dans des matériaux composites par analyse d'image » ; *DEA APSI, 2003.*
- M7. **Michelet F.**, « Opérateurs pour l'estimation d'orientations locales multiples » ; *DEA APSI 2002.*
- M8. **Delaunay J.**, « Segmentation de contours d'images de tomographie aux rayons X » ; *DEA APSI, 2001.*
- M9. **Lasseaux J.P.**, « Classification de textures à l'aide d'un indicateur d'anisotropie » ; *DEA APSI, 2001.*
- M10. **Nouillant Ch.**, « Segmentation de textures par analyse du champs des directeurs » ; *DEA APSI, 1999.*
- M11. **Da Costa J.P.**, « Estimation de la tendance directionnelle d'une texture » ; *DEA APSI, 1998.*
- M12. **Martinez de Guerenu C.**, « Segmentation d'images naturelles par champs de Markov » ; *DEA APSI, 1995.*

⁶ Société de l'Electricité et de l'Electronique et des Technologies de l'Information et des Communications