

DÉTECTION D'HÉTÉROGÉNÉITÉS LINÉAIRES DANS LES TEXTURES DIRECTIONNELLES – APPLICATION À LA DÉTECTION DE FAILLES EN SISMIQUE DE RÉFLEXION

Teză destinată obținerii
titlului științific de doctor inginer
la

Universitatea "Politehnica" din Timișoara
în domeniul INGINERIE ELECTRONICĂ ȘI
TELECOMUNICAȚII

în cotutelă cu Universitatea Bordeaux 1
de către

Ing. Ciprian David

Conducător științific: prof.univ.dr.ing. Ioan NAFORNITA,
prof.univ.dr.ing. Yannick BERTHOUMIEU,
Referenți științifici: prof.univ.dr.ing. Monica BORDA,
prof.univ.dr.ing. Philippe BOLON,
prof.univ.dr.ing. Vasile GUI,

Ziua susținerii tezei: 15.12.2008

UNIV. "POLITEHNICA"	
TIMIȘOARA	
BIBLIOTECA CENTRALĂ	
nr. volum	_____
Dulap	_____ Lit. _____

Seriile Teze de doctorat ale UPT sunt:

- | | |
|------------------------|---|
| 1. Automatică | 7. Inginerie Electronică și Telecomunicații |
| 2. Chimie | 8. Inginerie Industrială |
| 3. Energetică | 9. Inginerie Mecanică |
| 4. Ingineria Chimică | 10. Știința Calculatoarelor |
| 5. Inginerie Civilă | 11. Știința și Ingineria Materialelor |
| 6. Inginerie Electrică | |

Universitatea „Politehnica” din Timișoara a inițiat seriile de mai sus în scopul diseminării expertizei, cunoștințelor și rezultatelor cercetărilor întreprinse în cadrul școlii doctorale a universității. Seriile conțin, potrivit H.B.Ex.S Nr. 14 / 14.07.2006, tezele de doctorat susținute în universitate începând cu 1 octombrie 2006.

Copyright © Editura Politehnica – Timișoara, 2008

Această publicație este supusă prevederilor legii dreptului de autor. Multiplicarea acestei publicații, în mod integral sau în parte, traducerea, tipărirea, reutilizarea ilustrațiilor, expunerea, radiodifuzarea, reproducerea pe microfilme sau în orice altă formă este permisă numai cu respectarea prevederilor Legii române a dreptului de autor în vigoare și permisiunea pentru utilizare obținută în scris din partea Universității „Politehnica” din Timișoara. Toate încălcările acestor drepturi vor fi penalizate potrivit Legii române a drepturilor de autor.

România, 300159 Timișoara, Bd. Republicii 9,
tel. 0256 403823, fax. 0256 403221
e-mail: editura@edipol.upt.ro

REMERCIEMENTS

Le travail présenté dans ce mémoire est issu d'une collaboration entre L'Université "Politehnica" de Timisoara, Roumanie et L'Université Bordeaux 1, France, sous la forme d'une convention de cotutelle de thèse. L'activité de recherche s'est déroulée au sein de l'Equipe Signal et Image du Laboratoire de l'Intégration du Matériau au Système de Bordeaux et le Laboratoire Traitement de Signal de Timisoara.

Premièrement, je tiens remercier vivement Monsieur I. Nafornta, professeur à l'Université "Politehnica" de Timisoara, Monsieur M. Najim et Monsieur Y. Berthoumieu, professeurs à l'École Nationale Supérieure d'Electronique, Informatique et de Radiocommunications de Bordeaux (ENSEIRB), qui m'ont encadré et conseillé judicieusement durant mon travail sur la thèse.

J'exprime surtout ma reconnaissance à Monsieur I. Nafornta et Monsieur M. Najim qui sont les initiateurs de cette collaboration. Je leur remercie, aussi, de m'avoir offert les meilleures conditions pour ce travail, pour leur soutien et leur disponibilité. Je n'oublierai pas de remercier Monsieur P. Baylou, professeur à l'ENSEIRB et Monsieur V. Gui, professeur à l'Université "Politehnica" de Timisoara, pour leur soutien et leurs encouragements.

Tout particulièrement, j'exprime ma gratitude à Monsieur Y. Berthoumieu et Monsieur M. Donias, professeurs à l'ENSEIRB, pour leur soutien, pour leurs conseils pertinents et leur intérêt envers mon travail. Les nombreuses discussions que nous avons eues m'ont beaucoup apportés tout au long de ces activités de recherche.

J'adresse également ma gratitude à Madame M. Borda, professeur à l'Université Technique de Cluj-Napoca et à Monsieur P. Bolon, professeur à l'Université de Savoie, les rapporteurs de ma thèse, pour le temps qu'ils ont consacré à la lecture de ce mémoire.

Je n'oublierai pas de remercier tous mes collègues de l'Equipe Signal et Image et de l'Université "Politehnica" de Timisoara, et plus particulièrement Flavius et Ioana Turcu, pour leur soutien et confiance, les fructueuses discussions et les beaux moments passés ensemble.

Je ne peux pas omettre d'exprimer ma gratitude envers ma famille : ma sœur, mon frère et mes parents, pour leur soutien moral, leur confiance et pour les nombreuses encouragements.

Timișoara, 12.2008

Ciprian David

David, Ciprian

Détection d'hétérogénéités linéaires dans les textures directionnelles – application à la détection de failles en sismique de réflexion

Teze de doctorat ale UPT, Seria 7, Nr. 9, Editura Politehnica, 2008, 144 pagini, 90 figuri, 0 tabele.

ISSN: 1842-7014

ISBN: 978-973-625-776-6

Cuvinte cheie:

texture directionnelle, reseau failles, hétérogénéités, contour textuel.

Rezumat:

Les méthodes développées concernent la classe particulière de textures directionnelles. Dans un premier chapitre, nous rappelons la notion de texture, le concept de contour et le contexte applicatif concernant l'imagerie sismique. Le deuxième chapitre a pour objet l'analyse des différentes contributions que l'on peut trouver dans la littérature concernant la détection de contours dans le contexte des images texturées: les approches qui relèvent du domaine de la géophysique et les méthodes proposées par la communauté des traiteurs d'image pour la détection de contours. Le troisième chapitre regroupe nos propositions: une approche basée sur un critère géométrique, une variante récursive robuste et une extension alliant mesure 2D et diffusion 3D. Ces propositions sont validées par une analyse quantitative par rapport aux méthodes existantes.

TABLE DES MATIERES

Introduction.....	7
1. Caractérisation des champs texturaux directionnelles et hétérogénéités associées.....	10
1.1. Problématique.....	11
1.1.1. Notion d'images texturées	11
1.1.2. Les textures directionnelles.....	11
1.1.3. Notions d'hétérogénéités dans les textures.....	12
1.1.4. Hétérogénéités de type contour	13
1.1.5. L'application sismique et la détection de failles	15
1.2. Définitions formelles d'une texture directionnelle	19
1.3. Conclusion	22
2. Analyse d'hétérogénéités	23
2.1. Segmentation de textures au sens des régions	24
2.1.1. Caractérisation des textures directionnelles par la matrice de covariance	24
2.1.1.1. Définitions	24
2.1.1.2. Corrélacion et similarité pour l'analyse des textures directionnelles	25
2.1.1.3. La mesure cohérence	28
2.1.2. Analyse tensorielle de textures directionnelles	30
2.1.2.1. Tenseurs.....	30
2.1.2.2. Analyse tensorielle de texture.....	32
2.1.3. Relations théoriques.....	34
2.1.4. Résultats et conclusions	37
2.1.4.1. Résultats et commentaires	37
2.1.4.2. Conclusions	39
2.2. Segmentation de textures au sens des contours	42
2.2.1. Principes gestaltiste de la perception visuelle	42
2.2.2. Modélisation neurophysiologique de la vision	44
2.2.3. Approche de détection de contours par modèle du champ d'inhibition	46
2.2.3.1. Modélisation des cellules neuronales simples par les filtres de Gabor	47
2.2.3.2. Modélisation du champ réceptif classique des cellules complexes	47
2.2.3.3. Modèle d'inhibition du champ réceptif non classique	48
2.2.3.4. Extension.....	51
2.2.4. Groupement perceptuel par vote tensoriel.....	52
2.2.4.1. Panorama de l'approche de vote de tenseurs	54
2.2.4.2. Représentation tensorielle	54
2.2.4.3. Vote de tenseurs	56
2.2.4.5. Fonction (noyau) de vote	58
2.2.4.6. Inférence 2D	60
2.2.5. Résultats et conclusions	62
2.2.5.1. Comparaison des approches par modélisation neurophysiologique	62
2.2.5.2. Comparaison des approches de	

groupement perceptuel par vote tensoriel	67
2.2.5.3. Conclusions	74
3. Détection de contour textuel par	
approche géométrique	75
3.1. Détecteur robuste de contour	75
3.1.1. Modèle géométrique a priori	75
3.1.1.1. Modèle de faille sismique et	
structuration du champ tensoriel	75
3.1.1.2. Mesure de désordre directionnel	77
3.1.1.3. Résultats	80
3.1.2 Approche robuste	82
3.1.2.1. Critère d'interaction	82
3.1.2.2. Accumulation directionnelle	84
3.1.2.3. Schéma complet de l'approche géométrique	85
3.1.2.4. Résultats	87
3.2. Extensions	93
3.2.1. Approche géométrique itérative	93
3.2.1.1. Accumulation isotrope	96
3.2.1.2. Régularisation itérative de la mesure directionnelle	98
3.2.1.3. Schéma complet	99
3.2.1.4. Résultats et première conclusion sur l'approche itérative.....	101
3.2.2. Extension 3D de l'approche géométrique itérative.....	107
3.2.2.1. Hypothèse géométrique relaxée	107
3.2.2.2. Voisinage 3D issu de la contrainte	
géométrique linéaire relaxée	109
3.2.2.3. Schéma récursif 3D	109
3.2.2.4. Résultats	111
3.3. Etude comparative	114
3.3.1. Méthode d'analyse quantitative des	
résultats de la détection de contours texturels	114
3.3.1.1. Mesure de performance pour les détecteurs de contours	114
3.3.1.2. Méthode quantitative pour l'analyse	
de la détection des contours texturels	115
3.3.2. Etude quantitative.....	118
3.3.2.1. Comparaison entre l'approche de	
désordre tensoriel et l'approche géométrique	118
3.3.2.2. Comparaison entre l'approche par vote	
tensoriel et l'approche géométrique	122
3.3.2.3. Comparaison entre l'approche géométrique	
et l'approche géométrique itérative.....	125
Conclusion et perspectives	130
Annexe A	132
Bibliographie	136

Introduction

Dans de nombreuses applications où il s'agit d'observer des phénomènes à grande profondeur, à des échelles extrêmes, présents dans des milieux hétérogènes ou présentant une grande variabilité, les images acquises, sont souvent de nature complexe au sens où la donnée numérique peut être imprécise, incertaine et incomplète. Aussi, envisager des solutions automatiques du processus d'interprétation n'est donc pas aisé et se heurte à de nombreux verrous scientifiques. En pratique, il est nécessaire de développer des algorithmes spécialisés et présentant une grande robustesse.

D'un point de vue général, le contenu informatif d'une image se déduit le plus souvent de l'agencement spatial de stimuli visuels combinant couleurs, textures, contours et points caractéristiques. Les modalités telles que la texture ou les contours font depuis longtemps l'objet de travaux scientifiques visant des applications très variées de filtrage, de segmentation, de classification ou de compression. Cependant, la grande variabilité des contenus texturaux possibles et l'extrême complexité de la notion de contour lorsqu'il se déduit de limites texturales plus ou moins subjectives en font encore des thèmes d'actualité. Dans ce mémoire, les méthodes développées concernent la classe particulière de textures directionnelles. En outre, nous avons abordé la problématique spécifique de la détection de contours correspondant à des hétérogénéités 'linéaires' dans les textures directionnelles. Le terme linéaire explicite ici le fait que le contour observé présente une faible courbure à petite échelle.

Le cadre applicatif qui est l'origine de nos travaux relève des géosciences et plus exactement concerne la sismique de réflexion dans le domaine de la prospection pétrolière. En effet, dans un contexte très concurrentiel, les compagnies pétrolières s'emploient à repousser sans cesse les limites des moyens d'observation du sous-sol. Leurs efforts ont ainsi permis le développement, dès le début des années 90, de l'imagerie sismique à haute résolution qui établit une cartographie acoustique du sous-sol. Il s'agit d'observer les structures géologiques en sous-sol avec une résolution variant de quelques mètres à plusieurs dizaines de mètres pour des profondeurs allant de plusieurs centaines de mètres à plusieurs kilomètres. Cette technique est aujourd'hui utilisée de façon systématique pour réaliser des campagnes d'acquisition 3D et offrir une meilleure connaissance de l'environnement structural des réservoirs potentiels de pétrole. Sans accident géologique particulier, la plupart des roches qui constituent l'environnement direct d'un réservoir sont des sédiments organisés en couches superposées ou strates formant des liasses. La nature des images acquises les classe donc dans la famille des textures directionnelles, classe que nous formaliserons ultérieurement dans ce mémoire. Pour l'exploration pétrolière, l'interprétation des données sismiques de réflexion consiste à rechercher des configurations structurales susceptibles de former des pièges à pétrole. Certaines organisations stratigraphiques constituent des obstacles naturels à la migration ascendante des hydrocarbures et forment des poches étanches ou réservoirs. En effet, lors d'une forte activité tectonique, les contraintes appliquées sur les couches peuvent modifier la structure locale des liasses en fonction de leur plasticité. Ces modifications peuvent aller du ployage jusqu'à la cassure (figure I.1).

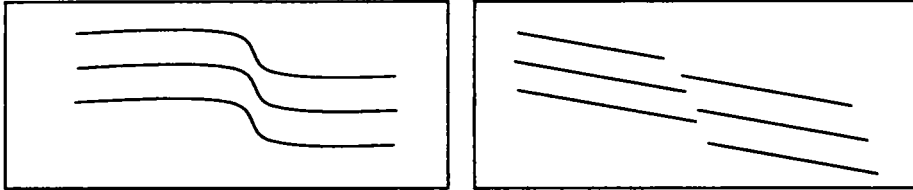


Figure I.1. Schématisation 2D d'une flexure et d'une cassure.

Si l'altération provoque un désalignement pénétrant d'une couche réservoir dans une couche de couverture ou imperméable comme le montre la figure I.2, une poche d'hydrocarbure se crée. En outre, les efforts tectoniques étant par nature des phénomènes non stationnaires dans l'espace et le temps, une cassure n'est jamais isolée, mais enchevêtrée dans un réseau de cassures de grande ampleur. Au fil des bouleversements tectoniques, ce réseau s'enrichit de composantes qui vont générer de nombreux compartiments, étanches ou communicants, bloquant ou conditionnant l'écoulement des fluides entre les strates.

La connaissance morphologique des réseaux est donc primordiale pour le géologue. Ainsi, si des efforts sont à faire dans le développement d'outils informatiques consacrés à la géologie pétrolière, il est important de les orienter de sorte à permettre une meilleure connaissance de ces réseaux de cassures. C'est tout l'enjeu des outils présentés dans ce mémoire.

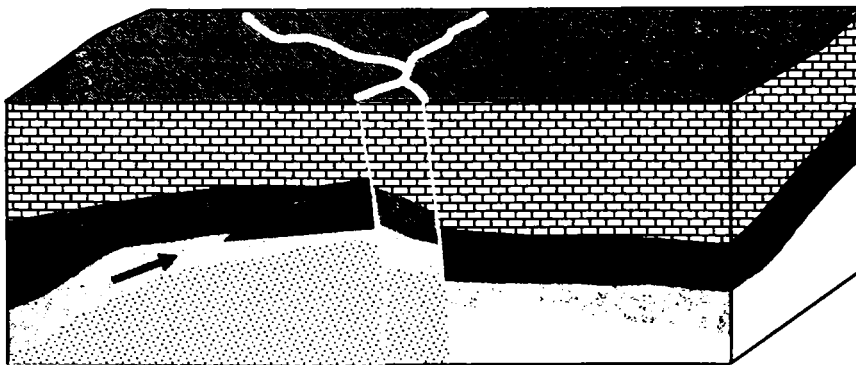


Figure I.2. Modélisation 3D d'un piège créé par la déformation structurale due à une faille.

Pour exposer nos travaux, nous avons organisé le manuscrit en trois grands chapitres dédiés respectivement aux différentes définitions concernant le contexte de notre étude, les travaux existants relevant de notre problématique et les méthodes que nous avons proposées qui ont fait l'objet de publications et d'un brevet.

Dans un premier chapitre, nous rappelons la notion de texture en établissant un modèle formel pour la texture directionnelle. Nous introduisons ensuite une nomenclature du concept de contour afin de définir précisément le type de contours qui fait l'objet de notre étude. Enfin, nous terminons ce chapitre sur une présentation du contexte applicatif qui nous intéresse et qui concerne la détection de réseau de failles par imagerie sismique.

Le deuxième chapitre a pour objet la présentation des différentes contributions que l'on peut rencontrer dans la littérature concernant la détection de contours dans le contexte des images texturées. Une partie de ces approches relèvent du domaine de la géophysique où le traitement du signal est utilisé à des fins de caractérisation de signaux classiquement utilisés en géosciences. L'autre partie des méthodes concerne des méthodes proposées par la communauté des traiteurs d'image pour la détection de contours. Nous avons recensé un certain nombre de méthodes, sans certainement être exhaustif, qui nous ont semblé intéressantes pour notre problématique. Une grande part de ces méthodes est de nature bio-inspirée et leur étude nous a permis d'avancer dans nos propres développements. Nous n'avons pas retenu ces méthodes pour leur caractère bio-inspiré mais en raison des procédés sélectifs mis en œuvre qui permettent de traiter le cas d'éléments imprécis, incertains et incomplets.

Le troisième chapitre regroupe l'ensemble des propositions que nous avons faites concernant l'algorithmique dédiée à la détection de contours dans des images de textures directionnelles. A partir d'un modèle géométrique caractérisant localement des hétérogénéités 'linéaires', qui peuvent être les failles que nous souhaitons détecter, nous proposons une première méthode fondée sur une mesure angulaire de désordre de la texture directionnelle qui est par nature structurée. Notre méthode utilise un critère géométrique fondé sur une fonction sélective permettant de renforcer la pertinence de la détection. Suite à cette première proposition, une variante récursive est étudiée afin d'accroître la robustesse de la version initiale. Il s'agit alors de propager une mesure de confiance permettant de renforcer de façon significative la sélectivité de la méthode. Bien que les approches précédentes peuvent facilement s'appliquer à l'analyse de blocs de données, leur extension 3D pose le problème de la complexité calculatoire. Afin de proposer une méthode permettant une utilisation plus rapide visant au déploiement de la méthode sur des blocs de grandes dimensions, une approche alliant mesure 2D et diffusion 3D est proposée. En complément, ce chapitre est évidemment le lieu d'un ensemble de résultats permettant une analyse qualitative et quantitative des méthodes proposées en comparaison des méthodes existantes.

Conduite dans un cadre partenarial avec le groupe Total, notre travail a abouti au développement de méthodes originales qui sont aujourd'hui implémentées dans la plateforme d'interprétation de notre partenaire et sont utilisées dans l'ensemble de ses filiales. Notre étude a notamment bénéficié de nombreuses et constructives interactions avec nos vis-à-vis experts en géosciences.

Chapitre 1. Caractérisation des champs texturaux directionnelles et hétérogénéités associées

Identifier ou reconnaître un contenu informatif par le biais de l'interprétation d'images implique la mise en oeuvre de mécanismes complexes correspondant à de nombreuses modalités visuelles. Parmi l'ensemble de ces modalités, la texture est l'une des plus importantes. Pour l'homme, elle constitue une excitation, source de phénomènes cognitifs allant de la simple saillance visuelle à ceux plus complexes comme la spatialisation et la rhéologie ou comportement induit par la perception par exemple en alimentaire. En synthèse d'image par ordinateur, la composante texturale est au cœur des préoccupations des infographistes car elle conditionne le réalisme des scènes produites. Elle est souvent un critère de comparaison entre l'image naturelle et l'image de synthèse. La communauté en vision par ordinateur en a fait l'une des composantes majeures d'applications en classification, segmentation et indexation. Sans être exhaustif, ces différents exemples montrent l'importance de la texture en imagerie et expliquent une abondante bibliographie scientifique relevant de disciplines scientifiques variées. Cependant, malgré un existant scientifique incontournable, la texture continue à susciter de nombreux travaux et cet intérêt n'est en fait pas près de s'arrêter. La raison est qu'il n'existe pas de modèle mathématique strict permettant de formaliser des paramètres texturaux suffisamment pertinents pour décrire de manière satisfaisante la richesse sémantique des textures naturelles. Aussi, l'usage est-il d'identifier la classe de textures en fonction de l'application et d'étudier le modèle mathématique approchant en favorisant soit la représentation géométrique, aléatoire ou spectrale. Cependant, bien souvent, le modèle retenu ne permet pas de répondre totalement aux exigences de l'application.

Notre contexte d'étude, n'échappe pas cet état de fait et nous proposons un modèle permettant de nous approcher au mieux du contexte applicatif qui nous intéresse. Pour cela, nous allons tout d'abord définir la classe particulière de textures qui nous intéresse et nous expliciterons dans le même temps l'information particulière que nous souhaitons traiter dans le contexte des textures directionnelles c'est-à-dire les hétérogénéités linéaires. Ainsi, ce premier chapitre a pour objectif de donner un ensemble de définitions permettant de fixer mathématiquement le cadre d'étude avant d'aborder les méthodes d'analyse à proprement dit.

1.1. Problématique

1.1.1. Notion d'images texturées

Sur un plan général, il n'existe pas de définition stricte d'une texture. Certains auteurs associent à la texture, un ensemble d'éléments de base appelés texels ou textons dont la répartition peut être périodique, quasi-périodique ou aléatoire et dont l'apparence peut changer avec l'échelle. Par ailleurs, deux grandes classes sont souvent utilisées pour distinguer qualitativement les textures dites « structurées » de celles dites « aléatoires ». Ainsi, les macrotextures sont constituées de structures possédant des propriétés spatiales homogènes invariantes par translation tandis que les microtextures se caractérisent par une distribution aléatoire des amplitudes, figure 1.1, mais dont l'impression visuelle reste globalement la même, quelle que soit la position de la fenêtre d'observation.

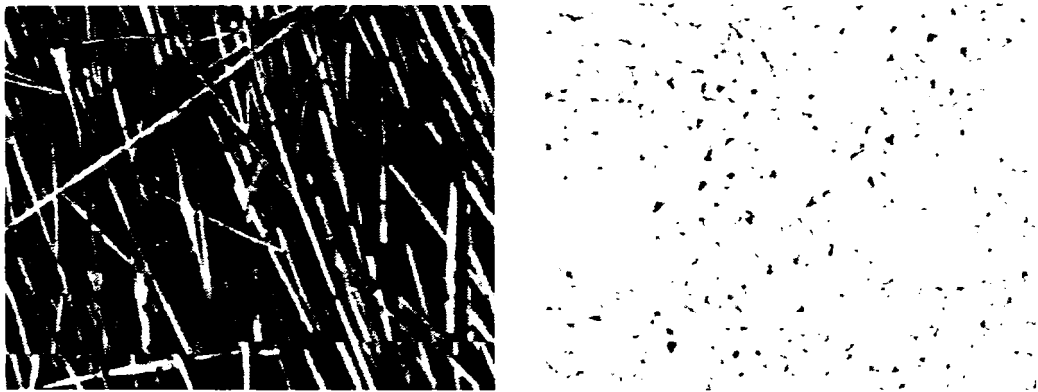


Figure 1.1. A gauche un exemple d'image de macrotextures et à droite une microtexture. Ces images sont extraites de l'album de Brodatz [18].

1.1.2. Les textures directionnelles

Un grand nombre d'applications sont concernées exclusivement par l'analyse des textures structurées. Parmi celles-ci, une sous-classe regroupe les textures dites « directionnelles », qu'on peut décrire de manière générale comme étant des textures présentant des structures orientées selon une direction privilégiée. La figure 1.2 présente quelques exemples issus de différents domaines d'application. La première image concerne l'analyse des matériaux composites. Il s'agit ici d'une texture dont l'échelle d'observation est de l'ordre de l'angström. L'exemple 2 concerne l'imagerie sismique de réflexion dont la texture se caractérise par de nombreuses ruptures et dont l'échelle d'observation est de l'ordre de la dizaine de mètres. Dans la même gamme d'échelle, l'image 3 est issue d'une application en télédétection, et correspond à une parcelle de vignes. Le dernier exemple (image 4) est une empreinte digitale dont la résolution est de l'ordre du millimètre.

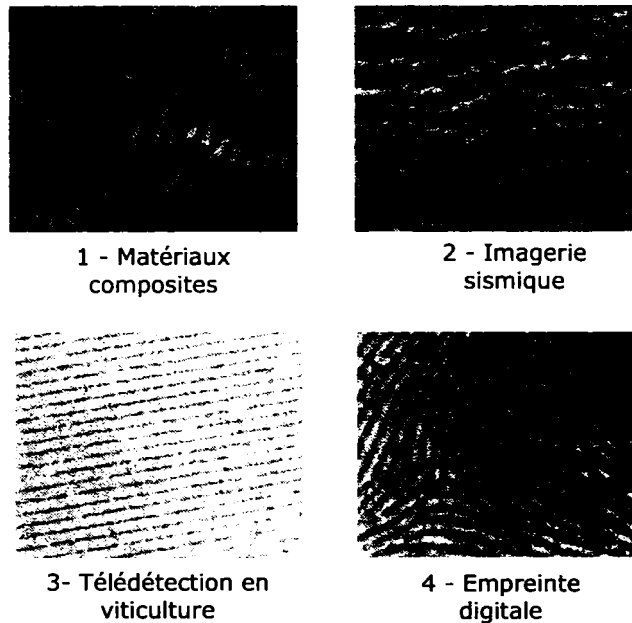


Figure 1.2. Différentes applications proposant des images de textures structurées ou orientées.

D'un point de vue général, la direction d'une texture se déduit de la normale au contour d'intensité. Les textures directionnelles se caractérisent soit par leur orientation globale soit par un champ d'orientations locales. Dans les textures directionnelles réelles, le champ d'orientation n'est en effet pas toujours uniforme. Nous pouvons noter que le degré d'inhomogénéité ou d'hétérogénéité de ce type de texture se définit en fonction, d'une part, de l'irrégularité du champ d'orientation, et d'autre part, du nombre de points singuliers.

1.1.3. Notions d'hétérogénéités dans les textures

Un certain nombre de tâches perceptives consiste à discriminer un objet du fond par détection et localisation de ses limites ou à extraire des points caractéristiques dans un champ textural uniforme. L'information recherchée peut donc se trouver dans les hétérogénéités présentes dans l'image. Différents types d'hétérogénéités associées aux textures directionnelles peuvent être définies :

- Hétérogénéités du champ dense d'orientation : il s'agit de déformations spatiales continues de structures courbes ou de déformations relatives à des variations fréquentielles de motifs ou d'amplitude du signal d'intensité le long des structures.
- Hétérogénéités de mélange dues à des points de jonction de plusieurs structures convergentes. Il s'agit alors de points

- d'orientations multiples comme dans le cas des minuties pour les empreintes digitales.
- Hétérogénéités de type contour qui se définissent par la présence de frontières spatiales révélant une rupture brusque dans la structure spatiale du champ textural. Il s'agit alors de contours de textures, distincts, par nature de contours d'intensité.

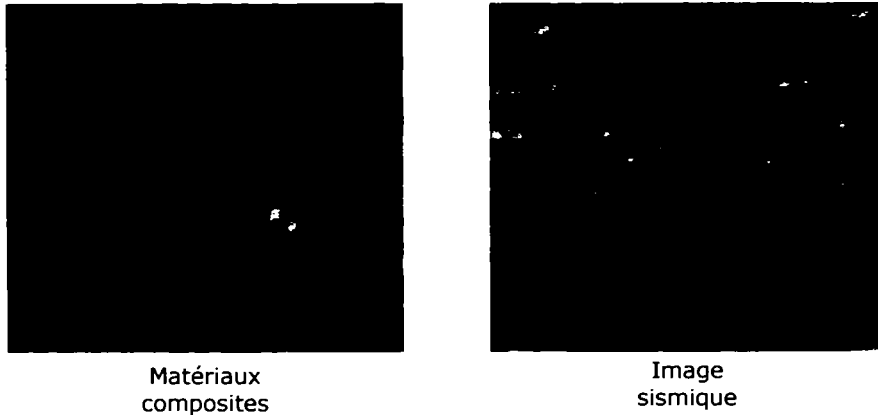


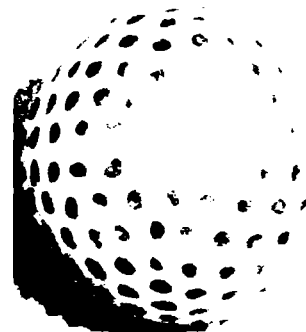
Figure 1.3. Exemples d'hétérogénéités.

1.1.4. Hétérogénéités de type contour

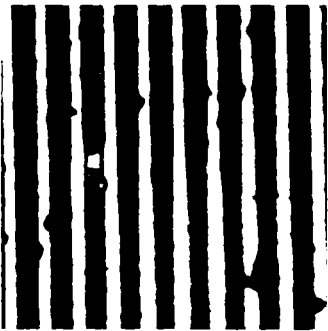
Une limite ou un contour se matérialise lorsque des surfaces présentent des variations brusques dans leur modèle d'apparence. Une discrimination est possible si leur état de surface, leur géométrie ou leur mouvement propre différent. Dans le contexte qui nous intéresse, il ne s'agit pas forcément d'un contour, au sens classique du terme, constitué d'un ensemble connexe de pixels correspondants aux maxima locaux de la variation d'intensité du signal. Il peut s'agir d'une limite spatiale entre deux zones de textures différentes ou de même texture mais dont les caractéristiques changent de part et d'autre d'une limite spatiale définie. Afin de distinguer ces deux types de frontières, on utilise le terme de **contour de textures** par opposition à **contour d'intensité**. Les images de la figure 1.4.a montrent des exemples de contours de textures tandis que les images de la figure 1.4.b concernent des contours d'intensité.

La rapidité et la pertinence de l'interprétation d'une image naturelle sont généralement liées à la facilité que l'on a à distinguer le lieu des contours d'intensité ou de texture. Mise à part l'inexactitude et l'incertitude induites par la présence de bruit, dans le cas des contours d'intensité, la tâche de localisation est a priori plus simple car, d'une part, un maximum de signal est de nature ponctuelle et, d'autre part, le gradient d'intensité indique l'orientation du contour ce qui se traduit par des phénomènes visuels bien définis. Pour le contour de texture, la complexité de la tâche dépend de la qualité des attributs visuels qui délimitent la région texturée voire de la connaissance que l'on a de la forme concernée. Le lieu exact du contour

peut être difficile à cerner si les terminaisons des structures qui constituent la texture ne sont pas clairement identifiables.



(a) exemples d'images présentant des contours de texture



(b) exemples de contours d'intensité

Figure 1.4. Exemples d'images présentant des contours de texture et des contours d'intensité.

Outre les contours d'intensité ou de texture, le système visuel humain peut concevoir les limites d'objets même si, physiquement, il n'existe pas de frontières. La perception est en effet la conséquence de la mise en œuvre d'un ensemble de mécanismes d'interprétation de l'information visuelle qui est, par nature, incomplète. Nous développons ainsi, systématiquement, ce que l'on peut appeler des **contours virtuels** qui sont le résultat de mécanismes de **liage ou de groupements perceptifs** comme nous pouvons l'observer avec l'image de la figure 1.5. Dans le premier cas, nous ne pouvons nous empêcher de percevoir un cube alors que les faces de celui-ci n'ont aucune réalité. Il s'agit d'un processus de mise en relation organisant l'information en assurant certains principes qui ont été à l'origine proposés par Wertheimer [115]. Notre sensibilité perceptive à l'organisation nous aide à accroître notre capacité de discrimination. Les différentes lois mises en oeuvre sont les suivantes :

- Principe de proximité
- Principe de similitude

- Principe de symétrie
- Principe de sort commun
- Principe de fermeture
- Principe de bonne forme

Dans certaines applications, comme nous le verrons dans le paragraphe suivant, l'objectif est précisément de pouvoir détecter des contours virtuels de texture à l'instar du système visuel humain.

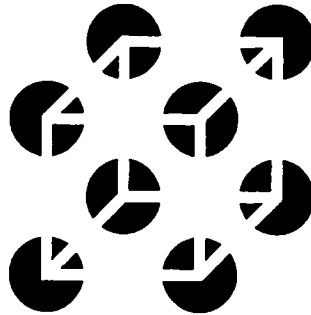


Figure 1.5. Le système visuel humain est actif et modifie les stimuli de sorte à créer des formes à partir de lois d'organisation perceptive.

1.1.5. L'application sismique et la détection de failles

Si le pétrole est connu depuis la nuit des temps, c'est, que pour nos ancêtres, il affleurerait à la surface. Aujourd'hui, en raison d'une consommation toujours croissante, la situation a bien changé. Pour l'extraire, il faut mettre en œuvre des moyens techniques considérables pour atteindre des profondeurs terrestres très importantes. Les compagnies pétrolières sont contraintes d'exploiter des gisements dont l'exploitation par forage s'avère de plus en plus délicate et coûteuse. Un mauvais choix d'implantation d'un forage peut se traduire par une perte financière qui se chiffre en dizaine de millions de dollars. La connaissance de la géologie du sous-sol est un élément déterminant qui permet d'accroître la fiabilité de la décision. Il s'agit de comprendre les structures du sous-sol, la nature des strates afin d'en déduire les zones potentielles qui pourraient avoir piégé du pétrole. Cependant, l'obtention d'une carte géologique d'un milieu complexe situé à grande profondeur est une tâche difficile nécessitant un travail collectif engageant de nombreux experts.

Pour chaque champ étudié, un volume considérable de données est collecté. En moyenne, plusieurs centaines de gigaoctets sont disponible pour l'analyse. Le fait même de vouloir interpréter cette masse de données constitue à lui seul un autre challenge qui contraint les compagnies à investir dans le développement de plateformes logicielles consacrées à l'analyse. Les outils d'analyse proposés par les **stations d'interprétation** utilisent les moyens informatiques les plus récents en

termes de capacité graphique et de puissance de calcul. Les grappes de processeurs, les moteurs graphiques 3D, le plaquage de texture temps-réel et les modes d'interaction homme-machine les plus avancés viennent enrichir ces environnements logiciels consacrés à la géologie [Geo 3D 2000]. Pour les compagnies pétrolières, les enjeux sont d'assurer une meilleure exploitation des gisements actuels et à venir. Les estimations évaluent à seulement 35 % le taux moyen d'extraction des hydrocarbures pour les réservoirs déjà en activité. L'amélioration des moyens d'exploration et d'exploitation permet d'envisager la mise en service de gisements encore inatteignables il y a quelques années et l'amélioration des taux d'extraction.

Avec les nouveaux outils d'exploration, les équipes de géologues et de géophysiciens, après avoir réalisé l'étude des champs marins et terrestres les plus accessibles, entreprennent l'analyse de gisements dont la géologie complexe ne permet pas une propagation acoustique discriminante. L'imagerie sismique obtenue se caractérise ainsi par un niveau de bruit important qui gêne la visibilité des structures géologiques. Ce caractère bruité tient à la présence d'échos de surface prépondérants, de points diffractants isolés et de substrats géologiques faiblement indurés, par conséquent, de faible coefficient de réflexion. Pour faciliter l'interprétation de données rendues difficiles, outre le déploiement de moyens technologiques, le recours à de nouveaux procédés numériques de traitement devient une priorité afin d'accroître la pertinence des modèles géologiques.

Parmi les modes d'observation du sous-sol, l'imagerie de réflexion, dont un échantillon est présenté dans la figure 1.5, est le résultat d'une campagne d'acquisition dont le but est de réaliser un relevé échographique sur une zone géographique donnée. Ce procédé consiste à créer artificiellement une onde en surface se propageant en sous-sol. Pour le champ d'ondes générées, chaque interface entre milieux acoustiques différents génère une composante réfléchie qui est enregistrée en surface.

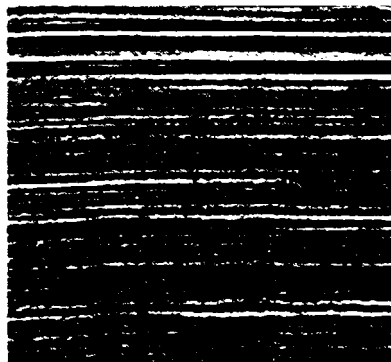


Figure 1.5. Empilement de strates sédimentaires restitué par échographie.

Les hétérogénéités correspondant au passage d'une couche de dépôt à une autre se matérialisent par une différence d'impédance acoustique, produit densité-vitesse du son dans la roche. L'amplitude du signal reçu en surface est d'autant plus importante que le gradient des caractéristiques physicochimiques des couches est fort. Les variations du signal permettent donc d'observer les différentes strates et leur organisation spatiale. Du fait des limitations physiques du procédé de mesure, la résolution de l'observation ne peut pas descendre en dessous de quelques mètres selon la profondeur de l'observation. Par conséquent, la sismique de réflexion

permet une observation des caractéristiques morphologiques ou structurales des formations en sous-sol. La **géologie structurale** qui a pour objet la comparaison entre éléments observés et la classification des formes apparentées permet de renseigner sur l'histoire sédimentaire de la région, connaissance indispensable pour un bon nombre de domaines scientifiques liées à l'étude du sous-sol telles que l'hydrologie ou la sismologie. Elle est la clef, notamment, de nombreuses interrogations que se posent les différents acteurs des secteurs gazier et pétrolier quant aux problèmes d'extraction d'hydrocarbures et de stockage.

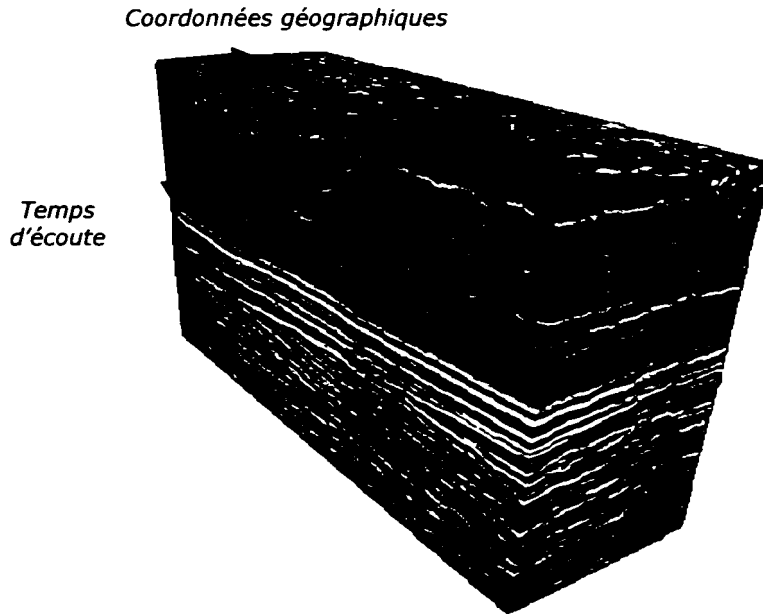


Figure 1.6. Mesure acoustique 3D du sous-sol. Les dimensions du bloc sont de l'ordre de 4 km en profondeur et de 7 km et 3 km pour les axes géographiques

La figure 1.6 présente un échantillon d'un petit volume de données. L'intérêt de la 3D est de permettre une observation de l'enchevêtrement volumique des différentes strates. La donnée se présente comme un ensemble de points ou voxels régulièrement répartis dans un volume et dont l'intensité est issue de la mesure échographique. Le terme de **bloc sismique** est souvent utilisé pour désigner ce volume de données. Dans un bloc, l'interface entre deux strates se matérialise par une valeur homogène de l'amplitude du signal sismique. Cette continuité de l'amplitude du signal est appelée **marqueur** ou **horizon sismique**. Comme le présente la figure 1.6, trois axes caractérisent le volume : deux décrivent les coordonnées géographiques tandis que le troisième est homogène à un temps d'écoute. Il s'agit donc d'une image déformée de la réalité où « la profondeur » dépend de la vitesse de propagation de l'onde acoustique. Le géologue utilise les termes de **Inline**, **Crossline** et **Timelice** pour désigner respectivement les coordonnées géographiques longitudinales, transversales ainsi que le temps d'écoute.

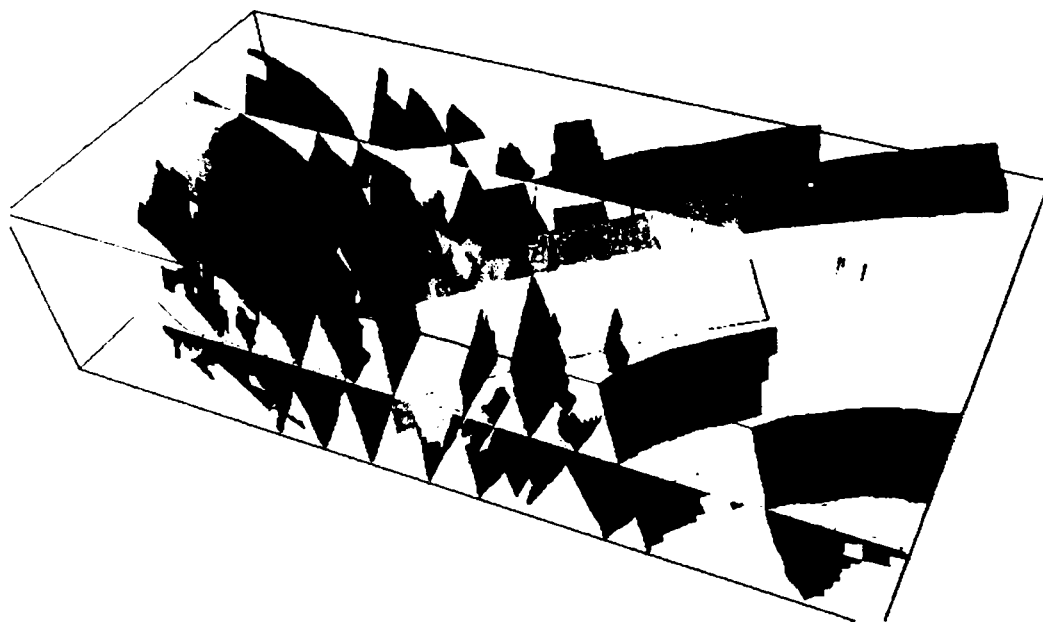


Figure 1.7. Exemple de réseau reconstruit après détection.

Comme nous l'avons indiqué dans l'introduction de ce mémoire, un des éléments de nature structurale que la sismique de réflexion permet d'observer est le réseau de failles, connaissance qui peut être déterminante pour l'exploration pétrolière. L'application en géologie pétrolière soulève la problématique de la détection **du réseau de fractures** à partir de l'imagerie sismique. Il s'agit de comprendre l'enchevêtrement souterrain d'un réseau 3D formé d'un ensemble de surfaces de fractures (failles) qui se propagent dans les couches de dépôts sédimentaires. L'objectif est d'élaborer une méthode algorithmique permettant un marquage rapide et fiable de la présence des failles dans le volume et d'obtenir une vision 3D du réseau comme l'illustre la figure 1.7.

Dans une image sismique comme le présente la figure 1.8, la faille est une anomalie stratigraphique qui perturbe l'alignement des marqueurs sismiques. La faille correspond donc à une perte de cohérence du signal sismique.

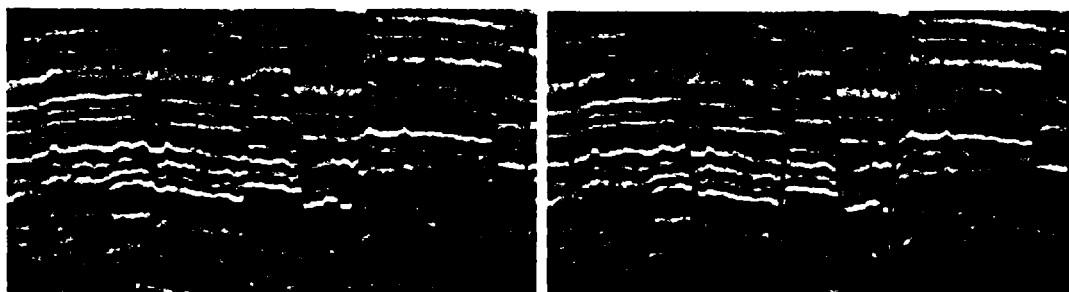


Figure 1.8. Une faille se caractérise par une rupture de continuité des horizons sismiques.

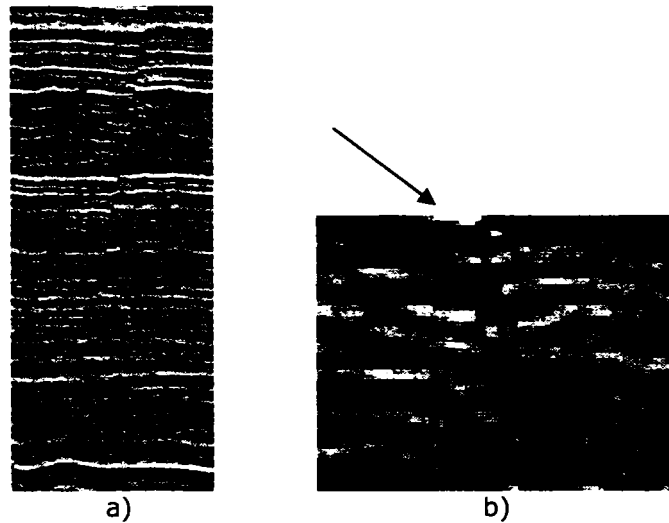


Figure 1.9. a) faille ; b) discontinuité spatiale de la faille ou contour textuel.

En observant l'évolution spatiale du signal sismique, nous pouvons noter qu'une faille apparaît au premier abord comme un contour de texture. Cependant, compte tenu de la nature des couches, une faille peut traverser des zones caractérisées par une plasticité différente. Certaines zones correspondent à des fractures nettes et d'autres à des signatures beaucoup plus difficiles à observer, voire inexistantes, comme le montre la figure 1.9. D'une manière générale, une faille est constituée de la réunion de différentes zones qui forment un contour global virtuel composé de tronçons pour lesquels le contour de texture est très marqué. Nous désignerons cet agencement très particulier par le terme de **contour textuel**.

1.2. Définitions formelles d'une texture directionnelle

Notre application nécessite le traitement d'images dont le contenu correspond à une texture dite directionnelle. Afin de proposer des algorithmes adaptés à ce type de texture, il est important de définir mathématiquement ce que représente une texture directionnelle. Différentes définitions ont été proposées à cette fin dans la littérature. Une des plus pertinentes concerne la dimension intrinsèque de l'image [28, 110]. Le terme de dimension intrinsèque est emprunté au domaine des statistiques [10]. La définition proposée est la suivante :

Définition 1. : Un jeu de données appartenant à un espace de dimension d a une dimension intrinsèque d' si la donnée peut être complètement représentée dans un sous-espace de dimension d' .

En traitement des images, ce terme de dimension intrinsèque a été introduit [116] par rapport au spectre Fourier d'un voisinage du point. Etant donné que l'image est un signal bidimensionnel, trois configurations (figure 1.10) [64] sont possibles :

1. cas i0D lorsque le spectre est concentré sur l'origine du plan fréquentiel et correspond à un voisinage constant dans le domaine spatial;

2. cas i1D lorsque le spectre est concentré dans le plan fréquentiel sur une droite, ce qui correspond à un segment orienté dans le domaine spatial, (ce type de structures est appelé aussi « structures simples »);
3. cas i2D lorsque le spectre n'est pas concentré sur l'origine et ne s'organise pas sur une droite, ce cas correspondant à des points de multiples orientations tels que des jonctions.

Considérant cette définition on peut dire que ce que l'on appelle texture directionnelle peut être lié aux textures dites i1D parce que la plupart des points de la texture ont un voisinage correspondant au cas i1D.

Une autre désignation peut se faire sur la base du concept de textures monomodales et multimodales. Les différents modes sont définis par rapport à l'histogramme d'orientations. Le lien entre ces deux définitions est que les images i1D sont aussi des images monomodales et que tout autre type d'image est une image multimodale.

Dans les images naturelles, nous ne trouvons jamais un cas de texture parfaitement i1D ou monomodale. Cependant, ces définitions sont étendues et nous considérons qu'une texture est directionnelle si elle est localement et majoritairement i1D ou monomodale.

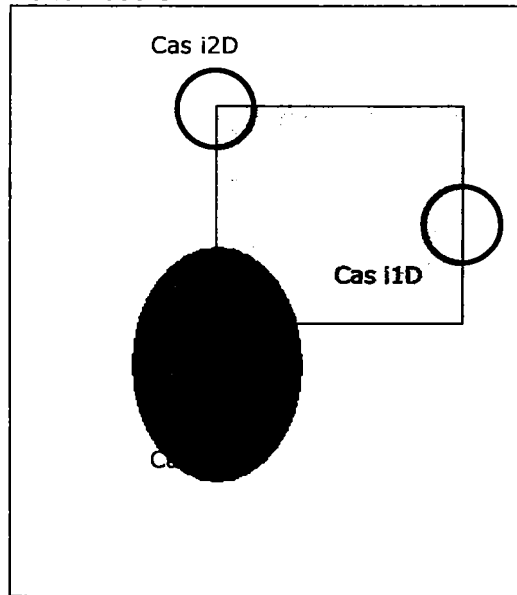


Figure 1.10. Dimension intrinsèque.

D'autres auteurs [41, 62, 63] utilisent des définitions plus ou moins équivalentes pour les structures simples, ou i1D :

Définition 2. : On appelle structure simple, telles que les lignes et les contours linéaires, l'image notée f_1 qui peut être réduite à une fonction 1-D notée f_2 . Donc f_1 varie selon une certaine direction \vec{n} et est constante pour la direction perpendiculaire :

$$f_1(x) \cong f_2(x^T n).$$

L'énergie locale du signal et l'orientation peuvent être représentées par le tenseur :

$$T = \lambda n n^T.$$

Cette définition est complémentaire à celle de la dimension intrinsèque i1D excepté qu'ici la réduction de dimension concerne le domaine spatial.

Une autre définition rencontrée dans la littérature [1, 75, 96] invoque une propriété d'invariance à la translation pour une certaine direction :

Définition 3. : Un signal 2-D, $f(\vec{x})$, $\vec{x} = (x, y)$ (figure 1.11) est orienté dans une région Ω si :

$$f(\vec{x}) = f(\vec{x} + \vec{u}) \quad \forall \vec{x} \in \Omega.$$

Le vecteur $\vec{u} = (\cos \theta, \sin \theta)^T$ décrit l'orientation de $f(\vec{x})$ en terme d'angle. On a la propriété suivante :

Propriété : Soit l'opérateur de dérivation [60] selon la direction ϕ :

$$\alpha(\phi) = \cos \phi \cdot \frac{\partial}{\partial x} + \sin \phi \cdot \frac{\partial}{\partial y}.$$

La fonction $f(\vec{x})$ a une orientation θ si et seulement si :

$$\alpha(\theta)f(\vec{x}) = \vec{u}^T \nabla f(\vec{x}) = 0.$$

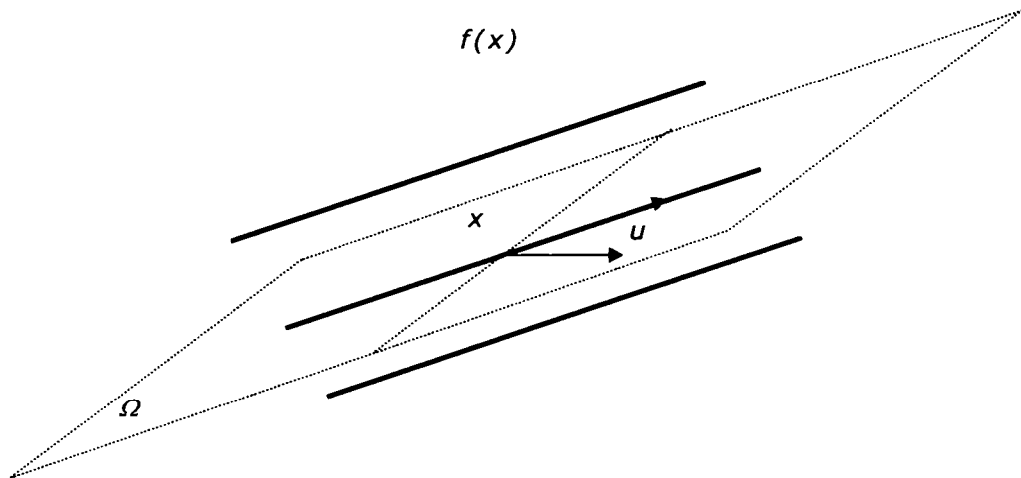


Figure 1.11. Schématisation d'une texture directionnelle.

Au final, toutes ces définitions tentent de caractériser les structures simples ou les structurés orientés que nous pouvons trouver dans une image. Les définitions sont plus ou moins équivalentes et l'on s'aperçoit que les structures i1D, ou monomodales, ou les fonctions invariantes à une translation dans une certaine direction, ou les fonctions qui peuvent être représentées par une réduction de dimension, représentent toutes la géométrie principale d'une texture directionnelle.

1.3. Conclusion

Ce premier chapitre avait pour objectif de poser la problématique abordée dans ce mémoire. Induit par l'application sismique, la détection de contours texturaux pour des textures directionnelles en constitue le principal objectif. Ainsi, après avoir défini les notions de contours de texture et virtuels, nous avons rappelé les différentes définitions proposées pour modéliser mathématiquement une texture directionnelle. Dans la suite du document, nous poursuivons la présentation du travail réalisé en nous focalisant sur l'aspect détection. Dans ce contexte, nous proposons un état de l'art des approches visant de près ou de loin à la détection des contours texturaux. Nous nous attardons notamment sur deux types principaux : l'approche tensorielle et les approches bio-inspirées. L'approche tensorielle est incontournable et constitue l'une des méthodes de référence pour la détection de tous les types d'hétérogénéités. Elle est en effet présentée dans de nombreux travaux en traitement d'image et en géophysique car elle permet l'analyse de textures directionnelles sans une extraction préalable de paramètres caractéristiques. Concernant les approches bio-inspirées, l'intérêt réside dans différents procédés d'inhibition et de renforcement qui traitent partiellement les contours virtuels. Elles s'appuient sur un certain nombre de mécanismes qui nous ont guidés afin de proposer une nouvelle approche permettant une détection robuste des contours texturaux.

Chapitre 2. Analyse d'hétérogénéités

La problématique et l'intérêt de l'analyse des hétérogénéités d'une texture directionnelle ont été présentés dans le chapitre précédent. L'objectif de ce deuxième chapitre est de passer en revue les approches envisageables en vue de l'analyse d'hétérogénéités et plus particulièrement la détection de contours de texture. Ce problème peut être vu comme une tâche de segmentation d'images. La segmentation d'images a pour but le partitionnement de l'espace de l'image en régions ou objets homogènes par rapport à une ou plusieurs caractéristiques données. Une image I peut ainsi s'exprimer sous la forme :

$$I = \bigcup_{i=1}^N R_i + C$$
$$R_i \cap R_j = \emptyset$$

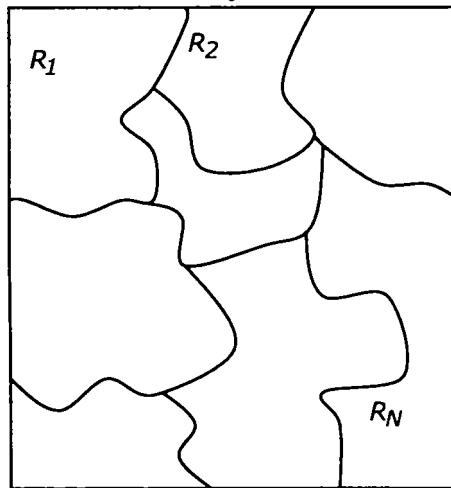


Figure 2.1. Exemple de segmentation

où C représente l'ensemble des contours et R_i les différentes régions. L'homogénéité de la région peut être évaluée en prenant en compte l'intensité, un attribut de texture, etc. Il est communément admis que l'on peut regrouper les approches de segmentation en deux familles : les approches de segmentation au sens des régions et les approches de segmentation au sens des contours.

La segmentation au sens des régions ne suppose pas que l'on puisse localiser les contours de chaque région R_i de l'image. Au contraire, la discrimination des objets présents dans l'image se fait en associant chaque point à telle ou telle région. Cette classification se fait en tenant compte de certaines caractéristiques et en considérant que les points d'un même objet présentent des caractéristiques homogènes. Les différents objets obtenus traduisent une différence de caractéristiques. Aussi, la détection d'un objet de l'image nous donne implicitement les contours qui lui sont associés. Comme il a déjà été mentionné, notre travail

concerne l'analyse des textures directionnelles pour la détection des contours de texture, sans s'appuyer sur des aspects de modélisation ou de caractérisation directe de la texture. Cependant, les méthodes proposées dans la littérature en accord avec cette hypothèse impliquent quelques outils mathématiques génériques pour l'analyse des textures. Il en est ainsi de l'analyse locale de la matrice de covariance ou de l'analyse des différents champs de tenseurs locaux de la texture.

La deuxième famille d'approches relève de la segmentation au sens des contours. Il s'agit d'une approche complémentaire ou duale de la segmentation au sens des régions. On cherche en effet à distinguer les différents objets de l'image à travers la détection des contours C associés. La majorité des détecteurs de contours de la littérature traitent les contours d'intensité alors que notre application vise la détection et la reconstruction de contours de texture. Les approches récentes qui concernent la détection des contours de textures et des contours virtuels s'appuient de plus en plus sur la modélisation du système visuel humain. Les deux principales voies sont fondées sur l'implémentation des principes gestaltistes de la vision et sur la modélisation neurophysiologique du système visuel humain.

La suite de ce chapitre est dédiée à la description et l'analyse des méthodes envisageables pour la détection de contours texturels, et à leur application aux données sismiques. Dans la première partie, on présente la famille des approches de segmentation au sens des régions qui utilisent la matrice de covariance et les champs tensoriels. Ensuite, un lien théorique existant entre ces deux approches est démontré, et confirmé notamment par une analyse qualitative de résultats. La deuxième partie du chapitre traite des détecteurs bio-inspirés. Finalement, quelques résultats et conclusions sont présentés pour toutes les approches décrites.

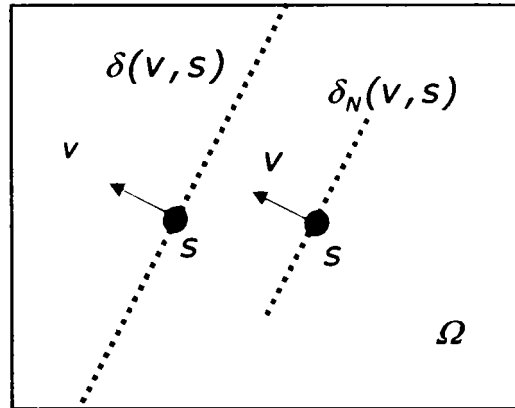
2.1. Segmentation de textures au sens des régions

2.1.1. Caractérisation des textures directionnelles par la matrice de covariance

2.1.1.1. Définitions

Dans la suite du document, le signal à traiter est représenté par $\rho(s)$ qui, dans notre cas, est une texture directionnelle et $s = [x \ y]^T$ est un vecteur de position.

Dans la figure 2.2, on considère un signal 2D $\rho(s)$ ainsi que son espace de définition Ω . On définit D_V comme étant la droite de support infini donnée par le point d'origine s et la normale V .

Figure 2.2. Signal $p(s)$ et espace de définition Ω .

Alors, il est possible de définir un opérateur de type Dirac directionnel de support infini :

$$\delta(v, s) = \begin{cases} 1, & s \in D_v \\ 0, & s \notin D_v \end{cases} \quad (2.1)$$

ainsi que le même opérateur à support fini et de longueur N : $\delta_N(v, s)$. Utilisant cet opérateur, on définit :

$$p_v(s) = p(s)\delta(v, s) \quad (2.2)$$

qui est le signal 1D extrait de $p(s)$ le long du support infini orienté défini par la normale v et passant par la position s . De même :

$$p_v^N(s) = p(s)\delta_N(v, s) \quad (2.3)$$

est le signal 1D extrait de $p(s)$ le long du support fini orienté, défini par la normale v et passant par la position s .

2.1.1.2. Corrélation et similarité pour l'analyse des textures directionnelles

Considérons une texture directionnelle idéale de support infini ainsi que deux points s et s' . On peut affirmer que les signaux $p_v(s)$ et $p_v(s')$, caractérisé par des supports défini par la même normale v , sont identiques. Dans le cas d'une texture directionnelle à support fini (figure 2.3), les signaux $p_v(s)$ et $p_v(s')$ sont identiques seulement pour des points s et s' convenablement choisis. D'une manière générale, pour deux points arbitraires s et s' , il existe une forte corrélation entre $p_v(s)$ et $p_v(s')$.

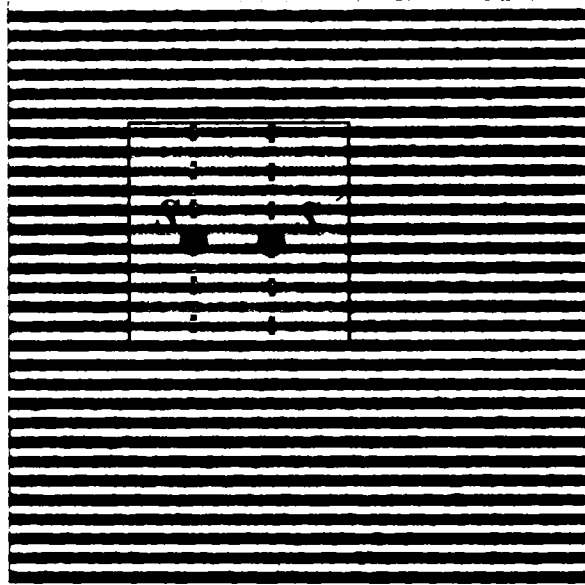


Figure 2.3. Texture directionnelle idéale à support fini.

Par conséquent, une propriété envisageable en vue de la segmentation de textures est que deux points voisins s et s' d'une texture directionnelle sont caractérisés par une forte corrélation entre les signaux 1D $\rho_V^N(s)$ et $\rho_V^N(s')$ extraits de $\rho(s)$ le long de supports finis directionnels définis par une même normale v .

L'utilisation d'un attribut qui mesure la similarité entre deux ou plusieurs signaux est à la base de plusieurs méthodes de segmentation au sens des régions pour la détection de contours. Ces propositions ont été faites, principalement, dans le contexte du traitement des données sismiques mais elles ont également des applications dans le cadre général des textures directionnelles. Ces attributs mesurent généralement la perte locale de corrélation ou la non similarité entre signaux voisins. Les premières propositions de ce genre ont été introduites avec l'attribut *semblance* [102] qui consiste en une mesure de similarité obtenue en maximisant la semblance entre deux signaux verticaux voisins, appelés *traces*. Dans [61], les auteurs introduisent une analyse en composantes principales (ACP) pour la même application. Les travaux de Bahorich [5] proposent l'attribut appelé *cube de cohérence* qui est un opérateur 3D. Ce dernier nécessite le calcul préalable de deux coefficients de corrélation entre traces qui se déplacent dans le plan (x,y) . Le premier coefficient est obtenu pour des traces qui se déplacent dans la direction x :

$$\rho_x(s, d_x) = \frac{\sum_{i=1}^N [\rho_V^N(s(x_i)) - \mu(s)] [\rho_V^N(s'(x_i)) - \mu(s')]}{\sqrt{\sum_{i=1}^N [\rho_V^N(s(x_i)) - \mu(s)]^2 \sum_{i=1}^N [\rho_V^N(s'(x_i)) - \mu(s')]^2}} \quad (2.4)$$

où

$$s' = s + d_x$$

$$\mu(s) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_V^N(s(x_i)) \quad (2.5)$$

avec μ représentant la moyenne calculée pour la trace $p_V^N(s)$. Le deuxième coefficient est obtenu de la même manière mais avec un déplacement dans la direction y . L'attribut final est obtenu par une combinaison entre ces deux coefficients de corrélation :

$$c(s) = \sqrt{\max_{d_x} \{\rho_x(s, d_x)\} \max_{d_y} \{\rho_y(s, d_y)\}} \quad (2.6)$$

L'attribut résultant présente une forte sensibilité au bruit.

D'autres attributs ont été introduits par Marfurt [70, 71]. Par une approche multi-traces, il propose ainsi un attribut, basé sur la semblance, qui représente le rapport entre l'énergie de la trace moyenne et l'énergie moyenne de toutes les traces prises en compte :

$$\text{semblance}(s) = \frac{\sum_{i=1}^N \left[\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M p_V^N(s(x_j, y_j, z_i)) \right]^2}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \left[p_V^N(s(x_j, y_j, z_i)) \right]^2} \quad (2.7)$$

Une dernière génération d'approches est celle introduite par Gersztenkorn [38-40] qui utilise l'analyse en composantes principales (ACP) de la matrice de covariance afin d'obtenir une mesure appelée *cohérence* qui est détaillée dans le paragraphe suivant.

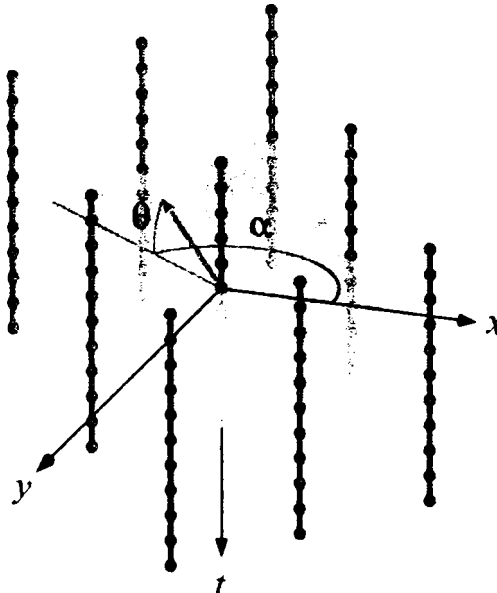


Figure 2.4. Organisation des traces dans le voisinage considéré par l'approche *cohérence* (cas 3D).

2.1.1.3. La mesure *cohérence*

Dans ce paragraphe, on présente l'attribut *cohérence* tel qu'il a été introduit par Gersztenkorn [40]. La mesure *cohérence* est utilisée pour avoir une évaluation de la corrélation entre différents signaux 1D voisins, extraits le long d'un support vertical fini. D'une manière générale, le long des structures qui définissent une texture directionnelle, les contours peuvent être perçus comme des discontinuités dans le signal. L'approche de Gersztenkorn considère un voisinage de traces verticales (figure 2.4). Si un contour est présent dans ce voisinage, alors au moins une de ces traces est peu corrélée avec les autres. Par contre, dans une région de texture sans contours, toutes les traces sont fortement corrélées. Les centres des différentes traces du voisinage considéré sont situées dans un plan caractérisé par le couple d'angles (θ, α) . Dans la suite, on considère que M est le nombre de traces du voisinage et que N est la longueur d'une trace. Nous présentons cette approche dans le cas 3D telle qu'elle a été introduite, bien qu'il est aisé de s'apercevoir que dans le cas 2D, le plan d'organisation de ces centres se réduit simplement à une droite, caractérisée par un angle θ .

Les traces du voisinage sont utilisées pour construire la matrice suivante :

$$T_{\theta, \alpha}(s) = \left[p_V^N(s_0) \quad \dots \quad p_V^N(s_M) \right] \quad (2.8)$$

Alors, la matrice de covariance s'écrit :

$$R_{\theta, \alpha}(s) = T_{\theta, \alpha}^T(s) \cdot T_{\theta, \alpha}(s) = \left[\sigma_{ij} \right]_{\substack{i=[1, M] \\ j=[1, M]}} \quad (2.9)$$

Le terme général σ_{ij} représente la corrélation entre les signaux $p_V^N(s_i)$ et $p_V^N(s_j)$:

$$\sigma_{ij} = E \left(p_V^N(s_i) p_V^N(s_j) \right) \quad (2.10)$$

où E est l'opérateur d'espérance mathématique.

L'étape suivante est la décomposition en composantes principales :

$$R_{\theta, \alpha}(s) = U \Lambda U^T \quad (2.11)$$

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots \lambda_M \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_M \quad (2.13)$$

Un attribut de cohérence pour un couple (θ, α) donné est :

$$c_{\theta, \alpha}(s) = \frac{\lambda_1}{\sum_{i=1}^M \lambda_i} \quad (2.14)$$

L'attribut final *cohérence*, pour un point, est alors obtenu par la maximisation de l'inertie de la direction principale dans l'espace M - dimensionnel des observations :

$$c(s) = \max_{\theta, \alpha} \{ c_{\theta, \alpha}(s) \} \quad (2.15)$$

Si le voisinage est considéré dans une région sans contours de texture, alors toutes les traces sont corrélées ce qui implique une égalité stricte entre tous les

termes σ_{ij} de la matrice de covariance. Si tous ces termes sont égaux, le rang de la matrice de covariance est égal à 1, et une seule valeur propre est strictement positive tandis que les autres sont égales à zéro. L'attribut *cohérence* devient alors égal à 1 :

$$\lambda_1 > 0, \lambda_i = 0, i = 2, \dots, M$$

$$c_{\theta, \alpha}(s) = \frac{\lambda_1}{\sum_{i=1}^M \lambda_i} = \frac{\lambda_1}{\lambda_1} = 1. \quad (2.16)$$

Dans le cas d'une zone qui contient un contour, alors au moins une trace n'est plus corrélée avec les autres et le rang de la matrice est supérieur à 1. Cela signifie que plusieurs valeurs propres sont strictement positives, et que, par conséquent, l'attribut *cohérence* décroît :

$$\lambda_i > 0, i = 1, 2, \dots, k$$

$$k \leq M,$$

$$c_{\theta, \alpha}(s) = \frac{\lambda_1}{\sum_{i=1}^M \lambda_i} = \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \sum_{i=2}^k \lambda_i} < 1. \quad (2.17)$$

De plus, Gersztenkorn a démontré un lien entre l'attribut *semblance* et l'attribut *cohérence*, exprimé par l'inégalité suivante :

$$cohérence(s) = \frac{\lambda_1}{Tr(R)}$$

$$semblance(s) = \frac{u^T R u}{Tr(R)},$$

$$u = \frac{1}{\sqrt{M}} \begin{bmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}_{M \times 1} \quad (2.18)$$

$$cohérence(s) \geq semblance(s) \geq \frac{\lambda_M}{Tr(R)}.$$

Cette inégalité fait apparaître un meilleur comportement de l'attribut *cohérence* par rapport à l'attribut *semblance* en terme de dynamique. En outre, le cas d'une image corrompue par un bruit additif non corrélée est également traité par les auteurs. Leur conclusion est que même si l'attribut *cohérence* est dépendant de la variance du bruit selon la relation

$$cohérence(s) = \frac{\lambda_1 + \sigma^2}{\lambda_1 + M\sigma^2}, \quad (2.19)$$

il présente toujours un meilleur comportement que la mesure *semblance*.

On peut noter que le maximum de l'attribut *cohérence* est obtenu pour un couple (θ, α) correspondant à l'orientation de la structure planaire locale. Aussi, plutôt que d'effectuer une recherche exhaustive du maximum, pour toutes les couples d'angles (θ, α) , il est possible de prévoir un prétraitement afin de détecter l'orientation locale et d'utiliser cette information comme un a priori pour l'alignement du plan formé par les centres des traces.

2.1.2. Analyse tensorielle de textures directionnelles

2.1.2.1. Tenseurs

Une approche possible pour la caractérisation des textures est de calculer une mesure discriminante entre les différentes régions de texture et de réaliser ainsi la segmentation et, de manière implicite, la détection des contours présents. La plupart des méthodes de segmentation codent l'information contenue dans la texture par un scalaire. Récemment, de nouvelles propositions ont été faites concernant le codage de l'information caractéristique d'une texture au sein d'un tenseur.

Le principal avantage de l'utilisation d'un tenseur en remplacement d'un scalaire est de pouvoir coder davantage d'informations. En fonction de ce qui est recherché, un tenseur peut traduire plusieurs caractéristiques simultanément : l'amplitude, l'orientation, etc. En ce qui concerne plus particulièrement l'analyse des textures directionnelles une information très importante est l'orientation. La définition même d'une texture directionnelle révèle l'importance de cette caractéristique. Naturellement, on peut s'attendre à ce que l'analyse d'un champ de tenseurs qui code, parmi d'autres informations, l'orientation, fournisse des caractéristiques discriminantes pour les différentes régions d'une telle texture.

Considérons le cas d'une texture directionnelle idéale (figure 2.5) et un champ de tenseurs qui en décrit l'orientation globale, sans s'intéresser pour l'instant à la manière explicite de construction de ces tenseurs.

Les régions Δ et Δ' (figure 2.5) représentent manifestement deux régions différentes. Ceci est également évident si l'on observe le comportement du champ de tenseurs associé aux deux régions. Il est clair que, dans ce cas simple, la discrimination entre les deux régions pourrait se faire seulement à partir de l'orientation locale. Dans un cas plus complexe ou dans un cas réel, des informations supplémentaires sont nécessaires pour la discrimination, et l'utilité du champ de tenseurs devient bien plus évidente.

Plusieurs choix de tenseurs sont possibles en fonction de la tâche à laquelle ils sont dédiés. Une première proposition est le tenseur de structure introduit par Bigün [9]. Il est construit à partir des gradients locaux de l'image, et dans le cas 2D, on a :

$$\nabla p(s) = [g_x \quad g_y]^T$$

$$\text{avec } g_x = \frac{\partial p(s)}{\partial x}, \quad g_y = \frac{\partial p(s)}{\partial y}, \quad (2.20)$$

$$T_{str}(s) = \nabla p(s) \cdot \nabla p(s)^T = \begin{bmatrix} g_x^2 & g_x g_y \\ g_x g_y & g_y^2 \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

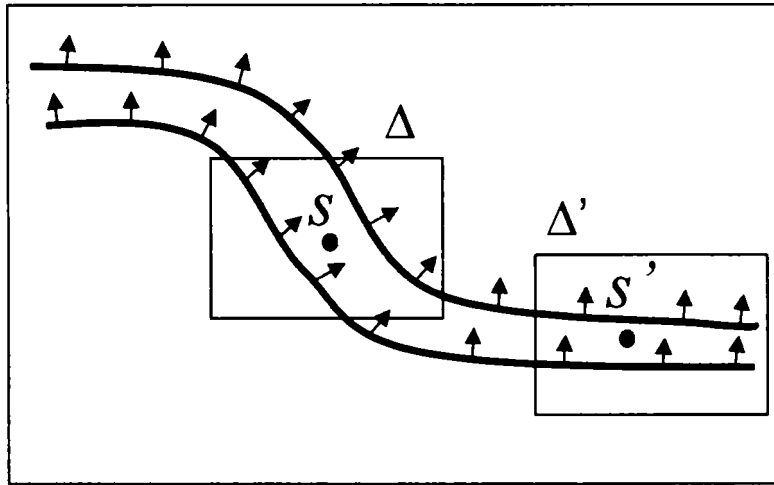


Figure 2.5. Texture directionnelle et le champ de tenseurs associé.

Le tenseur de structure est utile dans le contexte d'une texture directionnelle parce qu'il code l'information d'orientation à travers les gradients. En effet, bien qu'il semble évident que c'est la direction et l'amplitude du gradient d'une image qui sont combinées dans ce tenseur, l'orientation locale peut être considérée comme la direction orthogonale à la direction du gradient.

Le tenseur de structure est utilisé sous d'autres formes dans la littérature. Förstner [31, 32] a introduit une pondération par un filtre de lissage qui est habituellement une gaussienne :

$$T_{str} = gauss * \nabla p \nabla p^T \quad (2.22)$$

Récemment, à partir du tenseur de structure pondéré, Felsberg [29] a proposé le tenseur d'énergie. Son formalisme s'appuie sur le développement préalable de l'équation du tenseur de structure en série de Taylor :

$$T_{str} = gauss * \nabla p \nabla p^T \approx \nabla p \nabla p^T + \gamma H(p) H(p)^T \quad (2.23)$$

où $H(*)$ est le Hessien de *. Le paramètre γ est dépendant de la forme du filtre de lissage utilisé dans la construction du tenseur de structure, qui dans notre cas, est le filtre gaussien. Il est montré [62, 63] que dans cette forme approchée, le tenseur de structure code mieux l'information liée aux contours de type escalier. Des problèmes apparaissent, néanmoins, pour traduire des informations d'orientation dans le cas de lignes ou de jonctions. Un comportement meilleur s'obtient alors avec le tenseur d'énergie [29] :

$$T_{eng} = \nabla p \nabla p^T - p \cdot H(p) \quad (2.24)$$

Le tenseur d'énergie a l'avantage [62, 63] de pouvoir s'appuyer sur différentes échelles pour le calcul des différentes dérivées d'ordre 1 ou 2. Tel quel, il est fortement conditionné par la composante continue. Pour palier cet inconvénient, on peut utiliser une version filtrée du signal p . C'est ainsi qu'est introduit le tenseur d'énergie du gradient [30] en remplaçant le signal p par sa convolution avec la dérivée première d'une gaussienne :

$$b = \nabla gauss * p \quad (2.25)$$

En imposant la condition de symétrie pour le nouveau tenseur, on obtient la définition :

$$T_{eng-gr}(s) = (Hp(s))(Hp(s))^T - \frac{1}{2}(\nabla p(s) \cdot \nabla(\Delta p(s)))^T + \nabla(\Delta p(s)) \cdot \nabla p(s)^T \quad (2.26)$$

Un autre type de tenseur est le tenseur d'orientation, introduit par Granlund et Knutsson [41]. Ce tenseur est construit à partir de l'information d'orientation obtenue par un banc de filtres en quadrature. Les réponses du signal $p(s)$ à la base de filtres utilisés, sont notées $\gamma_k(s)$, $k = 1, \dots, K$ avec K étant le nombre de filtres composant la base. En notant θ_k les directions des différents filtres, le tenseur d'orientation est défini par :

$$T_{or}(s) = \sum_{k=1}^K |\gamma_k(s)| \bar{n}_k \bar{n}_k^T, \quad (2.27)$$

$$\bar{n}_k = \begin{bmatrix} \cos(\theta_k) \\ \sin(\theta_k) \end{bmatrix}; \quad k = 1, \dots, K.$$

Ce tenseur a été introduit pour un signal 2D présentant une seule orientation locale, hypothèse qui coïncide également avec le cas d'une image de texture directionnelle. La somme de l'équation 2.27 présente alors des valeurs faibles pour tous les coefficients $\gamma_k(s)$ sauf pour celui correspondant à l'orientation locale du signal 2D. Pour cette raison, le tenseur d'orientation peut être construit à partir d'une base de filtres non orthogonale. Soit $\gamma(s)$ l'amplitude de la réponse dans la direction locale $\theta(s)$ en chaque point s de la texture. Un nouveau tenseur est alors défini par l'équation suivante :

$$T_{or}(s) = |\gamma(s)| \bar{n}(s) \bar{n}(s)^T, \quad (2.28)$$

$$\bar{n}(s) = \begin{bmatrix} \cos(\theta(s)) \\ \sin(\theta(s)) \end{bmatrix}.$$

L'objectif visé est ici d'utiliser des bancs de filtres présentant une meilleure sélectivité spatiale obtenues, par exemple, par une modification des filtres « steerables » [34, 35].

2.1.2.2. Analyse tensorielle de texture

Concernant l'analyse de la texture pour la détection de contours, des propositions d'utilisation des tenseurs ont été faites par différents auteurs [6, 26, 87]. L'attribut qui caractérise localement la texture et qui permet, de manière implicite, la détection, est calculé à partir du champ local de tenseurs. Selon les auteurs, seuls les attributs finaux diffèrent, Toutes les approches rencontrées dans la littérature utilisent le champ de tenseurs de structure. Il est évident que le choix du tenseur peut être différent à condition qu'il code des informations utiles pour le calcul d'un attribut discriminant. Dans la suite, on présente en détail l'approche proposée par Randen [87], les autres s'appuyant sur la même idée de base.

La démarche s'appuie sur l'observation du comportement du champ de gradients en deux voisinages, sans et avec un contour de texture, dans le cas trivial d'une texture directionnelle constante (figure 2.6). On considère le cas 2D pour simplifier, le passage à un espace de plus grande dimension, en l'occurrence 3D, étant immédiat.

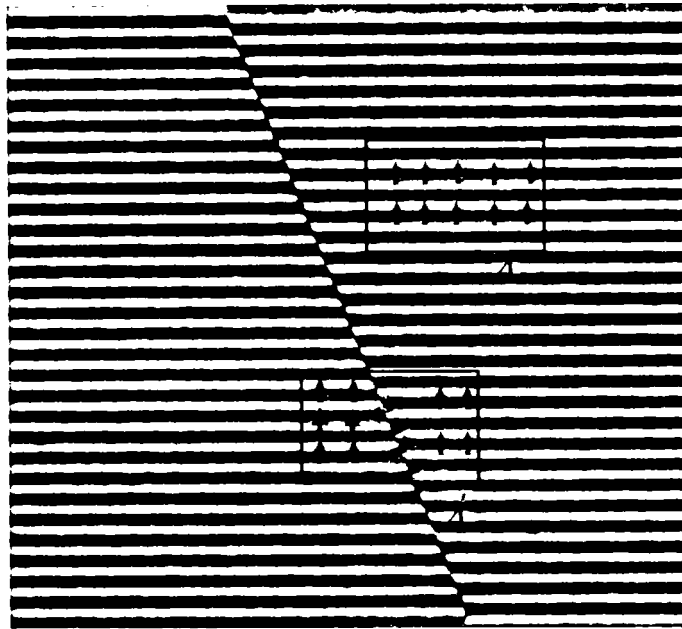


Figure 2.6. Texture directionnelle et champ de gradients associé.

Les deux voisinages Δ et Δ' ont un comportement différent. Le voisinage Δ , sans contours, est régulier dans le sens où on a une seule direction privilégiée de gradients, définie à π près. Par contre, le voisinage Δ' contenant le contour, présente au moins une deuxième direction pour un certain nombre de gradients. Il apparaît que, même dans un cas non idéal, dans un voisinage sans contour le champ de gradients est assez régulier tandis que la présence d'un contour introduit un certain degré de désordre dans le champ tensoriel. Ceci est l'idée exploitée par tous les auteurs, et la manière habituelle de quantifier ce degré de désordre consiste en une analyse en composantes principales.

L'approche consiste à calculer, dans une première étape, le champ de tenseurs de structure associé en tout point.

A partir du tenseur de structure déjà décrit (équation 2.21), on considère le tenseur de structure local associé à un voisinage Δ :

$$T_{\Delta}(s) = \int_{\sigma \in \Delta} T_{str}(\sigma) d\sigma = \begin{bmatrix} \int_{S \in \Delta} g_x^2 dx dy & \int_{S \in \Delta} g_x g_y dx dy \\ \int_{S \in \Delta} g_x g_y dx dy & \int_{S \in \Delta} g_y^2 dx dy \end{bmatrix} \quad (2.29)$$

Par la décomposition en composantes principales de ce tenseur, on obtient :

$$T_{\Delta}(s) = U \Lambda U^T$$

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix}, \quad \lambda_1 \geq \lambda_2. \quad (2.30)$$

La mesure finale est alors choisie afin d'exprimer la variation d'inertie de densité spectrale, projetée sur la direction principale et sur les directions orthogonales.

Dans [26], deux mesures, pour les cas 2D et 3D, sont proposées :

$$2D : \quad c(s) = 1 - \frac{2\lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} \quad (2.31)$$

$$3D : \quad c(s) = 1 - \frac{3}{2} \frac{\lambda_2 + \lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \quad (2.32)$$

Dans le cas 2D, on distingue deux possibilités. Si $\lambda_1 \gg \lambda_2$, il s'agit d'une zone régulière du champ de tenseurs, donc d'un voisinage sans contours et l'attribut tend vers la valeur limite 1. Si λ_2 approche λ_1 , comme dans le cas d'un point de contour, l'attribut décroît vers 0. Dans le cas 3D, il y a trois sous-cas à considérer :

- $\lambda_1 \gg \lambda_2 \approx \lambda_3 \rightarrow$ le voisinage présente une structure planaire et l'attribut tend vers la valeur 1.
- $\lambda_1 \approx \lambda_2 \gg \lambda_3 \rightarrow$ le voisinage présente une structure filaire et l'attribut prend une valeur intermédiaire entre 0 et 1.
- $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx \lambda_3 \rightarrow$ le voisinage est isotrope et l'attribut tend vers 0.

Randen [87] définit un attribut qu'il appelle chaos, et ce, uniquement dans le cas 3D :

$$c(s) = \frac{2\lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_3} - 1. \quad (2.33)$$

Lorsque $\lambda_1 \gg \lambda_2$, comme dans le cas d'une structure planaire, l'attribut tend vers 1. Si $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx \lambda_3$, il s'agit d'une zone isotrope et l'attribut tend vers 0. Et finalement, $\lambda_1 \approx \lambda_2$ et $\lambda_3 \approx 0$ correspond au cas d'une structure filaire et l'attribut tend vers la valeur 1.

Une autre mesure utilisée par Bakker [6] est également définie dans le cas 3D :

$$c(s) = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2}. \quad (2.34)$$

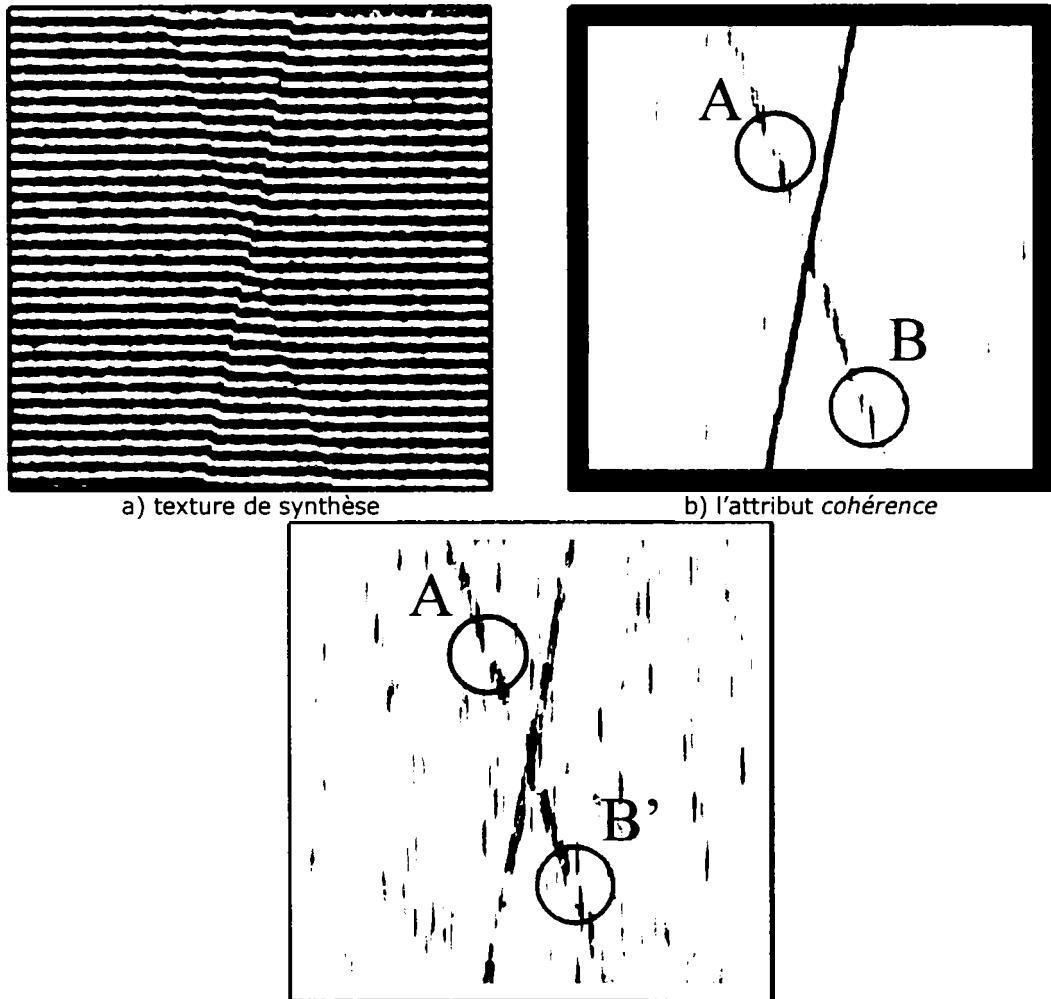
Cet attribut fait la distinction entre deux cas : si le voisinage présente une structuration planaire alors l'attribut prend la valeur 1, tandis que pour les autres types de structuration du voisinage, l'attribut tend vers 0.

Dans le cas d'un attribut calculé à partir du champ de tenseurs, on peut noter qu'il n'est pas nécessaire d'avoir un a priori sur l'orientation locale car le tenseur de structure contient intrinsèquement cette information.

2.1.3. Relations théoriques

Comparons les résultats obtenus sur une texture synthétique (figure 2.7) et sur une texture sismique (figure 2.8) pour l'attribut de désordre du champ de tenseurs et l'attribut *cohérence*. On observe des réponses très semblables pour les deux approches. En faisant abstraction de l'effet de bords et de la dynamique différente des résultats, on note que beaucoup de points ont une réponse similaire. Ceci est plus particulièrement visible pour les centres des zones A et A' (figure 2.7) pour lesquels une absence de réponse apparaît dans les deux attributs. Un autre exemple est donné par les centres des zones B et B' qui se caractérisent par une plus forte réponse que celle de leur voisinage. La figure 2.8 qui présente des résultats obtenus pour une texture sismique confirme la très forte similarité des deux attributs.

Une étude théorique conduite dans le cas d'une texture idéale (voir annexe A) montre en effet qu'il existe une relation entre les deux approches. Dans le cas de l'attribut *cohérence*, rappelons qu'il s'agit d'analyser la matrice de covariance.



a) texture de synthèse

b) l'attribut *cohérence*

c) attribut de désordre issu du champ de tenseur de structure

Figure 2.7. Similarité des réponses des deux familles d'approches.

En considérant une trace de support infini centrée en s définie par l'équation 2.2, et une trace voisine, centrée en $s' = s + d$, où d est le vecteur de translation entre les deux points s' et s , le terme général de la matrice de covariance s'écrit :

$$r_{pp}(d) = E\{p_v(s)p_v(s')\} \quad (2.35)$$

Dans l'annexe A, il est montré que les relations suivantes sont vérifiées :

$$r_{pp}(d_i) = r_{pp}(0) - d_i^T T_{\Delta_i} d_i, \quad (2.36)$$

$$i = 1, \dots, M,$$

où d_i sont les vecteurs de translation entre les centres des traces du voisinage pris en considération, et T_{d_i} sont les tenseurs locaux de structure associés à un voisinage limité de la trace i . Alors, on peut exprimer une dépendance entre la matrice de covariance et le tenseur local de structure par l'équation suivante :

$$R_{\theta, \alpha}(s) = \begin{bmatrix} r_{pp}(0) & \dots & r_{pp}(0) - d_M^T T_{d_M} d_M \\ \dots & \dots & \dots \\ r_{pp}(0) - d_1^T T_{d_1} d_1 & \dots & r_{pp}(0) \end{bmatrix} \quad (2.37)$$

Il s'agit d'une relation théorique asymptotique, qui démontre d'un fort lien entre les deux types d'approches et, par conséquent, explique la similarité de résultats. En outre, dans le cas d'une texture directionnelle idéale, en supposant que les vecteurs de translation d_i sont parallèles à la direction de la structure de base de la texture, alors tous les termes de la matrice tendent vers $r_{pp}(0)$. L'orientation principale du tenseur local étant orthogonale aux vecteurs de translation, le rang de la matrice de covariance tend vers 1 et l'inertie exprimée par l'attribut tend vers 1. Une distorsion, due en l'occurrence à un contour, engendre une inertie qui décroît proportionnellement aux valeurs secondaires du tenseur local de structure. Au final, on peut en conclure que les deux méthodes sont basées sur la même idée.

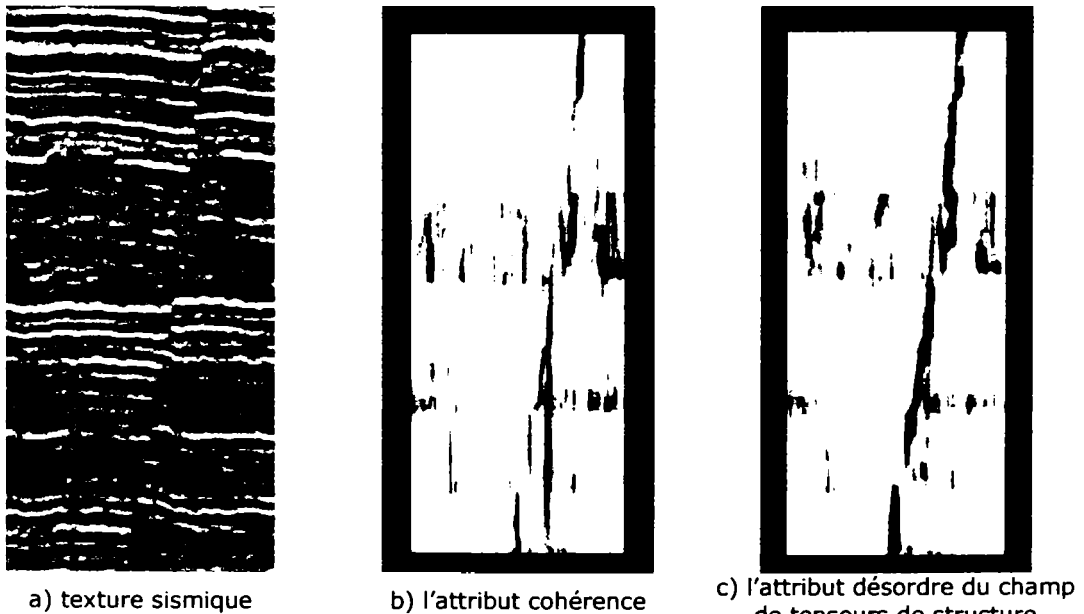


Figure 2.8. Résultats sur une texture sismique par les méthodes utilisant la matrice de covariance et les tenseurs.

Les faibles différences qui apparaissent dans les résultats sont dues, notamment, aux différentes approximations numériques qui sont faites dans les deux cas, à l'implémentation propre à chaque approche et aux effets de la discrétisation. Deux critères principaux sont à considérer pour choisir d'utiliser l'une ou l'autre des approches. Un premier critère est la qualité de l'attribut final, et à ce sujet, il apparaît que l'attribut *cohérence* présente une meilleure résolution latérale de la réponse. Le deuxième critère est le coût calculatoire. Pour l'attribut de

désordre, ce coût est fixé par l'ACP du tenseur local de structure et est proportionnel à $O(d^3)$ où d est la dimension du tenseur. Pour l'attribut *cohérence*, le coût calculatoire est bien plus élevé. Il est proportionnel, pour chaque couple d'angles (θ, a) , à $O(M^3)$ où M est le nombre de traces du voisinage qui est, de manière générale, très supérieur à d .

2.1.4. Résultats et conclusions

2.1.4.1. Résultats et commentaires

Afin de comparer les comportements généraux des approches présentées dans les paragraphes précédents, nous avons considéré une texture synthétique 2D (figure 2.9). L'image utilisée est construite de sorte qu'elle s'approche du cas le plus simple d'une texture directionnelle tout en tenant compte du fait que l'application visée est la détection de contours dans des données sismiques. Ainsi, on a construit une image à partir du signal

$$p(s) = A \sin(2\pi f(s \cdot v_{2D})) \quad (2.38)$$

où le paramètre A est l'amplitude du signal, f est la fréquence normalisée, \cdot est le produit scalaire entre deux vecteurs, et v_{2D} est un vecteur normal définissant l'orientation de la texture. Le vecteur normal pour le cas 2D considéré est ainsi défini par :

$$v_{2D} = \begin{bmatrix} -\sin(\varphi) \\ \cos(\varphi) \end{bmatrix} \quad (2.39)$$

où l'angle φ représente l'orientation de la texture. Dans les exemples présentés dans la figure 2.9, on a considéré $A = 1$, $f = 0.1$, et $\varphi = \pi/2$ afin d'obtenir des structures horizontales. Un contour synthétique a été introduit par une translation de la texture de part et d'autre d'une droite orientée à $\varphi_{contour} = -4\pi/9$.

Les approches considérées pour cette comparaison sont celles utilisant le tenseur de structure, avec l'attribut proposé par Donias [26] pour le cas 2D, l'approche fondée sur le même algorithme d'analyse mais en utilisant le formalisme du tenseur d'orientation (équation 2.27) ainsi que le calcul d'attribut de cohérence introduit par Gersztenkorn [40]. Le tenseur d'orientation s'appuie sur un banc de filtres « steerables » et modifiés afin d'accroître leur sélectivité spatiale. Le tenseur est obtenu à l'issue d'une recherche exhaustive de la réponse maximale et de l'orientation correspondante. Du fait de l'importance de la sélectivité spatiale des filtres utilisés, la variante du tenseur d'orientation, proposé initialement par Granlund et Knutsson [41] est préférée (équation 2.28). Le tenseur étant défini de cette manière, l'algorithme de calcul de l'attribut est identique à celui de Donias [26]. Dans la troisième approche testée, un priori sur l'orientation locale de la texture a été utilisé en remplacement d'une recherche exhaustive de l'angle θ qui maximise la mesure.

Il faut noter que la fenêtre d'analyse pour la première approche est choisie de sorte à ce qu'elle contienne une seule trace de longueur $N = 21$. Concernant l'attribut de cohérence, la fenêtre d'analyse est définie par $M = 3$ et est de longueur $N = 21$, tandis que pour le tenseur d'orientation, les paramètres des filtres sont choisis de telle manière que la longueur effective du filtre corresponde à la dimension $N = 21$ des autres deux approches.

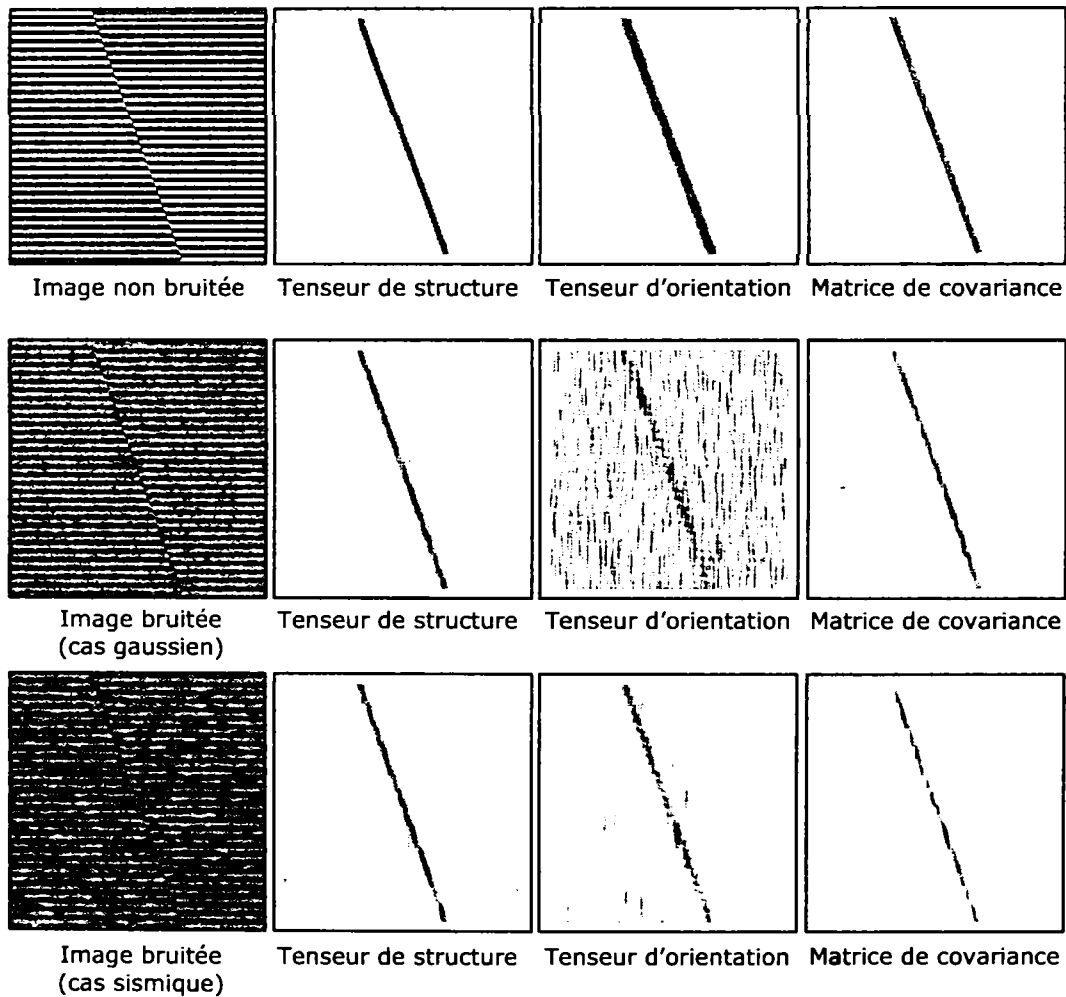


Figure 2.9. Résultats des approches présentées pour des données de synthèse.

La première ligne de la figure 2.9 concerne des résultats obtenus pour une image de synthèse non contaminée par du bruit. Pour la deuxième ligne, un bruit gaussien $u(s)$ a été ajouté, de manière additive, à la texture. En notant $\aleph(m, \sigma)$ une distribution gaussienne de moyenne m et écart type σ , alors $u(s)$ est défini par :

$$u(s) = \aleph(0, 0.5) \quad (2.40)$$

Pour la troisième ligne, la texture a été contaminée par un bruit qu'on appellera, par la suite, *bruit sismique*. Il s'agit d'une distribution uniforme d'éléments rectangulaires d'amplitude et de dimensions variables qui obéissent à une distribution uniforme. Ce type de bruit est construit de manière à ce qu'il simule au mieux le bruit qui est présent dans les images sismiques. Le seul paramètre à régler est le taux de point bruités dans l'image synthétique.

Concernant les résultats obtenus sur la texture non bruitée, on peut observer que les trois approches réagissent convenablement c'est-à-dire que le contour présent dans l'image est détecté. La seule différence notable qui puisse être

notée est l'épaisseur variable de la réponse dans les trois cas, qui est due au voisinage de calcul pris en compte par chaque méthode.

Pour les textures bruitées, il apparaît de fausses détections. Cependant, l'approche utilisant le tenseur de structure et l'attribut *cohérence* se comportent mieux que l'approche utilisant le tenseur d'orientation. Ceci est dû à une plus grande sensibilité du banc de filtres au bruit et au fait qu'une phase de recherche d'échelle optimale serait nécessaire pour obtenir des résultats adéquats. Quoi qu'il en soit, une telle recherche est inenvisageable dans des cas réels dans lesquels on peut rencontrer des structures simples (directionnelles) à différentes échelles. En raison d'un défaut d'adaptation, les filtres « steerables » présentent un biais dans la détection de la véritable orientation locale ce qui nuit au bon fonctionnement de l'approche. Ces conclusions peuvent également se vérifier dans le cas d'une texture directionnelle réelle (figure 2.10). Les différents résultats confirment, à leur tour, les conclusions obtenues à l'issue de la simulation avec les données synthétiques.

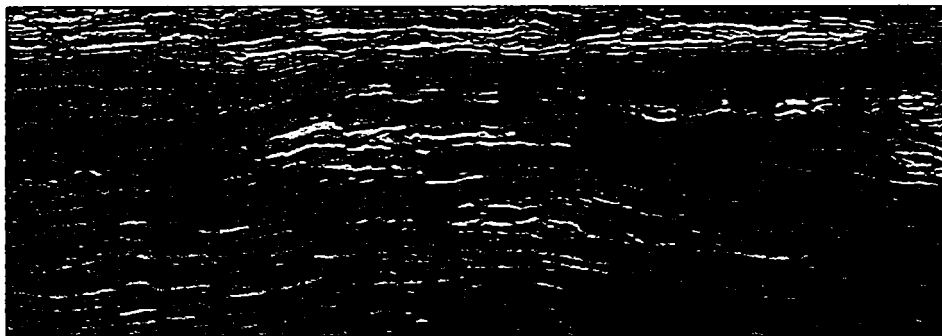
En outre, on observe une très grande similarité entre les résultats obtenus par l'approche désordre du champ de tenseurs et l'approche *cohérence*. Cette ressemblance de résultats est traitée dans le paragraphe suivant.

2.1.4.2. Conclusions

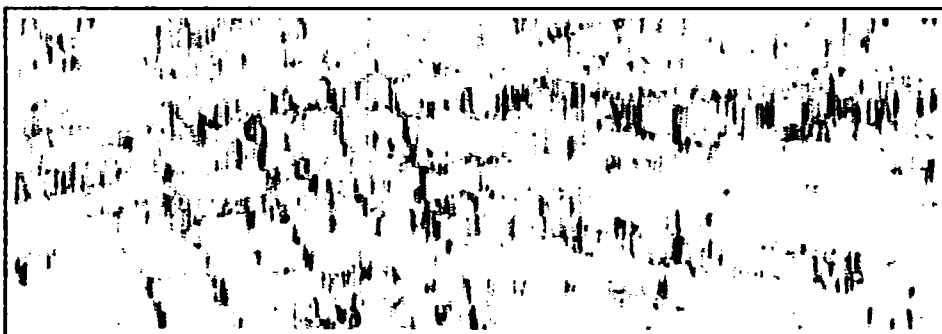
Ce paragraphe concerne quelques conclusions issues d'une analyse qualitative des attributs présentés. Dès lors qu'il a été démontré que le comportement très similaire des méthodes est dû au fait qu'elles sont basées sur la même idée, pour des raisons de simplicité, l'analyse sera poursuivie uniquement avec l'attribut de désordre tensoriel. Toutes les conclusions à venir, valables pour l'autre attribut, sont déduites des résultats de la figure 2.11 obtenus sur une texture directionnelle sismique.

Une première constatation est qu'un effet d'escalier est présent dans l'attribut. Il est la conséquence du voisinage vertical utilisé et est surtout le fait que les traces sont définies verticalement. Une série de caractéristiques dérivent de cet effet d'escalier. Tout d'abord, il introduit une fausse localisation des contours à détecter. Les lignes rouges représentent ce qui est attendu d'une bonne détection. On note également que la verticalité du voisinage fait que seul un faible nombre de points détectés sont correctement localisés. Cet effet induit une mauvaise continuité de la détection. De plus, le paramètre d'échelle correspondant à la longueur N de la trace est un paramètre qui doit être réglé de manière très fine par l'utilisateur. Il semble difficile d'avoir une idée de l'échelle optimale de calcul de l'attribut pour une image donnée. Si l'on compare les résultats obtenus pour deux échelles différentes (figure 2.11.b et c), on s'aperçoit que toutes les effets mis en évidence s'amplifient à mesure que l'échelle augmente.

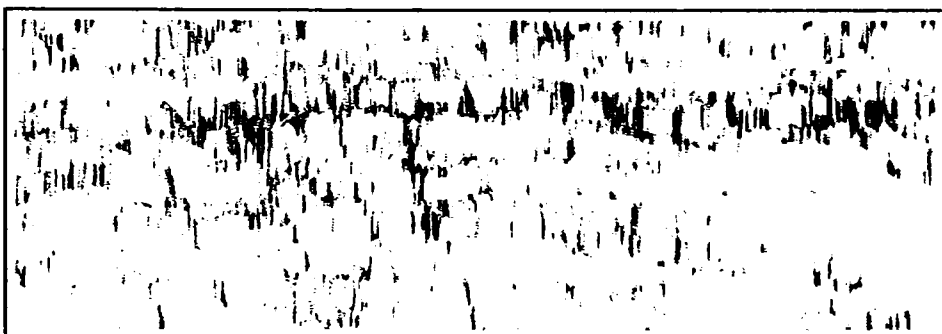
En conclusion, les principales méthodes d'analyse de textures pour la détection de contours qui ont été présentées produisent des résultats similaires et sont fondées sur une même idée de base ce qui est démontré par le lien théorique explicité dans le paragraphe 2.1.4. Le choix d'utiliser l'une ou l'autre des approches est dicté par un compromis entre le coût calculatoire et une faible amélioration de la résolution latérale de la réponse. Quelque soit la démarche retenue, les résultats obtenus présentent quelques caractéristiques peu satisfaisantes : effet d'escalier, fausse localisation, mauvaise continuité et sensibilité à l'échelle.



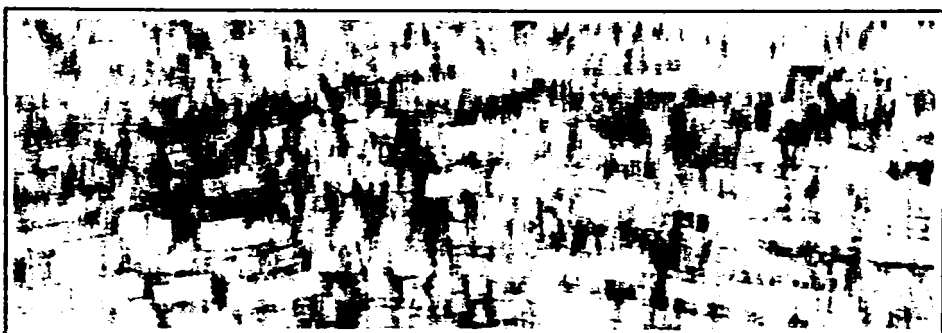
a) texture sismique directionnelle



b) résultat de l'approche utilisant le tenseur de structure



c) résultat de l'approche cohérence



d) résultat de l'approche utilisant le tenseur d'orientation

Figure 2.10. Comparaison dans un cas réel.

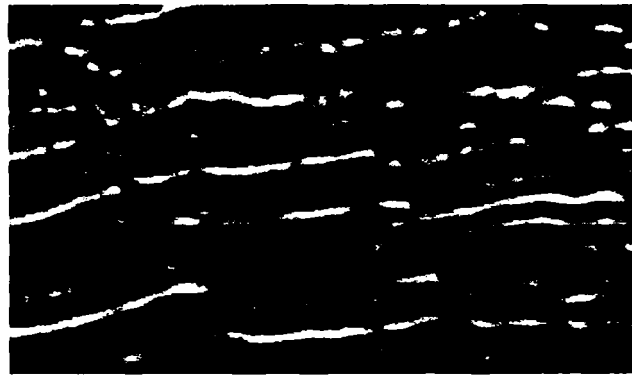
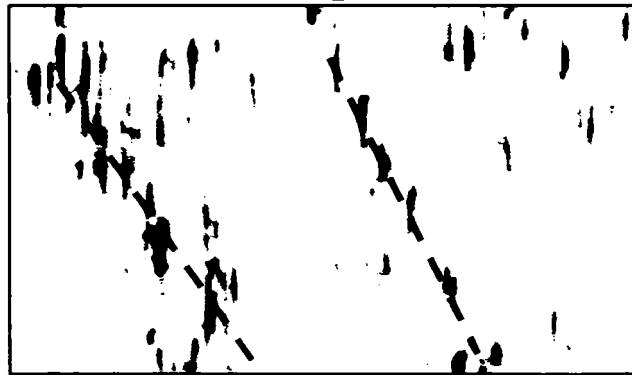
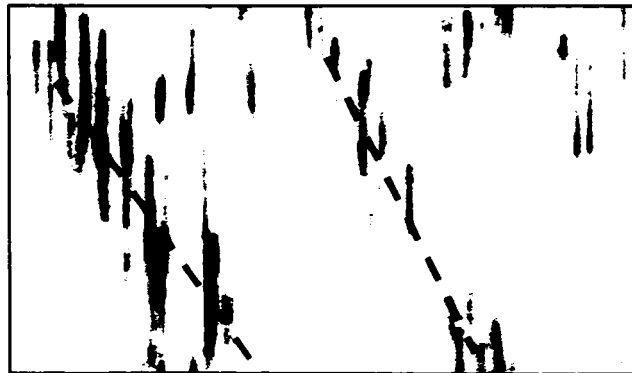
 λ_2 b) $N=21$ c) $N=41$

Figure 2.11. a) texture sismique directionnelle; b) attribut de désordre tensoriel (voisinage $M = 1$ et trace de longueur $N = 21$); c) attribut de désordre tensoriel (voisinage $M = 1$ et trace de longueur $N = 41$).

2.2. Segmentation de textures au sens des contours

2.2.1. Principes gestaltiste de la perception visuelle

La théorie gestaltiste a été introduite par les psychologues allemands [14, 51, 88, 115] dans les années 1920. En énonçant des lois sur la perception visuelle de l'homme, elle tente d'expliquer les mécanismes par lesquels un observateur peut organiser et percevoir l'ensemble des éléments d'une image.

Une première loi est le **principe de similarité** qui fait qu'on perçoit des objets séparés en tant qu'entité indépendante. La figure 2.12 représente des exemples de ce principe. Les objets de l'image de gauche, en l'occurrence les extrémités de segments de droite, sont perçus comme une ensemble qui peut être désigné par le terme « soleil ».

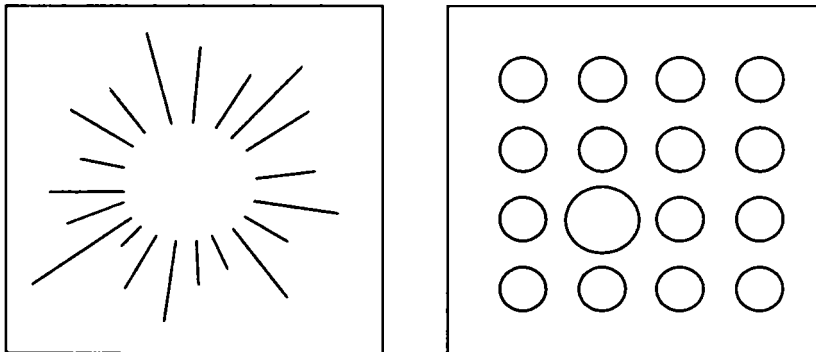


Figure 2.12. Principe de similarité.

Dans l'image de droite, la totalité des éléments, les petits cercles, est perçue comme un objet de forme carrée. Cependant, dans cet exemple, le cercle du milieu étant plus grand que les autres, il n'est pas perçu comme appartenant à l'objet entier et constitue une anomalie.

La deuxième loi est le principe de **proximité**. Il postule que les objets les plus proches les uns des autres sont perçus en tant qu'entité indépendante. La figure 2.13 montre que les neuf objets sont perçus séparément lorsqu'une distance suffisante les sépare. Par contre, des distances plus faibles induisent la perception d'un seul objet qui est un carré délimité par les cercles.

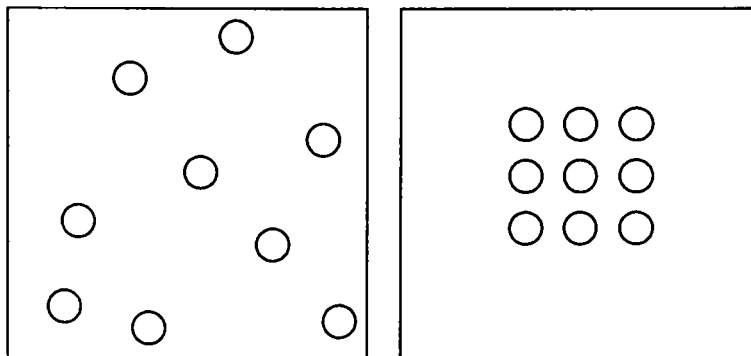


Figure 2.13. Principe de proximité.

Le **principe de la continuité** s'applique lorsque l'observateur est tenté de suivre un « arrangement continu » d'objets. Ce principe affirme que la continuité des objets est privilégiée par l'observateur et que, dans ce cas, les objets qui vérifient cette propriété sont perçus en tant qu'entité indépendante. A titre d'exemple, dans l'image de gauche (figure 2.14) on a la perception d'un signe « + » et non pas celle de quatre segments qui se rejoignent. L'image de droite montre quant à elle un autre exemple où deux extrémités de segments verticaux sont perçues comme un seul segment vertical croisant des segments obliques.

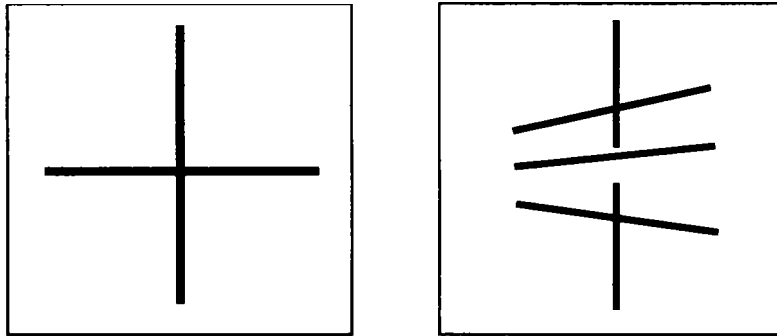


Figure 2.14. Principe de continuité.

Le **principe de clôture** est illustré par l'image de gauche de la figure 2.12. La loi gestaltiste de clôture établit qu'un observateur a tendance à percevoir des objets complets lorsqu'un arrangement favorable le permet. Il s'agit ici de la perception d'un cercle du milieu de l'image. Un autre exemple est représenté sur la figure 2.15 dans l'image de gauche le principe de clôture intervient dans la perception d'un triangle blanc mais également dans celle de cercles noirs, les quatre figures géométriques citées étant en réalité incomplets.

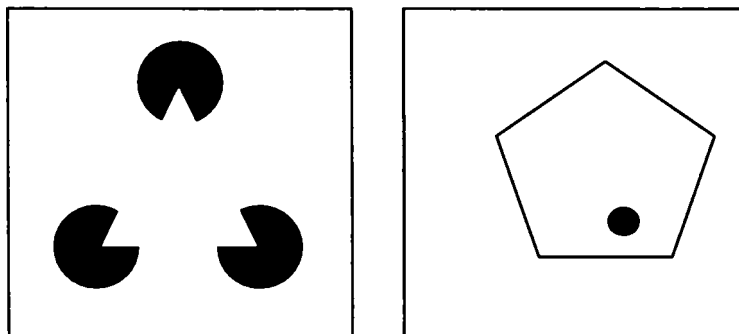


Figure 2.15. Principe de clôture (à gauche) et principe de surface (à droite).

Le **principe de surface** postule que l'objet de plus grande surface est perçu comme un arrière-plan. Cette loi est illustrée par l'image de droite de la figure 2.15 où l'on perçoit un objet blanc avec un trou noir.

Deux autres lois sont le **principe de symétrie** et le **principe objet/arrière-plan**. Le premier principe affirme qu'un observateur a tendance à décomposer un objet en des sous-objets symétriques par rapport à son milieu.

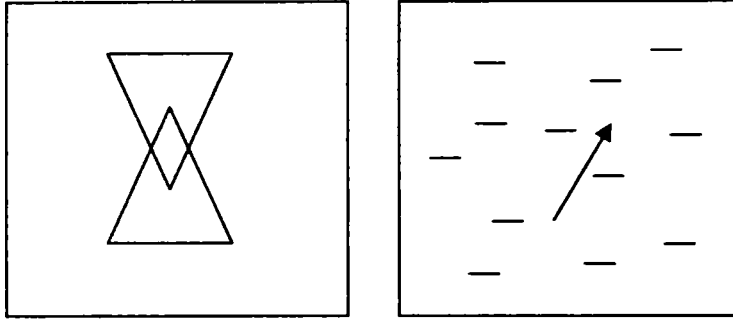


Figure 2.16. Principe de symétrie (à gauche) et principe objet/arrière-plan (à droite).

Dans l'image de gauche (figure 2.16.), le principe de symétrie fait qu'on aperçoit deux triangles symétriques et non pas trois formes adjointes. Le principe objet/arrière-plan postule que la perception visuelle établit la différence entre un objet et son arrière-plan. C'est le cas de la figure 2.16 (image de droite) dans laquelle on perçoit distinctivement l'objet « flèche » et l'arrière-plan défini par l'ensemble des segments horizontaux.

Il est évident que les différents principes de la vision représentent des hypothèses a priori très fortes pour des algorithmes de détection et, plus particulièrement, de reconstruction de contours.

2.2.2. Modélisation neurophysiologique de la vision

Ce paragraphe traite de méthodes de détection de contours basées sur des résultats obtenus dans le domaine de recherche du système visuel, notamment des modèles de la vision.

Un résultat important de la recherche neurophysiologique concerne l'existence, dans une région du champ visuel connue sous le nom de *champ réceptif classique*, de neurones spécialisés caractérisés par des réponses à des stimuli orientés. La recherche neurophysiologique a établi que la majorité des neurones répondent aux stimuli du champ réceptif classique en tant que détecteurs de contours et lignes [54, 55]. Une première classification organise les neurones sensibles à l'orientation en deux classes : les cellules simples et les cellules complexes. Il est démontré [3, 4, 52, 68, 76, 77, 97, 111] que les cellules simples ont pour rôle de détecter des lignes tandis que les cellules complexes sont sensibles aux stimuli de type contour d'intensité (figure 2.17). Ces travaux ont donné lieu au développement d'un modèle 2D du champ réceptif classique des cellules simples par une famille de filtres de Gabor [22, 58] et d'un modèle plus élaboré pour le champ réceptif classique des cellules complexes [97, 99]. Depuis leur introduction, ces modèles ont été mis en œuvre dans plusieurs applications de traitement d'images [17, 21, 23, 24, 50, 69, 72, 89, 101].

Plus récemment, d'autres travaux de recherche ont élargi la classification des cellules neuronales de la vision en introduisant de nouvelles classes : les cellules hypercomplexes [83, 114], les cellules de contour [48, 84] et les cellules de grille [53, 118].

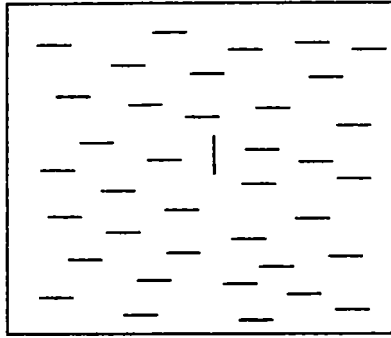


Figure 2.17. (a) stimuli de type ligne, géré par les cellules simples ;
 (b) stimuli de type contour d'intensité, géré par les cellules complexes.

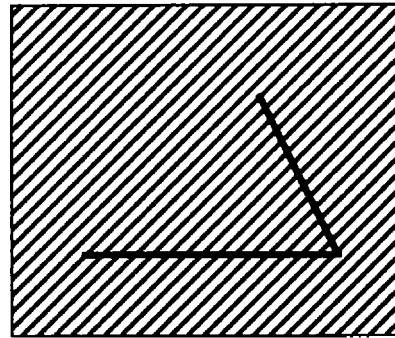
Toutes ces cellules neuronales ont en commun une réponse limitée à des stimuli localisés à l'intérieur du champ réceptif classique. Des études complémentaires ont révélé l'existence d'un second champ d'intérêt appelé *champ réceptif non classique*. Il s'agit d'une zone qui englobe le champ réceptif classique. Des stimuli localisés à l'intérieur du champ réceptif classique activent les cellules neuronales associées tandis que des stimuli situés à l'extérieur ont un effet d'inhibition [13, 59]. L'influence des stimuli du champ réceptif non classique est dépendante de plusieurs paramètres : l'orientation, le contraste, la fréquence spatiale et la position [19]. Par exemple, la perception d'une structure orientée dans la région réceptive classique dépend de la nature des stimuli du champ d'inhibition (figure 2.18). Si l'orientation des stimuli du champ d'inhibition est différente de l'orientation du stimulus de la région classique, un effet de pop-out [12] est observable (figure 2.18.a). Dans le cas contraire, un effet de suppression est observable [86] : le troisième segment qui forme le triangle n'est ici pas perçu.

Le champ d'inhibition étant caractéristique aux récepteurs biologiques liés à la fonction de détection de contours, il peut s'avérer un bon modèle à exploiter pour l'analyse de textures directionnelles. Depuis que Nothdurft et al. ont souligné le rôle du champ d'inhibition dans la segmentation de textures [81], plusieurs travaux ont été menés en ce sens [43, 44, 85].

La mise en œuvre dans un objectif de détection de contours virtuels et de texture d'un modèle neurophysiologique du champ d'inhibition est envisageable (figure, 2.19). En effet, les structures linéiques d'une texture directionnelle s'organisent ici de telle manière que les terminaisons forment un contour, d'orientation quelconque par rapport à celle de la texture. Cette différence d'orientation entre le fond (la texture directionnelle) et l'objet (le contour) induit une influence du champ d'inhibition sous la forme d'un effet de pop-out qui a pour conséquence de faire apparaître nettement le contour.

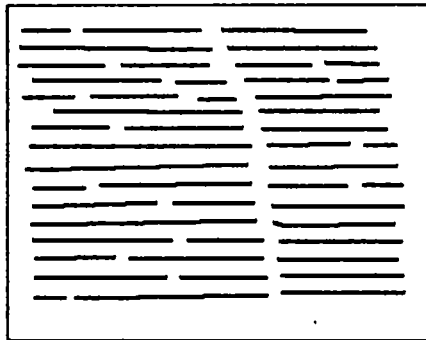


(a) effet de pop-out



(b) effet de suppression

Figure 2.18. Exemples d'influence du champ réceptif non classique.



(a) exemple synthétique



(b) exemple de texture réelle

Figure 2.19. Effet pop-out d'un contour de texture.

2.2.3. Approche de détection de contours par modèle du champ d'inhibition

L'approche introduite par Grigorescu et al. [43] s'appuie sur un modèle des cellules neuronales et du champ d'inhibition. Le champ réceptif classique pour les cellules simples et complexes est modélisé par une famille de filtres de Gabor. Le champ réceptif non classique est utilisé au sens de la propriété de suppression afin d'obtenir une meilleure détection des contours. La composante d'inhibition de l'approche est calculée dans un voisinage étendu du filtre de Gabor, en ajoutant un terme issu d'une différence de gaussiennes. Le filtre proposé a la particularité de gérer différemment plusieurs classes de contours. Ainsi, les lignes et les contours singuliers ne sont pas affectés par le mécanisme d'inhibition tandis que les contours faisant partie intégrante d'une texture sont supprimés par ce terme. Deux variantes du mécanisme d'inhibition ont été développées par les auteurs. Il s'agit de la suppression isotrope qui donne des résultats meilleurs dans le cas de contours d'intensité et de la suppression anisotrope envisagée pour la détection de contours de textures. Dans la suite du document, chacune des composantes de l'approche proposée [43] est présentée en détail.

2.2.3.1. Modélisation des cellules neuronales simples par les filtres de Gabor

Les travaux de recherche dans le domaine neurophysiologique [22] ont démontré que la réponse engendrée par un stimulus dans le champ réceptif classique des cellules neuronales simples est modélisable par une famille de filtres de Gabor. Aussi, la région centrale du filtre, qui constitue le champ réceptif classique, est définie par la relation :

$$g_{\lambda,\sigma,\theta,\varphi}(x,y) = \exp\left(-\frac{x_r^2 + \gamma^2 y_r^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x_r}{\lambda} + \varphi\right) \quad (2.43)$$

x_r, y_r représentant les coordonnées issues d'une rotation d'angle θ où :

$$\begin{aligned} x_r &= x \cos \theta + y \sin \theta, \\ y_r &= -x \sin \theta + y \cos \theta. \end{aligned} \quad (2.44)$$

Les paramètres $\lambda, \sigma, \theta, \varphi$ définissent complètement la famille de filtres de Gabor utilisée. L'échelle du filtre de Gabor est donnée par σ qui est l'écart type de la gaussienne. Le paramètre $1/\lambda$ est la fréquence du modulateur sinusoïdal. Le rapport σ/λ est un paramètre qui régit le nombre de lignes de forte amplitude (positives ou négatives) du filtre de Gabor. La forme du filtre est donnée par γ qui caractérise le rapport de l'ellipse correspondant aux isovaleurs du filtre. En outre, le paramètre γ contrôle également la sélectivité spatiale du filtre : de petites valeurs permettent la détection de structures fines. θ représente l'orientation du filtre et φ est la phase qui détermine la symétrie du filtre par rapport à l'origine. Pour une phase de $\varphi = 0$ ou $\varphi = \pi$, on obtient un filtre symétrique tandis que pour $\varphi = \pi/2$ ou $\varphi = -\pi/2$, il s'agit d'un filtre antisymétrique.

La réponse $r_{\lambda,\sigma,\theta,\varphi}(x,y)$ de la cellule neuronale simple modélisée par $g_{\lambda,\sigma,\theta,\varphi}(x,y)$ à un stimulus représenté par l'image $f(x,y)$ est calculé par une opération de convolution :

$$\begin{aligned} r_{\lambda,\sigma,\theta,\varphi}(x,y) &= (f * g_{\lambda,\sigma,\theta,\varphi})(x,y) = \\ &= \iint_{u,v} f(u,v) g_{\lambda,\sigma,\theta,\varphi}(x-u, y-v) du dv \end{aligned} \quad (2.45)$$

2.2.3.2. Modélisation du champ réceptif classique des cellules complexes

Le modèle du champ réceptif des cellules complexes est issu du champ classique des cellules simples. Ce modèle est caractérisé par l'énergie des réponses d'une paire de filtres orthogonaux, caractérisés par un écart de phase de $\pi/2$. La réponse $r_{\lambda,\sigma,\theta,0}(x,y)$ du filtre symétrique et la réponse $r_{\lambda,\sigma,\theta,-\pi/2}(x,y)$ du filtre antisymétrique sont combinées pour obtenir l'énergie du filtre de Gabor orienté d'un angle θ :

$$E_{\lambda,\sigma,\theta}(x,y) = \sqrt{r_{\lambda,\sigma,\theta,0}^2(x,y) + r_{\lambda,\sigma,\theta,-\pi/2}^2(x,y)} \quad (2.46)$$

Il a été démontré [42] que l'énergie $E_{\lambda,\sigma,\theta}(x,y)$ représente la racine carrée du spectre de la puissance locale de l'image dans une gamme de fréquence

spatiale et d'orientation. Pour obtenir le spectre de puissance complet de l'image, l'énergie $E_{\lambda,\sigma,\theta}(x,y)$ est calculée pour un nombre N_θ d'orientations :

$$\theta_k = \frac{(k-1)\pi}{N_\theta}, i = 1..N_\theta \quad (2.47)$$

2.2.3.3. Modèle d'inhibition du champ réceptif non classique

Afin de traiter différemment les cas du contour d'intensité et de texture, les auteurs proposent deux types de termes d'inhibition comme modèles pour le champ réceptif classique. L'effet du champ pour lequel un modèle est recherché est la suppression engendrée par les stimuli du champ non classique. Deux cas apparaissent : la suppression anisotrope lorsque le terme de suppression est obtenu par les réponses ayant la même orientation que le filtre de Gabor du champ classique et la suppression isotrope lorsque toutes les orientations participent au mécanisme d'inhibition.

Le voisinage de suppression est le voisinage qui entoure le filtre central c'est-à-dire le champ classique, figure 2.20. Le modèle analytique s'exprime par la fonction suivante :

$$w_\sigma(x,y) = \frac{1}{\|H(DoG_\sigma)\|_1} H(DoG_\sigma(x,y)) \quad (2.48)$$

$$H(z) = \begin{cases} 0, & z < 0 \\ z, & z \geq 0 \end{cases}$$

où $\|H\|_1$ est la norme L_1 de la fonction H . L'expression de H est choisie de telle sorte qu'elle assure des valeurs positives dans le voisinage caractéristique du champ d'inhibition. Le terme DoG_σ représente une différence de gaussiennes :

$$DoG_\sigma(x,y) = \frac{1}{2\pi(4\sigma)^2} \exp\left\{-\frac{x^2+y^2}{2(4\sigma)^2}\right\} - \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (2.49)$$

L'inhibition anisotrope est calculée pour chaque orientation θ par le terme $I_{\lambda,\sigma,\theta}^A(x,y)$:

$$I_{\lambda,\sigma,\theta}^A(x,y) = \left(E_{\lambda,\sigma,\theta} * w_\sigma\right)(x,y) \quad (2.50)$$

Le résultat $\tilde{b}_{\lambda,\sigma,\theta}^{A,\alpha}(x,y)$ de la détection pour un angle θ est donné par l'énergie combinée au terme d'inhibition :

$$\tilde{b}_{\lambda,\sigma,\theta}^{A,\alpha}(x,y) = H\left(E_{\lambda,\sigma,\theta}(x,y) - \alpha I_{\lambda,\sigma,\theta}^A(x,y)\right) \quad (2.51)$$

où H est défini dans l'équation 2.48 et le paramètre α contrôle l'amplitude de l'inhibition.

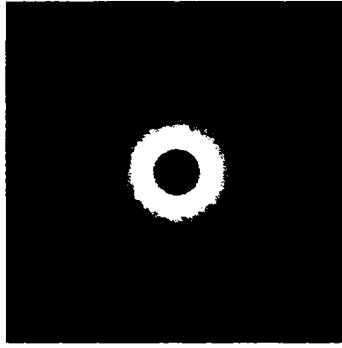


Figure 2.20. Voisinage du champ d'inhibition.

L'équation 2.51 montre que dans le cas de l'inhibition anisotrope, seules les réponses de la même classe d'orientation du champ d'inhibition engendrent une atténuation de la réponse du filtre central. Dans le cas d'un contour d'intensité (figure 2.21.a), le terme d'inhibition ne présente pas une amplitude significative et, par conséquent, le phénomène de suppression est trop faible pour avoir une influence réelle sur la réponse du champ classique. En présence de plusieurs contours (figure 2.21.b) de même orientation, dans le voisinage d'inhibition, le terme $I_{\lambda,\sigma,\theta}^A(x,y)$ devient plus important et la réponse angulaire $\tilde{b}_{\lambda,\sigma,\theta}^{A,\alpha}(x,y)$ diminue jusqu'à s'éteindre complètement. Par contre, si les structures présentes dans ce voisinage n'ont pas l'orientation du contour d'intérêt, c'est-à-dire si $\theta \neq \theta_1 \neq \theta_2$ (figure 2.21.c) comme dans le cas d'un contour de texture, la réponse angulaire pour l'orientation θ a la plus grande amplitude car le terme de suppression pour les orientations θ_1 et θ_2 n'intervient pas :

$$\tilde{b}_{\lambda,\sigma,\theta}^{A,\alpha}(x,y) > \tilde{b}_{\lambda,\sigma,\theta_i}^{A,\alpha}(x,y); i = 1,2 \quad (2.52)$$

L'opérateur final qui donne la réponse maximale est :

$$b_{\lambda,\sigma}^{A,\alpha}(x,y) = \max \left\{ \tilde{b}_{\lambda,\sigma,\theta}^{A,\alpha}(x,y) \mid i = 1..N_\theta \right\} \quad (2.53)$$

et la carte d'orientation locale $\theta^A(x,y)$ est obtenue pour les angles correspondant aux maxima :

$$\begin{aligned} \theta^A(x,y) &= \theta_k \\ k &= \arg \max \left\{ \tilde{b}_{\lambda,\sigma,\theta_i}^{A,\alpha}(x,y) \mid i = 1..N_\theta \right\} \end{aligned} \quad (2.54)$$

En conclusion, la suppression anisotrope est envisageable aussi bien pour les contours d'intensité que pour les contours de texture. Par contre, pour un groupe de stimuli d'orientation identique, ce qui est le cas du centre d'une texture directionnelle, le phénomène d'inhibition est très important et éteint la réponse. L'inhibition anisotrope suit le modèle de fonctionnement des cellules *contraste d'orientation*.

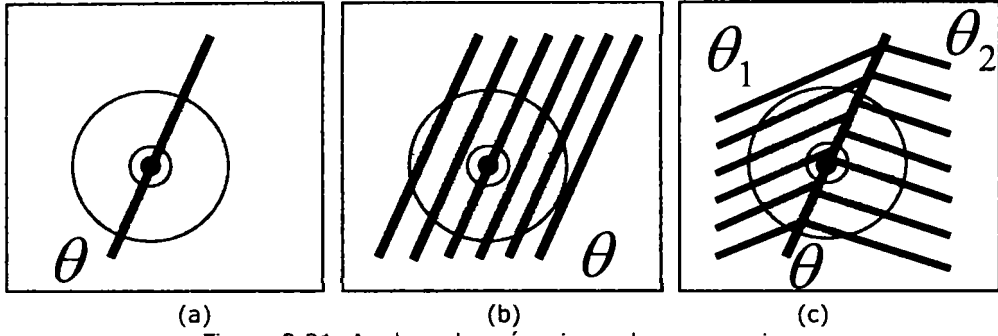


Figure 2.21. Analyse du mécanisme de suppression.

L'inhibition isotrope a un comportement qui ne prend pas en compte l'orientation des structures présentes dans le voisinage d'inhibition. Il s'agit d'un modèle approprié pour les cellules neuronales de suppression en général. Le terme d'inhibition $I_{\lambda,\sigma}^I(x,y)$ est ici indépendant de l'orientation. Pour construire ce terme, on calcule tout d'abord la carte $\hat{E}_{\lambda,\sigma}(x,y)$ des maxima de l'énergie des réponses du filtre Gabor :

$$\hat{E}_{\lambda,\sigma}(x,y) = \max \left\{ E_{\lambda,\sigma,\theta_i}(x,y) \mid i = 1..N_\theta \right\} \quad (2.55)$$

puis et la carte d'orientations $\theta^I(x,y)$ correspondant aux maxima de cette énergie :

$$\begin{aligned} \theta^I(x,y) &= \theta_k \\ k &= \arg \max \left\{ E_{\lambda,\sigma,\theta_i}(x,y) \mid i = 1..N_\theta \right\} \end{aligned} \quad (2.56)$$

Le terme d'inhibition isotrope est le résultat de la convolution entre la carte des maxima de l'énergie $\hat{E}_{\lambda,\sigma}(x,y)$ par la fonction de pondération $w_\sigma(x,y)$:

$$I_{\lambda,\sigma}^I(x,y) = \left(\hat{E}_{\lambda,\sigma} * w_\sigma \right)(x,y) \quad (2.57)$$

Un opérateur de détection isotrope de contours $b_{\lambda,\sigma}^{I,\alpha}(x,y)$ est :

$$b_{\lambda,\sigma}^{I,\alpha}(x,y) = H \left(\hat{E}_{\lambda,\sigma}(x,y) - \alpha I_{\lambda,\sigma}^I(x,y) \right) \quad (2.58)$$

Le terme d'inhibition est en fait la somme pondérée d'énergies angulaires obtenues dans le voisinage du champ réceptif non classique (figure 3.24). Pour cette raison, dans le cas d'un contour d'intensité singulier (figure 2.21.a) et à l'intérieur d'une texture directionnelle (figure 2.21.b), le modèle présente des réponses identiques au cas anisotrope. Par contre, les contours de textures sont traités différemment (figure 2.21.c). Le terme d'inhibition est indépendant de l'orientation de la structure centrale et il présente une amplitude plus forte que le terme d'inhibition anisotrope, du fait de la linéarité de la fonction H qui engendre le mécanisme de suppression :

$$\begin{aligned} I_{\lambda,\sigma}^I(x,y) &\gg I_{\lambda,\sigma,\theta}^A(x,y) \Rightarrow \\ \Rightarrow b_{\lambda,\sigma}^{I,\alpha}(x,y) &\xrightarrow{\alpha \text{ optimal}} 0 \ll b_{\lambda,\sigma}^{A,\alpha}(x,y) \end{aligned} \quad (2.59)$$

En conclusion, le modèle d'inhibition isotrope est applicable uniquement pour la détection de contours d'intensité.

2.2.3.4. Extension

Dans des travaux plus récents, les mêmes auteurs proposent une extension [100] de l'approche présentée précédemment. La nouveauté réside dans l'utilisation d'un champ de gradients en lieu et place du filtre de Gabor. Les gradients obtenus par des différences finies étant facilement sensibles au bruit, un lissage de l'image f s'impose avant leur calcul. A cette fin, le filtre gaussien est un choix habituel :

$$g_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (2.60)$$

$$f_{\sigma}(x, y) = (f * g_{\sigma})(x, y)$$

Le champ de gradients est alors donné par :

$$\nabla f_{\sigma}(x, y) = \left(\frac{\partial f_{\sigma}(x, y)}{\partial x} \quad \frac{\partial f_{\sigma}(x, y)}{\partial y} \right) \quad (2.61)$$

Il a été démontré [93] que le calcul des gradients d'une image par des différences finies est un problème mal posé. Une alternative permettant d'estimer le champ de gradients est de convoluer l'image par la dérivée première de la fonction gaussienne [100] :

$$\nabla f_{\sigma}(x, y) = (f * \nabla g_{\sigma})(x, y) \quad (2.62)$$

La différence essentielle avec l'approche du paragraphe précédent est l'utilisation de l'amplitude et de l'orientation du champ de gradients et :

$$E_{\lambda, \sigma, \theta}(x, y) \longrightarrow M_{\sigma}(x, y) = \sqrt{(\nabla_x f_{\sigma}(x, y))^2 + (\nabla_y f_{\sigma}(x, y))^2} \quad (2.63)$$

$$\theta_{\sigma}(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{\nabla_y f_{\sigma}(x, y)}{\nabla_x f_{\sigma}(x, y)} \right)$$

Dans le cas de la **suppression anisotrope**, afin d'obtenir un effet semblable au champ d'inhibition vu précédemment, la différence d'orientation entre le gradient du champ classique et les gradients du voisinage d'inhibition est prise en compte en utilisant le facteur suivant :

$$\Delta_{\theta, \sigma}(x, y, x-u, y-v) = |\cos(\theta_{\sigma}(x-u, y-v) - \theta_{\sigma}(x, y))| \quad (2.64)$$

Le terme d'inhibition et l'opérateur anisotrope deviennent respectivement :

$$I_{\sigma}^A(x, y) = \iint_{u, v} M_{\sigma}(x-u, y-v) w_{\sigma}(u, v) \Delta_{\theta, \sigma}(x, y, x-u, y-v) du dv. \quad (2.65)$$

$$b_{\sigma}^A(x, y) = H(M_{\sigma}(x, y) - \alpha I_{\sigma}^A(x, y))$$

Un avantage de ce développement est que le terme d'inhibition peut être obtenu par deux opérations de convolution et une sommation :

$$I_{\sigma}^A(x, y) = \left| \begin{array}{l} \cos \theta_{\sigma}(x, y) (\nabla_x f_{\sigma} * w_{\sigma})(x, y) + \\ \sin \theta_{\sigma}(x, y) (\nabla_y f_{\sigma} * w_{\sigma})(x, y) \end{array} \right|. \quad (2.66)$$

Le terme d'inhibition pour la **suppression isotrope** est obtenu par la convolution de l'image d'amplitude du vecteur gradient par une fonction de pondération w_{σ} :

$$I_{\sigma}^I(x, y) = \iint_{u, v} M_{\sigma}(x - u, y - v) w_{\sigma}(u, v) du dv =$$

$$= \cdot (M_{\sigma} * w_{\sigma})(x, y). \quad (2.67)$$

L'opérateur de détection par suppression isotrope devient :

$$b_{\sigma}^I(x, y) = H\left(M_{\sigma}(x, y) - \alpha I_{\sigma}^I(x, y)\right). \quad (2.68)$$

Un avantage de ce développement réside dans l'utilisation du champ de gradients ce qui lui confère davantage de robustesse à la détection. En outre, le nombre de paramètres à régler est plus faible. Concernant la dernière méthode, seuls l'échelle de calcul du champ de gradients et le paramètre α qui régit l'intensité de la suppression sont à régler. De même, ce développement ne nécessite pas la recherche exhaustive du maximum de la réponse du banc de filtres de Gabor, l'orientation locale étant obtenue lors du calcul du champ de gradients. Ceci conduit à une diminution notable du temps de calcul.

2.2.4. Groupement perceptuel par vote tensoriel

Les principes gestaltistes de la perception visuelle ont donné lieu à des approches, inspirées du groupement perceptuel, ayant pour objectif la détection et la reconstruction des contours virtuels. Le groupement perceptuel est caractéristique du système visuel qui, faisant appel aux principes de la perception, conduit à la reconstruction d'éléments non continus au sein d'une image. Les approches basées sur le groupement perceptuel peuvent être qualifiées de « moyen niveau » dans le sens où elles prennent en entrée des résultats fournis par les détecteurs de contours, et que, simultanément, elles constituent l'entrée pour des algorithmes de haut niveau, par exemple de segmentation. Plusieurs auteurs ont déjà traité de cette problématique. Un des premiers travaux [117] qui adresse le problème du groupement perceptuel a introduit un algorithme de labellisation itérative permettant une inférence de régions à partir de groupes de points; celui-ci est devenu la base d'autres approches d'inférence de régions [2]. L'utilité des principes de perception est démontrée dans une approche hiérarchisée [25] basée sur des mesures de compatibilité de proximité et de continuité des éléments d'une image. L'information a priori concernant les éléments de l'image en question peut également être utilisée en aide au groupement perceptuel [74, 91]. D'autres auteurs traitent le problème d'inférence par des techniques de partitionnement [95]. Les mesures utilisées en vue du groupement sont diverses : la conservation et la minimisation [82, 94] de la courbure, l'orientation locale [49, 66] ou d'autres mesures géométriques [20, 90]. De même, le groupement perceptuel est utilisé pour la reconstruction de surfaces dans des données 3D [11, 15, 16, 36, 67, 73, 98, 108, 113].

La grande majorité de ces approches sont des approches itératives ou sont basées sur des mesures locales à des fins d'inférence à une plus grande échelle et dépendantes de plusieurs paramètres. Inspirée par le cadre tensoriel introduit par Granlund et Knutsson [41], une technique de vote de tenseurs a été proposée [46, 47, 65] pour pallier le désavantage des approches itératives. Son intérêt réside dans le fait que seule l'échelle intervient dans la démarche. L'utilisation des tenseurs permet de coder davantage d'information et la technique de vote de tenseurs assure une forte robustesse au bruit. Le cadre introduit par cette méthode est utilisable pour les tâches de groupement perceptuel en 2D, en 3D ou dans des espaces de

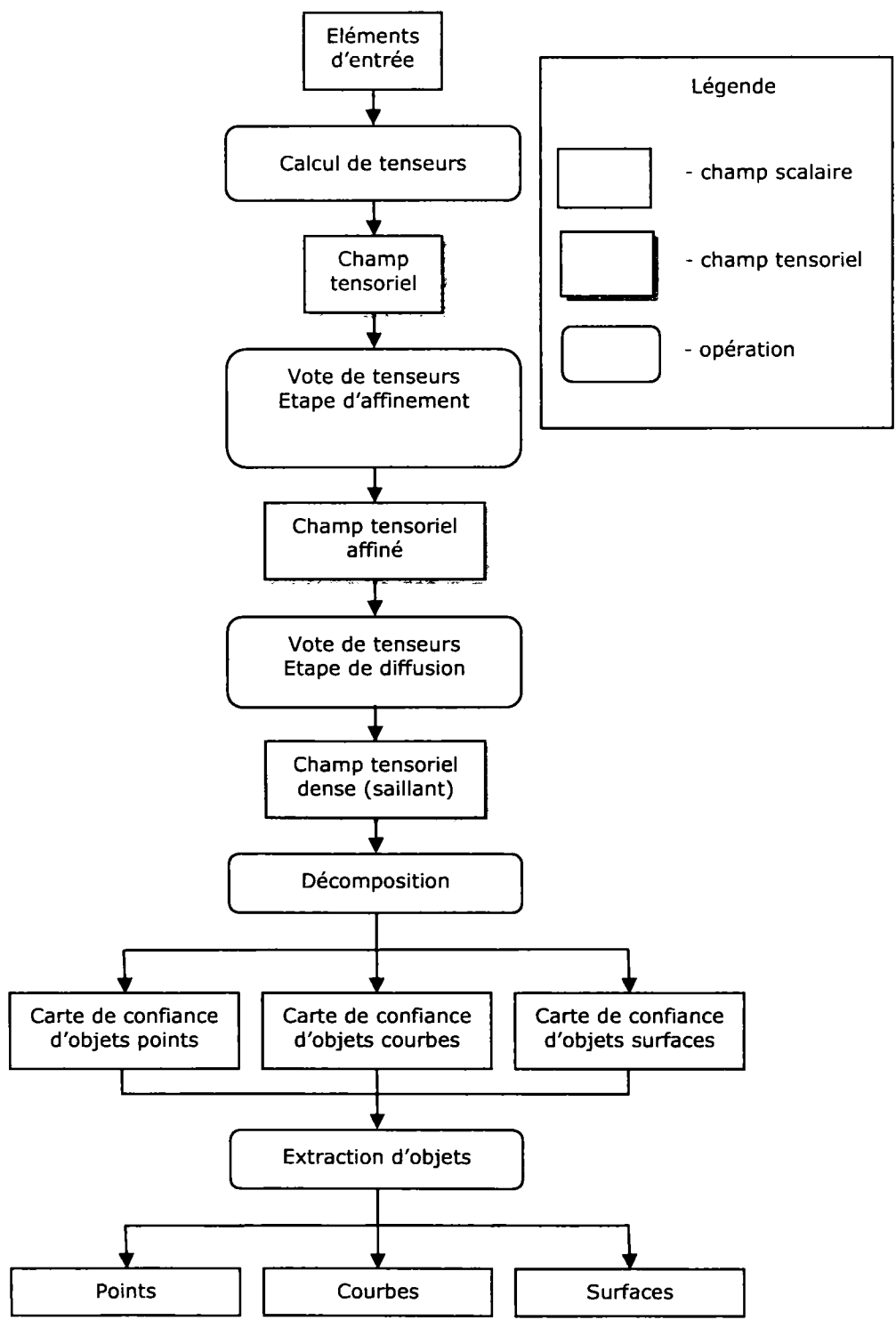


Figure 2.22. Schéma-bloc de l'approche de vote de tenseurs.

plus grande dimensionnalité [79, 80, 104, 107]. La généralité de l'approche est démontrée par la grande variété d'applications pour lesquelles il est possible de l'utiliser [37, 56, 57, 78, 92, 103, 105, 106, 109].

Par la suite, la technique de vote de tenseurs pour le groupement perceptuel est présentée en détails car elle offre des avantages du point de vue de l'application qui nous intéresse plus particulièrement. Pour une meilleure compréhension de l'approche, on considère uniquement le cas 3D, l'extrapolation à une plus grande dimensionnalité ou le cas 2D étant triviaux.

2.2.4.1. Panorama de l'approche de vote de tenseurs

Le vote de tenseurs est une méthode de « moyen niveau » ayant pour but d'identifier et de reconstruire la continuité d'éléments géométriques virtuels d'une image. L'approche est basée sur deux étapes principales qui sont le calcul de tenseurs et le vote de tenseurs. La figure 2.22 représente le schéma bloc de la méthode. La première étape, conduit à une représentation tensorielle d'une information d'orientation placée en entrée. L'information résultante est représentée par un champ tensoriel non continu. L'étape suivante consiste en un vote de tenseurs et se décompose en deux phases. Dans la première phase du vote, chaque position de l'image, caractérisée par un tenseur, accumule les votes des tenseurs de son voisinage et, ainsi, procède à un affinement du champ tensoriel. A l'issue de cette phase, le champ affiné de tenseurs représente en chaque position les caractéristiques de son voisinage. Afin d'aboutir à une inférence d'objets, la phase suivante est une diffusion des votes des tenseurs obtenus. Les tenseurs sont décomposés en trois composantes caractéristiques de base correspondant respectivement à des objets points, des objets courbes et des objets surfaces. Chacun de ces objets caractéristiques est associé à un champ de vote particulier. Construit à partir d'un noyau de vote, le champ de vote a pour rôle de propager l'information dans son voisinage et de générer un champ tensoriel dense. La décomposition des tenseurs nous fournit en chaque position des cartes de confiance pour les trois objets caractéristiques déjà cités. La dernière étape consiste en une extraction d'objets. Les différentes étapes sont détaillées dans les paragraphes suivants.

2.2.4.2. Représentation tensorielle

Le but de l'approche étant de détecter trois types d'objets de base (points, courbes et surfaces), une représentation discriminante est nécessaire. Un point est représenté par ses coordonnées spatiales. Une courbe est localement définie par des coordonnées spatiales et l'orientation locale de la tangente. Une représentation de second ordre permet de prendre également en considération la courbure. Une surface est représentée par des coordonnées spatiales et le vecteur normal à son plan tangent. De même, les courbures principales avec leurs directions conduisent à une représentation du second ordre.

Pour représenter les caractéristiques de second ordre propres à chacun des objets ciblés, il a été proposé d'utiliser un tenseur symétrique de second ordre donné par la matrice de covariance. Dans les cas 2D et 3D, ce tenseur peut être vu, respectivement, comme une ellipse (figure 3.23) et un ellipsoïde.

Ce tenseur a l'intérêt d'être associé à une information de confiance liée à chacun des objets caractéristiques qui nous intéressent. Il est entièrement décrit par les vecteurs propres $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3$, et par les valeurs propres associées

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 :$$

$$T = [\bar{e}_1 \quad \bar{e}_2 \quad \bar{e}_3] \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{e}_1^T \\ \bar{e}_2^T \\ \bar{e}_3^T \end{bmatrix} \quad (2.69)$$

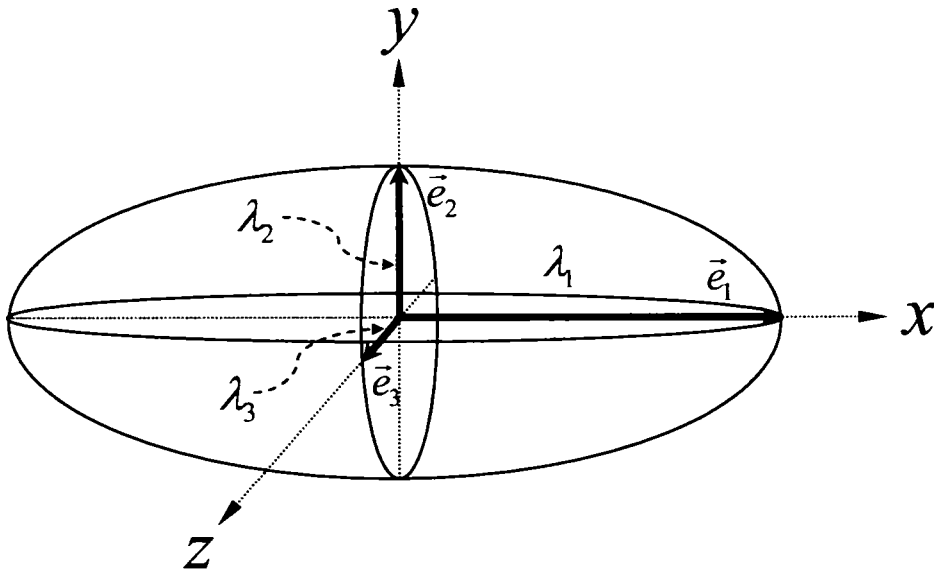


Figure 2.23. Tenseur symétrique de second ordre.

Une autre formulation est :

$$\begin{aligned} T &= \lambda_1 \bar{e}_1 \bar{e}_1^T + \lambda_2 \bar{e}_2 \bar{e}_2^T + \lambda_3 \bar{e}_3 \bar{e}_3^T = \\ &= (\lambda_1 - \lambda_2) D + (\lambda_2 - \lambda_3) P + \lambda_3 S \end{aligned} \quad (2.70)$$

où :

$$\begin{aligned} D &= \bar{e}_1 \bar{e}_1^T \\ P &= \bar{e}_1 \bar{e}_1^T + \bar{e}_2 \bar{e}_2^T \\ S &= \bar{e}_1 \bar{e}_1^T + \bar{e}_2 \bar{e}_2^T + \bar{e}_3 \bar{e}_3^T \end{aligned} \quad (2.71)$$

avec **D**, **P** et **S** représentant respectivement le *tenseur droite*, le *tenseur plan* et le *tenseur sphère*. Il s'agit de tenseurs de base permettant, dans le cas général, la décomposition d'un tenseur **T** avec les confiances associées λ_3 , $\lambda_2 - \lambda_3$ et $\lambda_1 - \lambda_2$. L'orientation transcrite par le tenseur symétrique est définie par trois angles θ, φ, ϕ indiquant l'écart angulaire entre les vecteurs propres et les trois axes du système cartésien. Dans l'exemple de la figure 3.9, les trois angles sont nuls à cause de l'alignement des vecteurs propres sur les axes x, y, z . Ce type de représentation a l'avantage de présenter, d'une manière unifiée, les rôles possibles d'un point : l'appartenance à une structure de type courbe ou surface, à une discontinuité ou à une singularité.

Dans le cas 3D, on fait la distinction entre deux cas de reconstruction (inférence) d'objets : la reconstruction d'objets courbe et la reconstruction d'objets surface. En fonction du cas considéré, la matrice de covariance qui constitue le tenseur initial est construite différemment. Dans le cas de l'inférence de surfaces, on a :

$$T = \begin{bmatrix} 1-v_x^2 & -v_x v_y & -v_x v_z \\ -v_x v_y & 1-v_y^2 & -v_y v_z \\ -v_x v_z & -v_y v_z & 1-v_z^2 \end{bmatrix} \rightarrow \text{pour l'objet courbe} \quad (2.72)$$

$$T = \begin{bmatrix} n_x^2 & n_x n_y & n_x n_z \\ n_x n_y & n_y^2 & n_y n_z \\ n_x n_z & n_y n_z & n_z^2 \end{bmatrix} \rightarrow \text{pour l'objet surface}$$

tandis que dans le cas de la reconstruction d'objets courbe, le tenseur s'exprime sous la forme :

$$T = \begin{bmatrix} v_x^2 & v_x v_y & v_x v_z \\ v_x v_y & v_y^2 & v_y v_z \\ v_x v_z & v_y v_z & v_z^2 \end{bmatrix} \rightarrow \text{pour l'objet courbe} \quad (2.73)$$

$$T = \begin{bmatrix} 1-n_x^2 & -n_x n_y & -n_x n_z \\ -n_x n_y & 1-n_y^2 & -n_y n_z \\ -n_x n_z & -n_y n_z & 1-n_z^2 \end{bmatrix} \rightarrow \text{pour l'objet surface}$$

L'objet point est codé par le tenseur unité \mathbf{I} . Les vecteurs $[v_x \ v_y \ v_z]^T$, $[n_x \ n_y \ n_z]^T$ sont respectivement le vecteur d'orientation de la courbe et le vecteur normal à la surface. La variabilité de représentation des objets surface et courbe résulte d'une différence d'interprétation physique. Par exemple, dans le cas de l'inférence de surfaces, la courbe 3D est perçue en tant que structure appartenant à une surface, tandis que dans le cas de l'inférence de courbes, elle est vue comme un objet indépendant de l'espace 3D.

2.2.4.3. Vote de tenseurs

Deux étapes de l'approche sont concernées par le vote de tenseurs. Premièrement, dans l'étape d'affinement du champ de tenseurs, l'opération d'accumulation de votes a pour rôle de favoriser l'orientation préférée du voisinage de vote. Dans cette étape, seules les points déjà transcrits à l'aide d'un tenseur accumulent des votes du voisinage. Deuxièmement, le vote de tenseurs a pour rôle de diffuser ou d'extrapoler une information en tout point de l'image. Le résultat de cette propagation est un champ dense de tenseurs. Dans les deux cas, l'accumulation de tenseurs est obtenue en utilisant un noyau de vote qui définit également le voisinage pris en considération.

Comme il a été déjà précisé, le tenseur, en chaque position, est défini par des valeurs propres et par les angles entre les vecteurs propres et les axes du système de coordonnées cartésiennes. Par la suite, on utilise la notation $T(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \theta, \phi, \psi)$ pour un tenseur dans le cas général. Soit $V(T, \rho)$ le vote

donné par le tenseur $T(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \theta, \varphi, \phi)$ où ρ est le vecteur liant la position ρ_V du tenseur votant et la position ρ_r recevant le vote. La fonction de vote, qui est construite en fonction de l'objet à détecter, doit respecter quelques contraintes. Premièrement, la fonction de vote doit être indépendante des orientations principales du tenseur $T(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \theta, \varphi, \phi)$. En raison du but de l'approche qui est de détecter des contours virtuels, ce qui implique une extrapolation des objets non continus, la fonction de vote est une fonction continue, décroissante avec la distance et linéaire par rapport au tenseur. Enfin, les votes de voisins équidistants doivent être identiques en amplitude.

La propriété d'indépendance aux orientations principales du tenseur $T(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \theta, \varphi, \phi)$ s'écrit :

$$\begin{aligned} V(T(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \theta, \varphi, \phi), \rho) &= \\ &= V(R_{\phi\varphi\theta}R_{\phi\varphi\theta}^{-1}T(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \theta, \varphi, \phi), R_{\phi\varphi\theta}R_{\phi\varphi\theta}^{-1}\rho) = \\ &= R_{\phi\varphi\theta}V(T(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, 0, 0, 0), R_{\phi\varphi\theta}^{-1}\rho). \end{aligned} \quad (2.77)$$

Tenant compte de la linéarité de la fonction de vote et en utilisant l'équation 2.70, on a :

$$\begin{aligned} V(T(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \theta, \varphi, \phi), \rho) &= \\ &= V((\lambda_1 - \lambda_2)D + (\lambda_2 - \lambda_3)P + \lambda_3S, \rho) = \\ &= (\lambda_1 - \lambda_2)V(D, \rho) + (\lambda_2 - \lambda_3)V(P, \rho) + \lambda_3V(S, \rho) \end{aligned} \quad (2.78)$$

où **D**, **P** et **S** sont les trois tenseurs de base (droite, plan et sphère) alignés selon les angles θ, φ, ϕ et qui peuvent être écrits sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} D &= T(1, 0, 0, \theta, \varphi, \phi), \rho \\ P &= T(1, 1, 0, \theta, \varphi, \phi), \rho \\ S &= T(1, 1, 1, \theta, \varphi, \phi), \rho \end{aligned} \quad (2.79)$$

Les équations 2.77, 2.78 et 2.79 impliquent que la réponse du vote de tenseurs s'écrit :

$$\begin{aligned} V(T(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \theta, \varphi, \phi), \rho) &= \\ &= (\lambda_1 - \lambda_2)R_{\phi\varphi\theta}V(T(1, 0, 0, 0, 0, 0), R_{\phi\varphi\theta}^{-1}\rho) + \\ &+ (\lambda_2 - \lambda_3)R_{\phi\varphi\theta}V(T(1, 1, 0, 0, 0, 0), R_{\phi\varphi\theta}^{-1}\rho) + \\ &+ \lambda_3R_{\phi\varphi\theta}V(T(1, 1, 1, 0, 0, 0), R_{\phi\varphi\theta}^{-1}\rho). \end{aligned} \quad (2.80)$$

L'équation 2.80 traduit le fait que la réponse du vote d'un tenseur général $T(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \theta, \varphi, \phi)$ est formée par trois champs de tenseurs : le vote $V(T(1, 0, 0, 0, 0, 0), \rho)$ d'un *tenseur droite* orienté par $[1 \ 0 \ 0]^T$; le vote $V(T(1, 1, 0, 0, 0, 0), \rho)$ d'un *tenseur plan* décrit par la normale $[0 \ 0 \ 1]^T$ et finalement le vote $V(T(1, 1, 1, 0, 0, 0), \rho)$ d'un *tenseur sphère*.

Du fait que seules les orientations des tenseurs qui votent sont prises en compte, alors on peut exprimer les réponses de vote par le *tenseur plan* et par le *tenseur sphère* à partir de la réponse de vote du *tenseur droite* :

$$\begin{aligned}
 V(T(1,1,0,0,0,0), \rho) &= \int_0^\pi R_{\phi\phi\theta} V(T(1,0,0,0,0,0), R_{\phi\phi\theta}^{-1} \rho) d\phi \Big|_{\theta=0, \varphi=0} \\
 V(T(1,1,1,0,0,0), \rho) &= \int_0^\pi \int_0^\pi R_{\phi\phi\theta} V(T(1,0,0,0,0,0), R_{\phi\phi\theta}^{-1} \rho) d\phi d\varphi \Big|_{\theta=0}
 \end{aligned} \tag{2.81}$$

A partir des fonctions de vote associées à chaque tenseur de base (droite, plan et sphère), l'opération complète de vote de tenseurs peut être décomposée en une rotation de chaque champ de vote et une translation à la position de vote. La contribution de chaque tenseur de base est la somme pondérée de l'équation 2.70. Le vote de tenseurs peut être vu comme une convolution du champ initial de tenseurs par la fonction de vote, excepté que le résultat est également un tenseur. La convolution de tenseurs est tout simplement une opération d'alignement qui implique une translation suivie d'une translation. Cette observation est utile à l'interprétation de l'opération de vote de tenseurs et pour l'implémentation de l'algorithme : le vote d'un tenseur général est calculé par les convolutions entre les trois tenseurs de base par les champs de vote associés, et le résultat final est la somme pondérée de l'équation 2.70.

2.2.4.5. Fonction (noyau) de vote

On a vu que le vote de tenseurs est équivalent à une convolution entre un champ de tenseurs et une fonction de vote. En outre, les tenseurs se décomposent selon une somme pondérée de tenseurs de base (droite, plan et sphère). Par linéarité de l'opérateur de convolution, le vote de tenseurs peut être vu comme une somme pondérée de convolution de tenseurs de base par les fonctions de vote associées. Les noyaux de vote sont construits en fonction des caractéristiques du tenseur de base associé. La forme du noyau de vote est très importante car elle conditionne l'implémentation des lois gestaltistes de la perception visuelle mises en oeuvre dans la reconstruction et la détection des objets d'une image. Un premier principe de perception qu'il est possible de prendre en considération est le principe de continuité. Un observateur a tendance à reconstruire ou prolonger des objets non continus de la manière la plus simple ce qui implique notamment la conservation de la courbure (figure 2.24).

Un autre principe pris en compte pour la mise au point du noyau de vote est le principe de proximité. Plus les extrémités de courbes sont proches, plus leur influence réciproque est grande. De même, la contrainte de favoriser les petites courbures, utilisée par d'autres auteurs [95], peut également être prise en considération dans la définition du champ de vote. L'origine de cette contrainte est qu'un observateur assure la continuité de courbes en minimisant la courbure globale. Un exemple est présenté dans la figure 2.25, où la meilleure solution de reconstruction de la continuité entre les deux courbes est celle qui présente la plus petite courbure.

En tenant en compte de ces contraintes issues des principes de la perception visuelle, des auteurs ont construit une fonction de vote nommée *droite fondamentale 2D* (figure 2.26).

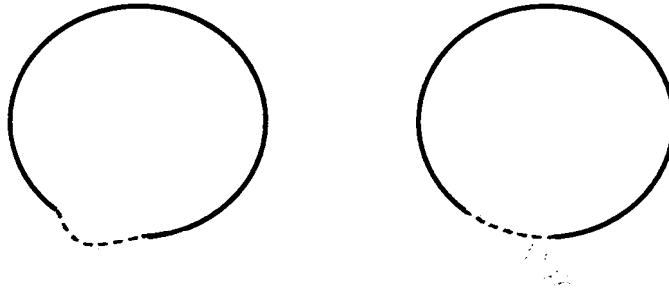


Figure 2.24. Exemple d'utilisation du principe de continuité avec conservation de la courbure.

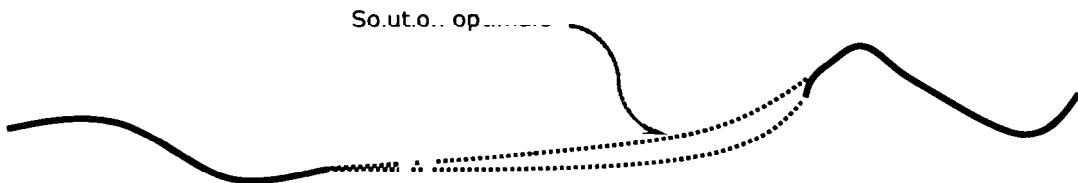


Figure 2.25. Exemple d'utilisation du principe de proximité avec minimisation de la courbure.

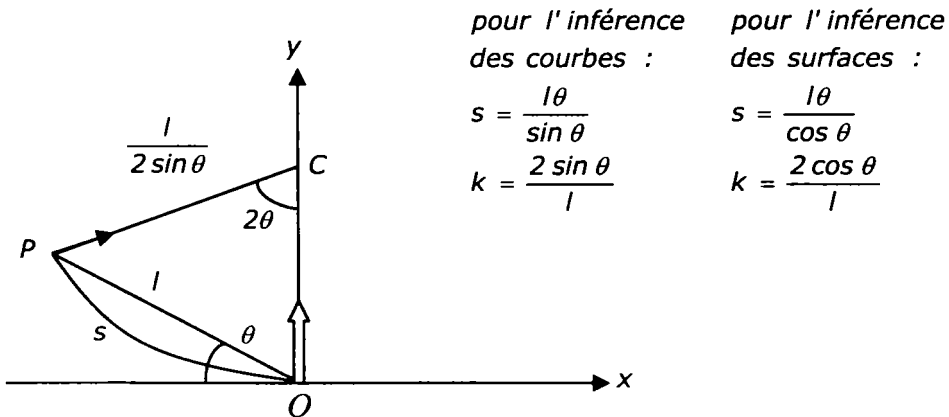


Figure 2.26. Construction du noyau de vote *droite fondamentale 2D*.

Le tenseur votant a pour origine O tandis que le point P est un point de son voisinage c'est-à-dire d'accumulation de vote. L'hypothèse sur laquelle est basée la construction du noyau de vote est que la courbe qui relie les points O et P est un arc de cercle. Ceci est en concordance avec la contrainte de conservation de la courbure. Alors la fonction *droite fondamentale 2D* pour le vote de tenseurs est donnée par la relation suivante :

$$DF(s, k) = \exp(-(s^2 + ck^2) / \sigma^2) \quad (2.82)$$

où σ est l'échelle du voisinage de vote, s est la longueur de l'arc de cercle, k est la courbure, et c est une constante de pondération du chemin reliant les points O et P .

L'échelle du noyau de vote est le seul paramètre à régler de l'approche et constitue une mesure de la résolution de l'objet à détecter. L'échelle détermine également l'atténuation du champ de vote avec la distance. Une petite échelle correspond à un petit voisinage, c'est-à-dire à un petit nombre de votes, ce qui convient à la préservation de détails. Une grande échelle correspond à un grand nombre de votes ce qui implique un certain lissage des structures et, par conséquent, une plus grande robustesse aux éléments perturbateurs. Ce choix convient dans le cas de la reconstruction de structures fortement discontinues.

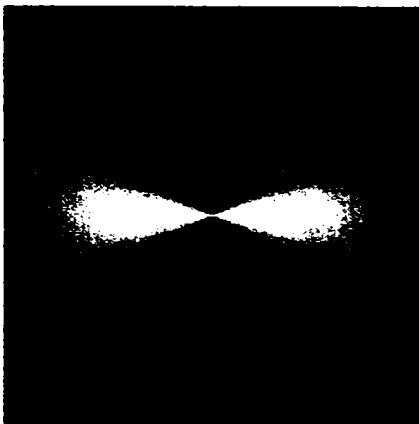
A partir de cette fonction de vote, le champ de vote tensoriel caractéristique aux objets courbes est donné par la relation suivante :

$$\begin{aligned} V(T(1,0,0,0,0,0), p(\theta, \varphi, \phi)) = \\ V(D, p(\theta, \varphi, \phi)) = DF(s, k)vv^T \end{aligned} \quad (2.83)$$

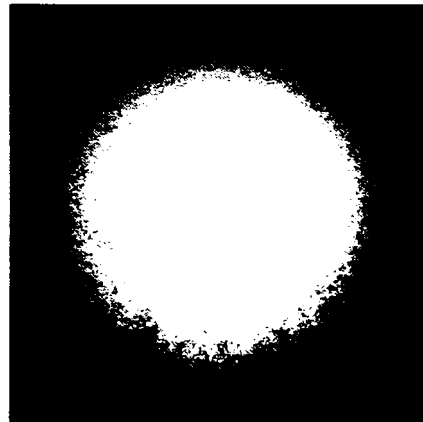
avec

<p><i>pour l'inférence des courbes :</i></p> $v = \begin{bmatrix} \cos 2\theta \\ \sin 2\theta \cos \varphi \\ \sin 2\theta \sin \varphi \end{bmatrix}$	<p><i>pour l'inférence des surfaces :</i></p> $v = \begin{bmatrix} -\cos 2\theta \\ -\sin 2\theta \cos \varphi \\ -\sin 2\theta \sin \varphi \end{bmatrix}$
---	---

(2.84)



a) champ de vote *droite*, $k=0.37$



b) champ de vote *plan*

Figure 2.27. Champs de vote droite et plan.

Les deux autres champs de vote sont déduits par des opérations de rotation déjà présentées dans l'équation 2.81. Les champs de vote *droite fondamentale* et *plan* sont présentés dans la figure 2.27.

2.2.4.6. Inférence 2D

Une première application potentielle de l'algorithme de vote de tenseurs est l'inférence de contours virtuels pour la reconstruction d'objets 2D tels qu'ils sont perçus par un observateur humain.

Du point de vue de l'inférence, les deux objets possibles sont les objets points et les objets courbes. Aussi, les tenseurs de base impliqués sont respectivement le *tenseur plan* et le *tenseur droite*. Considérons une image contenant des objets discontinus. La représentation tensorielle est obtenue par une analyse en composantes principales opérée sur les coordonnées des points constituant ces objets. La décomposition en composantes principales fournit les vecteurs propres \bar{e}_1 et \bar{e}_2 ainsi que les valeurs propres associées, λ_1 et λ_2 , le codage de l'information dans le tenseur symétrique de second ordre étant obtenu par la somme pondérée (cas 2D) de l'équation 2.70. Seuls les points appartenant aux objets de l'image sont représentés par des tenseurs.

Dans la première étape de vote de tenseurs, on procède à l'affinement du champ de tenseurs initial. Seuls les points caractérisés par des tenseurs sont des points votants, et reçoivent également des votes de leur voisinage.

L'étape de propagation des caractéristiques qui conduit à un champ dense de tenseurs implique seulement les points caractérisés par des tenseurs. Cependant, par rapport à la première étape, tous les points du voisinage accumulent des votes.

Dans les étapes de vote, seules les orientations de chaque tenseur votant sont prises en compte. Le processus du vote de tenseurs est illustré dans figure 2.28. On considère ici deux éléments A et B qui présentent de fortes caractéristiques d'objets courbes et dont l'orientation locale est codée par leurs tenseurs respectifs. Du fait de leur caractère orienté, le noyau *droite fondamentale* est à la base du champ de vote associé (figure 2.27.a). Pour procéder au vote, une première opération consiste à aligner le champ de vote sur l'orientation de l'élément votant. Pour les points A et B , il en résulte que les deux champs de vote se croisent dans la partie haute de l'image. En un point P , le tenseur issu du processus de vote est donné par :

$$T_P = V(R_\theta T_A, \rho_{AP}) + V(R_\varphi T_B, \rho_{BP}) \quad (2.85)$$

où θ, φ sont respectivement les orientations de l'élément A et B , R est l'opérateur de rotation et ρ_{AP}, ρ_{BP} sont les vecteurs \overline{AP} et \overline{BP} .

La dernière opération de l'inférence concerne la détection des caractéristiques de chaque point. Le champ dense de tenseurs est décomposé par l'équation 2.70 (cas 2D). La confiance de l'hypothèse d'objet courbe est donnée par l'image $\lambda_1 - \lambda_2$ tandis que celle de l'hypothèse d'objet point est donnée par l'image λ_2 .

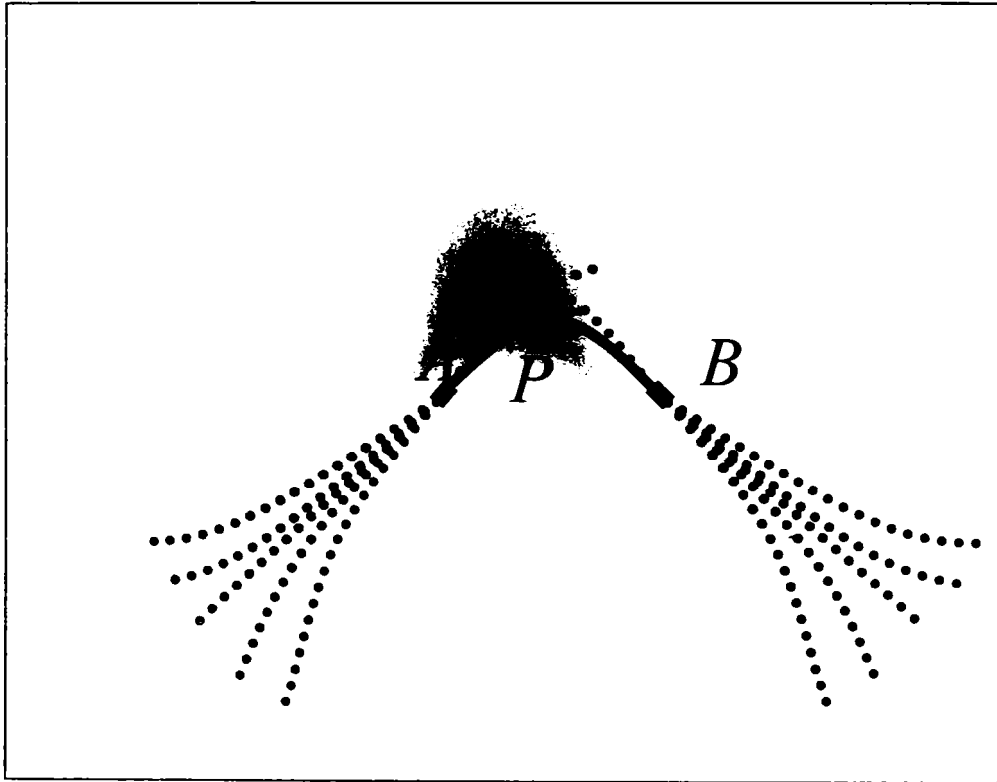


Figure 2.28. Exemple de vote de tenseurs à l'aide du noyau droite fondamentale 2D.

2.2.5. Résultats et conclusions

2.2.5.1. Comparaison des approches par modélisation neurophysiologique

Les méthodes utilisant le banc de filtres de Gabor sont tout d'abord étudiées. La figure 2.29 montre les résultats obtenus par modélisation d'inhibition sur une image synthétique comportant des régions de fréquence et d'orientation variables. Le paramètre λ contrôle la fréquence du filtre de Gabor, et implicitement la fréquence des structures linéiques inhibées. Ainsi, pour une valeur λ donnée, la texture du haut de l'image, caractérisée par une fréquence plus grande que la texture du bas, n'est pas complètement éliminée (figure 2.29.b et d). Ceci est vérifié pour les détecteurs anisotrope et isotrope. Pour une valeur plus grande du paramètre λ (figure 2.29.c et e), qui correspond à une plus grande fréquence de structures linéiques, la texture du haut est davantage diminuée mais au détriment de la texture du bas qui est renforcée. Un jeu optimal de paramètres semble au final assez difficile à mettre au point.

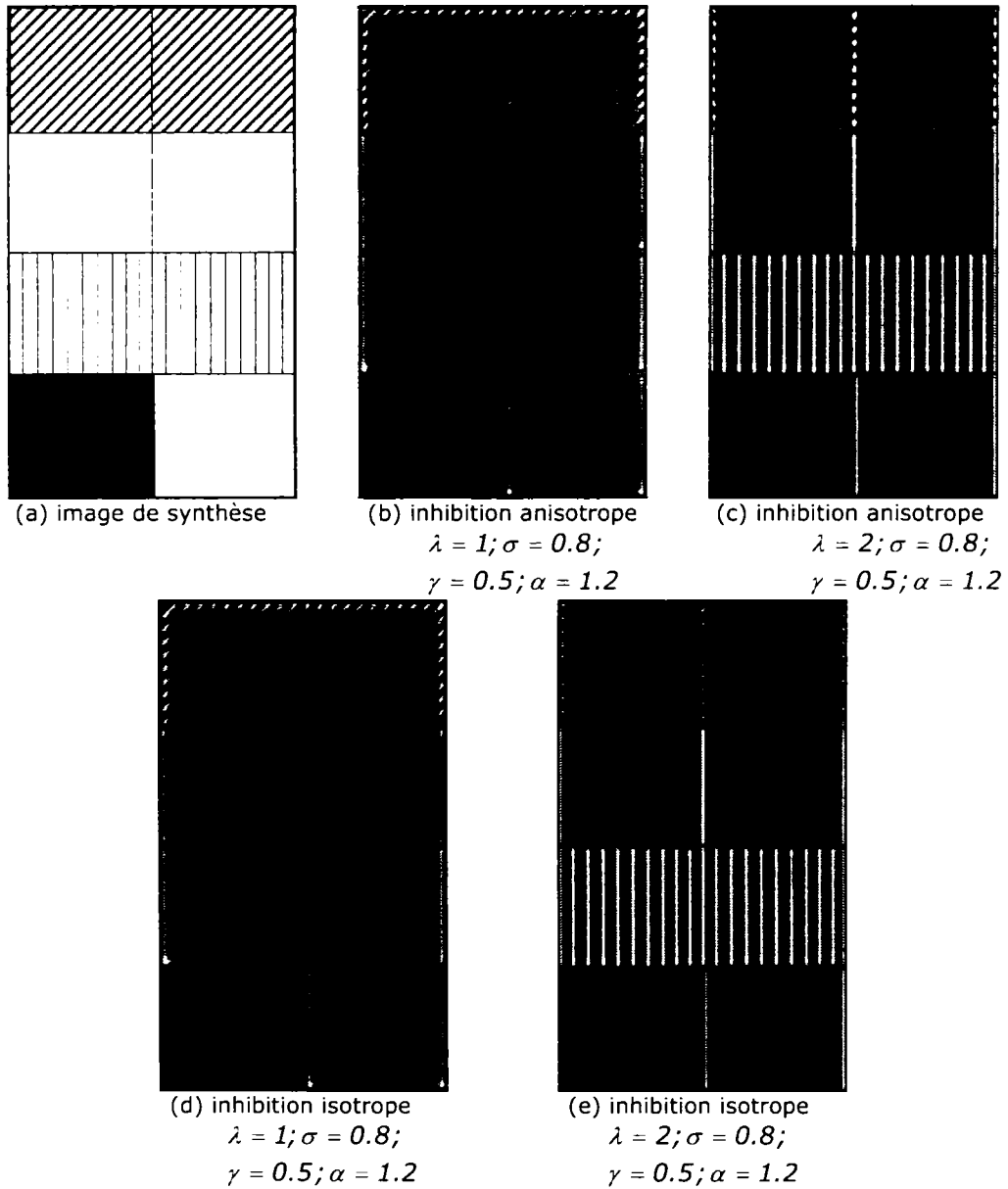


Figure 2.29. Détecteur d'inhibition par banc de filtres de Gabor sur une image de synthèse.

Les résultats obtenus en remplaçant les filtres de Gabor par des filtres estimant le gradient sont représentés dans les figures 2.30 et 2.31 pour une image de synthèse et pour une image réelle.

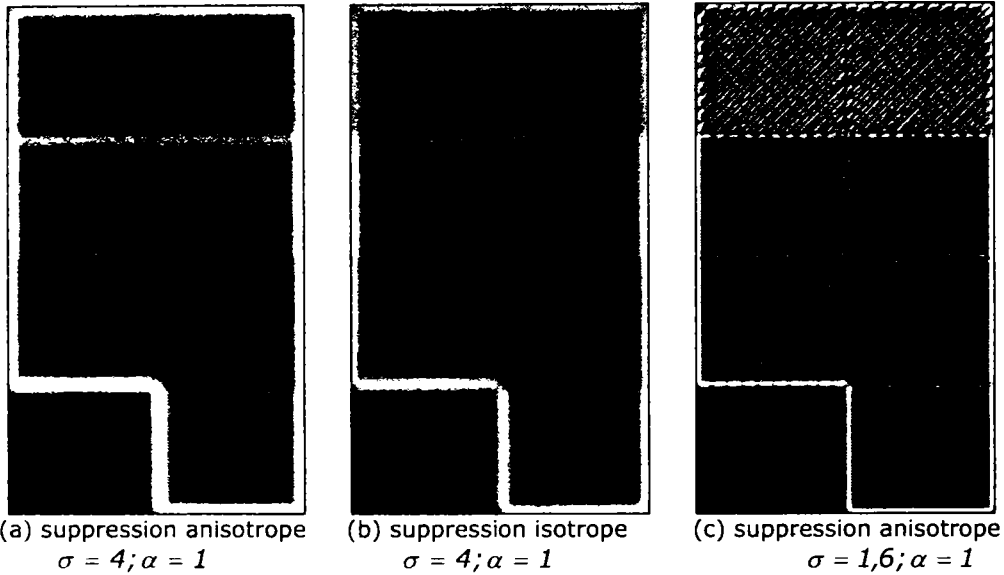


Figure 2.30. Détecteur d'inhibition par champ de gradients sur une image de synthèse.

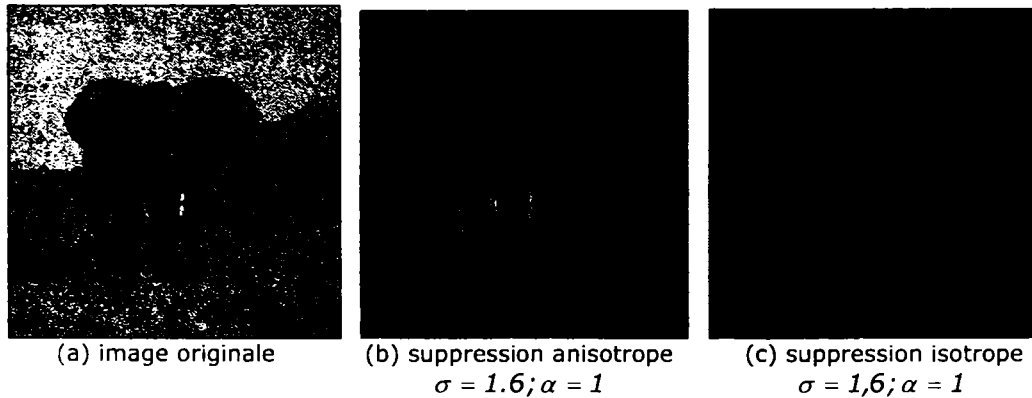
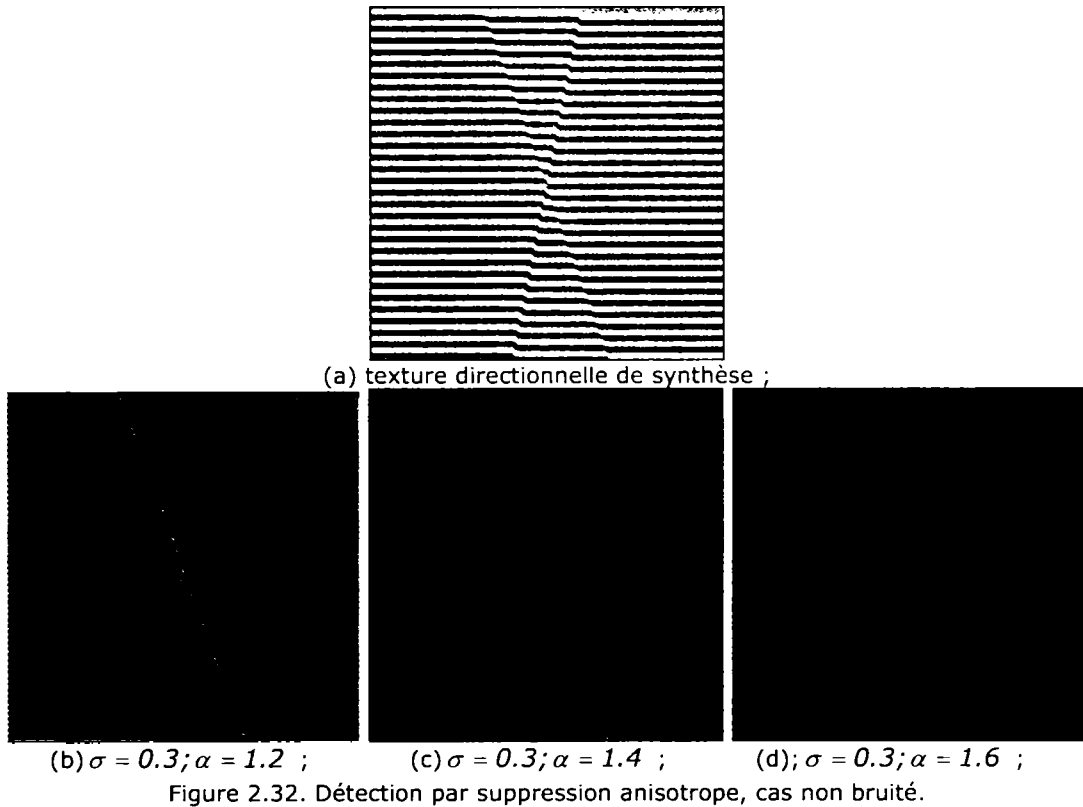
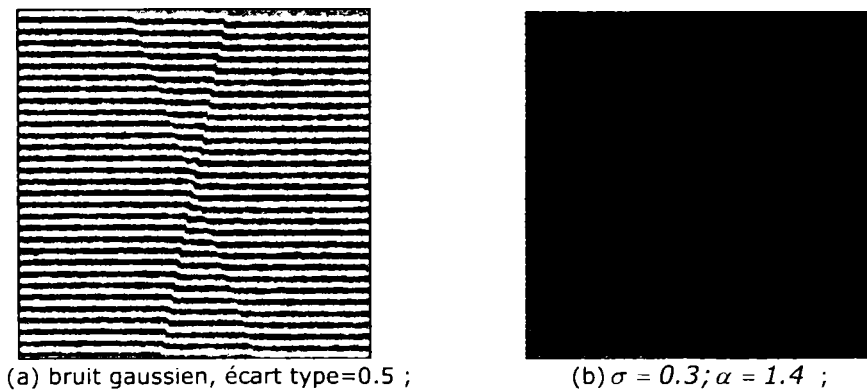


Figure 2.31. Détecteur d'inhibition par champ de gradients sur une image réelle.

La mise en œuvre du détecteur est simple et ne nécessite véritablement le réglage que d'un seul paramètre critique qui est celui qui contrôle l'échelle de suppression. Les détections obtenues vérifient l'analyse théorique : la suppression anisotrope (figure 2.30.a) détecte les contours d'intensité aussi bien que les contours de texture; par contre, le détecteur isotrope est uniquement sensible aux contours d'intensité (figure 2.30.b). Le choix du paramètre d'échelle est primordial et a une influence directe sur le voisinage d'inhibition ainsi que sur la force du phénomène de réjection. La figure 2.30.c montre ainsi un exemple obtenu pour une faible échelle : les structures composantes de la texture ne sont pas éliminées en raison d'une faible valeur du terme de suppression. En augmentant seulement le facteur d'échelle (figure 2.30.a), les structures de la texture sont éliminées mais un effet indésirable apparaît et se manifeste par une détection plus épaisse. Dans le cas d'une image réelle (figure 2.31), caractérisée par une majorité de contours d'intensité, les résultats sont davantage satisfaisants.



Dans le cas des textures directionnelles, seul le détecteur anisotrope est considéré en raison de son aptitude à répondre à des contours de texture. Concernant l'image synthétique de la figure 2.32.c, les contours de texture directionnelle sont d'une manière générale détectés par l'approche mais on observe une sensibilité importante au paramètre de pondération du terme de suppression. Ainsi, pour une valeur trop grande, le détecteur élimine les contours (figure 2.32.d) tandis que pour une valeur trop petite, les structures linéiques sont conservées (figure 2.32.b).



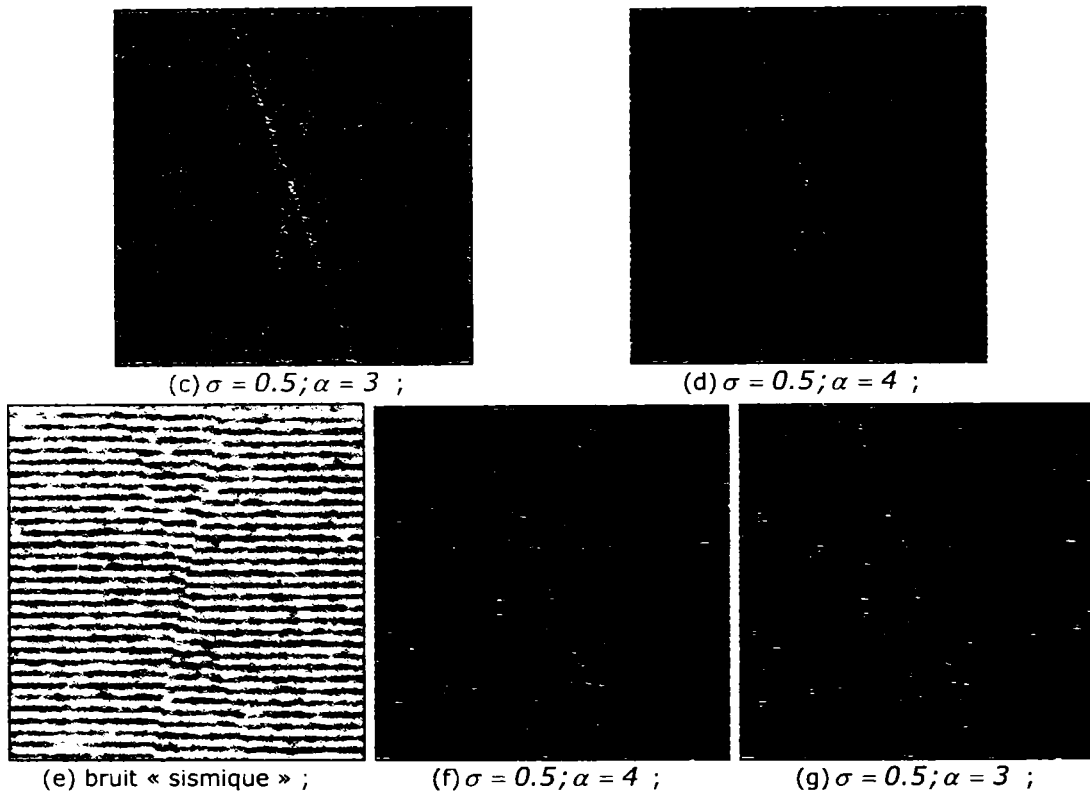


Figure 2.33. Détection par suppression anisotrope, cas bruité.

La figure suivante (2.33) traite de la détection dans le cas bruité. Deux types de bruit sont considérés : un bruit gaussien et un bruit « sismique ». Un premier constat est la faible robustesse du détecteur au bruit. En outre, les paramètres du détecteur sont fortement dépendants du type de bruit présent (figure 2.33.d et f). Dans le cas du bruit « sismique », on observe également une dépendance de la réponse à l'intensité locale des pixels traités : le champ de gradients variable en amplitude et en orientation induit des effets indésirables sur la détection. Ce cas étant caractéristique d'une texture directionnelle réelle, une détection satisfaisante n'est, d'une manière générale, pas escomptée. Cette hypothèse semble se vérifier avec les résultats présentés en figure 2.34.

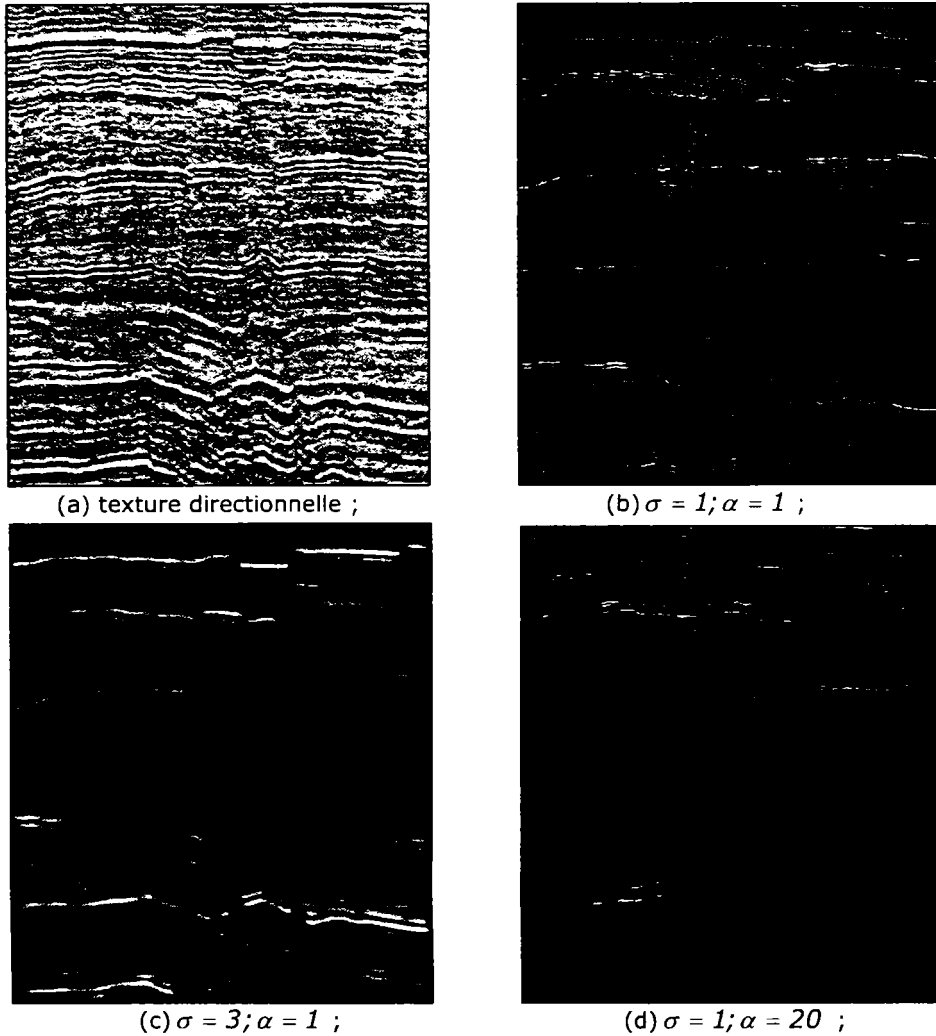
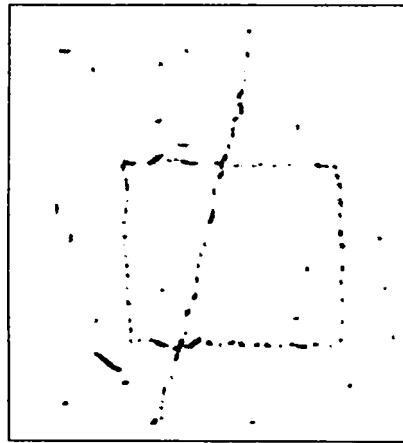


Figure 2.34. Détecteur anisotrope sur une texture directionnelle réelle.

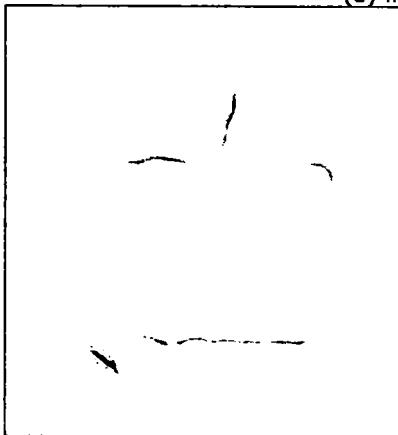
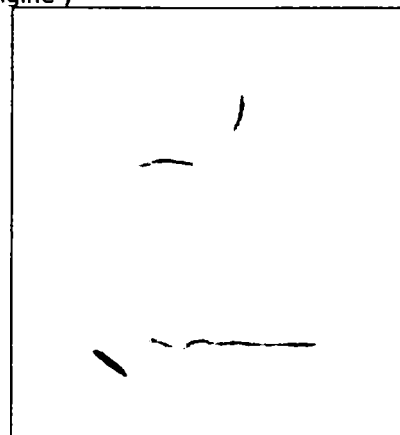
2.2.5.2. Comparaison des approches de groupement perceptuel par vote tensoriel

Deux résultats obtenus par vote de tenseurs pour l'inférence de courbes sont tout d'abord présentés dans les figures 2.35 et 2.36. L'image traitée comporte principalement une forme carrée et une droite ainsi que des impacts correspondant à du bruit d'intensité différente. Pour une meilleure visualisation des résultats, les images sont présentées en négatif : le noir indique les plus fortes amplitudes. Dans un objectif de segmentation de textures directionnelles par détection de contours, seule l'image de mesure de confiance est pertinente. Comme il l'a déjà mentionné, l'échelle est le paramètre le plus déterminant de l'approche. Des paramètres secondaires sont également à régler : le paramètre c qui intervient dans la définition de la forme du noyau fondamental de vote 2D et le paramètre N qui représente la dimension du voisinage de vote et doit être proportionnel à l'échelle retenue. Le rôle du paramètre c est de pondérer les différentes lignes de courbure constante de la fonction de vote. Aussi, il contrôle directement la sélectivité du

champ de vote. Dans le cas le moins bruité (figure 2.35), le vote tensoriel permet une reconstruction relativement complète des objets discontinus présents dans l'image traitée. Du fait que les objets à reconstruire sont caractérisés par une faible courbure, excepté dans les coins du carré, les meilleures détections sont obtenues avec de petites valeurs du paramètre c c'est-à-dire une forte sélectivité du champ de vote. Dans cet exemple, une sélectivité plus importante conduit à des artefacts de détection situés à côté des objets d'intérêt (figure 2.35.b et d). Dans le cas d'une donnée fortement bruitée (figure 2.36.a), une grande valeur du paramètre c se traduit non seulement par de fausses détections mais également par des déformations d'objets. Concernant l'échelle, une petite valeur fournit les meilleurs résultats dans le cas faiblement bruité (figure 2.35.c) : de moins en moins de détails sont visibles à mesure que l'échelle du champ de vote augmente. Par contre, dans le cas de l'image fortement bruitée (figure 2.36.d), seule une grande échelle, au prix d'un faible contraste, permet d'assurer une détection ne comportant pas trop d'artefacts. Par ailleurs, les différents résultats obtenus montrent qu'en présence du bruit structuré, semblables aux objets à détecter ou à reconstruire, l'approche ne parvient pas à distinguer le bruit du contenu pertinent : la structure linéique présente à gauche de l'image est maintenue dans la majorité des images de confiance.



(a) image d'origine ;

(b) $N=21, c=0.7$;(c) $N=21, c=0.1$;

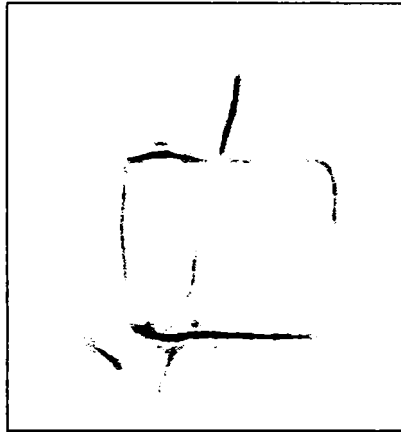
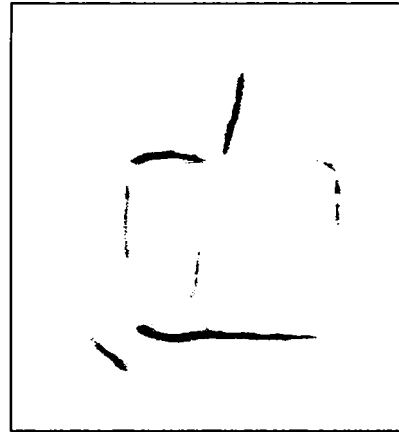
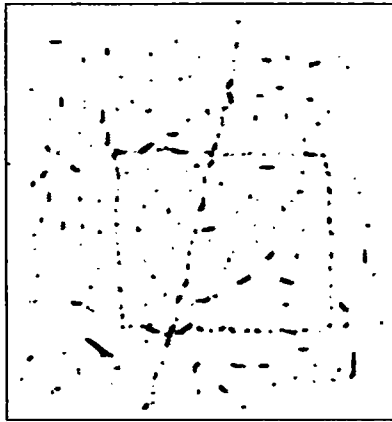
(d) $N=39, c=0.75$;(e) $N=39, c=0.15$;

Figure 2.35. Mesures de confiance d'inférence de courbes 2D dans le cas de données faiblement bruitées.



(a) image d'origine ;

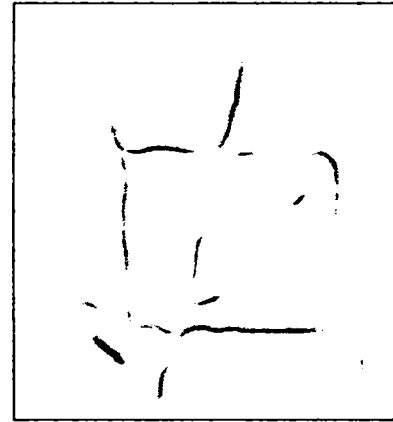
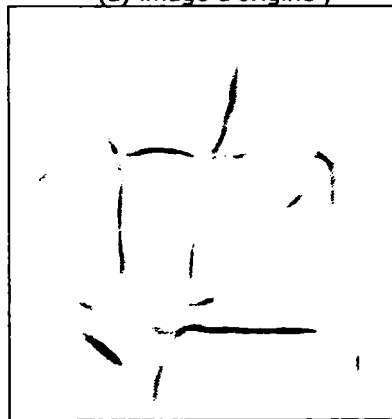
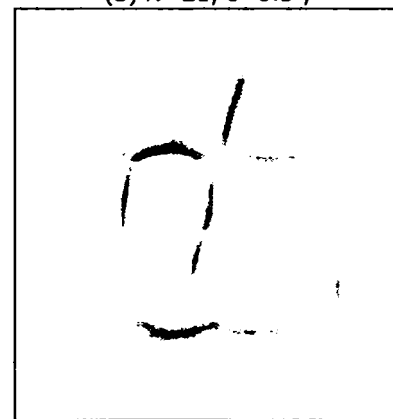
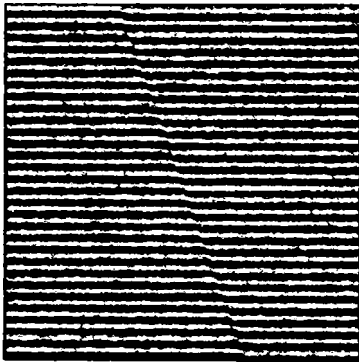
(b) $N=21, c=0.5$;(c) $N=21, c=0.15$;(d) $N=39, c=0.15$;

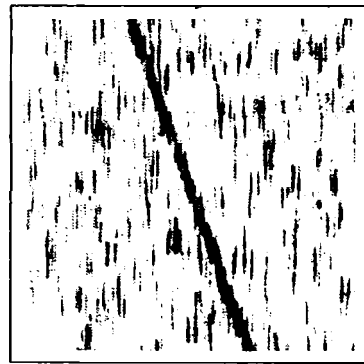
Figure 2.36. Mesures de confiance d'inférence de courbes 2D dans le cas de données fortement bruitées.

L'approche de vote de tenseurs est une approche de « moyen niveau ». Les données d'entrée proviennent, par exemple, d'une approche classique de détection de contours. Elle a pour objectif de reconstruire des structures à destination de méthodes de haut niveau tels que des algorithmes de segmentation, de reconnaissance d'objets, etc.

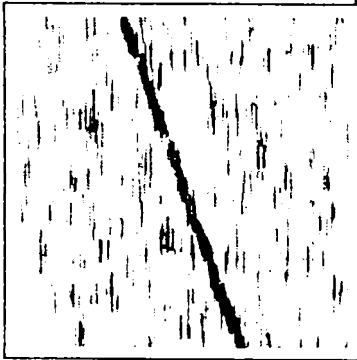
Dans le contexte de la détection des contours de textures, on présente par la suite des résultats de l'approche de vote de tenseurs sur des images texturées de synthèse et sur des images sismiques réelles. Les images d'entrée du vote de tenseurs sont obtenues par la méthode de détection de contours de texture qui utilise le tenseur de structure : les contours obtenus durant cette étape sont binarisés. L'influence du seuil apparaît sur la figure 2.37. Une petite valeur préserve les fausses détections du détecteur de contours ce qui implique l'utilisation d'une plus grande échelle dans l'approche de vote de tenseurs pour éliminer certains artefacts et assurer une continuité au contour recherché. Par contre, une valeur de seuil plus élevée conduit à un résultat sans artefacts mais moins continu. Au final, un compromis est à trouver entre le seuil, l'échelle et la qualité de la détection.



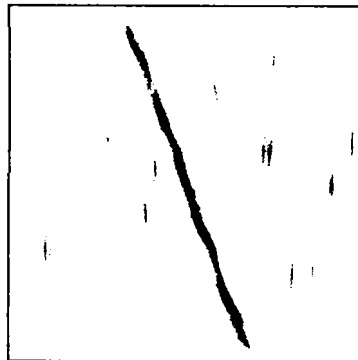
(a) texture de synthèse corrompue par un bruit uniforme ;



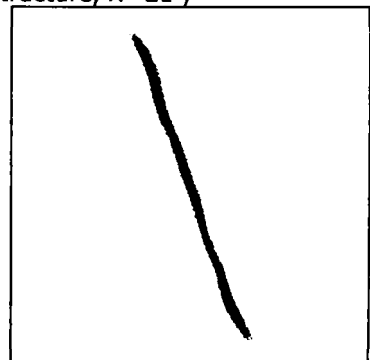
(b) détection par l'approche du tenseur de structure, $N=21$;



(c) seuillage, $s=0.05$;



(d) vote de tenseurs, $N=21$, $c=0,15$;



(e) vote de tenseurs, $N=39$, $c=0,15$;

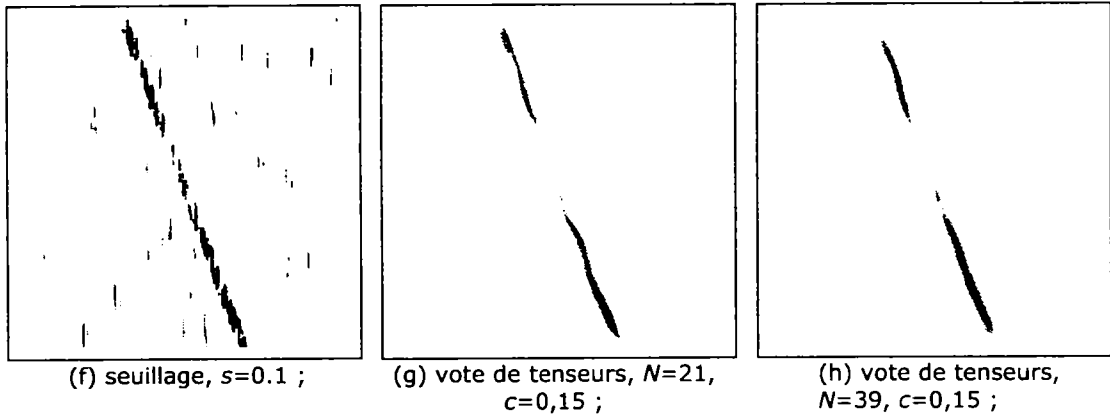
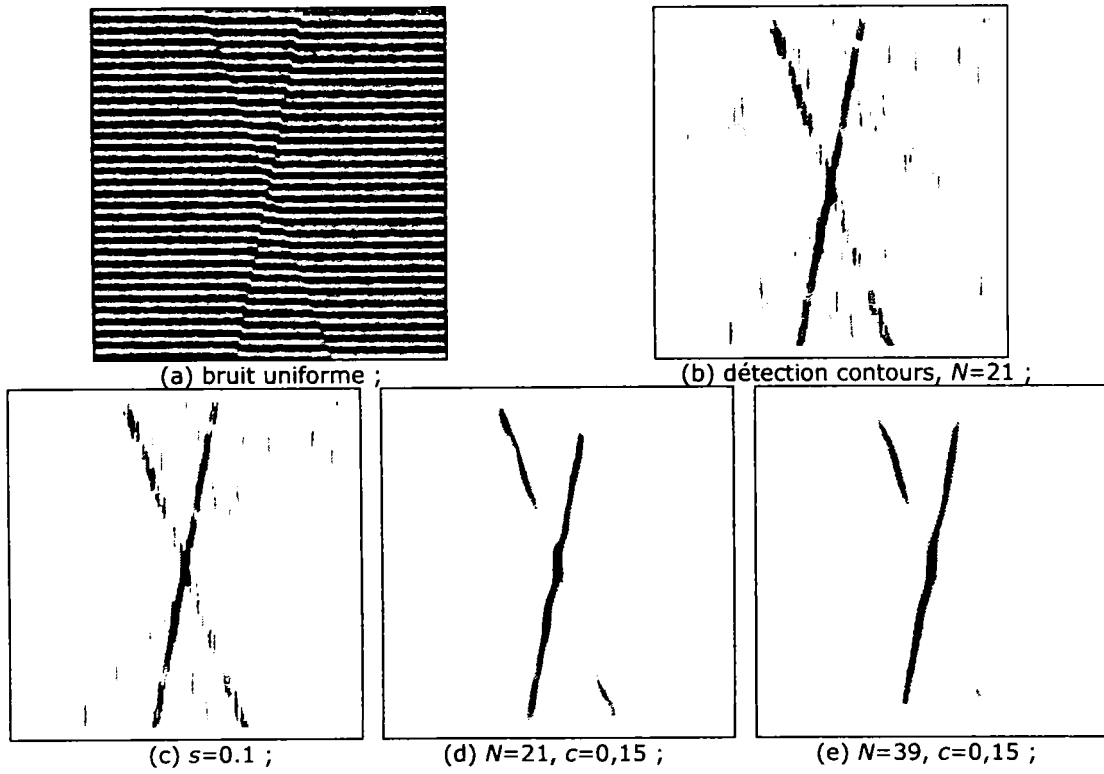


Figure 2.37. Influence du seuillage.



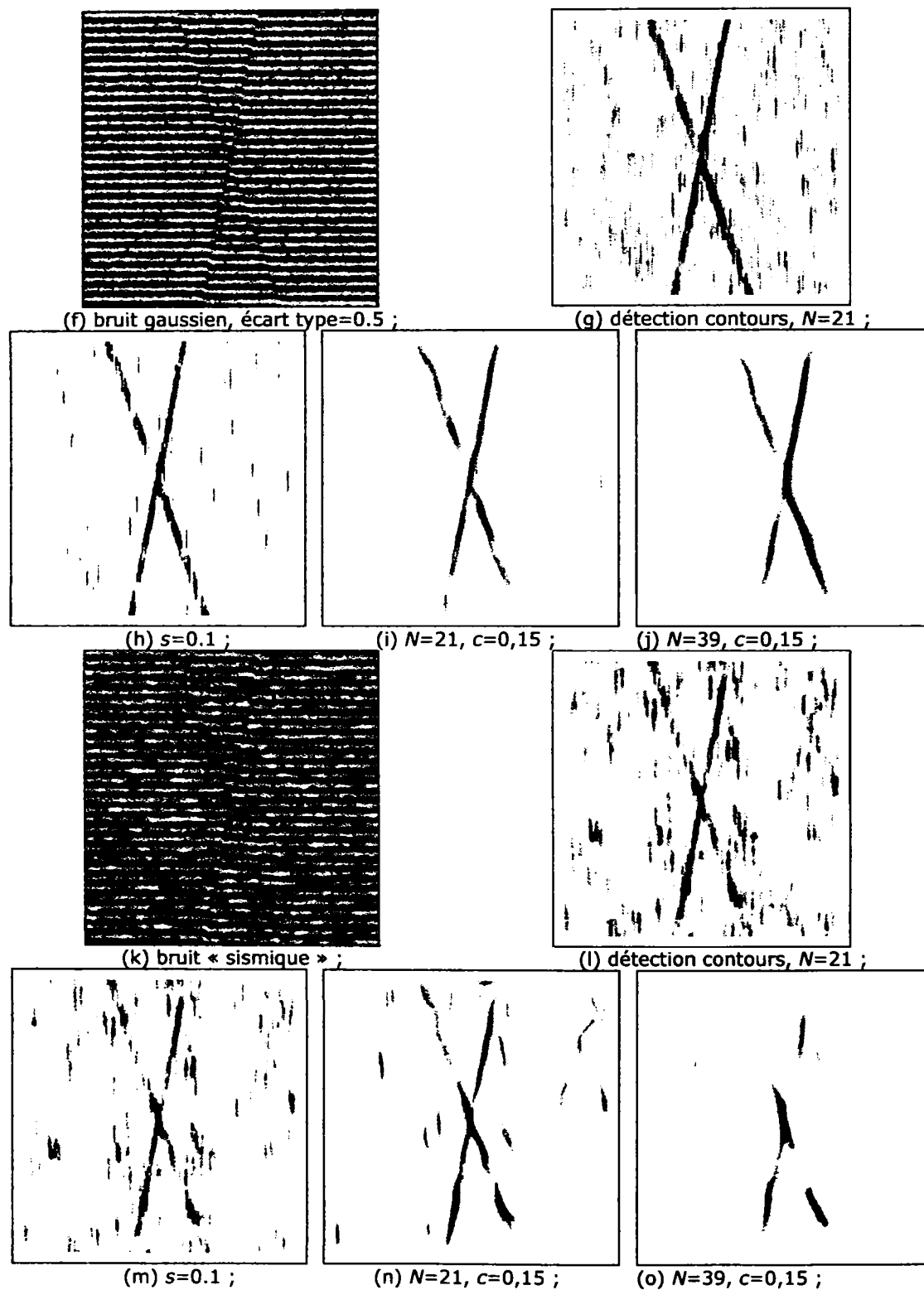
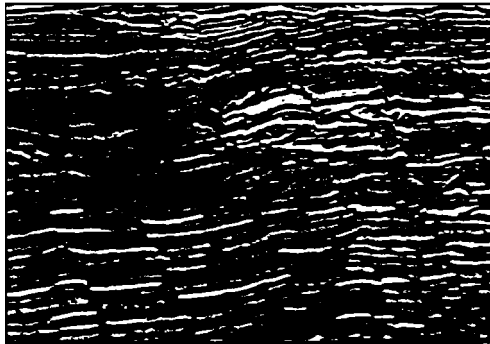


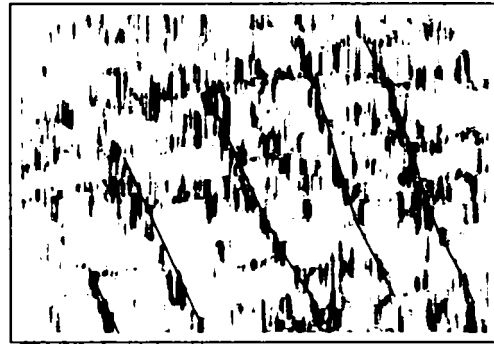
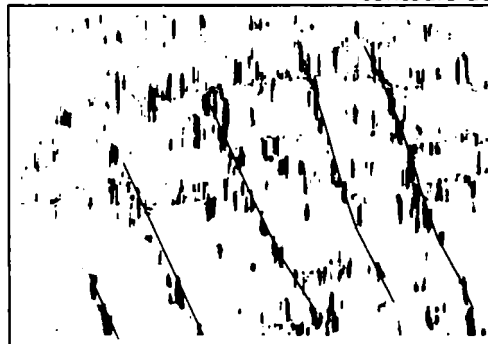
Figure 2.38. Approche par vote de tenseurs pour différents types de bruit.

Le comportement du détecteur par vote de tenseurs aux différents types de bruits est présenté sur la figure 2.38. Une première observation est que les résultats obtenus pour le bruit uniforme et pour le bruit gaussien sont très semblables. Les derniers exemples (figure 2.38.m, n et o) sont obtenus pour une texture de synthèse (figure 2.38.k) contaminée par un bruit sismique. Dans ce cas, on observe davantage de fausses réponses pour le détecteur de contours et l'approche de vote de tenseurs ne parvient pas à les filtrer de sorte à obtenir une reconstruction satisfaisante. L'utilisation d'une petite échelle conduit à une meilleure détection (figure 2.38.n) que celle du détecteur de contours initial (figure 2.38.l) mais trop d'artefacts subsistent encore. Par contre, une grande échelle élimine davantage de bruit mais au détriment de la continuité et de la visibilité du contour attendu.

Dans le cas d'une donnée réelle (figure 2.39), les observations qui ont été faites pour une image de synthèse contaminée par un bruit sismique restent valables. L'utilisation d'une grande échelle donne les meilleurs résultats c'est-à-dire le moins de fausses détections. En outre, du fait des fortes amplitudes de certaines fausses détections issues du détecteur de contours de textures, les résultats de l'approche par vote de tenseurs présentent de nombreux objets parasites structurés. La méthode ne parvient pas totalement à éliminer ces artefacts et les amplifie en les épaississant. Dans le cas de la donnée sismique, un impact important du champ de vote apparaît sous la forme d'un biais (figure 2.39.c, d et e) dans les contours détectés (lignes rouges).



(a) image sismique ;

(b) détecteur de contours de texture, $N=21$;(c) seuillage, $s=0.3$;

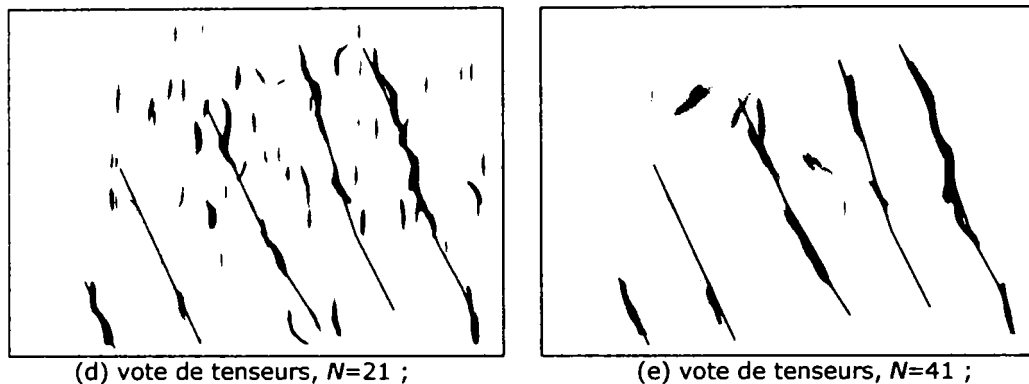


Figure 2.39. Approche par vote de tenseurs sur une image sismique.

2.2.5.3. Conclusions

Les approches par champ d'inhibition traitent de la détection de contours du point de vue de la modélisation neurophysiologique. A partir de conclusions d'études menées sur les mécanismes de la vision humaine, différents types de modèles des cellules neuronales de la vision ont été pris en compte. Le rôle du champ réceptif classique et non classique (d'inhibition) dans la détection des contours est intégré au sein de deux propositions de détecteurs : le détecteur isotrope modélise les cellules de suppression tandis que le détecteur anisotrope constitue une modélisation des cellules de contraste d'orientation. L'analyse des résultats obtenus sur différentes images révèle une très bonne détection dans les images caractérisées par une grande majorité de contours d'intensité.

Par contre, les différents modèles ne semblent pas adaptés au cas de contours de textures directionnelles. Une difficulté de ces méthodes concerne le choix optimal des paramètres du détecteur qui dépendent fortement de l'image traitée. L'utilisation du champ de gradients à la place des filtres de Gabor réduit le nombre des paramètres mais n'élimine pas pour autant les difficultés de mise au point. Même en envisageant la modélisation du champ de suppression, tel que proposé par quelques auteurs [21, 23, 101], la démarche n'est en définitive pas adaptée au cas de la segmentation des textures directionnelles.

L'approche du vote de tenseurs présente un cadre général pour la reconstruction de contours virtuels. Les principes gestaltistes de la perception visuelle sont pris en compte pour la résolution de cette tâche. L'utilisation des tenseurs permet de coder une information vectorielle ce qui confère davantage de robustesse à la méthode. Un atout important de la démarche est son caractère non itératif. D'autre part, elle présente un seul paramètre critique à régler qui est un facteur d'échelle contrôlant directement les dimensions des objets détectés. Il s'agit d'une approche aisément extensible du cas 2D ou 3D à des espaces de plus grande dimension, sans ajout de paramètres.

Concernant les contours de textures directionnelles, la combinaison de cette dernière approche, qui a pour objectif de reconstruire des composantes virtuelles, avec des approches qui détectent spécifiquement des contours de texture donne de meilleurs résultats que ceux obtenus à partir des méthodes considérées séparément. En dehors des améliorations apportées par cette combinaison, plusieurs difficultés persistent cependant : présence d'objets structurés parasites, déformation des contours et biais spatial de la détection.

Chapitre 3. Détection de contour textuel par approche géométrique

L'analyse des approches existantes pouvant donner lieu à la détection des contours de texture a été menée dans le chapitre précédent. Dans la première partie du deuxième chapitre, les approches de segmentation au sens des régions ont été détaillées. L'étude a montré que ce type d'approches offrait des résultats intéressants mais pouvant être améliorés. Ces méthodes se fondent uniquement sur la modélisation des textures et ne prennent pas en compte directement les événements particuliers qui nous intéressent c'est-à-dire les hétérogénéités linéaires. Dans la seconde partie, nous nous sommes intéressés à la segmentation au sens des contours. Il s'agissait d'intégrer la prise en compte de l'événement, c'est-à-dire le contour, sans une modélisation explicite de la texture. En outre, nous avons présenté les méthodes de la littérature pouvant présenter un caractère robuste pour la détection de contour. Dans cet objectif, nous nous sommes intéressés à des approches prenant en compte une modélisation du système visuel humain. L'idée est que le système visuel humain a une propension à augmenter la saillance des contours les plus probables à l'aide de mécanismes d'inhibition et de rehaussement. Notre étude a montré que même si les approches analysées donnent de bons résultats dans le contexte où elles ont été proposées, elles sont moins pertinentes concernant nos images. Afin d'améliorer ces méthodes, il est nécessaire de les adapter au contexte de la segmentation des contours virtuels linéaires dans des textures directionnelles (contours texturels). A cette fin, l'information géométrique a priori du contour peut être prise en compte pour une détection plus discriminante.

Dans ce chapitre, nous proposons, dans un premier temps, une méthode de détection intégrant un modèle géométrique du contour textuel [7, 8, 27]. Par la suite, une variante plus robuste est développée sur un schéma itératif prenant en compte la vraisemblance du contour. Nous étudions l'extension au cas 3D de ces méthodes en recherchant un compromis entre qualité de détection et coût calculatoire. Tout au long de ce chapitre, des exemples de résultats sont présentés pour des données de synthèse et réelles. Finalement, des mesures de performance des approches sont introduites afin de mener une analyse quantitative comparative.

3.1. Détecteur robuste de contour

3.1.1. Modèle géométrique a priori

3.1.1.1. Modèle de faille sismique et structuration du champ tensoriel

Les résultats obtenus dans le chapitre précédent ont permis de montrer les faiblesses des méthodes étudiées. Ces méthodes déjà proposées dans la littérature abordent le problème de la détection par une analyse surfacique des textures directionnelles. Elles n'utilisent pas complètement les caractéristiques particulières de l'événement que nous souhaitons localiser, c'est à dire le réseau de failles.

Notamment, la nature directionnelle des failles n'est pas utilisée ainsi que sa faible épaisseur transversale. Aussi, notre première tâche a été de proposer un modèle géométrique réaliste et simple à utiliser [8]. A l'échelle de la sismique, un modèle simple consiste à considérer la faille comme le résultat d'un glissement de roches le long d'un plan local comme le montre la figure 3.1.

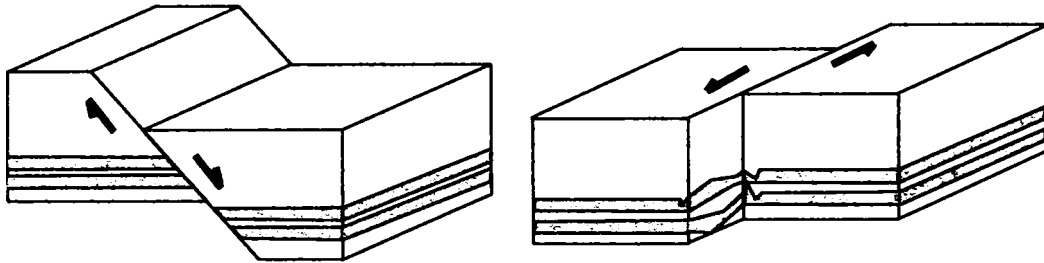


Figure 3.1. Modèle plan des failles 3D.

Sur l'image, la faille apparaît comme un plan séparateur entre deux régions texturées de paramètres directionnels identiques ou différents mais, dans tous les cas, homogènes dans chacune des régions. Finalement, la faille correspond en terme d'intensité du signal sismique, à un champ de tenseurs de structure. Localement, le lieu de la faille se caractérise par un désordre anisotrope du champ des tenseurs de structure comme le montre la figure 3.2. Un fort niveau de désordre du champ de tenseurs suit la géométrie linéaire du contour. C'est cette observation que nous allons exploiter dans l'approche que nous proposons.

Ce modèle « faille » va donc correspondre à une mesure linéique en 2D et surfacique en 3D du désordre du champ de tenseurs. Pour permettre une détection sur la base de ce modèle, la première idée est de calculer une mesure de désordre le long de toutes les directions et d'en déduire une courbe angulaire du désordre. La courbe angulaire doit donc définir un espace sélectif au sens de la faille. Ainsi, les effets indésirables introduits par l'utilisation des traces verticales, comme c'est le cas des méthodes présentées dans le deuxième chapitre, pourront être éliminés.

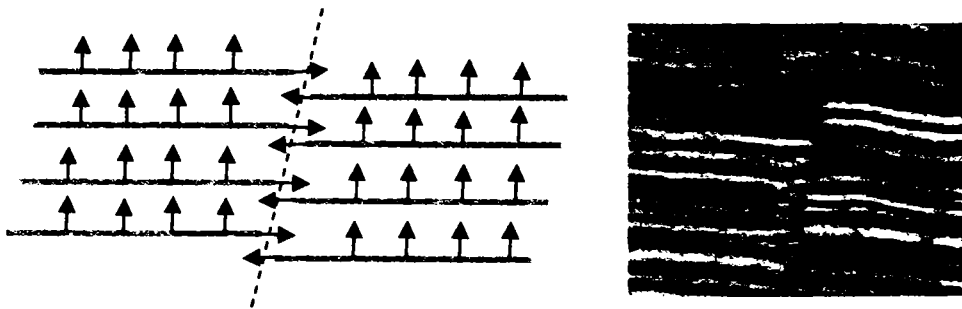


Figure 3.2. Désordre du champ de tenseurs le long d'une structure locale linéique.

3.1.1.2. Mesure de désordre directionnel

La mesure directionnelle du désordre, notée $F(s, \nu)$, est une mesure de confiance angulaire de l'appartenance du point au contour. Le paramètre s représente une position spatiale dans l'image et ν le vecteur normal définissant la direction d'analyse. Les courbes angulaires, notées $\{F(s, \nu), \nu \in \Theta\}$ où Θ représente l'ensemble de toutes les directions possibles en 2D ou 3D, sont construites sur la base des mesures de désordre du champ de tenseurs présentées au chapitre 2. La mesure est obtenue par une analyse en composantes principales du tenseur de structure d'un voisinage orienté. On considère le voisinage orienté $VO_N(s, \nu)$ défini par le centre s , et le vecteur normal ν comme le montre la figure 3.3. N est la dimension du voisinage. En 2D, le voisinage est alors un segment de N pixels, orienté par la normale ν , tandis qu'en 3D le voisinage devient un plan de $N \times N$ points. Le tenseur de structure dans un point s de la texture $p(s)$ calculé sur le voisinage $VO_N(s, \nu)$, dans le cas 2D et 3D est :

$$T(s, \nu) = \begin{bmatrix} \int_{u \in VO_N(s, \nu)} \frac{\partial^2 p(u)}{\partial x^2} du & \int_{u \in VO_N(s, \nu)} \frac{\partial^2 p(u)}{\partial x \partial y} du \\ \int_{u \in VO_N(s, \nu)} \frac{\partial^2 p(u)}{\partial x \partial y} du & \int_{u \in VO_N(s, \nu)} \frac{\partial^2 p(u)}{\partial y^2} du \end{bmatrix}$$

$$T(s, \nu) = \begin{bmatrix} \int_{u \in VO_N(s, \nu)} \frac{\partial^2 p(u)}{\partial x^2} du & \int_{u \in VO_N(s, \nu)} \frac{\partial^2 p(u)}{\partial x \partial y} du & \int_{u \in VO_N(s, \nu)} \frac{\partial^2 p(u)}{\partial x \partial z} du \\ \int_{u \in VO_N(s, \nu)} \frac{\partial^2 p(u)}{\partial x \partial y} du & \int_{u \in VO_N(s, \nu)} \frac{\partial^2 p(u)}{\partial y^2} du & \int_{u \in VO_N(s, \nu)} \frac{\partial^2 p(u)}{\partial y \partial z} du \\ \int_{u \in VO_N(s, \nu)} \frac{\partial^2 p(u)}{\partial x \partial z} du & \int_{u \in VO_N(s, \nu)} \frac{\partial^2 p(u)}{\partial y \partial z} du & \int_{u \in VO_N(s, \nu)} \frac{\partial^2 p(u)}{\partial z^2} du \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

En considérant la décomposition en composantes principales, on obtient les valeurs propres : $\lambda_1(s, \nu) \geq \lambda_2(s, \nu) \geq \lambda_3(s, \nu)$.

La mesure de confiance angulaire $F(s, \nu)$ est alors :

$$F(s, \nu) = \frac{2\lambda_2(s, \nu)}{\lambda_1(s, \nu) + \lambda_2(s, \nu)} \quad \text{Cas 2D}$$

$$F(s, \nu) = \frac{3}{2} \cdot \frac{\lambda_2(s, \nu) + \lambda_3(s, \nu)}{\lambda_1(s, \nu) + \lambda_2(s, \nu) + \lambda_3(s, \nu)} \quad \text{Cas 3D} \quad (3.2)$$

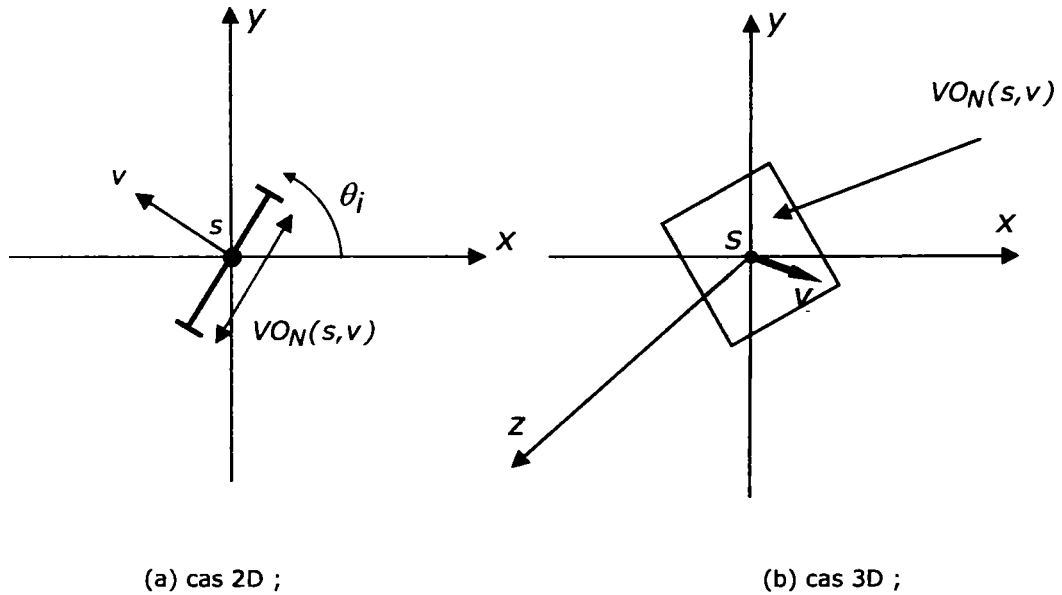
Les constantes impliquées dans la formule du calcul de la mesure sont choisies pour que la réponse soit normalisée dans l'intervalle $[0, 1]$.

La figure 3.4 présente une analyse géométrique de la mesure de confiance de l'équation 3.2 sous une forme ellipsoïde. Dans la suite de ce paragraphe, nous nous intéressons uniquement au cas 2D, sachant que le cas 3D n'est qu'une extension triviale. Le tenseur de structure de l'équation 3.1 par décomposition en composantes principales devient :

$$T(s, \nu) = \lambda_1(s, \nu) \bar{e}_1 \bar{e}_1^T + \lambda_2(s, \nu) \bar{e}_2 \bar{e}_2^T$$

$$T(s, \nu) = (\lambda_1(s, \nu) - \lambda_2(s, \nu)) \bar{e}_1 \bar{e}_1^T + \lambda_2(s, \nu) (\bar{e}_1 \bar{e}_1^T + \bar{e}_2 \bar{e}_2^T) \quad (3.3)$$

$$\lambda_1(s, \nu) \geq \lambda_2(s, \nu)$$



(a) cas 2D ;

(b) cas 3D ;

Figure 3.3. Voisinage $VO_N(s, \nu)$.

La mesure de confiance angulaire est donc principalement déterminée par $\lambda_2(s, \nu)$, le facteur $\frac{2}{\lambda_1(s, \nu) + \lambda_2(s, \nu)}$ étant utilisé seulement pour la normalisation dans l'intervalle $[0, 1]$. La valeur propre $\lambda_2(s, \nu)$ contrôle la forme de l'ellipse qui caractérise le tenseur $T(s, \nu)$. Donc, pour un point du contour dans une zone structurée (figure 3.4) et pour une orientation du voisinage $VO_N(s, \nu)$ qui ne correspond pas à celle du contour, la population des tenseurs du voisinage est à peu près homogène du fait des structures directionnelles de la texture. Le tenseur final, $T(s, \nu)$ est alors représenté par une ellipse allongée, où la longueur de chaque diamètre représente les valeurs propres. Dans le cas où $\lambda_2(s, \nu)$ correspond à une petite valeur par rapport à $\lambda_1(s, \nu)$ alors la mesure angulaire tend vers zéro. Cela traduit bien le cas d'une faible confiance dans l'orientation du contour. Quand l'orientation du voisinage $VO_N(s, \nu)$ correspond à celle du contour, la population des tenseurs du voisinage varie beaucoup en termes d'orientation de leur vecteur

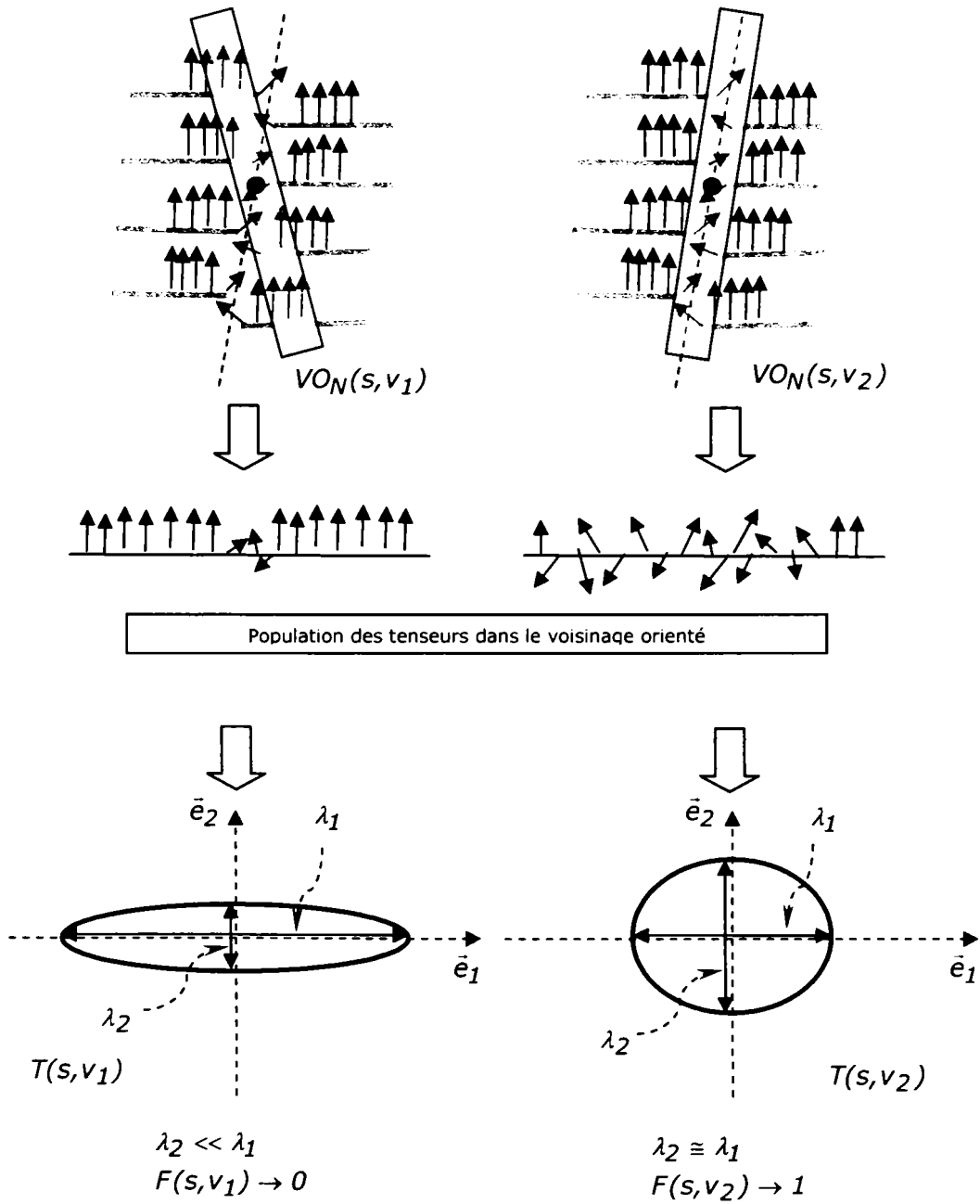


Figure 3.4. Analyse de la mesure de confiance angulaire $F(\mathbf{s}, \mathbf{v})$.

principal. L'ellipse représentant le tenseur $T(\mathbf{s}, \mathbf{v})$ tend vers un cercle, les deux valeurs propres étant comparables. La mesure $F(\mathbf{s}, \mathbf{v})$ tend alors vers 1, c'est-à-dire une forte confiance dans l'orientation du support de mesure par rapport à celle du contour.

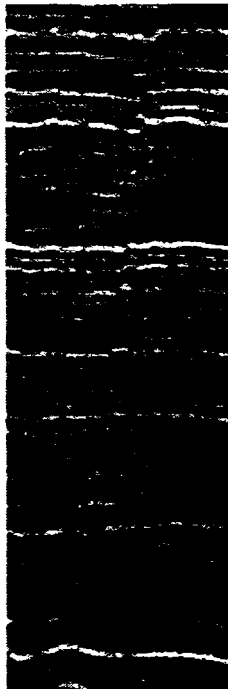
Par contre, les points appartenant à des zones fortement bruitées, vont se caractériser par une population de tenseurs non homogènes pour toutes les orientations du voisinage $VO_N(s,v)$, comme le montre la figure 3.4 (partie droite). La courbe angulaire du désordre présentera donc de nombreuses valeurs fortes.

3.1.1.3. Résultats

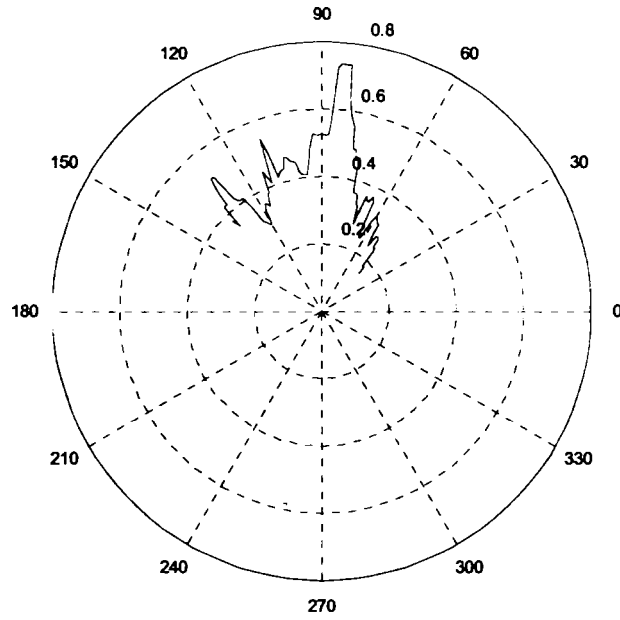
Dans ce paragraphe, nous montrons des résultats obtenus avec la mesure de désordre directionnelle afin d'évaluer son intérêt sur des données réelles. Dans un premier temps, deux exemples de courbes angulaires de désordre sont présentés par la figure 3.5. A gauche, nous avons l'image sismique sur laquelle nous avons indiqué le point où nous réalisons la mesure. Pour la première courbe, centrée sur le point P , un voisinage de 21 points est utilisé pour construire la courbe angulaire présentée en figure 3.5.b. Nous pouvons tout d'abord noter que, comme l'on pouvait sans douter, le maximum de cette courbe n'est pas obtenu pour une direction verticale. Cela confirme notre point de vue sur les méthodes du chapitre 2. Le maximum correspondant au contour est trouvé pour une orientation différente de 90° .

A partir de cette première courbe, nous pourrions penser que la simple construction d'un attribut donnant tous les maxima directionnels permettrait de résoudre notre problème. En effet, la courbe angulaire, qui caractérise le point P associé à une zone structurée, présente un maximum discriminant au sens du contour. Cependant, ses maxima ne sont pas discriminants dans les zones perturbées, c'est-à-dire les zones géologiques non structurées. Par exemple, la courbe angulaire du point Q , issu d'une zone dite « sourde » mais où l'on peut encore distinguer la faille, ne présente pas un maximum en concordance avec la direction du contour. C'est l'effet introduit par un taux de bruit élevé ou par une perte d'hétérogénéité de la texture dans la région en question. En outre, cette absence d'hétérogénéité locale, souvent rencontrée dans les données sismiques, corroborée avec l'idée d'affichage du maximum de la courbe angulaire entraîne un autre effet indésirable, observable dans la figure 3.6, qu'on qualifie « d'effet papillon ». La recherche exhaustive du maximum angulaire de la mesure de désordre, montre que les points du contour ont un comportement d'attracteurs sur les points du voisinage.

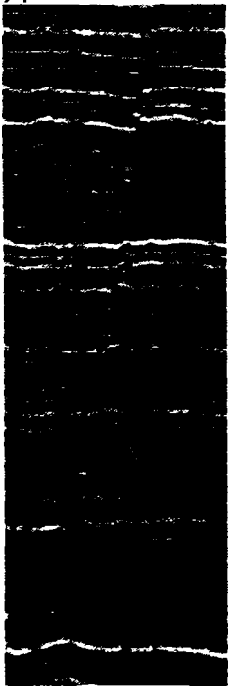
En conclusion, pour avoir une bonne détection (correspondant à une diminution de l'effet papillon) et une meilleure robustesse dans les zones bruitées, une extension du modèle géométrique s'impose. L'hypothèse de base pour cette extension est que les contours sont localement formés par plusieurs segments continus. Le principe de continuité spatiale de la détection favorise les alignements des points caractérisés par une forte mesure de désordre du champ de tenseurs et élimine les structures isolées. A cette fin, un critère d'interaction entre différents voisinages, $VO_N(s,v)$ est proposé dans la suite. Ce critère a pour tâche d'identifier les alignements favorables et qui suivent l'hypothèse géométrique. Finalement, le résultat final est construit en utilisant une technique de vote scalaire appelée « accumulation ». La totalité de ces étapes constitue au final l'approche géométrique robuste que nous proposons. Ce principe de continuité linéaire peut être apparenté aux principes d'inhibition et de renforcement utilisés dans les méthodes bio-inspirées du chapitre précédent.



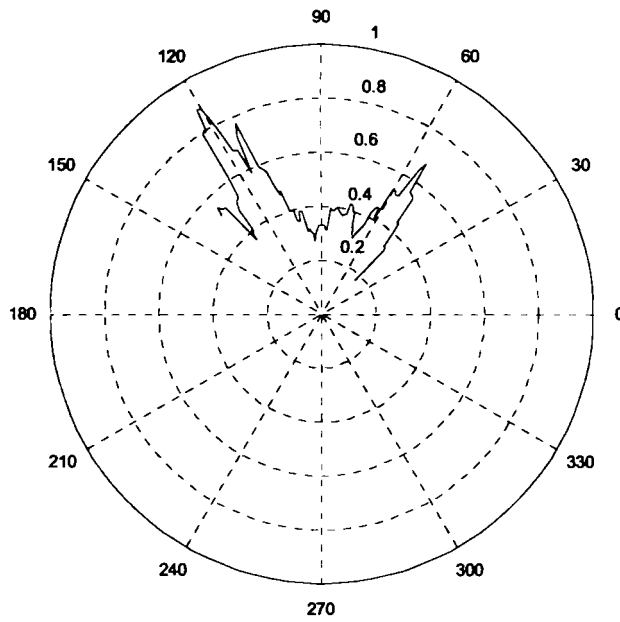
(a) point d'une zone structurée ;



(b) courbe angulaire du point P ;



(c) point d'une zone bruitée ;



(d) courbe angulaire du point Q ;

Figure 3.5. Exemples de courbes angulaires de la mesure de désordre.



Figure 3.6. Résultat obtenu par le maximum angulaire de la mesure de désordre du champ de tenseurs de structure.

3.1.2 Approche robuste

3.1.2.1. Critère d'interaction

Le critère d'interaction $C(s, v)$ est basé sur l'hypothèse que les contours sont formés par des alignements de segments continus, caractérisés par une forte mesure de désordre du champ tensoriel. En concordance avec cette hypothèse, le voisinage considéré pour le calcul du critère d'interaction, de type $k \times VO_N(s, v)$, est montré en figure 3.7.

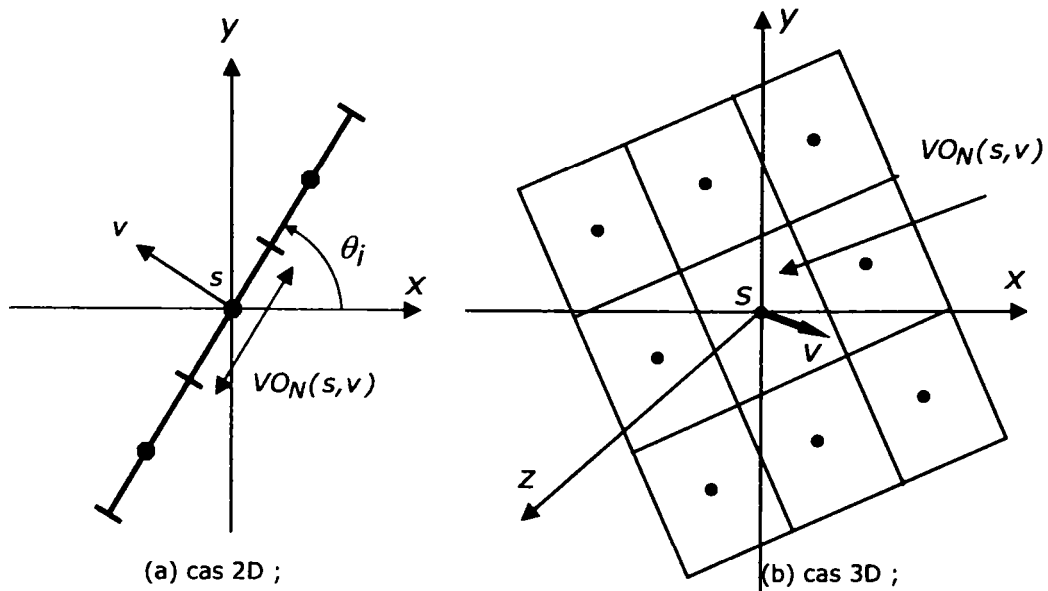
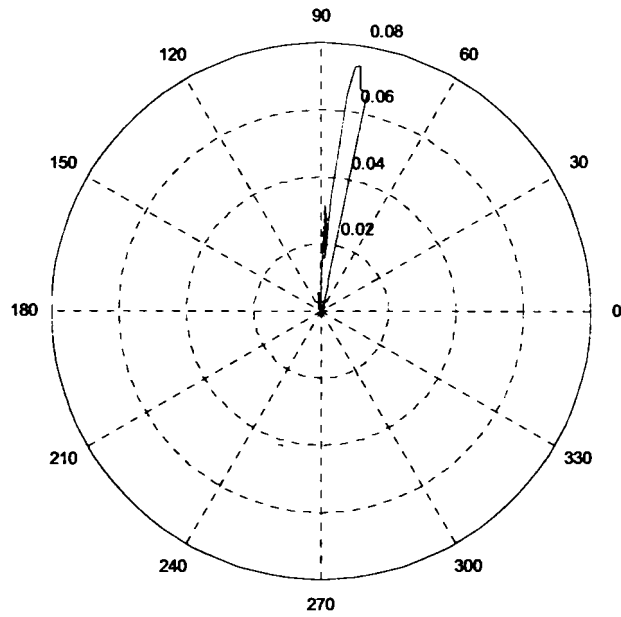


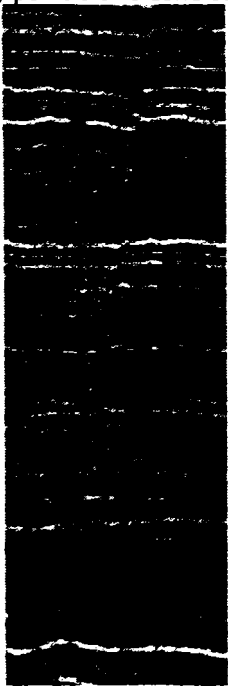
Figure 3.7. Voisinage $k \times VO_N(s, v)$.



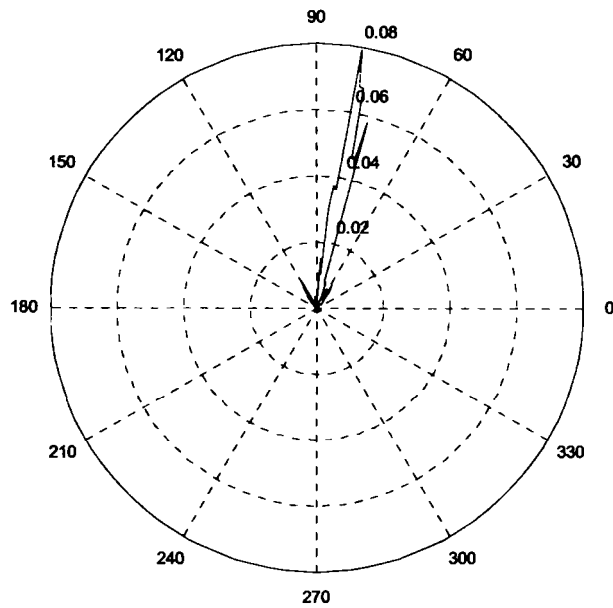
(a) point d'une zone structurée ;



(b) critère d'interaction du point P ;



(c) point d'une zone bruitée ;



(d) critère d'interaction du point Q ;

Figure 3.8. Exemples de courbes de critère d'interaction.

En chaque point s de l'image, le voisinage de calcul du critère d'interaction est paramétré par le vecteur normal v . Pour le calcul du critère, seuls les centres de chaque structure linéaire (segment en 2D, plan en 3D) sont pris en compte :

$$C(s, v) = F(s, v) \prod_{ds \in \Omega(v)} F(s + ds, v) \quad (3.4)$$

où les centres considérés sont donnés par :

$$ds = \begin{cases} \{Nku_1\}; k \in [-K, K] & \text{Cas 2-D} \\ \{N(k_1u_1 + k_2u_2)\}; k_1, k_2 \in [-K, K] & \text{Cas 3-D} \end{cases} \quad (3.5)$$

Les vecteurs u_1 et u_2 sont les vecteurs de base de la structure linéique. Dans le cas 2D, la structure linéique est un segment orienté dont le vecteur de base est :

$$u_1 = \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

et le vecteur normal :

$$v_{2D} = \begin{bmatrix} \sin(\theta) \\ -\cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

Dans le cas 3D, la structure linéique est un plan. Les deux vecteurs de base sont:

$$u_1 = \begin{pmatrix} \cos(\alpha) \\ -\sin(\alpha) \\ 0 \end{pmatrix} \text{ et } u_2 = \begin{pmatrix} \sin(\alpha)\cos(\theta) \\ \cos(\alpha)\cos(\theta) \\ \sin(\theta) \end{pmatrix} \quad (3.8)$$

Le critère utilise plusieurs structures linéaires (segment en 2D, plan en 3D) définis par leur centre et la loi de fusion est une fonction « et » : $u_1 \wedge u_2$.

Le vecteur normal au plan est donné par :

$$v_{3D} = \begin{bmatrix} \sin(\alpha)\sin(\theta) \\ \cos(\alpha)\sin(\theta) \\ -\cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

Le paramètre K donne le nombre de structures linéiques où l'on impose l'alignement : $2K+1$ en 2-D et $(2K+1)$ $(2K+1)$ en 3-D.

Le critère d'interaction est calculé dans l'espace d'orientations discrétisé sur un nombre fini d'angles : $\{\theta_i; i = [1: I]\}$ dans le cas 2-D ; $\{\theta_i, \alpha_j; i = [1: I], j = [1: J]\}$ dans le cas 3D. L'orientation du contour est déterminée par une recherche exhaustive du maximum du critère d'interaction.

La figure 3.8 montre un exemple de courbes angulaires obtenues à l'aide du critère. En faisant la comparaison avec les courbes angulaires obtenues par la mesure de désordre de la figure 3.5, on observe que le critère introduit est bien plus sélectif. Dans le cas du point de contour de la zone structurée P , le maximum n'a pas changé d'orientation. Par contre, le point de la zone bruitée présente un seul maximum et l'orientation associée correspond à celle du contour.

3.1.2.2. Accumulation directionnelle

La définition du critère d'interaction montre une forte sélectivité obtenue à l'aide de la fonction de fusion utilisée (équation 3.4). Cette sélectivité présente par contre le désavantage de créer des « trous » dans la réponse. Il suffit qu'un seul

point du voisinage de calcul du critère d'interaction (figure 3.7) présente une faible confiance dans la direction du contour pour que la valeur du produit soit faible. Pour pallier ce problème, une dernière étape nommée *accumulation* complète l'approche. L'étape d'accumulation est une diffusion des valeurs des maxima du critère d'interaction le long de la structure linéaire qui représente le voisinage de calcul du même critère. Le mécanisme d'accumulation est en quelque sorte similaire au vote des tenseurs mais dans le cas scalaire; il est également comparable à un filtrage statistique : une importante population caractérisé par des maxima dans une certaine direction conduit à une forte réponse pour cette direction.

Du point de vue de l'algorithme, l'étape d'accumulation correspond, dans un premier temps, à une recherche exhaustive du maximum du critère d'interaction, $C(s, v)$, afin d'obtenir la direction la plus probable du contour. Puis, l'accumulation consiste à propager la valeur du maximum le long du voisinage orienté selon l'angle correspondant au maximum. La propagation de la valeur du maximum s'obtient en additionnant la valeur à toutes les positions du voisinage. Le résultat final de l'accumulation en chaque point est alors :

$$\begin{aligned} A(s) &= \sum_{s \in \Omega} C(s, v_{max}) \\ v_{max} &= \underset{v}{\text{Arg max}} \{C(s, v)\} \end{aligned} \quad (3.10)$$

avec Ω le voisinage associé à la position s : $\Omega = \bigcup_i VO_N(s_i, v_{max})$.

3.1.2.3. Schéma complet de l'approche géométrique

Au final, le schéma bloc complet de l'approche est présenté en figure 3.9. Il s'agit d'un algorithme en quatre étapes.

Dans une première étape, le champ tensoriel de structure est calculé en chaque point de l'image et ceci pour chaque orientation paramétrée par la normale $v_i |_{i=1, N_\theta}$ calculée dans l'espace discrétisé des orientations.

La deuxième étape consiste en un calcul de la mesure angulaire de désordre défini par l'équation 3.2 en prenant en compte du voisinage linéaire, noté $VO_N(s, v_i) |_{i=1, N_\theta}$.

La troisième étape, sur la base de plusieurs voisinages linéaires $k \times VO_N(s, v_i) |_{i=1, N_\theta}$, correspond au calcul du critère d'interaction (équation 3.4).

Finalement, la quatrième étape concerne le mécanisme d'accumulation. Le maximum dominant de la courbe angulaire du critère d'interaction est propagé dans la direction correspondante par le processus de vote scalaire le long du voisinage multilinéaire.

Les deux dernières étapes peuvent être assimilées aux principes gestaltistes de la perception. Le critère d'interaction et le mécanisme d'accumulation, tels que proposés, assurent que la détection vérifie les principes de continuité, de conservation et de minimisation de la courbure. Ces principes relèvent

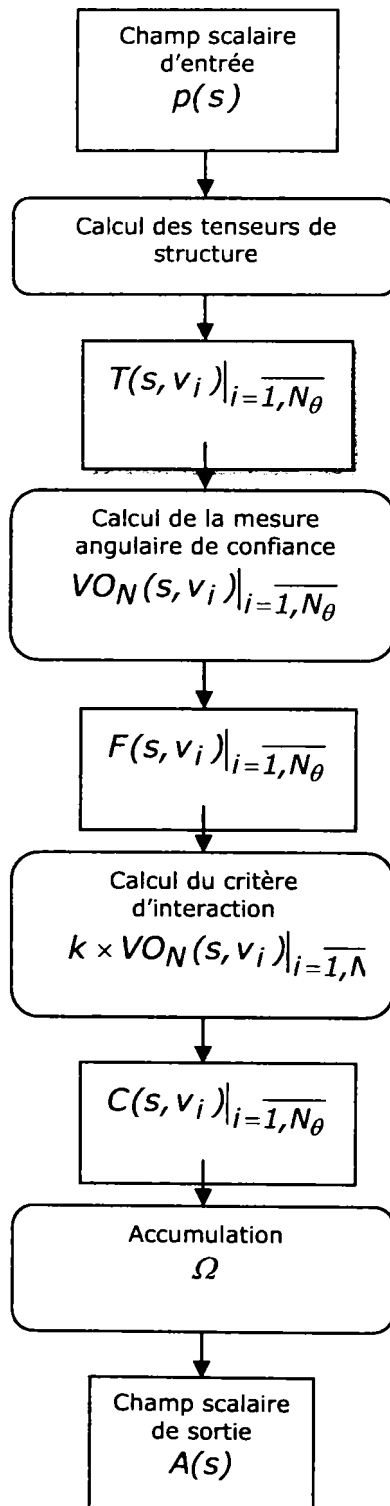


Figure 3.9. Schéma de l'approche proposée.

intrinsèquement des contraintes imposées par l'hypothèse a priori géométrique. De même, le principe de la clôture est exploité par le mécanisme d'accumulation. Finalement, le choix du voisinage $k \times VO_N(s, v_i) \Big|_{i=1, N_\theta}$ concerne les principes de similarité et de proximité.

L'approche assure la sélectivité de la réponse par combinaison de deux composantes calculées en chaque point de l'image. La première composante $C(s, v)$ est basée sur le modèle géométrique considéré pour le contour. Il s'agit du critère d'interaction entre les différents segments colinéaires du modèle géométrique. La seconde composante $F(s, v)$ définit la mesure angulaire de désordre du champ tensoriel. Cette mesure représente la confiance dans l'orientation du segment local correspondant à l'orientation du contour. En maximisant le critère d'interaction, nous trouvons l'orientation du contour.

La dernière étape de l'approche est identique à la technique de vote de tenseurs parce que c'est ici qu'est effectivement réalisée la reconstruction du contour virtuel par une propagation de la valeur de la mesure dans tout le voisinage issu du modèle géométrique.

3.1.2.4. Résultats

Afin d'évaluer la pertinence de la méthode proposée, nous allons tout d'abord mener une analyse qualitative des résultats. Tous les exemples sont obtenus avec une discrétisation de l'espace des orientations par un pas angulaire de un degré. Etant donné que les voisinages considérés sont symétriques, l'espace des orientations est compris entre 0 et 180°. Pour une meilleure visualisation, les résultats sont présentés avec une palette en niveaux de gris inversés (le noir correspond aux valeurs les plus fortes).

Notre approche présente deux paramètres critiques. Le premier est le paramètre k qui représente le nombre de structures linéaires sur lesquelles on impose la contrainte d'alignement. Le second paramètre N représente l'échelle de calcul de la mesure de confiance $F(s, v)$. La figure 3.10 présente des résultats obtenus à l'aide de l'approche géométrique. La première ligne de résultats est obtenue dans le cas d'une texture stationnaire idéale présentant deux contours. En l'absence de bruit, les valeurs des paramètres influencent seulement l'épaisseur de la détection. Nous observons un meilleur comportement dans le cas d'un plus grand nombre de structures dans l'alignement imposé (figure 3.9.b). Ce résultat est logique du fait de l'échelle des contours présents dans la texture.

En présence d'un bruit gaussien, la deuxième ligne de résultats (figure 3.10.d et f) montre que, qualitativement, la méthode profite pleinement d'un alignement des structures linéaires pour fournir une détection robuste. Globalement, nous pouvons noter une bonne localisation ainsi qu'une relative bonne continuité des contours détectés et cela pour les cas bruités et non bruités.

Dans le contexte de notre étude, afin de poursuivre l'analyse des résultats, nous testons l'approche géométrique dans le cas où nous introduisons un bruit plus réaliste mais caractérisant un très faible rapport signal sur bruit (figure 3.11.c). En comparaison avec l'image non bruitée (figure 3.11.a), la détection visuelle dans le cas bruité (figure 3.11.c) du contour est difficile. A partir de cette image bruitée, nous testons plusieurs méthodes : le détecteur utilisant le tenseur de structure, la méthode par vote de tenseurs et l'approche géométrique que nous proposons. Comme nous l'avons montré au chapitre 2, le taux élevé du bruit fait que l'approche tensorielle simple n'est pas à même de faire la distinction entre le contour et le bruit (figure 3.11.d).

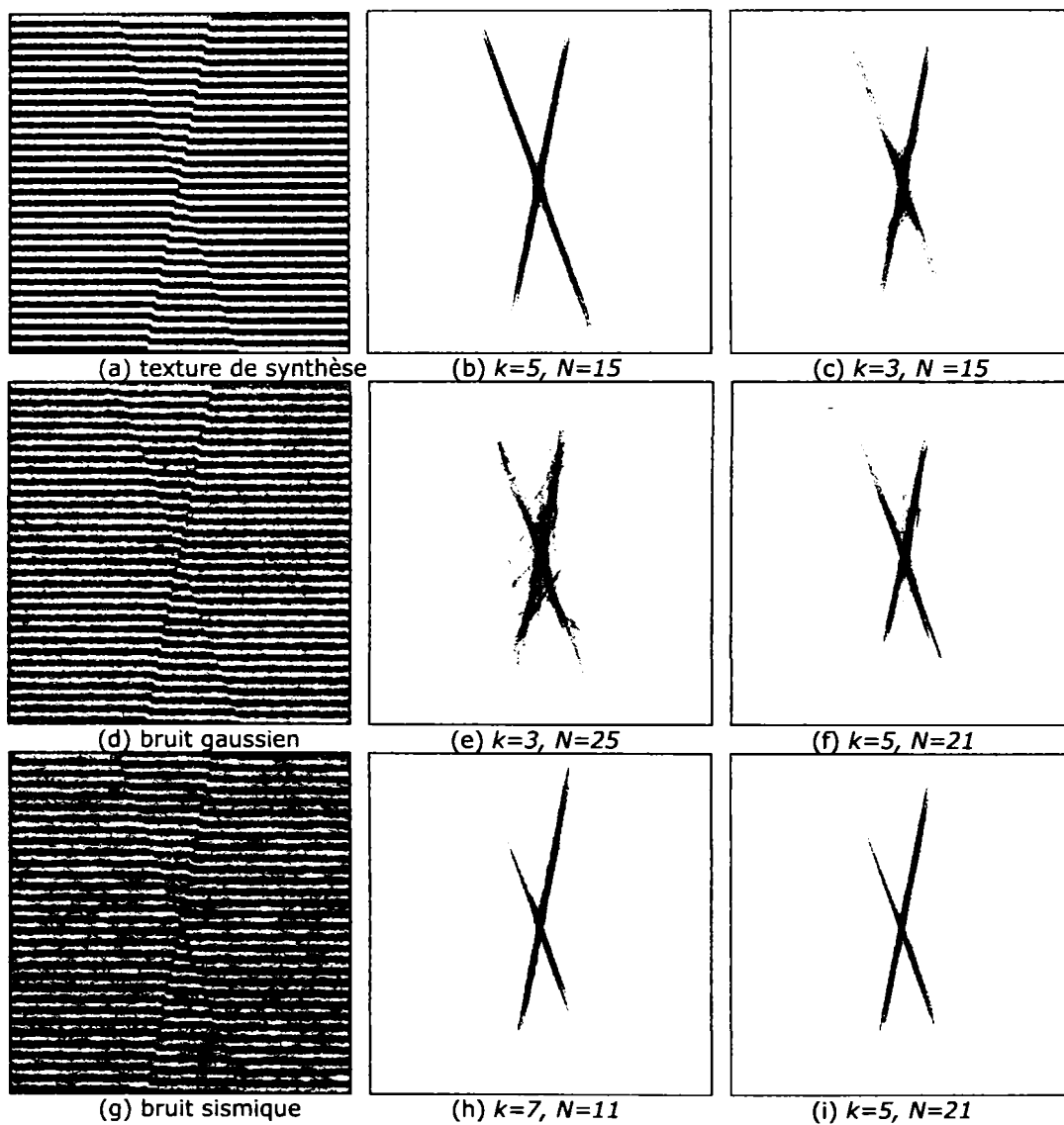
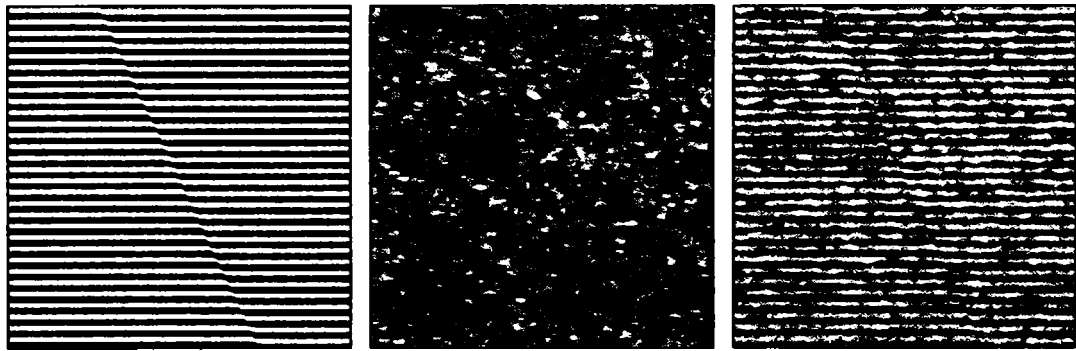


Figure 3.10. Résultats de la méthode géométrique proposée pour des textures de synthèse.



(a) texture de synthèse

(b) bruit sismique

(c) texture bruitée

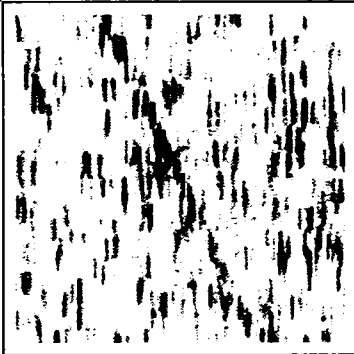
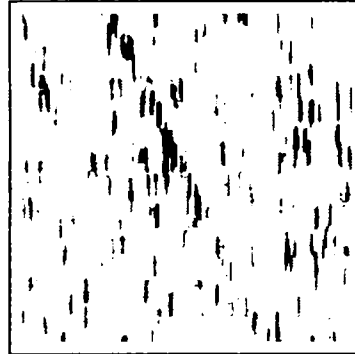
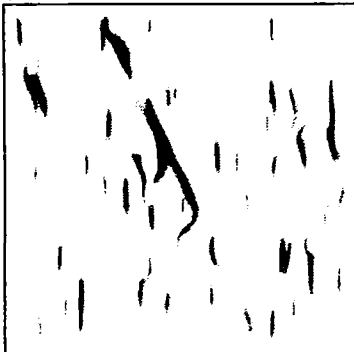
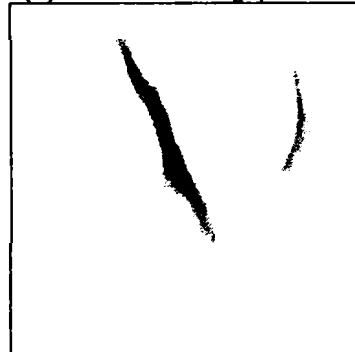
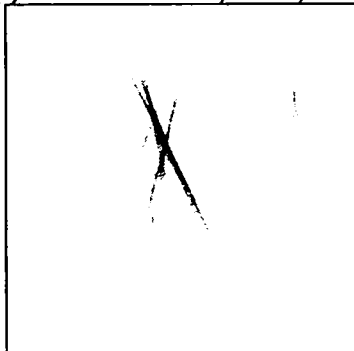
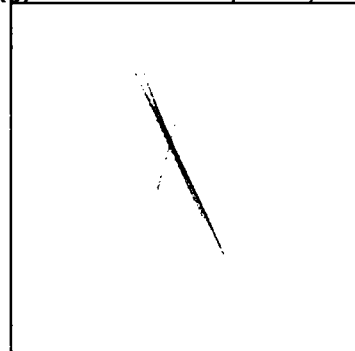
(d) détecteur tenseur de structure, $N=21$ (e) résultat seuillage, $s=0.15$ (f) vote de tenseurs, $N=21$, $c=0.2$ (g) vote de tenseurs, $N=61$, $c=0.2$ (h) approche géométrique, $k=5$, $N=21$ (i) approche géométrique, $k=11$, $N=11$

Figure 3.11. Comparaison entre les méthodes de détection de contours texturels.

Le gain espéré par l'approche du vote de tenseurs n'est pas aussi important qu'attendu. L'utilisation d'une petite échelle du champ de vote n'offre pas une bonne robustesse (figure 3.11.f). De nombreuses structures parasites sont encore présentes et la détection se caractérise par de nombreuses discontinuités. Une grande échelle (figure 3.11.g) permet d'améliorer la sélectivité mais le désavantage majeur est l'épaisseur du contour détecté. Pour l'approche géométrique, les résultats obtenus présentent l'avantage d'un contour correctement localisé, continu et caractérisé par une faible épaisseur. Cependant, nous notons tout de même la présence d'alignements parasites (figure 3.11.h). Une bonne corrélation entre l'échelle du contour et la valeur du paramètre k permet de limiter de nombreuses fausses détections (figure 3.11.i).

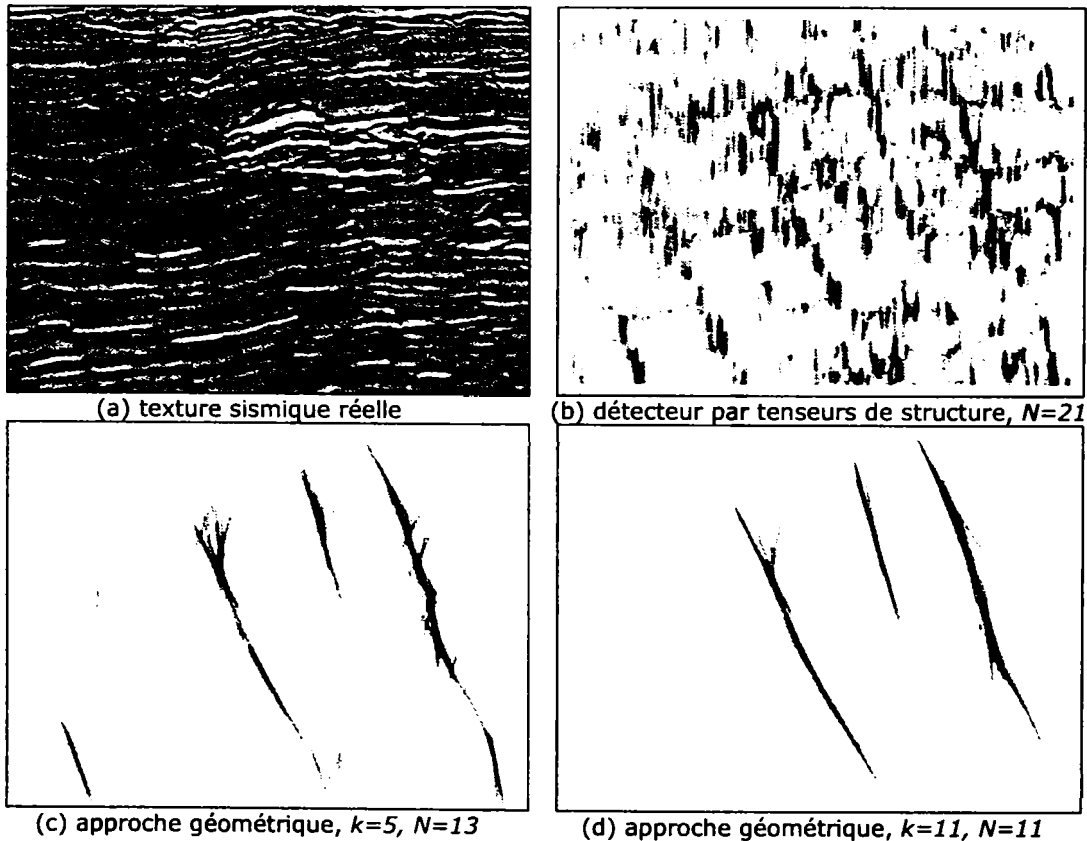


Figure 3.12. Résultats de l'approche 2D sur une texture sismique réelle.

Au final, sur un plan qualitatif, les résultats obtenus pour l'approche géométrique confrontée aux autres méthodes de détection de contours dans les textures directionnelles de synthèse font apparaître un meilleur comportement de la méthode proposée. Avec un nombre minimal de paramètres à régler, l'approche géométrique fournit des résultats assez robustes, caractérisés par une bonne continuité et une bonne localisation des contours présents dans la texture. Nous validons maintenant ces constats dans le cadre de données réelles.

Les résultats de la figure 3.12, correspondant à l'application de la méthode sur une véritable image sismique, montrent que l'on obtient une meilleure détection qu'avec la méthode tensorielle directe. L'effet de l'échelle est illustré par les deux

figures 3.12.c et 3.12.d. L'utilisation d'une petite échelle (figure 3.12.d) correspond à une détection plus fine mais favorise également l'apparition de fausses détections dues à la présence de points de bruit spatialement organisés. Par contre, une plus grande échelle (figure 3.12.c) diminue la présence de ces fausses alarmes mais présente le désavantage de simplifier la surface décrivant la faille.

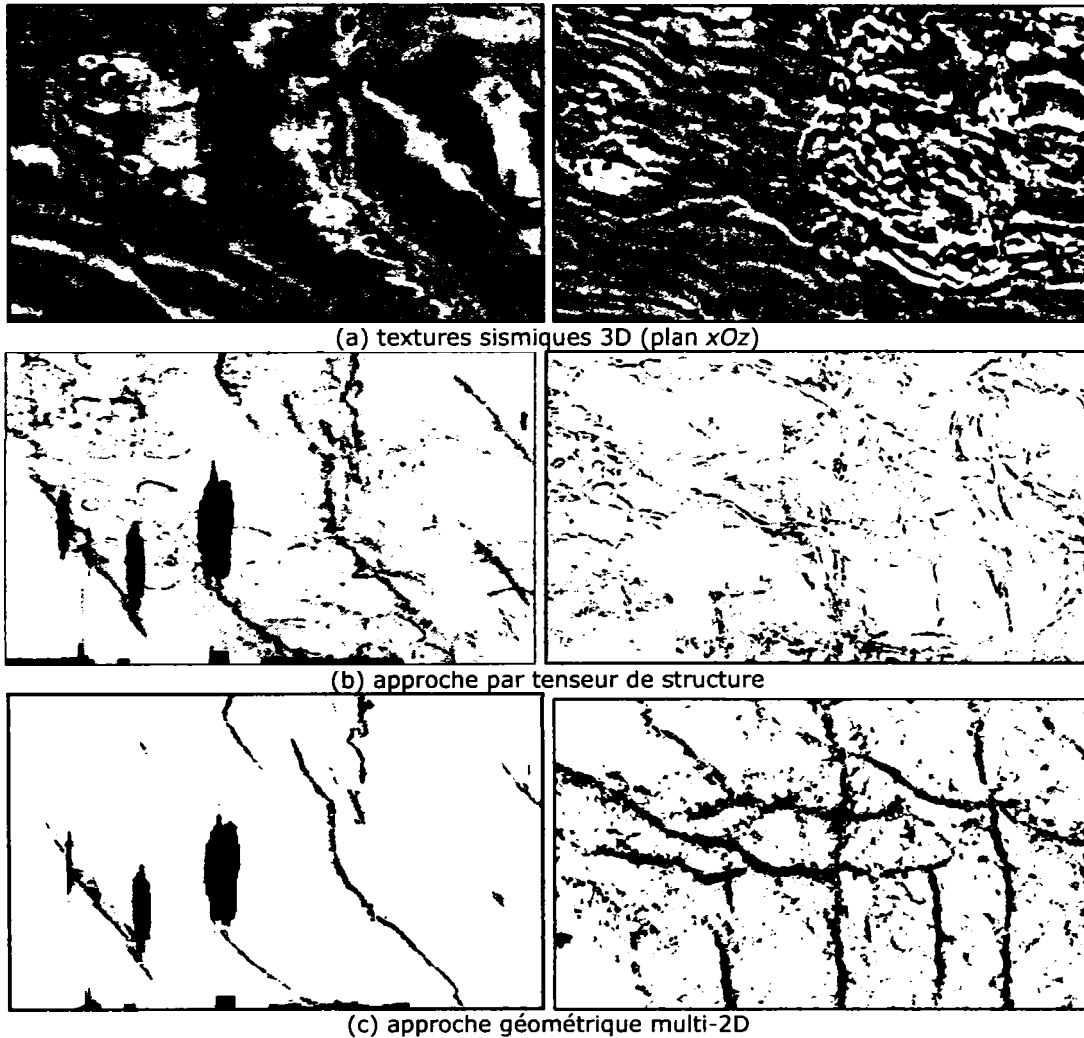


Figure 3.13. Exemples résultats sur des données 3D.

Dans les exemples précédents, nous avons présenté des résultats 2D. L'objectif final de la méthode est naturellement de traiter les cas de données 3D. Dans un premier temps, nous avons développé notre méthode selon une implémentation multi-2D en traitant les deux dimensions spatiales (x,z) séparément et nous avons moyenné les deux blocs résultants. Afin d'apprécier la qualité des résultats, nous visualisons (figure 3.13) un plan de coupe xOz à une altitude donnée du volume et ceci pour deux données différentes. La première ligne concerne la donnée sismique. Dans la seconde ligne, nous donnons les résultats obtenus avec

l'approche tensorielle directe. La troisième ligne présente ceux obtenus avec notre méthode. L'intérêt de ce type de visualisation est de faire immédiatement apparaître la restauration du réseau de failles. Nous pouvons noter la très bonne qualité de la détection notamment dans le second exemple. En effet, pour cette donnée très complexe, de nombreux événements gênent l'approche tensorielle. Par contre, grâce au modèle géométrique, notre méthode offre une excellente détection comme le montre la partie droite de la figure 3.13.c.

Sur un plan méthodologique, l'extension complète de la méthode au cas 3D a déjà été présentée dans le paragraphe précédent. Malgré sa très grande complexité calculatoire, l'approche a été implémentée. Elle a tendance à simplifier fortement la surface représentative des failles comme le montre la figure 3.14.

Dans ce début de chapitre, nous avons présenté une méthode fondée sur une modélisation géométrique simple mais réaliste du contour textuel représentant la signature sismique de la faille. La méthode utilisant une détection conditionnée par la cohérence locale linéique ou surfacique de la faille présente qualitativement un comportement nettement supérieur aux approches existantes et cela pour des données synthétiques et réelles. Cependant, le bruit présent dans les textures directionnelles sismiques pose de nombreux problèmes qui se traduisent par des réponses variées selon le dimensionnement du modèle géométrique. L'analyse des résultats dans le cas réel montre qu'il est nécessaire de faire un compromis entre le choix de la valeur de l'échelle et le niveau de robustesse exigé. En outre, on note un temps de calcul relativement prohibitif dans le cas véritablement 3D et qui est du à la recherche directionnelle exhaustive dans le volume. Au final, en pratique, l'implémentation multi-2D est préférée.

Les résultats présentés et permettant d'apprécier la pertinence de la méthode restent surtout qualitatifs. Nous nous attacherons à la fin de ce chapitre à évaluer quantitativement les performances des méthodes étudiées. Cependant, avant de réaliser une telle étude, nous allons nous focaliser sur de possibles extensions ayant pour objectif une plus grande robustesse afin de limiter l'impact du compromis évoqué précédemment.



(a) approche multi-2D, $k = 5$, $N = 19$,
 $z = 40$;



(b) approche 3D, $k_1 = 5$, $k_2 = 3$, $N = 19$,
 $z = 40$;

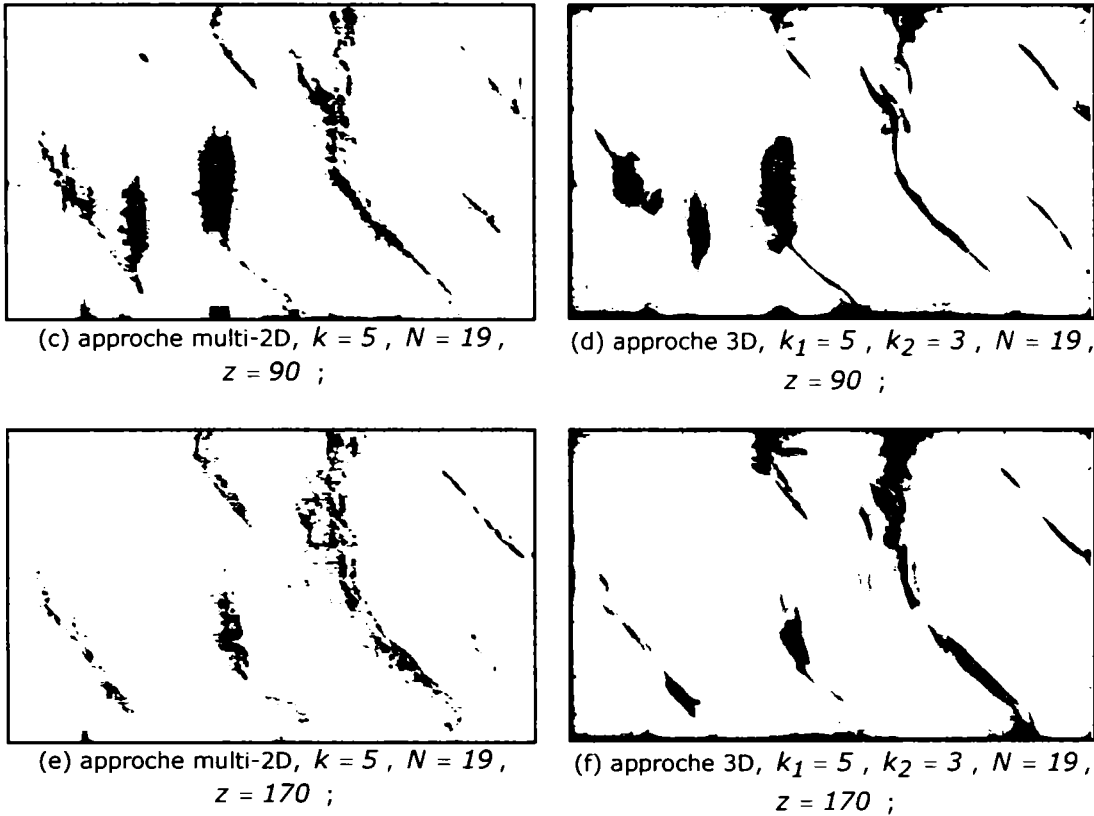


Figure 3.14. Comparaison de l'approche géométrique dans le cas multi-2D et dans le cas 3D.

3.2. Extensions

Le paragraphe précédent a été l'occasion d'introduire et d'analyser une nouvelle méthode de détection de contours pour les textures directionnelles. Des contraintes géométriques ont été prises en compte pour la conception de la nouvelle approche. Les résultats obtenus montrent un très bon comportement de l'approche géométrique par rapport aux méthodes existantes. A cette fin, des simulations sur des données de synthèse et réelles ont été conduites. Néanmoins, les conclusions ont montré que l'approche proposée pouvait nécessiter des aménagements afin d'améliorer sa robustesse notamment lors de son utilisation sur des données à faible rapport signal sur bruit.

Ce paragraphe introduit dans un premier temps une extension plus robuste de l'approche géométrique 2D pouvant également donner lieu à une version multi-2D. Dans une seconde partie, nous nous intéressons à une extension robuste 3D.

3.2.1. Approche géométrique itérative

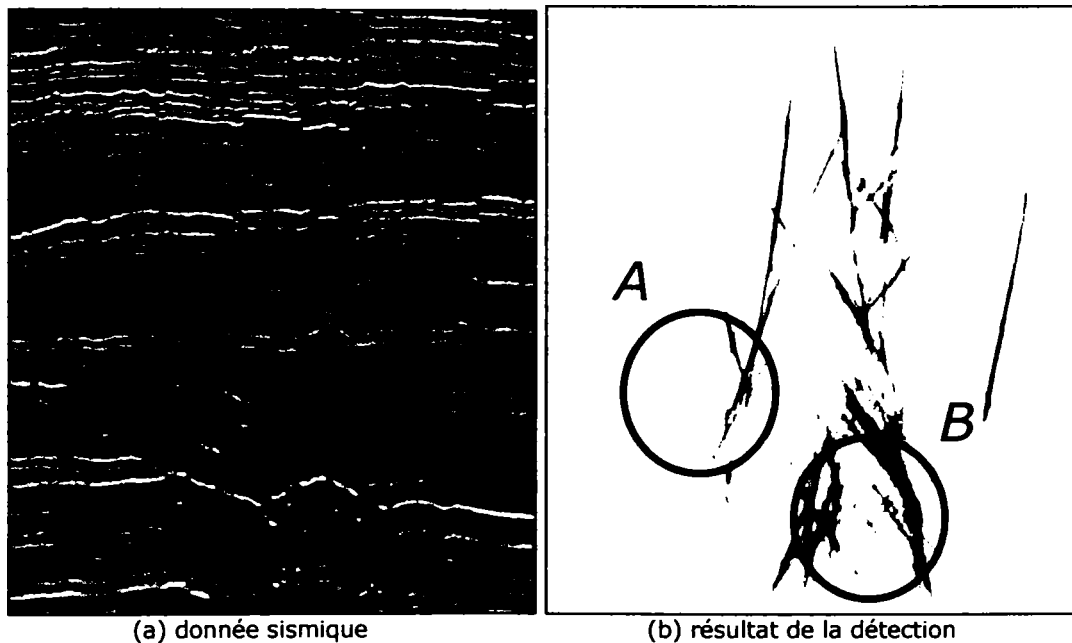
Afin de comprendre où nous pouvons intervenir dans le procédé proposé, nous allons tirer quelques constats vis-à-vis des résultats obtenus.

Dans l'approche géométrique proposée dans le paragraphe précédent, un procédé d'accumulation est placé en dernière étape de la méthode. Cette étape consiste, dans un premier temps, à relever le maximum de l'amplitude de la courbe angulaire obtenue en considérant le critère d'interaction (équation 3.4). La valeur du maximum est alors propagée selon un voisinage linéaire dont l'orientation est donnée par l'angle correspondant au maximum de l'amplitude. L'étape d'accumulation est équivalente au mécanisme de vote de tenseurs. Ce vote est scalaire et ne peut voter que pour une seule direction. Il s'agit donc d'un mécanisme purement anisotrope. En chaque point une seule direction est favorisée. Cependant, sur le plan de la détection, le caractère anisotrope peut présenter certains inconvénients :

- Le premier concerne les croisements de contours. L'anisotropie de l'accumulation gêne la détection de contours multiples.
- Le second est relatif à la présence de bruit. Lorsque ce bruit est structuré, il sera résolu de la même manière qu'un contour.

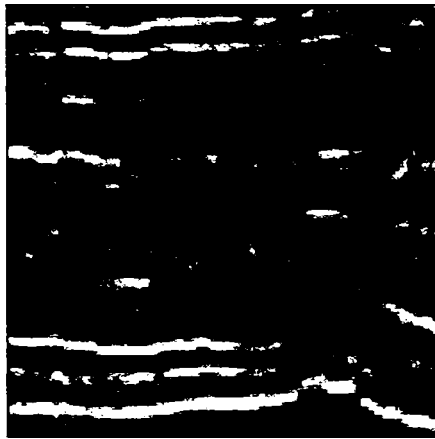
Afin d'illustrer ce dernier phénomène, différents exemples sont présentés dans la figure 3.15. Plus particulièrement, considérons deux régions désignées respectivement par la lettre *A*, caractérisée par des structures directionnelles qui ne sont pas très marquées (figure 3.15.c) et la lettre *B*, caractérisée par des structures directionnelles qui sont bien marquées mais également fortement distordues. Du fait de l'anisotropie du détecteur, des réponses parasites apparaissent (figure 3.15.d et f). L'attribut présente alors, dans ces deux zones, un « maillage » parasite. Ces faux contours ont malheureusement la même intensité que les vrais contours. Dans le cas d'un croisement de contours, afin de mettre en valeur le comportement du détecteur, nous présentons un résultat sur une donnée de synthèse (figure 3.10).

Outre le problème lié à l'anisotropie de l'accumulation, il est également évident que le bruit perturbe fortement la mesure initiale de désordre utilisée pour le calcul du critère d'interaction. Il peut donc être intéressant de tenter un reconditionnement de cette mesure. En effet, la population de tenseurs est fortement corrompue par le bruit ce qui a pour

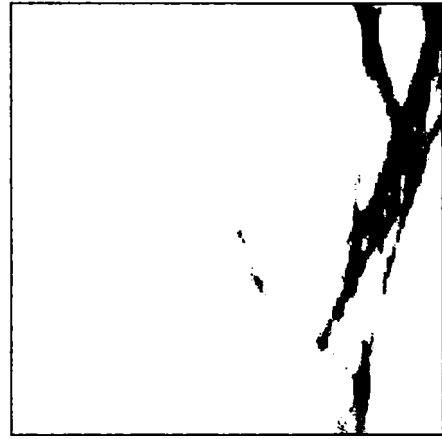


(a) donnée sismique

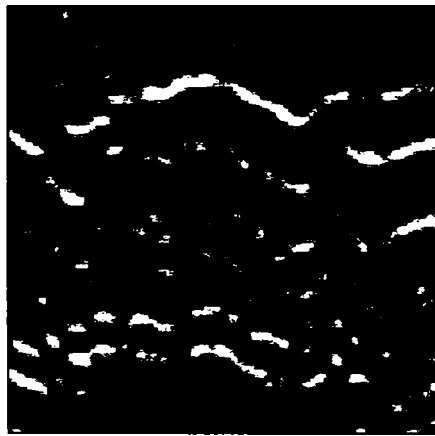
(b) résultat de la détection



(c) zone A



(d) zone A



(e) zone B ;

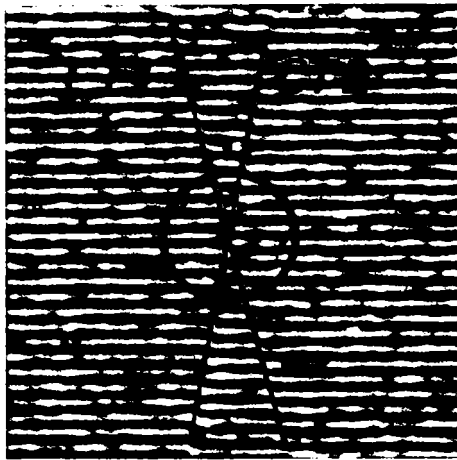


(f) zone B

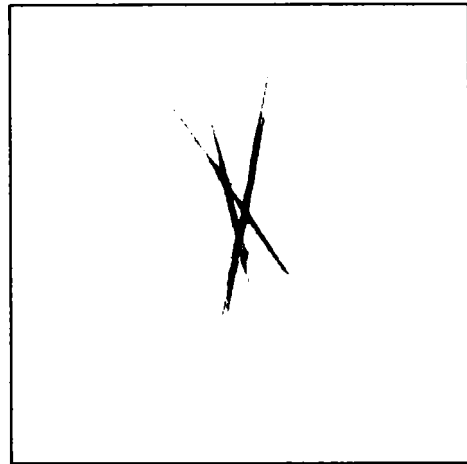
Figure 3.15. Exemples de détection par l'approche géométrique anisotrope.

conséquence d'affaiblir la confiance que l'on a dans la mesure de désordre. Comme on a pu le noter lors de l'analyse de l'approche géométrique, une solution évidente serait d'utiliser une valeur plus grande de l'échelle. Cependant, agrandir l'échelle correspond à une résolution grossière du contour (figure 3.11). Or, le géophysicien considère que les détails sont très importants. Il est donc souhaitable de trouver une alternative permettant de réaliser une certaine régularisation de la mesure pilotée directement par la donnée.

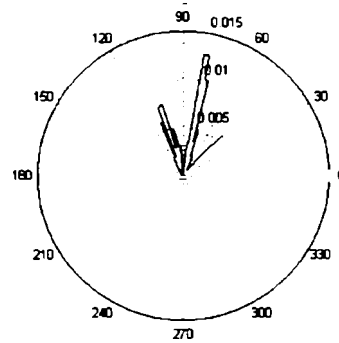
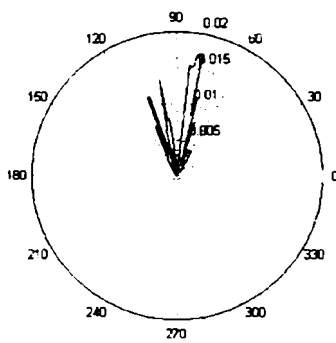
Aussi, nous allons proposer certaines modifications de l'approche géométrique initiale dans les paragraphes suivants. Premièrement, nous allons introduire un procédé d'accumulation isotrope prenant en compte l'ensemble des orientations caractérisant la courbe angulaire. Deuxièmement, la régularisation de la mesure de désordre angulaire est traitée par un procédé itératif permettant d'intégrer une mesure de confiance des valeurs associée à la courbe angulaire. La confiance sera prise en compte dans le critère directionnel d'interaction sous la forme d'une pondération de la valeur de désordre.



(a) exemple d'intersection de contours dans une texture de synthèse



(b) détection par l'approche géométrique, $k=5$, $N=21$

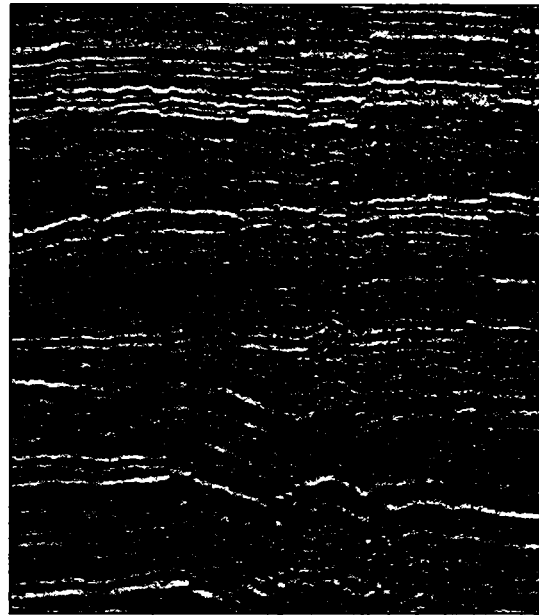


(c) Courbes du critère d'interaction pour deux points de la région de croisement

Figure 3.16. Illustration de l'effet introduit par l'anisotropie du procédé d'accumulation.

3.2.1.1. Accumulation isotrope

L'approche géométrique dans sa forme initiale comporte une dernière étape d'accumulation correspondant à la propagation de la valeur du maximum de la courbe du critère d'interaction. Comme nous l'avons déjà noté et comme le montre l'exemple de la figure 3.16, cette opération est par construction anisotrope ce qui peut engendrer une détection partielle ou fausse notamment dans les cas de croisements de structures. Dans l'exemple de la figure 3.16, les points appartenant aux contours $CT1$ et $CT2$ présentent plusieurs maxima locaux que l'on peut observer dans la figure 3.16.c. Parmi ces maxima, certains correspondent aux deux contours tandis que d'autres traduisent des alignements parasites. Le mécanisme d'accumulation considérant seulement le maximum global favorise un meilleur marquage du contour $CT2$ dans la réponse du détecteur (effet vérifié en figure 3.16.b). La sélection d'une grande échelle pourrait réduire l'impact de cette décision unidirectionnelle. Cependant, un tel choix n'est pas une solution intéressante pour les différents points que nous avons mentionnés précédemment.



(a) texture sismique

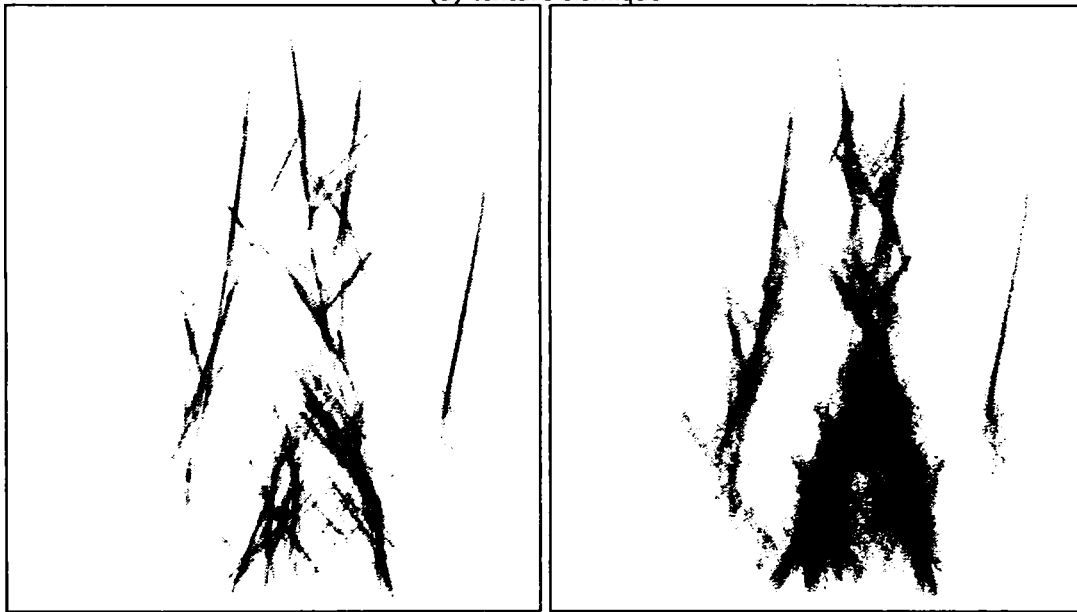
(b) détecteur isotrope, $k=3$, $N=21$ (c) détecteur anisotrope, $k=3$, $N=21$

Figure 3.17. Comparaison des détecteurs par accumulation isotrope et anisotrope.

Une alternative consiste en un mécanisme d'accumulation isotrope par rapport à l'espace des orientations utilisées. Par ce mécanisme, dans l'étape d'accumulation, chaque valeur du critère d'interaction est propagée dans la direction correspondante. La réponse finale, représentée par la sortie du processus d'accumulation devient alors :

$$A(s) = \sum_{s \in \Gamma} C(s, v) \quad (3.11)$$

avec le voisinage :

$$\Gamma = \bigcup_i VO_N(s_i, \nu) \quad (3.12)$$

Le voisinage d'accumulation isotrope est représenté par un disque de rayon $(kN-(N-1))/2$, et contient le voisinage du processus anisotrope ($\Omega \subset \Gamma$).

Dans la figure 3.17, nous présentons un exemple de détection par accumulation angulaire isotrope, à comparer au procédé anisotrope. Nous pouvons observer que la réponse obtenue (3.17.c) est globalement plus floue que celle obtenue par le procédé anisotrope. Ce résultat est normal du fait de la diffusion isotrope des valeurs du critère d'interaction. Le but principal de l'accumulation isotrope est atteint : il ne favorise pas une seule direction. Les fortes réponses dans les zones de croisement des différentes structures le prouvent. Cependant, nous notons qu'il n'apporte rien de plus sur le plan de la qualité de la détection dans le cas de données réelles. Afin de rendre plus robuste notre détecteur, nous avons donc intérêt à considérer une procédure intégrant une confiance aux contours. Ceci est étudié dans le paragraphe suivant dans lequel nous proposons de réduire l'impact des structures parasites pour améliorer la détection des contours. La solution proposée consiste à régulariser la mesure de confiance $F(s, \nu)$ qui est calculée dans la deuxième étape de l'approche géométrique.

3.2.1.2. Régularisation itérative de la mesure directionnelle

Des exemples de textures directionnelles réelles ont montré que, dans certaines régions de la donnée, la mesure de confiance angulaire $F(s, \nu)$ ne permet pas d'obtenir une mesure discriminante pour le calcul des courbes d'interaction $C(s, \nu)$. Il s'agit notamment des régions où les structures composant la texture directionnelle ne sont pas bien définies, ou des régions où la forte présence de bruit influence la population du champ tensoriel. Généralement, les régions en question ne respectent plus l'hypothèse de linéarité des structures composant la texture. Aussi, la technique angulaire proposée ne peut pas fournir les résultats escomptés.

La solution proposée pour développer une extension robuste de l'approche géométrique est la régularisation de la mesure de confiance angulaire. Il s'agit d'injecter une information supplémentaire dans la construction de la mesure afin d'améliorer la décision locale lors du calcul de la confiance angulaire. Pour cela, un schéma itératif est construit. L'information injectée pour piloter la mesure de confiance est l'image obtenue par accumulation isotrope. Cette information se matérialise en créant une nouvelle famille de courbes angulaires $w(s, \nu)$ qui viennent directement pondérer la mesure de désordre du champ tensoriel de structure.

Plusieurs modalités de calcul des courbes de pondération $w(s, \nu)$ sont possibles. En cohérence avec l'hypothèse géométrique linéaire, le même type de voisinage de calcul $k \times VO_N(s, \nu)$ a été conservé pour les courbes de pondération (figure 3.18).

Le critère de calcul des courbes de pondération est représenté par le produit des moyennes issues de chaque sous-voisinage linéaire. Dans les simulations, nous considérerons les mêmes paramètres de voisinage pour le calcul des courbes de pondération et celui des courbes d'interaction. Des paramètres différents peuvent naturellement être envisagés. La relation de calcul des courbes de pondération est alors :

$$w(s, \nu) = \prod_i \left(\frac{\sum_{s_k \in VO_{L_i}(s, \nu)} A(s_k)}{L_i} \right) \quad (3.13)$$

Pour la pondération des courbes de mesure de confiance, on considère le produit :

$$F^{t+1}(s, \nu) = w_{norm}(s, \nu) F^t(s, \nu) \quad (3.14)$$

L'indice *norm*, indique les courbes normalisées. Il s'agit ici d'utiliser des valeurs définies dans l'intervalle [0,1].

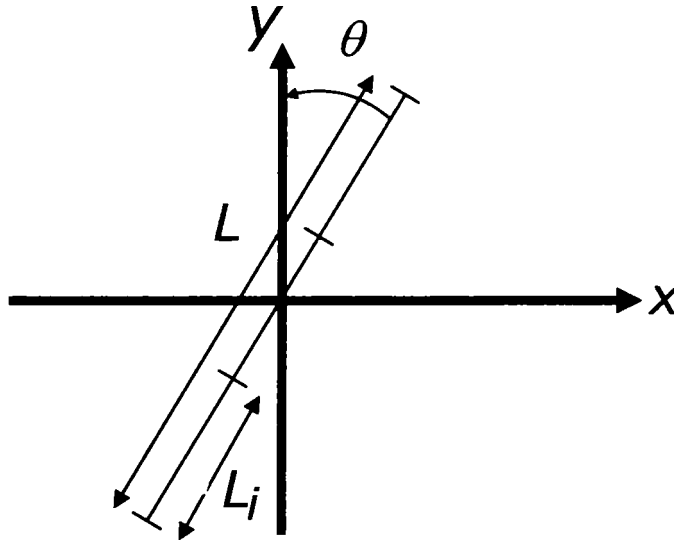


Figure 3.18. Voisinage de calcul des courbes de pondération.

3.2.1.3. Schéma complet

L'approche ainsi développée propose un algorithme récursif décrit figure 3.19. A partir de l'image de texture $p(s)$, nous calculons le champ des tenseurs de structure $T(s, \nu)$. Dans la deuxième étape, le voisinage orienté $VO_N(s, \nu)$ est utilisé pour déterminer les courbes angulaires de mesure de désordre $F(s, \nu)$. Puis, les courbes de critère d'interaction $C(s, \nu)$, prenant en compte l'hypothèse géométrique linéaire des contours, sont calculées sur la base du voisinage $k \times VO_N(s, \nu)$. Cela nous permet de réaliser une accumulation isotrope et donc de générer l'image $A(s, \nu)$. A partir de cette image, nous procédons au calcul des courbes de pondération $w(s, \nu)$ en utilisant le même voisinage $VO_L(s, \nu)$. Une étape de normalisation s'en suit afin de construire les courbes $w_{norm}(s, \nu)$ qui

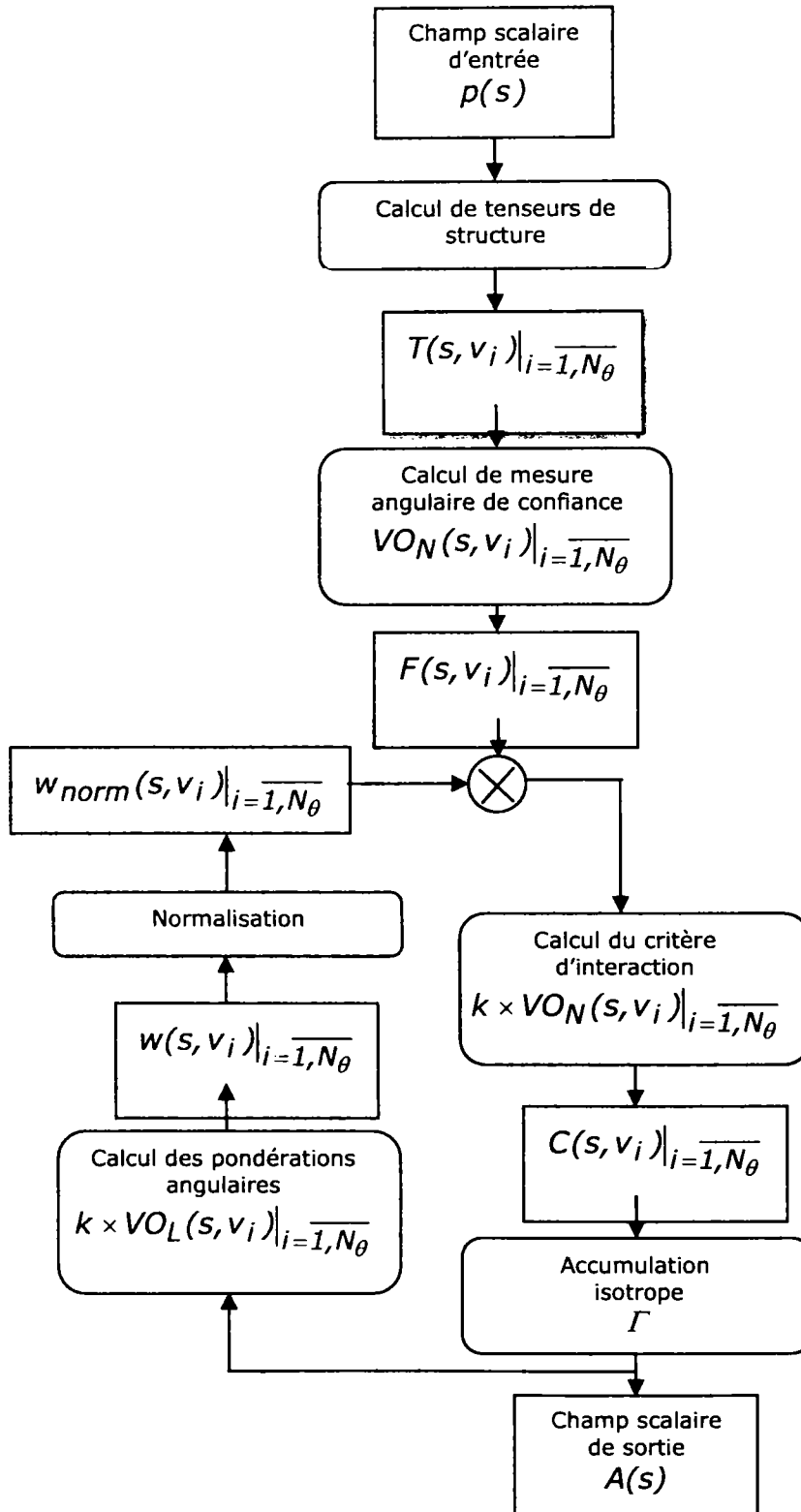


Figure 3.19. Schéma de l'approche géométrique robuste.

serviront à pondérer les courbes de désordre permettant de régulariser l'image $A(s, v)$. Ces différentes opérations sont répétées plusieurs fois.

Le procédé présenté est un processus itératif. En pratique, l'arrêt de l'algorithme devrait être conditionné par un critère de convergence. Cependant, ce type d'approche nécessite des étapes de calcul supplémentaires souvent difficiles à mettre en œuvre. En considérant l'ensemble des expériences que nous avons menées, nous avons remarqué que la convergence est atteinte pour un nombre relativement faible d'itérations. Aussi, nous considérons que l'image d'accumulation isotrope $A(s)$ est stabilisée après un certain nombre d'itérations noté t .

3.2.1.4. Résultats et première conclusion sur l'approche itérative

Dans ce paragraphe, nous présentons des résultats sur des données de synthèse et sur des données réelles. Nous montrons également un résultat expérimental sur la convergence afin d'illustrer qu'un critère d'arrêt n'est en pratique pas indispensable.

Les figures 3.20 et 3.21 présentent les résultats obtenus par l'approche itérative en comparaison avec l'approche géométrique non itérative. Les deux groupes de résultats démontrent du meilleur comportement de l'approche itérative. La réponse obtenue pour une seule itération est en fait le résultat correspondant au mécanisme d'accumulation isotrope présenté au paragraphe précédent. Le processus de régularisation de la mesure de désordre est responsable de l'élimination des structures parasites en plusieurs itérations. Dès la troisième itération, nous observons l'effet du procédé de régularisation correspondant à l'atténuation de la majorité des réponses associées aux structures parasites. Une petite amélioration des résultats est observable après la cinquième itération mais la différence n'est pas très importante.

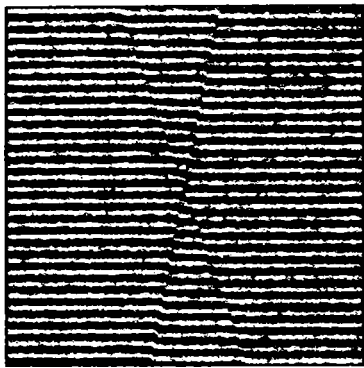
Pour vérifier l'hypothèse de convergence, nous procédons au calcul des courbes de la moyenne de l'erreur élevée au carré entre les résultats obtenus après plusieurs itérations successives. Ces courbes sont obtenues selon la relation suivante :

$$\alpha(t) = \begin{cases} \sqrt{\frac{\sum (p^t(s) - p^{t-1}(s))^2}{s}} & t > 1 \\ \frac{l * h - 1}{1} & t = 1 \end{cases} \quad (3.15)$$

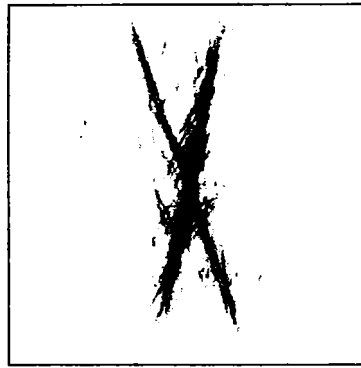
avec :

- s le vecteur de position de l'image
- $p^t(s)$ le résultat après t itérations
- l et h les dimensions de l'image

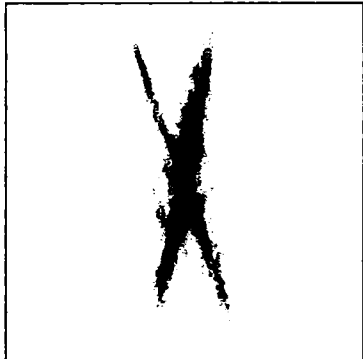
Dans la figure 3.22, nous montrons trois courbes $\alpha(t)$ obtenues pour trois niveaux de bruit sismique (figure 3.22.c) augmentant de gauche à droite. Nous observons qu'indépendamment du taux de bruit présent dans l'image, l'algorithme converge avec une vitesse relativement homogène.



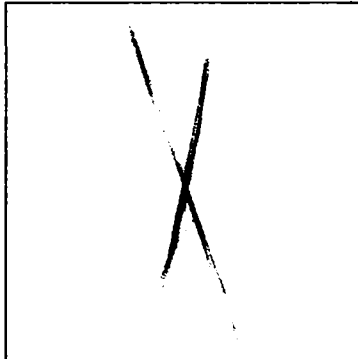
(a) bruit gaussien, écart type=0.5



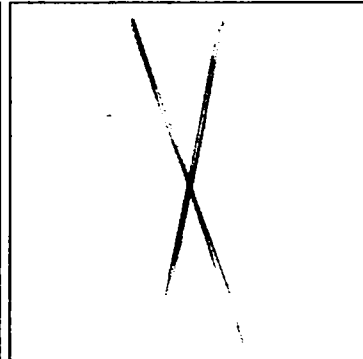
(b) approche non itérative, $k=3$, $N=21$



(c) 1 itération, $k=3$, $N=21$

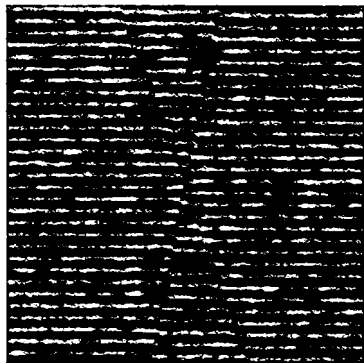


(d) 3 itérations, $k=3$, $N=21$

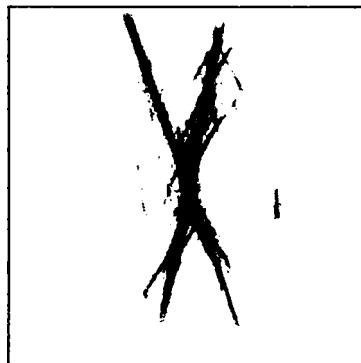


(e) 5 itérations, $k=3$, $N=21$

Figure 3.20. Résultats des approches itérative et non itérative sur une donnée de synthèse corrompue par un bruit gaussien.



(a) bruit sismique



(b) approche non itérative, $k=3$, $N=21$

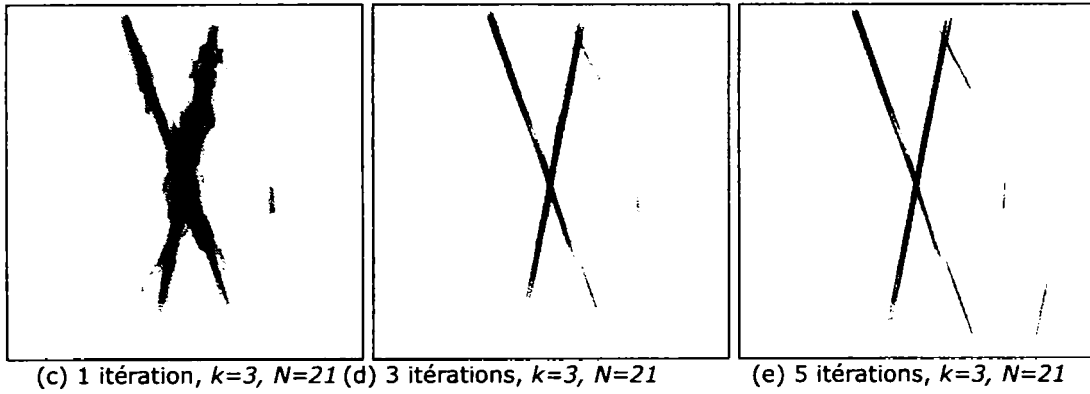
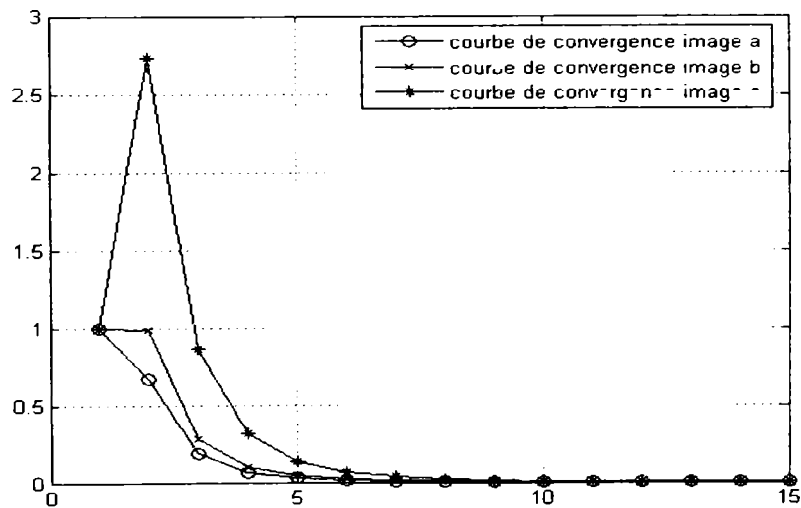
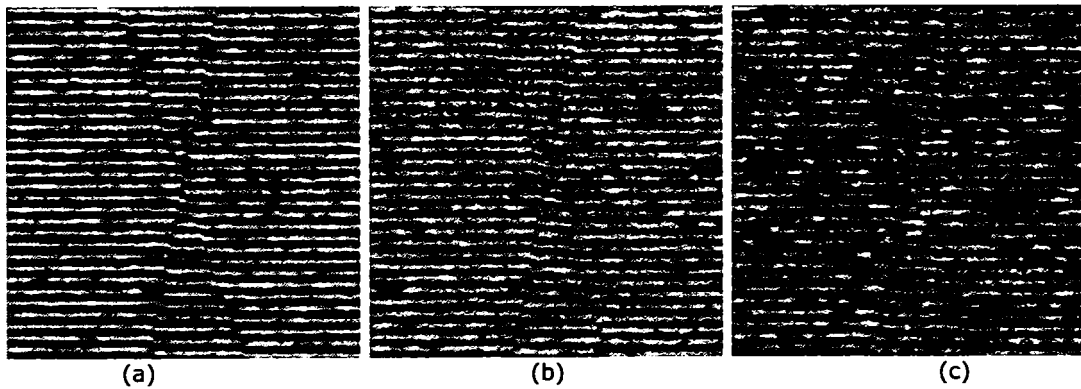


Figure 3.21. Résultats des approches itérative et non itérative sur une donnée de synthèse corrompue par un bruit sismique.

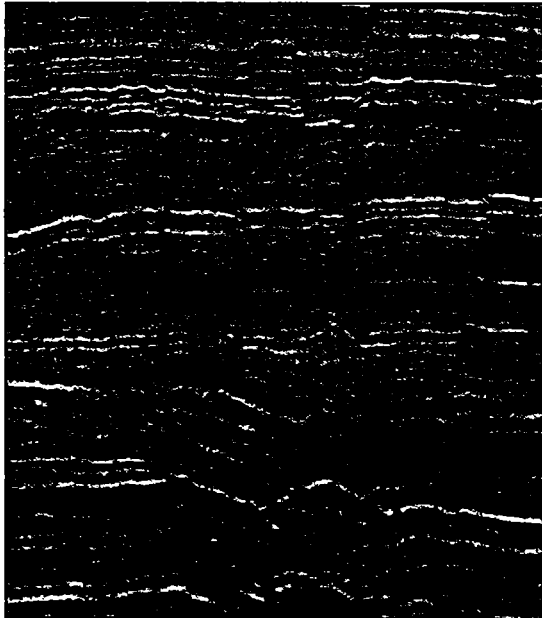


(d) courbes de convergence de l'approche itérative ($t=15$)

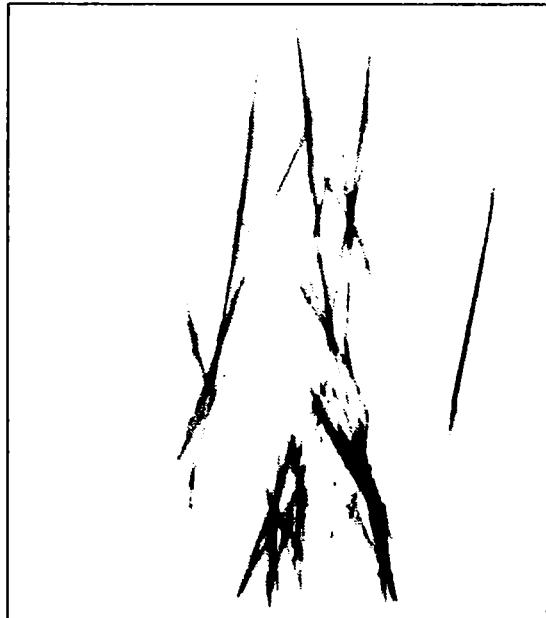
Figure 3.22. Courbes de convergence pour des textures de synthèse corrompues par trois taux différents de bruit sismique.

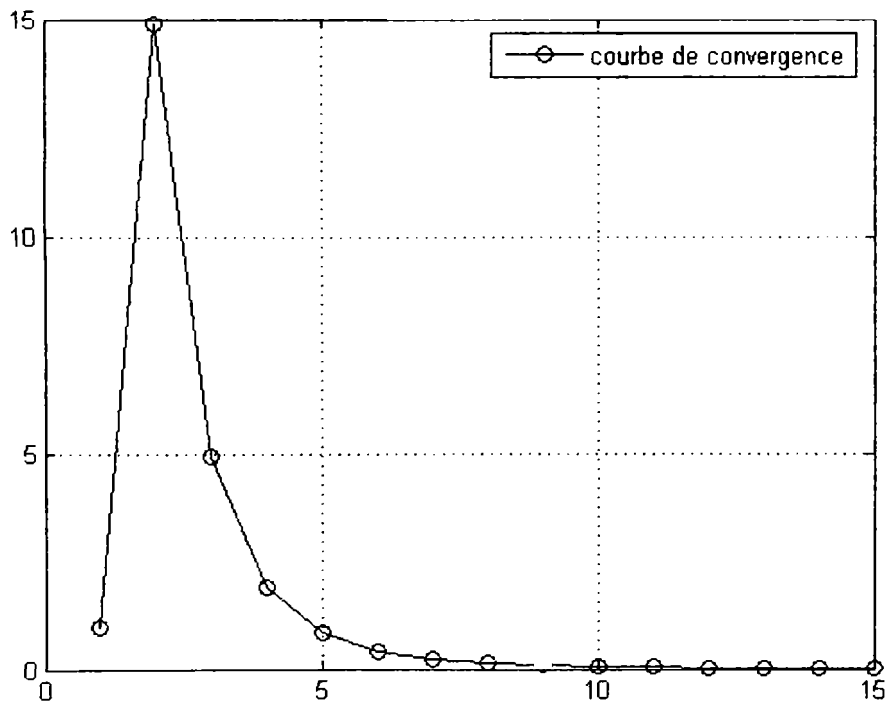
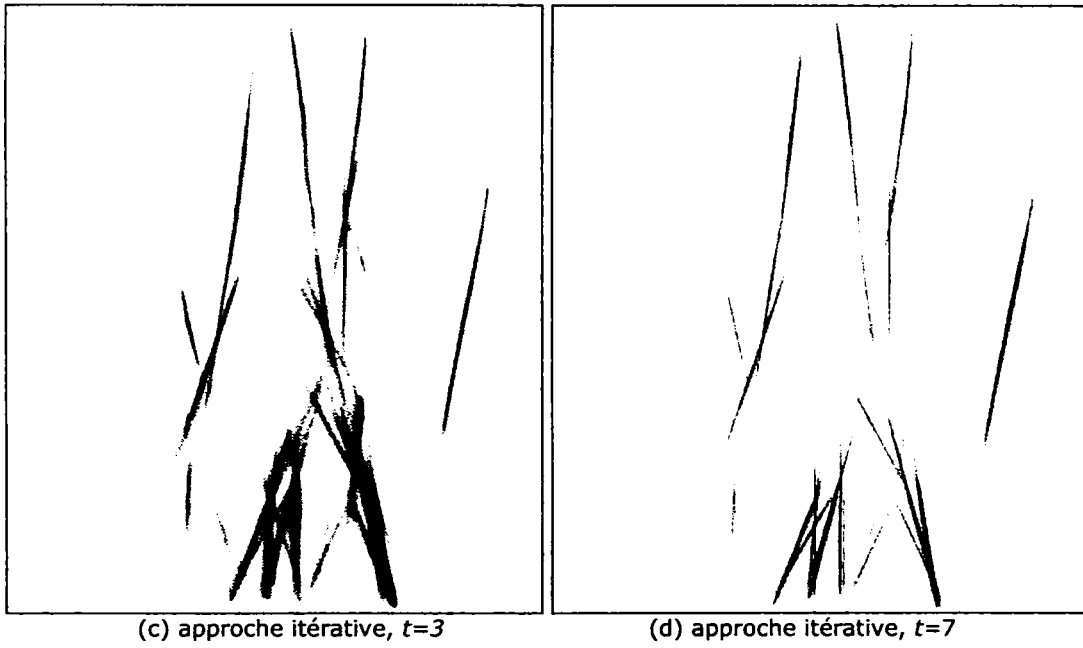
Dans la figure 3.23, nous présentons des résultats obtenus pour une image sismique. Ils sont globalement pertinents car ils montrent une régularisation effective des contours détectés. L'approche géométrique itérative offre des résultats plus fins avec un filtrage des détections parasites (figure 3.23.c) par rapport à l'approche non itérative (figure 3.23.b). En complément, nous donnons aussi la courbe de convergence (figure 3.23.e). Les seules structures parasites qui sont encore détectées par l'approche récursive sont dues aux alignements vérifiant l'hypothèse géométrique.

Finalement, dans la figure 3.24, nous donnons des résultats obtenus par un procédé multi-2D appliqué à un bloc 3D sismique. Nous observons une meilleure robustesse de l'approche itérative. Dans une zone présentant une texture bien définie et structurée (plan 1, figure 3.24.a), les résultats des deux approches (figure 3.24.b et c) sont très similaires. Dans les régions où la texture est fortement bruitée (plan 2 et 3), l'avantage de l'approche robuste apparaît clairement. Le procédé de régularisation fait que la plupart du bruit est éliminé, les contours sont nettement plus visibles et une meilleure continuité et finesse de la réponse de l'approche itérative sont observables.



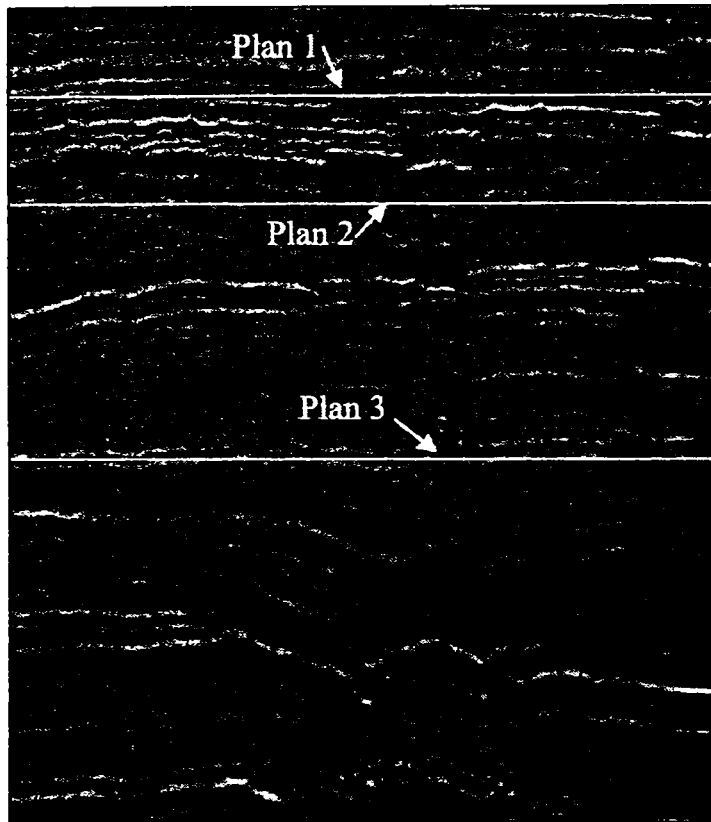
(a) image sismique

(b) approche géométrique, $k=3$, $N=21$

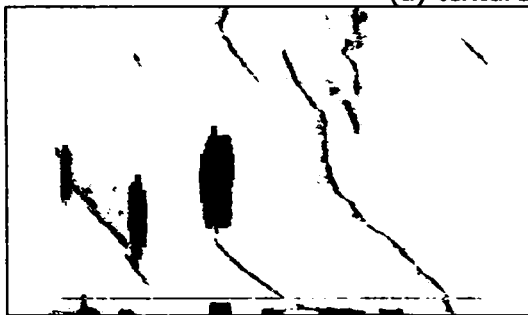


(e) courbe de convergence de l'approche itérative ($t=15$)

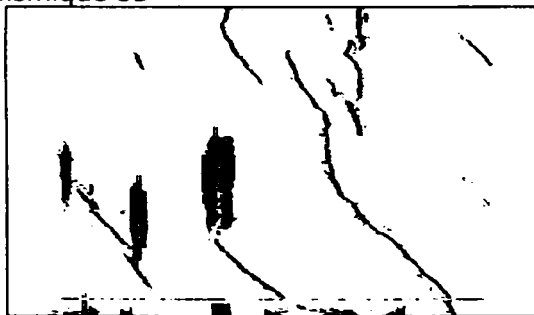
Figure 3.23. Exemple de résultats sur une texture sismique.



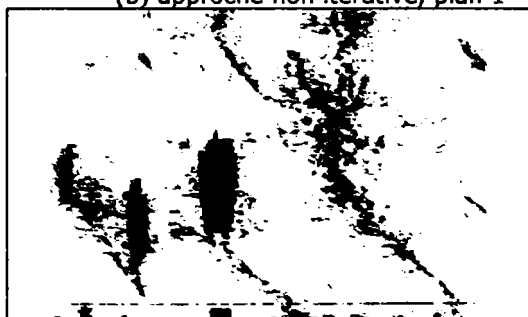
(a) texture sismique 3D



(b) approche non itérative, plan 1



(c) approche itérative, plan 1



(d) approche non itérative, plan 2



(e) approche itérative, plan 2

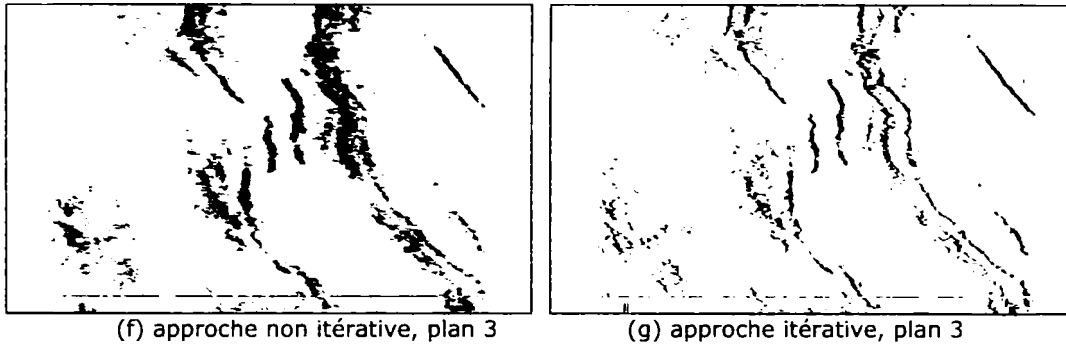


Figure 3.24. Comparaison des approches proposées sur un bloc 3D ($k=3$, $N=21$, $t=5$).

En conclusion, un mécanisme isotrope pour l'opération d'accumulation et un procédé de régularisation de la mesure de désordre ont été proposés pour l'amélioration de la robustesse de l'approche géométrique. La nouvelle approche est un processus récursif fondé sur une mesure de confiance. L'amélioration est effective au prix tout de même d'une augmentation de la complexité de l'approche. La convergence de l'algorithme itératif est démontrée par des simulations sur des textures de synthèse et sur des images réelles. Les exemples de résultats obtenus sur les données sismiques montrent l'intérêt de la nouvelle approche. La différence est faite pour les zones fortement bruitées et dans les régions caractérisées par des contours virtuels. Le but de l'accumulation isotrope et du processus de régularisation est atteint : une élimination de la plupart des fausses détections, une meilleure continuité et une bonne reconstruction des contours.

L'extension en 3D de l'approche 2D est immédiate. Mais, comme nous l'avons noté, l'approche récursive présente un coût calculatoire important. Le temps de calcul introduit par la récursivité s'ajoute à celui nécessaire à l'approche 3D initialement proposée. Pour limiter la complexité calculatoire, nous allons présenter une nouvelle proposition afin de disposer d'une méthode alternative et réellement exploitable dans le cas 3D.

3.2.2. Extension 3D de l'approche géométrique itérative

La récursivité de l'approche géométrique robuste rend prohibitif son extension en 3D. Il est donc nécessaire de trouver un compromis entre temps de calcul et robustesse dans le contexte 3D. Pour ce faire, nous évaluons une solution fondée sur une relaxation de l'hypothèse géométrique linéaire.

3.2.2.1. Hypothèse géométrique relaxée

L'approche géométrique 2D peut être étendue en 3D en considérant la contrainte géométrique organisée le long d'un plan. Le voisinage $VO_{N \times M}(s, v)$ est un voisinage 3D planaire tandis que le vecteur directeur v du voisinage est la normale de la structure planaire de dimension $N \times M$. L'hypothèse géométrique imposée dans l'approche se traduit par la recherche d'alignements de structures linéiques, en l'occurrence de structures planaires. Le voisinage de calcul des courbes de critère d'interaction devient : $(k, l) \times VO_{N \times M}(s, v)$. Dans la figure 3.23, ce voisinage est noté par Π . Le plan est caractérisé par un couple d'angles noté

(θ, α) . L'angle θ est l'équivalent de l'angle utilisé dans le cas 2D, et est défini par l'axe y et la droite $d_{xOy} = \Pi \cap xOy$. Le deuxième angle α qui définit le plan est donné par l'axe z et la droite $d_{xOz} = \Pi \cap xOz$. Toutes les courbes sont dépendantes du couple (θ, α) . Une réelle extension de l'approche en 3D est alors relativement coûteuse en termes de temps de calcul. En effet, pour chaque courbe, le nombre d'opérations nécessaires est le carré du nombre d'opérations du cas 2D. Les grandes dimensions des blocs d'images sismiques nécessitent de plus un nombre d'opérations très important.

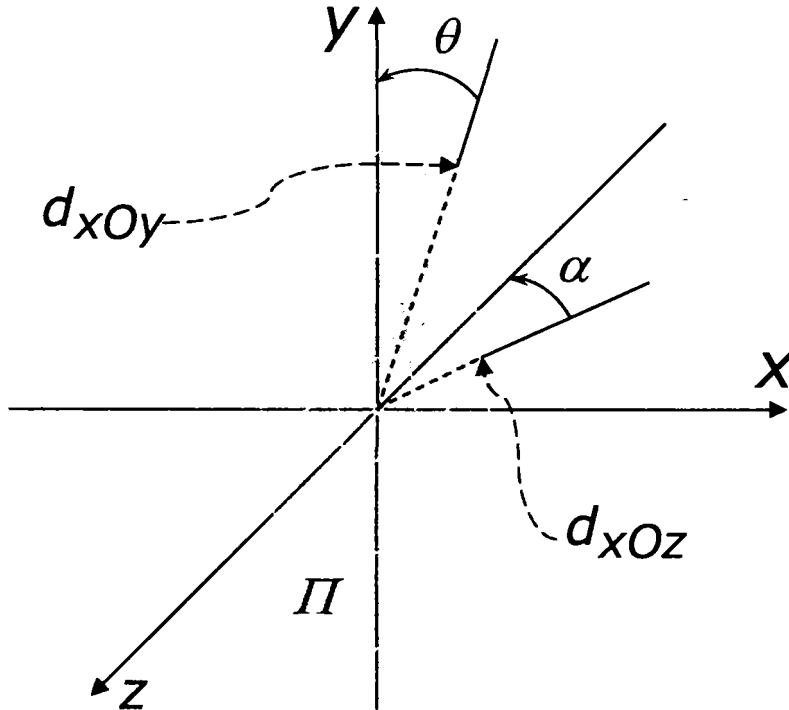


Figure 3.25. Voisinage planaire de l'approche géométrique 3D.

Le voisinage planaire introduit un angle supplémentaire α d'où la croissance exponentielle du nombre d'opérations. Dans le paragraphe précédent, on a montré des exemples de résultats obtenus sur un bloc et calculés image par image. La continuité naturelle, d'un plan xOy à l'autre, des contours textuels 3D conduit à une structuration spatiale 3D satisfaisante de la détection. Dans une réelle extension 3D, le rôle du voisinage planaire le long duquel on cherche des alignements est d'assurer davantage de cohésion inter-planaire dans la détection et d'apporter une meilleure continuité dans le plan xOz .

En conclusion, d'une part la réduction indispensable du coût calculatoire nécessite l'élimination du deuxième angle, d'autre part un voisinage 3D est désirable du fait de la cohésion inter-planaire qui assure la continuité 3D de la réponse. Un compromis est de relaxer la contrainte géométrique initiale. Ceci peut être obtenu par l'utilisation d'un voisinage différent de celui d'une structure planaire.

3.2.2.2. Voisinage 3D issu de la contrainte géométrique linéaire relaxée

Afin de limiter la complexité calculatoire de l'approche, nous souhaitons dans un premier temps envisager de supprimer la variable angulaire α . Pour cela, nous utilisons une petite ouverture dans le plan xOz tandis que nous conservons la structure linéique dans le plan xOy . Le type de voisinage utilisé est présenté figure 3.26. Pour imposer l'ouverture dans le plan xOz , nous avons utilisé une fonction de vote 2D de type vote de tenseurs. L'avantage de cette fonction est qu'elle pondère les différentes lignes de courbure constante en favorisant les petites courbures; ceci est en concordance avec la contrainte géométrique linéaire relaxée.

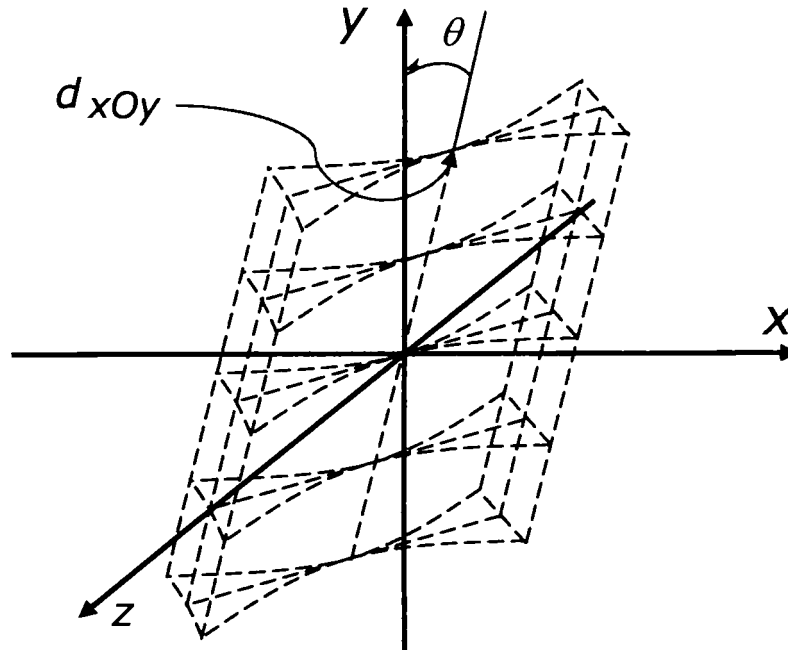


Figure 3.26. Type de voisinage 3D, $\Sigma_{N,M,\rho}$, utilisé dans la proposition d'extension.

Le voisinage 3D (figure 3.26) est obtenu par translation de la fonction de vote fondamentale 2D sur un axe central. Cet axe est entièrement inclus dans le plan xOy ce qui fait que le seul angle impliqué dans le paramétrage du voisinage est l'angle θ entre la droite $d_{xOy} = \Pi \cap xOy$ et l'axe y (d_{xOy} représente l'axe central du voisinage). Par la suite, le voisinage 3D est noté $\Sigma_{N,M,\rho}$, où N représente la dimension de l'axe central, M est l'échelle du filtre fondamental de vote et ρ est le paramètre de courbure du filtre (figure 2.27.a).

3.2.2.3. Schéma récursif 3D

Afin de limiter la complexité calculatoire de l'approche 3D, nous nous proposons d'opérer en multi-2D sur une partie de la méthode en y intégrant un procédé 3D d'accumulation. Le calcul des courbes de mesure de désordre ainsi que l'étape d'interaction sont 2D. Par contre, le procédé d'accumulation qui propage

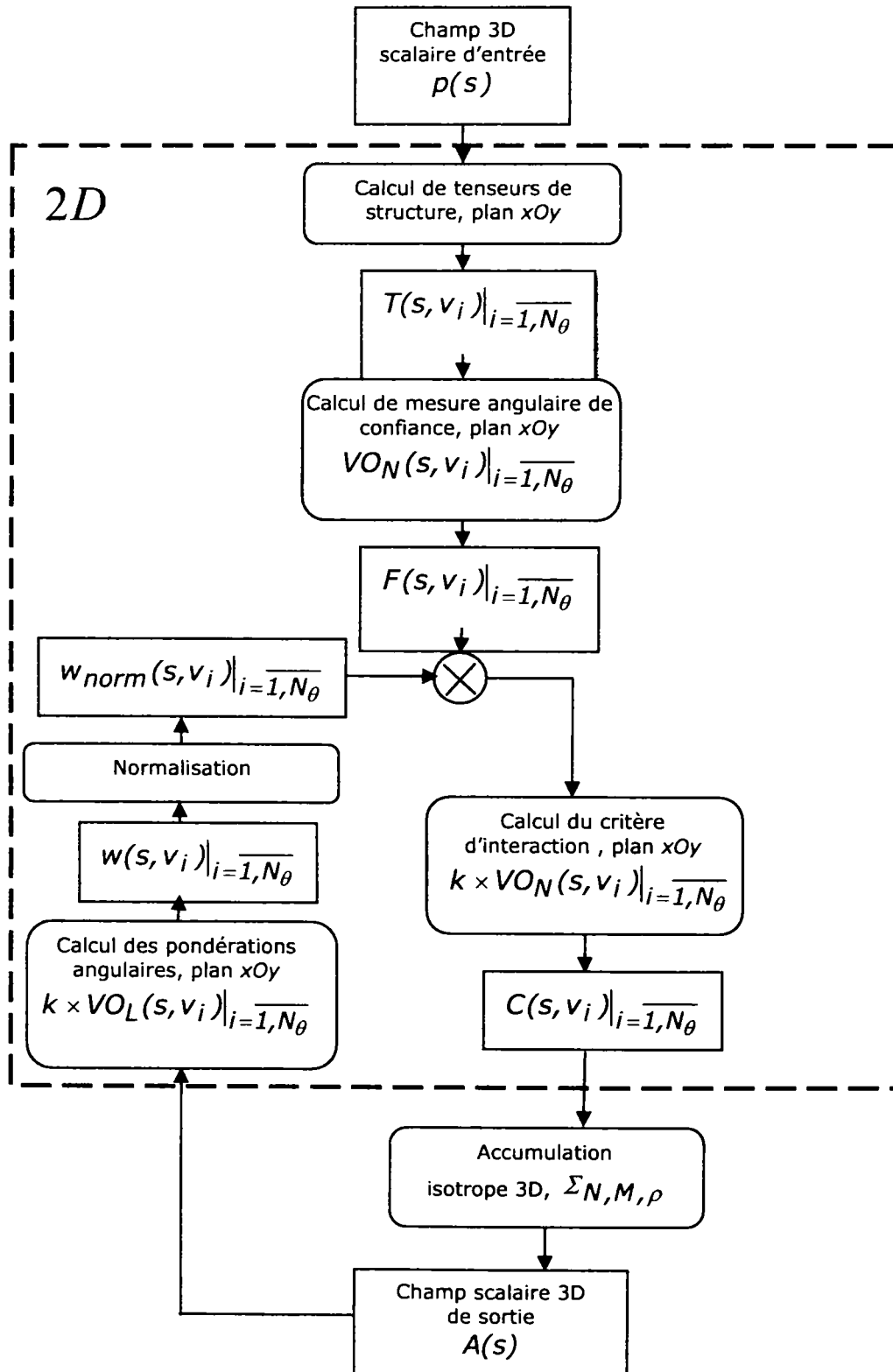


Figure 3.27. Schéma de l'approche 3D récurrente.

l'information d'interaction entre les différentes structures linéiques alignées est 3D. Sur la base du voisinage défini dans le paragraphe précédent (figure 3.26), nous développons en 3D le procédé de diffusion permettant la reconstruction du contour textuel. La limitation du voisinage utilisé permet donc de diminuer la complexité calculatoire tout en conservant une bonne continuité dans l'espace 3D des contours détectés. La récursivité de l'approche fait que l'influence inter planaire xOy intègre une information 3D dans les étapes de calcul des courbes de mesure de désordre et d'interaction. Le mélange, grâce au procédé d'accumulation, de l'information d'interaction dans l'itération t introduit une dépendance inter planaire xOy dans la pondération des courbes de mesure de désordre et, implicitement, dans le calcul des courbes d'interaction dans l'itération suivante $t+1$.

L'extension 3D de l'approche géométrique récursive est décrite dans le schéma de la figure 3.27. Une texture 3D $p(s)$ en constitue à présent l'entrée.

Les premières étapes de l'algorithme itératif récursif (le calcul du champ de tenseurs de structure, le calcul des courbes de mesure de confiance et le calcul des courbes angulaires d'interaction) sont des opérations 2D effectuées pour chaque image du plan xOy de la texture 3D $p(s)$. Le mécanisme d'accumulation est une opération 3D en raison du voisinage $\Sigma_{N,M,\rho}$ introduit (figure 3.26). La caractéristique d'isotropie est relative à l'angle θ du plan xOy . Après le traitement de la totalité des plans xOy de la texture 3D, on obtient le bloc 3D accumulé $A(s)$. Ce dernier est utilisé ensuite pour le calcul des courbes de pondération dans le plan xOy . L'accumulation 3D propage l'information dans les plans voisins du plan courant xOy . Les courbes de pondération prennent donc en compte une information 3D issue du voisinage $\Sigma_{N,M,\rho}$. Ainsi, dès la deuxième itération, même si un certain nombre d'opérations sont 2D, les résultats, en l'occurrence les courbes angulaires de désordre et d'interaction, intègrent une information sur plusieurs plans xOy d'où le caractère 3D de la démarche.

En conclusion, nous avons introduit une extension 3D qui s'appuie sur une hypothèse géométrique relaxée. La conception du voisinage 3D est issue de l'hypothèse relaxée et, l'approche ainsi construite répond à un compromis entre un temps raisonnable de calcul et un avantage en terme de continuité des détections dans l'espace 3D. Par la suite, ces faits sont vérifiés dans une analyse qualitative de résultats.

3.2.2.4. Résultats

Des exemples de résultats obtenus sur une texture directionnelle 3D sont présentés à des fins de comparaison dans les figures 3.28 et 3.29. La visualisation des résultats dans le plan xOy révèle un rehaussement des contours par rapport aux très nombreux et faux alignements qui sont détectés dans l'approche 2D. L'effet du filtre de vote utilisé dans la construction du voisinage est évident. Les résultats de l'approche 3D sont plus continus même dans le plan xOy . L'intégration de l'information sur plusieurs plans xOz fait que certaines fausses alarmes présentes avec l'approche 2D sont éliminées. Nous pouvons cependant noter que l'épaisseur des réponses est plus large avec l'approche 3D : il s'agit d'un effet de la relaxation de la contrainte géométrique imposée.

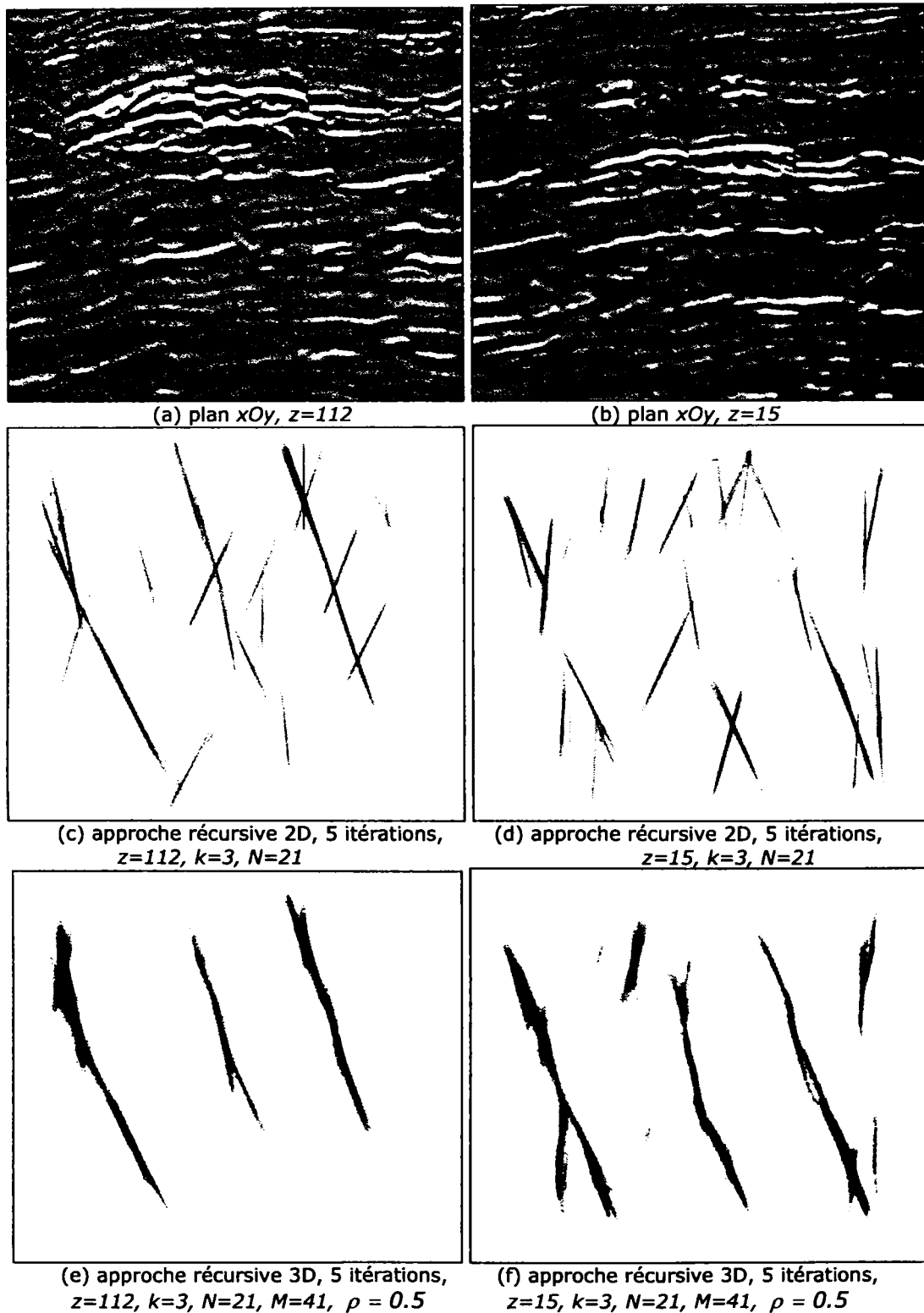


Figure 3.28. Comparaison dans le plan xOy entre approche 2D récursive et approche 3D.

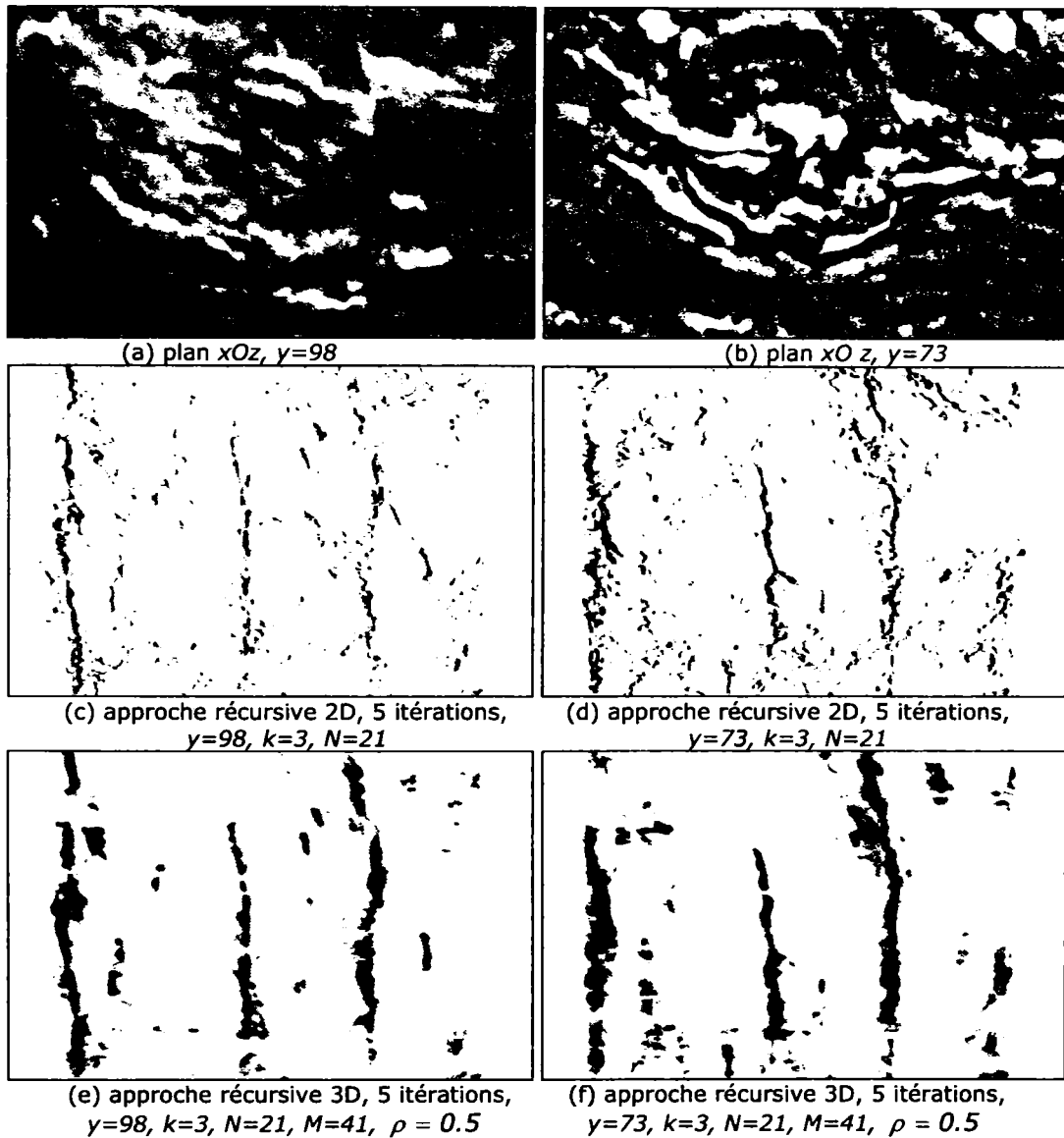


Figure 3.29. Comparaison dans le plan xOz entre approche 2D récursive et approche 3D.

Au final, les résultats observés dans le plan xOz montrent que le but de la contrainte relaxée, c'est-à-dire une meilleure continuité de la détection dans l'espace 3D, est atteint. En outre, l'utilisation du filtre de vote de tenseurs a comme effet un filtrage du bruit introduit par les fausses détections dans le plan xOz .

3.3. Etude comparative

Les paragraphes précédents ont été l'occasion d'introduire une nouvelle approche de détection de contours textuels fondée sur une hypothèse linéique sur la structuration géométrique locale des contours. Plusieurs variantes ont été proposées. Une approche récursive a notamment été développée pour améliorer la robustesse de la détection. En outre, en relaxant la contrainte géométrique, une extension a été avancée permettant d'implémenter une version 3D qui offre l'avantage d'assurer une meilleure continuité 3D de la détection tout en impliquant une mise en œuvre de complexité calculatoire plus faible que la version de base. Différents résultats comparatifs ont permis d'apprécier de manière qualitative les performances des méthodes développées. Ces résultats valident la pertinence de nos méthodes par rapport à celles de la littérature du domaine. Ainsi, les objectifs pour lesquels la contrainte géométrique, la récursivité et la relaxation ont été introduites sont qualitativement atteints et validés dans le cadre particulier de l'application qui nous intéresse.

Pour compléter la validation des approches introduites, nous envisageons maintenant une analyse quantitative. Notre étude se fonde sur l'approche de mesure des performances d'un détecteur de contours proposée par Grigorescu et al [43-45]. Après avoir adapté l'approche proposée par Grigorescu en prenant en compte la contrainte géométrique, nous menons une série d'expériences afin de qualifier nos approches en comparaison des méthodes existantes.

3.3.1. Méthode d'analyse quantitative des résultats de la détection de contours textuels

3.3.1.1. Mesure de performance pour les détecteurs de contours

Une analyse quantitative de la détection fondée sur une approche de détection de contours utilise une vérité terrain, c'est-à-dire l'image des vrais contours. Dans les travaux de Grigorescu et al. [43-45], les auteurs proposent d'utiliser une image de contours construite à la main. Pour proposer la quantité qui mesure la performance du détecteur, les auteurs définissent plusieurs ensembles de pixels à partir des deux images : l'image détectée et l'image des contours réels. Dans l'image des contours réels, ils définissent l'ensemble de points C_V formant les contours et l'ensemble B_V des points de l'arrière-plan (background). De même, dans l'image des contours détectés, les points du contour constituent l'ensemble C_D et les points de l'arrière-plan forment l'ensemble B_D . Ensuite, plusieurs classes de points détectés sont possibles :

- Les bonnes détections qui représentent l'intersection des points du contour dans l'image des contours réels et les points détectés comme appartenant aux contours :

$$C = C_V \cap C_D \quad (3.16)$$

- Les fausses détections, que les auteurs dénotent par « fausses positives », qui représentent les points détectés mais qui ne sont pas réellement des points de contour :

$$FD = C_D \cap B_V \quad (3.17)$$

- Les non détections, dénommés par les auteurs « fausses négatives », qui représentent les points des contours réels mais qui ne sont pas trouvés par le détecteur :

$$ND = C_V \cap B_D \quad (3.18)$$

Cette classification est utilisée ensuite pour construire la mesure de la performance du détecteur :

$$P = \frac{\text{card}(C)}{\text{card}(C) + \text{card}(FD) + \text{card}(ND)} \quad (3.19)$$

avec $\text{card}(X)$ représentant le nombre de points de l'ensemble X .

L'image des contours réels et l'image des contours détectés sont des images binaires : un seuillage est par conséquent nécessaire avant de construire ces ensembles.

La mesure de performance ainsi construite est un scalaire compris dans l'intervalle $[0,1]$. Si tous les contours sont détectés correctement :

$$\left. \begin{array}{l} \text{card}(FD) = 0 \\ \text{card}(ND) = 0 \end{array} \right\} \Rightarrow P = \frac{\text{card}(C)}{\text{card}(C)} = 1 \quad (3.20)$$

Si des fausses et des non détections apparaissent dans le résultat, alors :

$$\left. \begin{array}{l} \text{card}(FD) > 0 \\ \text{card}(ND) > 0 \end{array} \right\} \Rightarrow P < 1 \quad (3.21)$$

Dans le cas limite où la détection est totalement fautive alors la mesure tend vers zéro :

$$\left. \begin{array}{l} \text{card}(C) \rightarrow 0 \\ \text{card}(FD) \gg 0 \\ \text{card}(ND) \gg 0 \end{array} \right\} \Rightarrow P \rightarrow 0 \quad (3.22)$$

Pour éviter un biais que le détecteur peut introduire, par rapport à l'image réelle des contours, les auteurs proposent aussi de rechercher les points détectés dans un voisinage autour des contours réels.

Pour construire une mesure fiable pour les comparaisons des méthodes de détection de contours dans les textures directionnelles, une adaptation de la mesure de performance présentée est nécessaire.

3.3.1.2. Méthode quantitative pour l'analyse de la détection des contours texturels

Les données sismiques se caractérisent par différents types de régions. En simplifiant, deux régions peuvent être définies. D'une part, nous avons les régions où l'hétérogénéité linéaire est fortement marquée. Il s'agit des régions où les textures directionnelles sont bien définies et les structures linéiques composant la texture se caractérisent par de fortes amplitudes. Dans ce cas, les contours virtuels sont très visibles et le détecteur doit bien fonctionner. D'autre part, il y a les régions présentant des hétérogénéités faiblement marquées. La texture directionnelle n'est pas bien définie dans ces régions, et la présence de contours texturels est plus difficile à détecter. Dans nos simulations, ces deux types de régions peuvent être éprouvées en faisant varier le rapport signal sur bruit que nous rajoutons à la texture idéale. Le bruit considéré est de deux types : le bruit gaussien et le bruit sismique (introduit au chapitre 2).

Afin de disposer d'une vérité terrain, nous considérons des images synthétiques dans nos simulations. Les contours réels sont paramétrés en localisation, épaisseur et orientation.

Un aspect important de la détection est la continuité des contours. La mesure de performance de la détection doit alors prendre en compte et quantifier le degré de continuité des contours détectés. De même, l'utilisation différente des paramètres d'échelle utilisés dans les approches, celles de la littérature et les nouvelles que nous proposons, fait que les méthodes évaluées ne sont pas tout à fait comparables. Une adaptation de la mesure de performance doit donc être envisagée pour que la comparaison soit finalement indépendante de la valeur d'échelle considérée.

La mesure de performance adaptée au cas de la détection des contours texturaux dans les textures directionnelles est illustrée dans la figure 3.30. Le contour idéal est représenté par la droite d_{CI} . Autour de cette droite, une certaine épaisseur de la détection est considérée (entre les droites interrompues). Pour une meilleure visualisation, la largeur de cette région est fortement agrandie : en réalité, la mesure considère un voisinage de quelques pixels autour de la droite idéale. La réponse du détecteur consiste en une détection utile, localisée dans cette région et présentant un certain biais, et de fausses détections dans le reste de l'image. Par la suite, on considère deux mesures de performance du détecteur : la mesure P_{br} qui quantifie les fausses détections ou le bruit introduit par le détecteur ainsi qu'une mesure P_C pour le contour.

La mesure P_{br} est tout simplement traduite par le nombre de points détectés dans la région extérieure à la zone considérée pour le contour, rapporté à la surface de cette zone (figure 3.30) :

$$P_{br} = \frac{\text{card}(\text{fausses détections de la zone } Z1)}{\text{surface}(\text{zone } Z1)} \quad (3.23)$$

La mesure P_C quantifie la continuité de la détection. A cette fin, on considère la projection des points détectés dans la zone de contour sur la droite idéale d_{CI} . On obtient ainsi une série de détections ainsi que des trous de détection (figure 3.30 à droite). On dénombre l'ensemble des points détectés Pt_D et l'ensemble des points de trous de détection Pt_T . La mesure P_C est alors donnée par la relation suivante :

$$P_C = \frac{\text{card}(Pt_D)}{\text{card}(Pt_D) + \text{card}(Pt_T)} \quad (3.24)$$

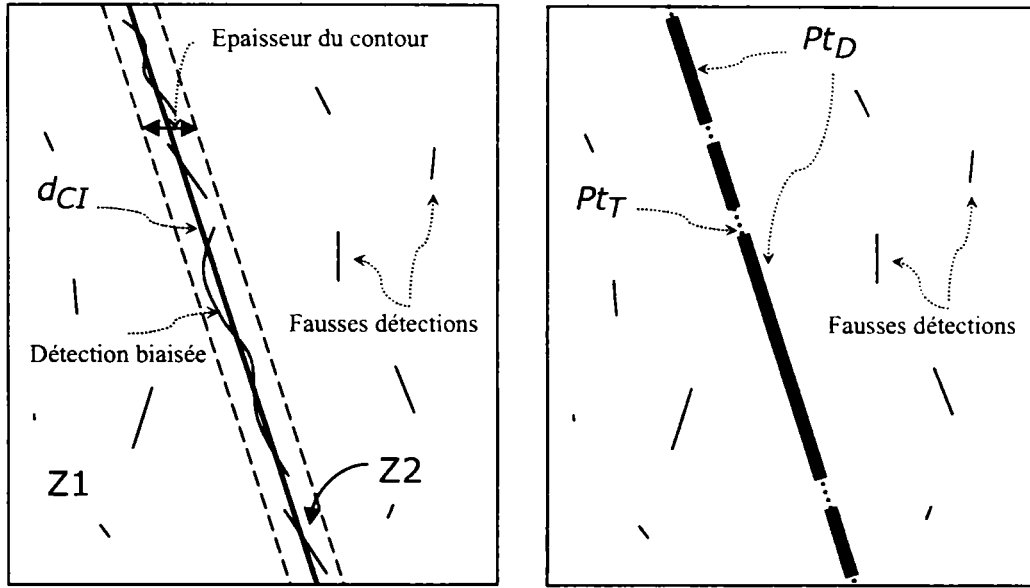


Figure 3.30. Illustration de la mesure de performance adaptée.

Si la détection est continue alors :

$$\text{card}(Pt_T) = 0 \Rightarrow P_C = 1 \quad (3.25)$$

Plus la détection est discontinue, plus la mesure tend vers zéro :

$$\text{card}(Pt_T) \gg \text{card}(Pt_D) \Rightarrow P_C \rightarrow 0 \quad (3.26)$$

Au final, la mesure P_C quantifie la continuité des contours détectés. Pour avoir une comparaison quantitative indépendante des paramètres d'échelle, la mesure des contours détectés P_C est visualisée en fonction de la mesure de bruit de détection. En effet, ces mesures sont obtenues, comme dans la proposition originale, après un seuillage de l'image des contours détectés. Pour éliminer l'influence du seuil ε dans la comparaison, on considère les courbes $P_C(\varepsilon)$ et $P_{br}(\varepsilon)$ où ε varie entre 0% et 100% de la valeur maximale de l'image des contours détectés.

Les courbes $P_{br}(\varepsilon)$ donnent une idée du taux de bruit introduit par les détecteurs. Pour la comparaison des courbes $P_C(\varepsilon)$, on considère une transformation en fonction des courbes $P_{br}(\varepsilon)$. Il s'agit ici de visualiser la mesure de contour pour un même taux de bruit (fausses détections) dans le reste de l'image. Ainsi, l'influence de l'échelle n'est pas déterminante dans la mesure où, pour chaque détecteur, les meilleurs paramètres d'échelle sont considérés. La transformation (figure 3.31) des courbes $P_C(\varepsilon)$ est possible lorsqu'on réalise la comparaison de deux détecteurs. On obtient alors deux courbes pour chaque détecteur : $(P_{br}^1(\varepsilon), P_C^1(\varepsilon))$ et $(P_{br}^2(\varepsilon), P_C^2(\varepsilon))$. Seule la deuxième courbe de mesure des contours est transformée par la relation suivante :

$$P_C^{2tr}(\varepsilon) = P_C^2(\varepsilon^1) \rightarrow \varepsilon^1 = \left(P_{br}^2\right)^{-1} \left(P_{br}^1(\varepsilon^2)\right) \quad (3.27)$$

Ainsi, les courbes $P_C^1(\varepsilon)$ et $P_C^{2tr}(\varepsilon)$ sont homogènes, indépendamment des paramètres d'échelle des détecteurs considérés. Dans la suite, l'étude comparative quantitative est conduite entre les courbes $P_{br}^1(\varepsilon)$ et $P_{br}^2(\varepsilon)$ tandis que pour la mesure de contour on considère les courbes $P_C^1(\varepsilon)$ et $P_C^{2tr}(\varepsilon)$.

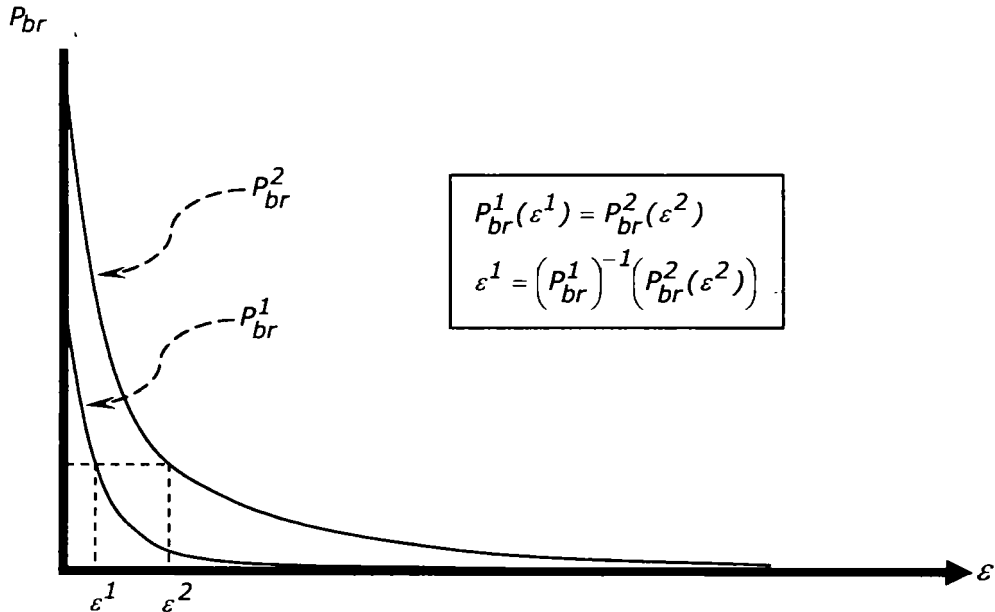


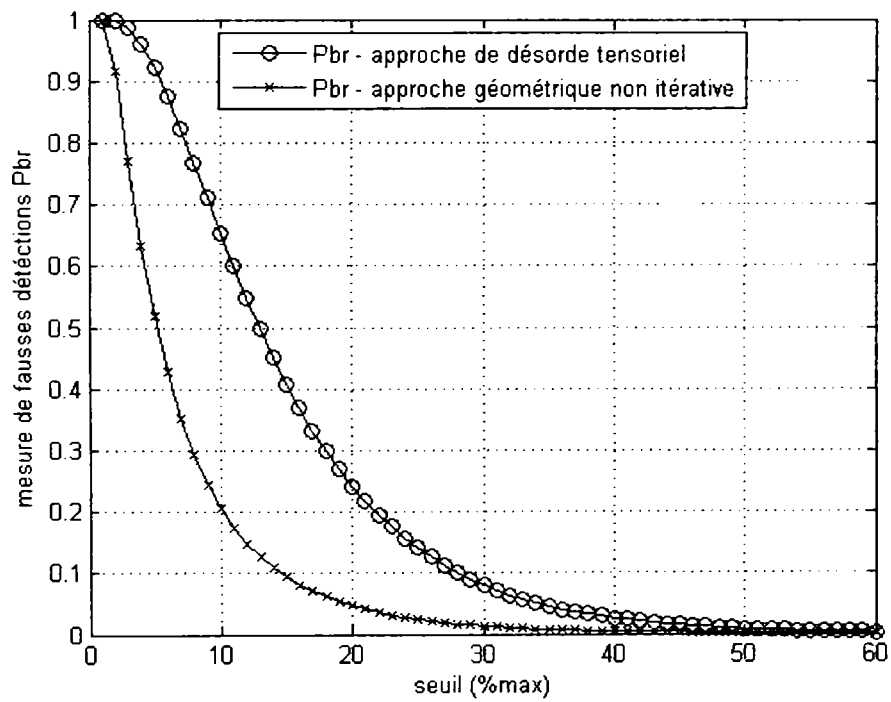
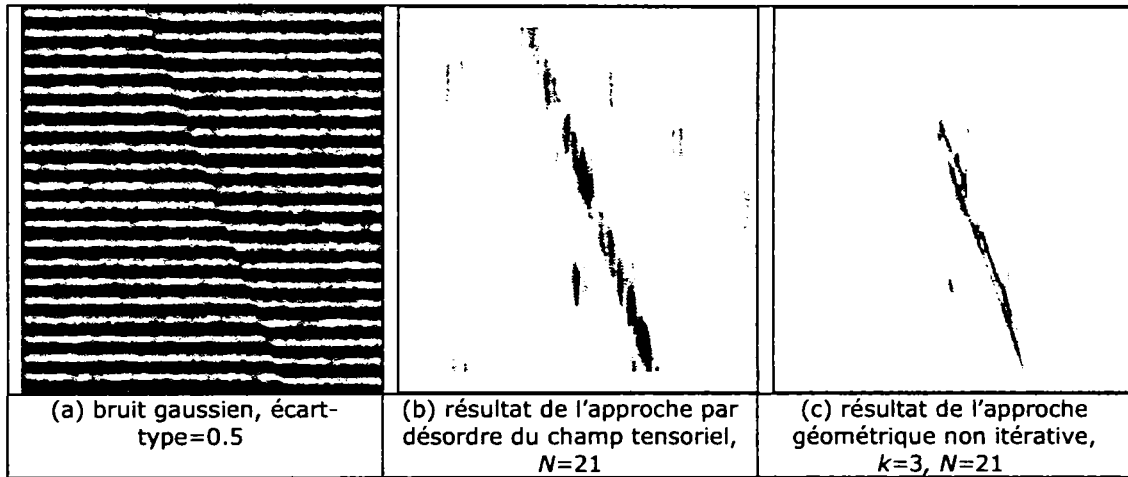
Figure 3.31. Schématisation de la transformation (équation 3.27).

3.3.2. Etude quantitative

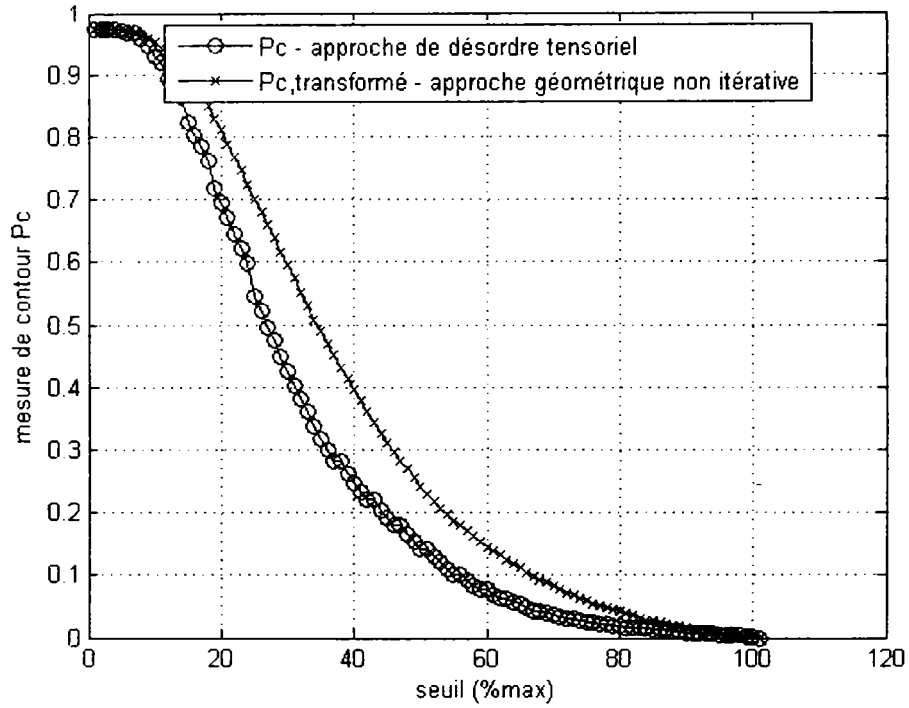
Ce paragraphe est dédié à la comparaison quantitative des approches de la littérature et les approches géométriques proposées (récursive et non récursive). Les courbes présentées sont obtenues par des moyennes calculées sur 100 réalisations de bruit.

3.3.2.1. Comparaison entre l'approche de désordre tensoriel et l'approche géométrique

Une première comparaison quantitative est faite entre l'approche de désordre du champ de tenseurs de structure et l'approche géométrique non itérative. Les courbes de mesure des points de bruit $P_{br}(\varepsilon)$ et la mesure des points de contours détectés $P_C(\varepsilon)$ pour deux types de bruit (gaussien et bruit sismique) sont montrées dans les figures 3.32 et 3.33. Celles-ci montrent que le taux de bruit introduit par l'approche de désordre du champ tensoriel est plus important que le taux de bruit de détection introduit par l'approche géométrique non itérative. De même, pour un taux de bruit de détection égal pour les deux méthodes, l'approche géométrique présente plus de points de contours détectés. Une conclusion supplémentaire, tirée de l'exemple des figures 3.32.e et 3.33.e, est que la continuité de la détection est meilleure pour l'approche non itérative.

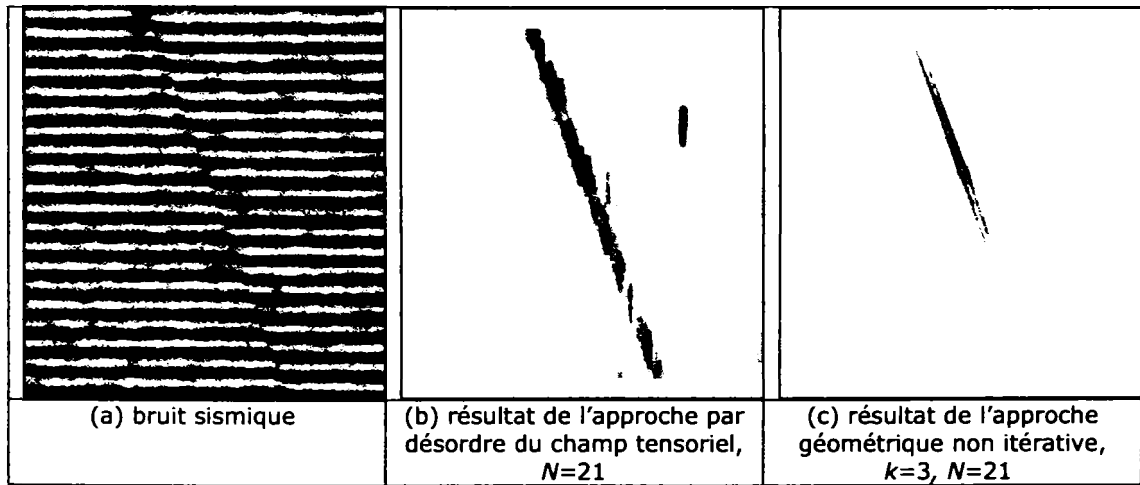


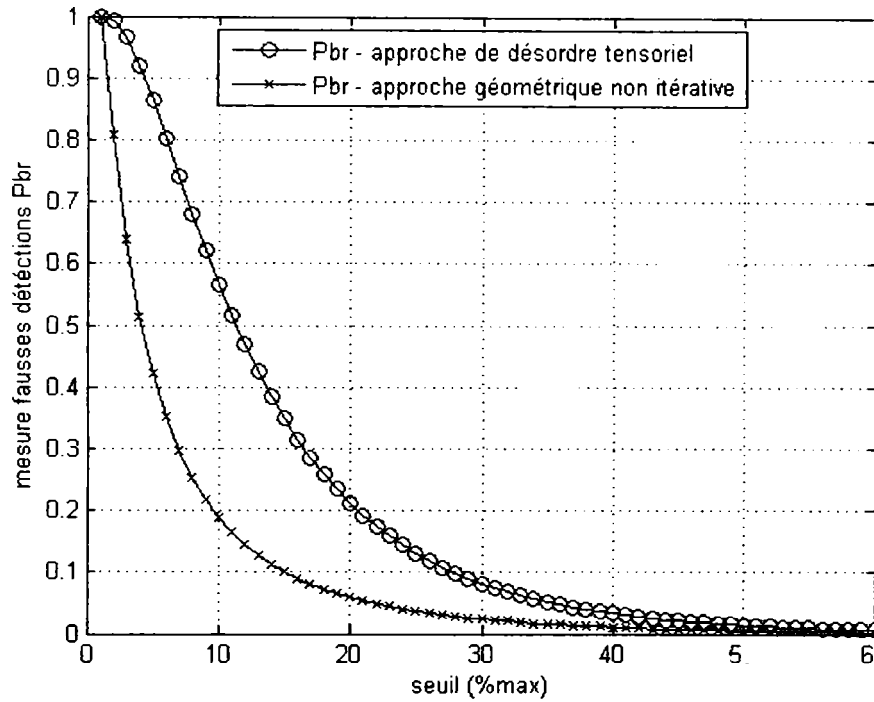
(d) courbes de mesure de bruit



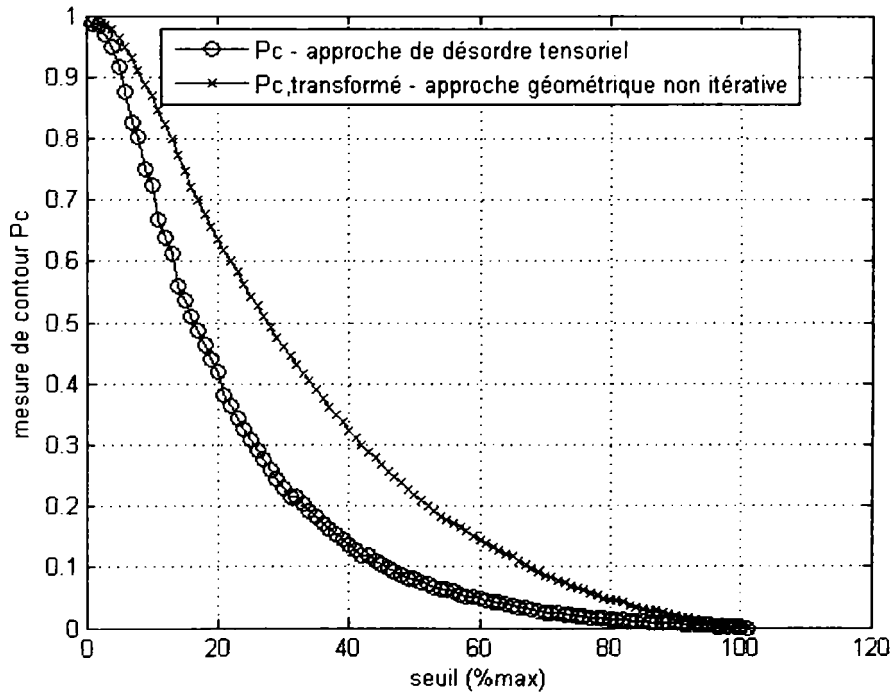
(e) courbes de mesure des points de contour

Figure 3.32. Comparaison quantitative entre l'approche par désordre du champ tensoriel et l'approche géométrique non itérative (cas du bruit gaussien).





(d) courbes de mesure de bruit

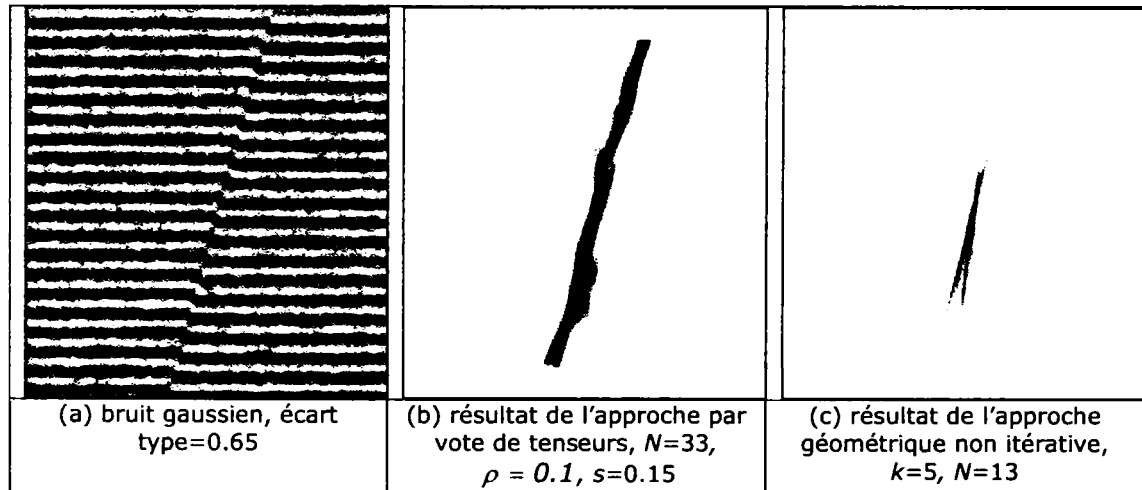


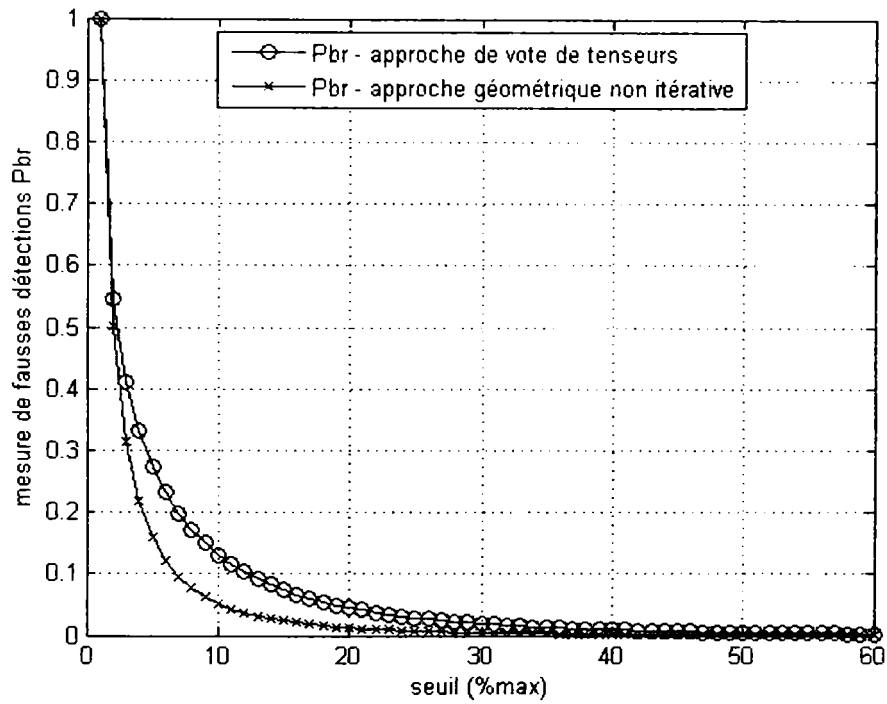
(e) courbes de mesure des points de contour

Figure 3.33. Comparaison quantitative entre l'approche par désordre du champ tensoriel et l'approche géométrique non itérative (cas du bruit sismique).

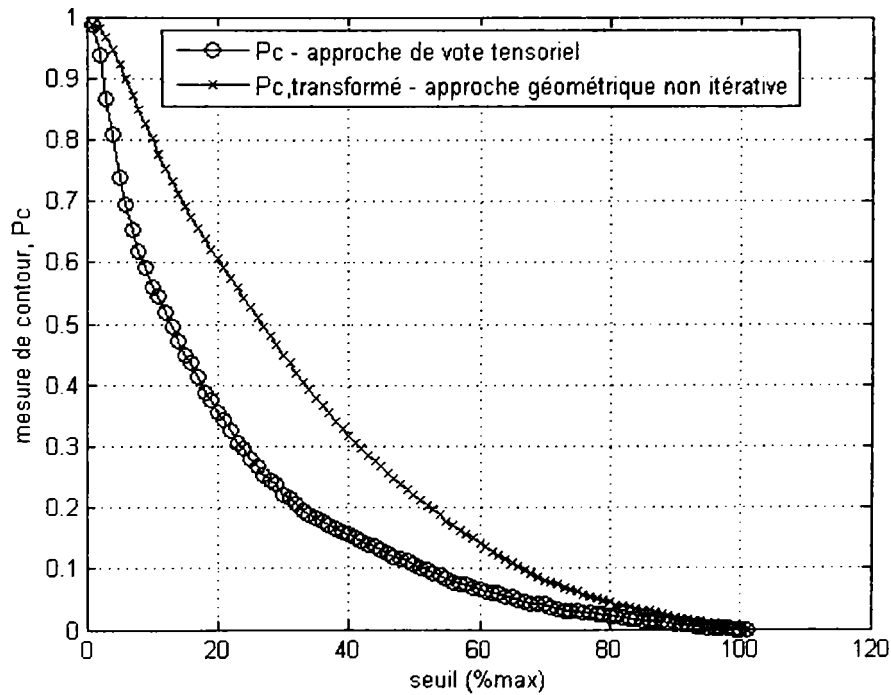
3.3.2.2. Comparaison entre l'approche par vote tensoriel et l'approche géométrique

Les deux figures suivantes (figures 3.34 et 3.35) présentent les courbes de mesure de bruit de détection et des points détectés par l'approche par vote de tenseurs et l'approche géométrique non récursive. Le résultat fourni par l'approche de vote de tenseurs présente une assez bonne détection et une forte continuité. Le défaut de la méthode, comme nous l'avions déjà noté, est l'épaisseur de la détection. Même si la valeur de la constante de courbure est assez basse, l'épaisseur du résultat, introduite par le champ de vote, est pénalisée par la mesure de performance des points de contour détectés.



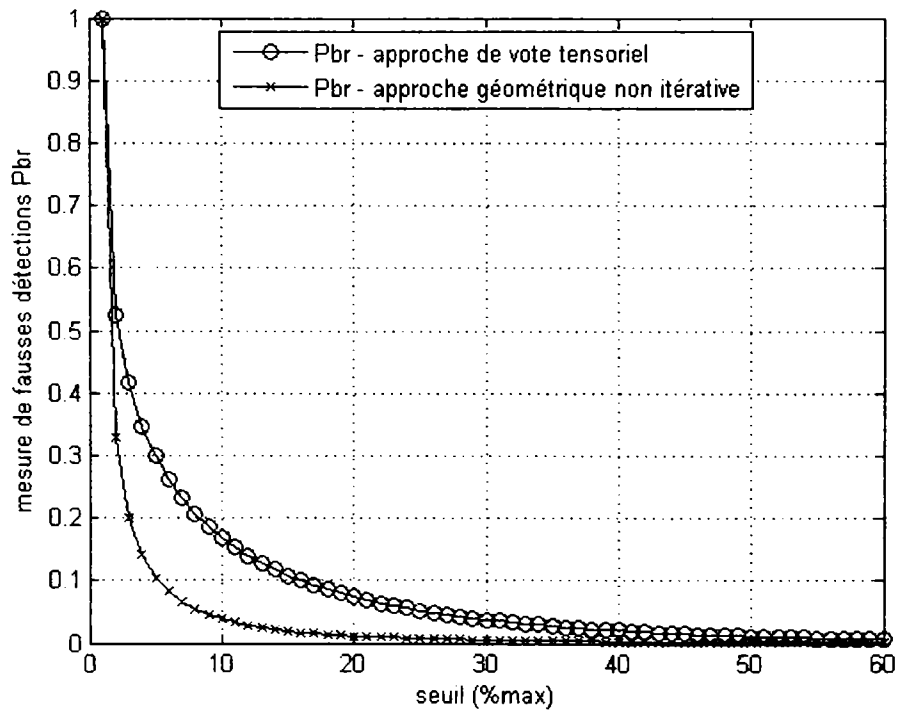
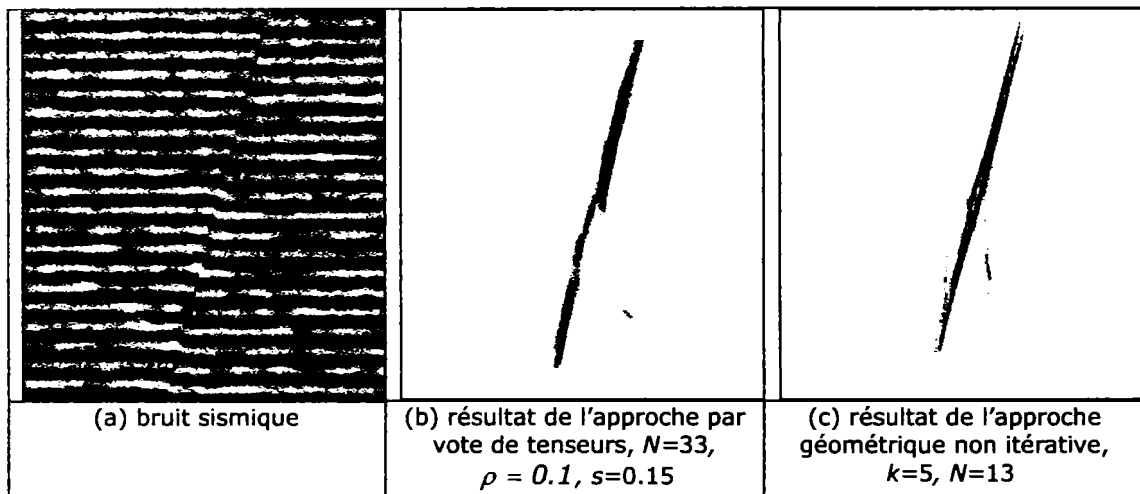


(d) courbes de mesure de bruit

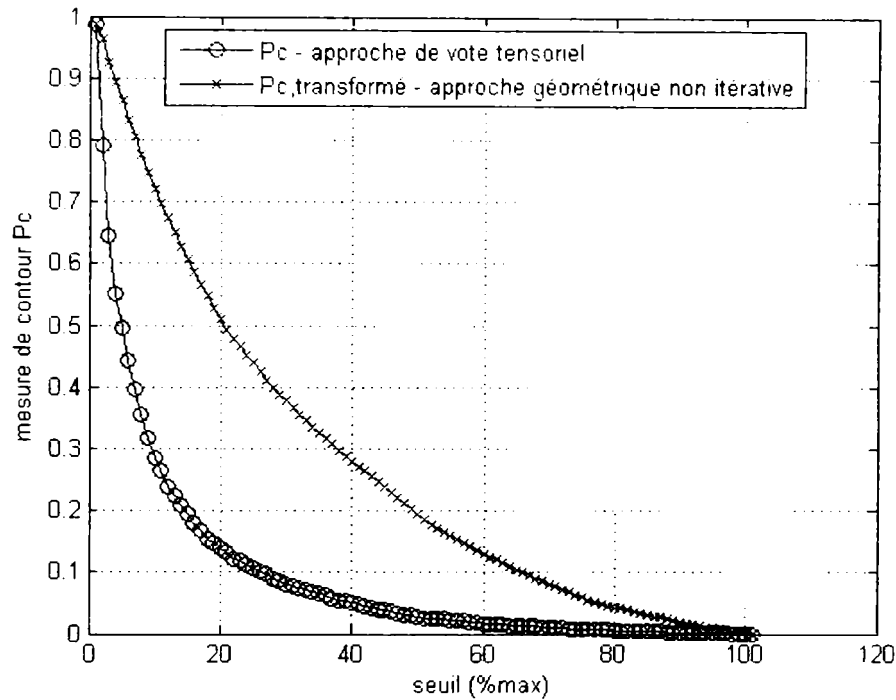


(e) courbes de mesure des points de contour

Figure 3.34. Comparaison quantitative entre l'approche par vote de tenseurs et l'approche géométrique non itérative (cas du bruit gaussien).



(d) courbes de mesure de bruit

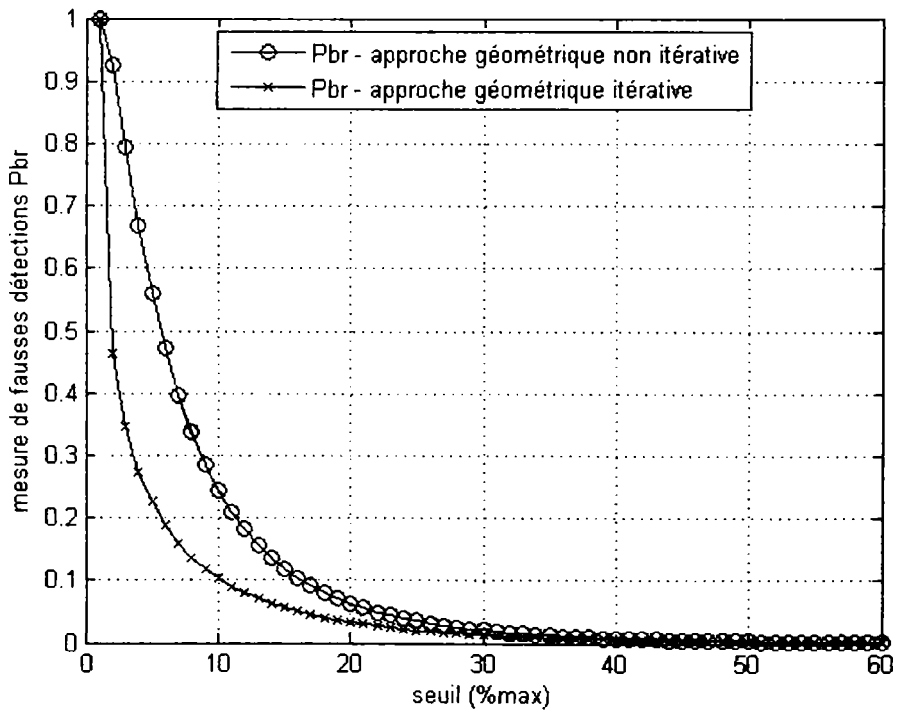
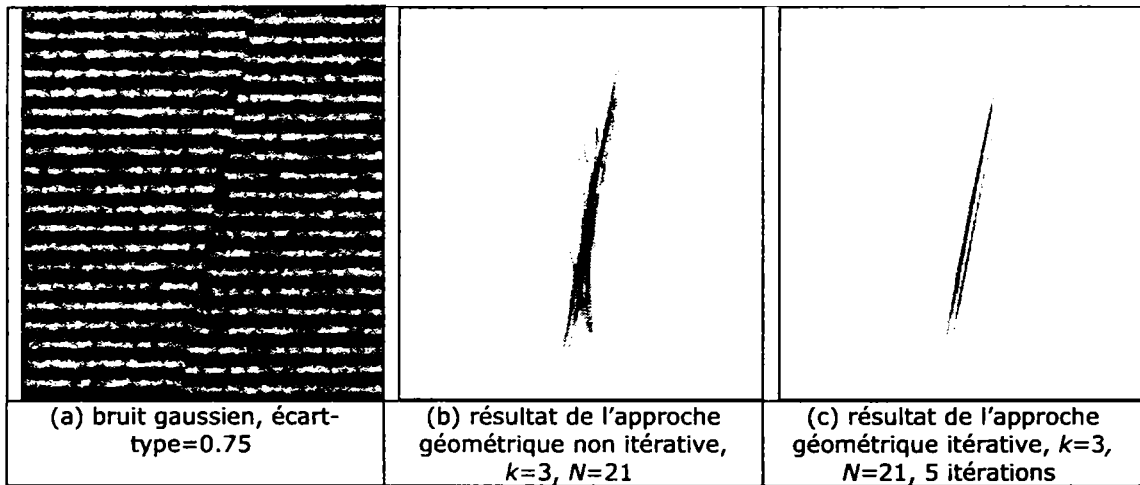


(e) courbes de mesure des points de contour

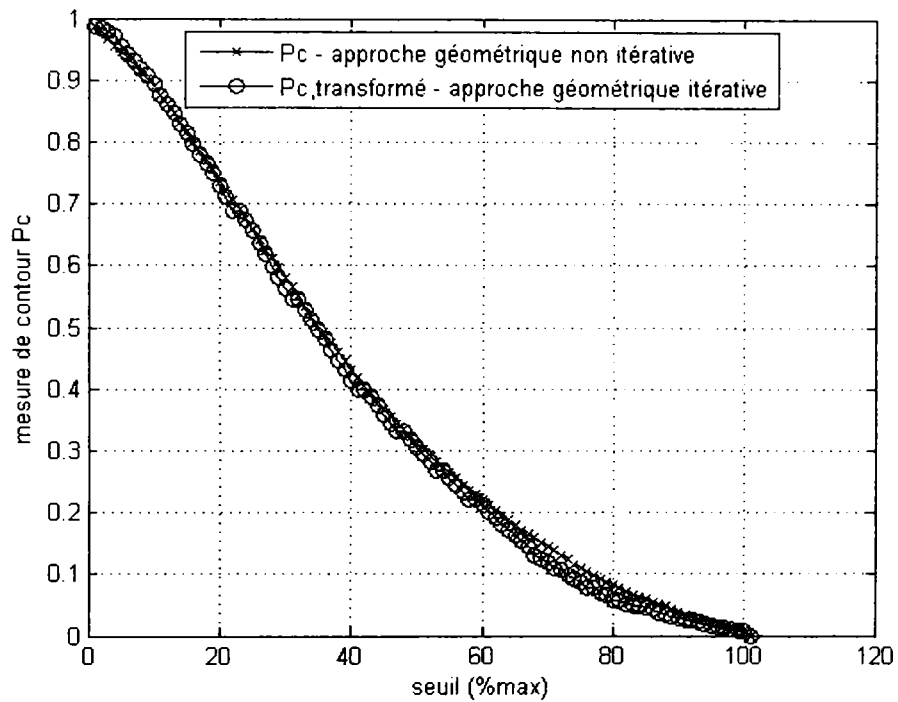
Figure 3.35. Comparaison quantitative entre l'approche par vote de tenseurs et l'approche géométrique non itérative (cas du bruit sismique).

3.3.2.3. Comparaison entre l'approche géométrique et l'approche géométrique itérative

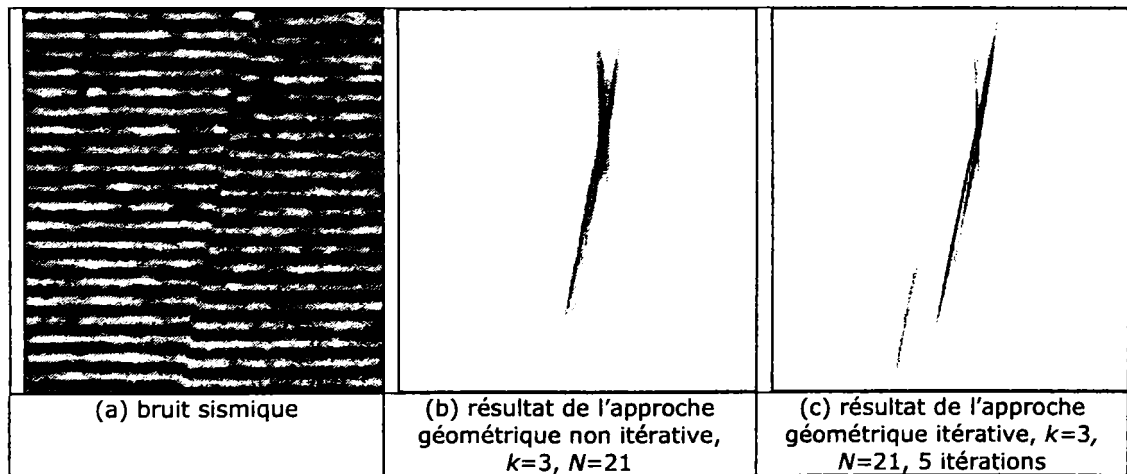
Une dernière comparaison est conduite entre l'approche géométrique itérative et l'approche géométrique non itérative. Dans les figures 3.36 et 3.37, les courbes des deux mesures (bruit de détection et points de contour) sont présentées. En terme de détection de contours et de continuité de la détection, les résultats ne sont pas très différents et les courbes $P_C(\varepsilon)$ sont très similaires. Ce résultat logique et prévisible provient du fait que les deux approches partent du même postulat concernant la géométrie locale. L'approche itérative n'a pour seul objectif que d'apporter une plus grande robustesse de détection c'est-à-dire moins de fausses détections. La robustesse de l'approche géométrique itérative est quantifiée par la mesure $P_{br}(\varepsilon)$.

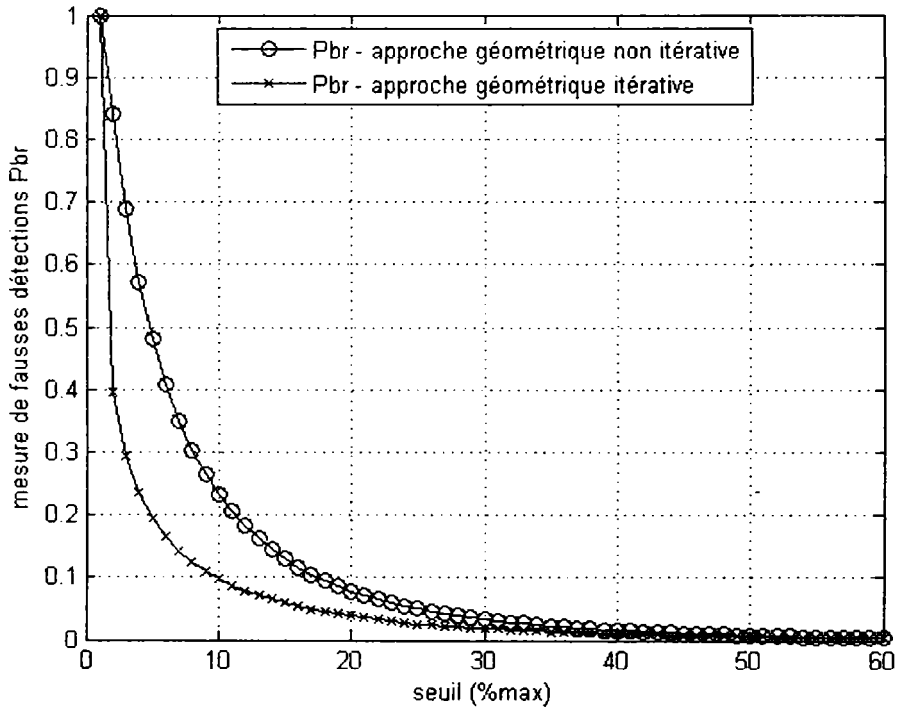


(d) courbes de mesure de bruit

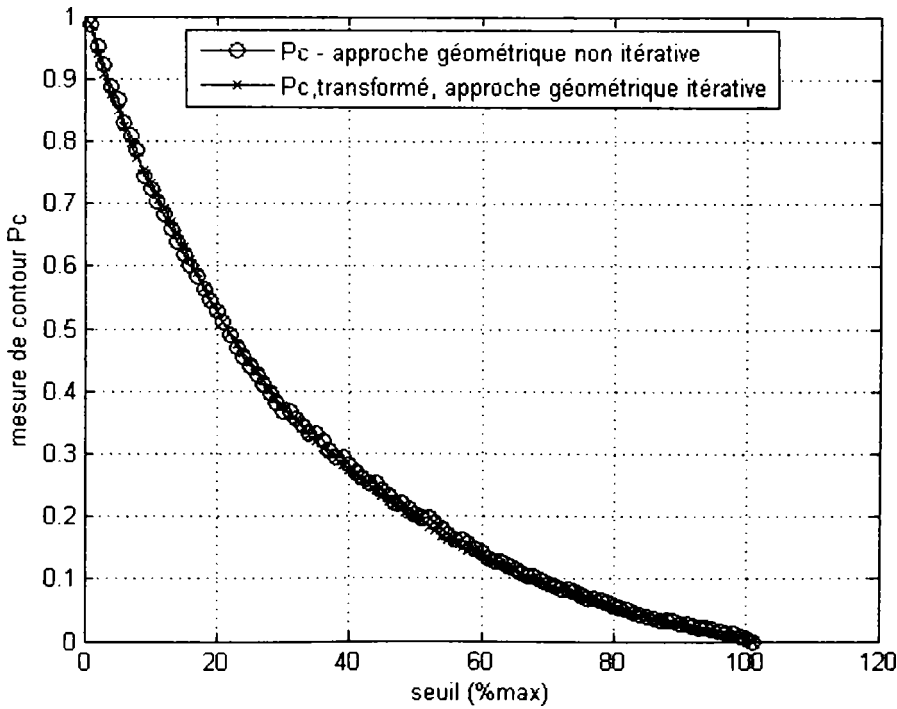


(e) courbes de mesure des points de contour
 Figure 3.36. Comparaison quantitative entre l'approche géométrique non itérative et l'approche géométrique itérative (cas du bruit gaussien).





(d) courbes de mesure de bruit



(e) courbes de mesure des points de contour

Figure 3.37. Comparaison quantitative entre l'approche géométrique non itérative et l'approche géométrique itérative (cas du bruit sismique).

Au final, l'analyse quantitative s'appuie sur différentes mesures dédiées à l'étude des performances des méthodes proposées. Cette étude nous a permis de valider les observations faites lors de l'étude qualitative obtenue sur des données de synthèses et réelles. L'approche géométrique, dans sa version de base, est nettement supérieure aux méthodes dédiées à la détection des contours texturels proposées dans la littérature. L'apport des approches basées « modèles géométriques » est significatif. Nous avons également validé l'apport de l'approche robuste fondée sur un schéma récursif ce qui justifie a posteriori le fait que l'on puisse s'intéresser à cette extension malgré sa complexité calculatoire évidente.

Conclusion et perspectives

Les travaux présentés dans ce document concernent la détection de contours dans des images et des blocs d'images de textures directionnelles. L'application visée est la détection de défauts tels que les failles dans les images sismiques, en vue de l'élaboration d'un outil automatique d'aide à l'analyse pour géologues.

Le cas des contours présents dans les données sismiques est tout d'abord analysé et identifié comme étant un cas particulier de contours qualifiés par le terme 'texturel' qui traduit une combinaison de caractéristiques de contour de texture directionnelle et de caractéristiques de contour virtuel.

Pour cette raison, les méthodes dédiées à la détection des contours de textures directionnelles sont ensuite présentées et analysées. Un lien théorique est démontré entre les différentes approches trouvées dans la littérature. Leur comportement similaire, établi théoriquement, est également vérifié par les résultats. Une analyse qualitative permet d'observer les nombreux désavantages de ces approches (biais de détection, effet d'escalier, forte dépendance à l'échelle). Ceux-ci sont essentiellement dus à une mauvaise adaptation des approches classiques au cas des contours texturels ce qui nous amène à considérer des approches de détection de contours inspirées de la vision humaine. Dans ce contexte, deux familles sont explorées : les approches basées sur les principes gestaltistes de la vision et celles s'appuyant sur une modélisation neurophysiologique des cellules neuronales de la vision. L'analyse de ces méthodes montre un meilleur comportement général. Cependant, elles nécessitent le réglage d'un grand nombre de paramètres et des effets indésirables (biais dans la localisation de la réponse ou épaisseur de la détection) sont encore visibles dans les résultats obtenus.

Les conclusions de l'analyse effectuée sur les différentes approches de la littérature et l'observation d'exemples de contours présents dans les données sismiques réelles nous amènent à considérer une hypothèse géométrique supplémentaire. Cette contrainte donne lieu à l'introduction d'une nouvelle approche géométrique de détection de contours texturels. Par la suite, l'analyse comparative des résultats montre la supériorité de l'approche proposée sur les méthodes existantes.

Néanmoins, la nouvelle approche n'est pas exempte de fausses détections. Un schéma récursif est proposé afin d'en réduire significativement le nombre. Les résultats obtenus démontrent d'une meilleure robustesse au bruit de détection ainsi qu'une rapide convergence de l'approche itérative présentée.

L'application multi-2D de nos approches au cas de données 3D fait apparaître un manque de continuité spatiale des contours 3D détectés et montre la nécessité d'une extension réellement 3D. L'extension naturelle de la méthode géométrique récursive au cas de contours 3D est rejetée en raison d'un coût calculatoire bien trop important. Un compromis entre une meilleure continuité des contours détectés et un temps de calcul acceptable est obtenu par la relaxation de la contrainte géométrique.

Finalement, l'ensemble des méthodes étudiées sont confrontées dans le cadre d'une analyse quantitative. Une mesure de performance des détecteurs de

contours adaptée au cas de contours texturels est introduite. L'analyse quantitative montre une meilleure robustesse des approches proposées et confirme les conclusions énoncées précédemment.

Des travaux futurs à mener concernent la mise au point de nouvelles extensions 3D pour une plus grande robustesse et une plus forte continuité de la détection. En outre, une analyse multi-échelle permettant de s'affranchir d'hypothèses géométriques dépendantes des dimensions réelles des contours recherchés serait à envisager. Une poursuite possible consiste également en la mise en œuvre d'approches de fusion de données permettant d'intégrer à la fois des réponses d'attributs différents (indicateurs morphologiques tels que la courbure, mesures d'isotropie, etc) ou ceux issus d'une analyse multi-échelle sur la base des algorithmes proposés dans ce mémoire.

Annexe A

Démonstration de la relation théorique entre les approches de segmentation par matrice de covariance et les approches tensorielles

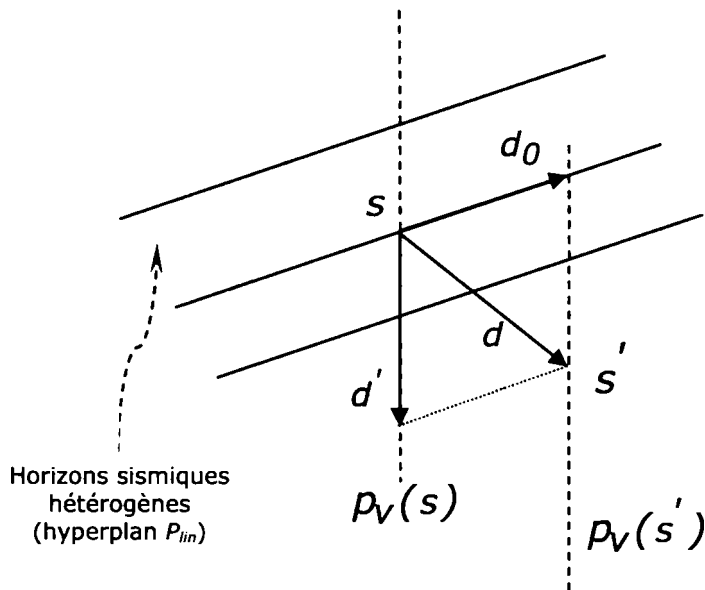


Figure A.1. Texture stationnaire directionnelle idéale.

On considère $p(s)$ une texture directionnelle idéale avec $s = [x \ y \ t]^T$ représentant le vecteur de position. La texture stationnaire directionnelle se caractérise par une propriété d'invariance aux translations, donnée par la relation suivante :

$$p(s) = p(s + d_0) \quad (\text{A.1})$$

avec d_0 la translation le long du hyper plan P_{lin} . Dans le cas 2D, l'hyperplan est représenté par une droite tandis que dans le cas 3D, l'hyperplan est représenté par un plan (figure A.1). Pour les images sismiques, l'hyperplan P_{lin} a l'orientation de l'horizon sismique.

On note par $\bar{\delta}(v, s)$ la droite orientée par le vecteur normal v et passant par le point s . Cette droite peut être définie par un opérateur de support infini de type Dirac. Cet opérateur prend une valeur unitaire le long de la droite orientée par v et passant par s , et est nul ailleurs. En utilisant cet opérateur, on définit le signal suivant :

$$p_v(s) = p(s) \bar{\delta}(v, s). \quad (\text{A.2})$$

La corrélation entre deux signaux $p_V(s)$ et $p_V(s')$ avec $s' = s + d$, et d un déplacement en général, est noté par :

$$r_{pp}(d) = E\{p_V(s)p_V(s')\} \quad (\text{A.3})$$

Le terme précédent représente également le terme général d'une matrice de covariance :

$$R = \left[r_{p_V(s)p_V(s')}(d) \right]_{|d|=[-L,L]} \quad (\text{A.4})$$

Dans le cas d'une texture stationnaire directionnelle, on observe que les termes de corrélation peuvent être écrits sous la forme d'une autocorrélation :

$$r_{pp}(d) = E\{p_V(s)p_V(s')\} = E\{p(s)\bar{\delta}(v,s) \cdot p(s')\bar{\delta}(v,s')\} \quad (\text{A.5})$$

De l'équation A.1, il est évident que $p(s') = p(s + d) = p(s + d')$ (figure A.1). La corrélation précédente s'écrit alors:

$$r_{pp}(d) = E\{p(s)p(s+d)\bar{\delta}(v,s)\} = E\{p(s)p(s+d')\bar{\delta}(v,s)\} = r_{pp}(d') \quad (\text{A.6})$$

où $r_{pp}(d')$ est l'autocorrélation de $p_V(s)$.

Pour déduire la relation entre les deux types d'approches, on procède tout d'abord au développement du terme général de la matrice de covariance :

$$\begin{aligned} r_{pp}(d) &= E\{p_V(s)p_V(s')\} = E\{p_V(s)p_V(s+d)\} = \\ &= E\{p(s)\bar{\delta}(v,s) \cdot p(s)\bar{\delta}(v,s+d)\} \end{aligned} \quad (\text{A.7})$$

On observe aussi la propriété suivante :

$$p(s)\bar{\delta}(v,s) = p(s+d)\bar{\delta}(v,s+d). \quad (\text{A.8})$$

En effet, le signal extrait sur une droite caractérisée par le vecteur normal v et passant par s peut être obtenu de deux manières : en utilisant directement l'opérateur de type Dirac introduit précédemment, ou par une translation du signal $p(s)$ par la quantité d et en utilisant l'opérateur de type Dirac dans la position $s' = s + d$.

En utilisant la relation A.8 pour le terme général de la matrice de covariance (équation A.7), on obtient :

$$\begin{aligned} r_{pp}(d) &= E\{p(s+d)\bar{\delta}(v,s+d) \cdot p(s)\bar{\delta}(v,s+d)\} = \\ &= E\{p(s)p(s+d)\bar{\delta}(v,s+d)\} \end{aligned} \quad (\text{A.9})$$

Considérons maintenant les expansions de Taylor :

$$(I) \quad p(s) = p(s+d) - d^T \nabla p(s+d) \quad (\text{A.10})$$

$$(II) \quad p(s+d) = p(s) + d^T \nabla p(s),$$

En utilisant ces expansions dans le terme général de la matrice de covariance on obtient :

$$\begin{aligned} (I) \quad r_{pp}(d) &= E\{p(s+d) - d^T \nabla p(s+d) \cdot p(s+d)\bar{\delta}(v,s+d)\} = \\ &= E\{p(s+d)p(s+d)\bar{\delta}(v,s+d)\} - E\{d^T \nabla p(s+d)p(s+d)\bar{\delta}(v,s+d)\} \end{aligned} \quad (\text{A.11})$$

$$\begin{aligned} (II) \quad r_{pp}(d) &= E\{p(s)(p(s) + d^T \nabla p(s))\bar{\delta}(v,s+d)\} = \\ &= E\{p(s)p(s)\bar{\delta}(v,s+d)\} + E\{d^T \nabla p(s)p(s)\bar{\delta}(v,s+d)\} \end{aligned}$$

Il est clair que les premiers termes du chaque développement B11 représentent la même autocorrélation. L'explication est que le signal $p(s+d)\bar{\delta}(v, s+d)$ est le signal $p(s)\bar{\delta}(v, s+d)$ translaté par d' (figure A.1). Du fait que les signaux précédents ont des supports infinis, il est clair que les deux termes d'autocorrélation sont égaux.

Par l'addition de A.11-I et A.11-II, on obtient :

$$\begin{aligned} r_{pp}(d) &= r_{p_v(s)p_v(s)}(0) + \\ &+ \frac{1}{2} E \left\{ d^T \nabla p(s) p(s) \bar{\delta}(v, s+d) - d^T \nabla p(s+d) p(s+d) \bar{\delta}(v, s+d) \right\} = \\ &= r_{pp}(0) + \frac{1}{2} E \left\{ d^T (p(s) \nabla p(s) \bar{\delta}(v, s+d) - p(s+d) \nabla p(s+d) \bar{\delta}(v, s+d)) \right\} \end{aligned} \quad (\text{A.12})$$

La propriété A.8 est également vérifiée pour le champ de gradients:

$$\nabla p(s+d) \bar{\delta}(v, s+d) = \nabla p(s) \bar{\delta}(v, s). \quad (\text{A.13})$$

ce qui donne:

$$\begin{aligned} r_{pp}(d) &= r_{pp}(0) + \frac{1}{2} E \left\{ d^T (p(s) \nabla p(s) \bar{\delta}(v, s+d) - p(s+d) \nabla p(s) \bar{\delta}(v, s)) \right\} = \\ &= r_{pp}(0) + \frac{1}{2} E \left\{ d^T \nabla p(s) (p(s) \bar{\delta}(v, s+d) - p(s+d) \bar{\delta}(v, s)) \right\} \end{aligned} \quad (\text{A.14})$$

De l'équation A.8, on a:

$$p(s+d) \bar{\delta}(v, s) = p(s+2d) \bar{\delta}(v, s+d) \quad (\text{A.15})$$

En utilisant A.15 en A.14, on obtient alors :

$$\begin{aligned} r_{pp}(d) &= r_{pp}(0) + \frac{1}{2} E \left\{ d^T \nabla p(s) (p(s) \bar{\delta}(v, s+d) - p(s+d) \bar{\delta}(v, s)) \right\} = \\ &= r_{pp}(0) + \frac{1}{2} E \left\{ d^T \nabla p(s) (p(s) \bar{\delta}(v, s+d) - p(s+2d) \bar{\delta}(v, s+d)) \right\} = \\ &= r_{pp}(0) + \frac{1}{2} E \left\{ d^T \nabla p(s) (p(s) - p(s+2d)) \bar{\delta}(v, s+d) \right\} \end{aligned} \quad (\text{A.16})$$

L'approximation de l'expansion de Taylor :

$$p(s+2d) = p(s) + 2d^T \nabla p(s), \quad (\text{A.17})$$

est utilisée en A.16 pour obtenir:

$$\begin{aligned} r_{pp}(d) &= r_{pp}(0) + \frac{1}{2} E \left\{ d^T \nabla p(s) (p(s) - p(s+2d)) \bar{\delta}(v, s+d) \right\} = \\ &= r_{pp}(0) - E \left\{ d^T \nabla p(s) \cdot d^T \nabla p(s) \bar{\delta}(v, s+d) \right\} \end{aligned} \quad (\text{A.18})$$

Si l'on considère deux vecteurs :

$$\begin{aligned} a &= [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_n]^T \\ b &= [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_n]^T. \end{aligned} \quad (\text{A.19})$$

on vérifie la propriété :

$$a^T b = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_n] \cdot \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^n a_i b_i = [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_n] \cdot \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} = b^T a. \quad (\text{A.20})$$

De A.20 et A.18, on écrit :

$$\begin{aligned}
r_{pp}(d) &= r_{pp}(0) - E\left\{d^T \nabla p(s) \cdot d^T \nabla p(s) \bar{\delta}(v, s+d)\right\} = \\
&= r_{pp}(0) - E\left\{d^T \nabla p(s) \cdot \nabla p(s)^T d \bar{\delta}(v, s+d)\right\} = \\
&= r_{pp}(0) - d^T E\left\{\nabla p(s) \nabla p(s)^T \bar{\delta}(v, s+d)\right\} d.
\end{aligned} \tag{A.21}$$

Considérons la notation :

$$T_d = E\left\{\nabla p(s) \nabla p(s)^T \bar{\delta}(v, s+d)\right\} \tag{A.22}$$

Le terme T_d représente ici le tenseur de structure local associé au point.

Finalement, le terme de corrélation est dépendant du tenseur de structure local :

$$\begin{aligned}
r_{pp}(d_i) &= r_{pp}(0) - d_i^T T_{d_i} d_i, \\
i &= [-n : n],
\end{aligned} \tag{A.23}$$

avec :

$$T_{d_i} = \begin{bmatrix} \int D_x^2 \bar{\delta}(v, s_i) & \int D_x D_y \bar{\delta}(v, s_i) & \int D_x D_t \bar{\delta}(v, s_i) \\ \int D_x D_y \bar{\delta}(v, s_i) & \int D_y^2 \bar{\delta}(v, s_i) & \int D_y D_t \bar{\delta}(v, s_i) \\ \int D_x D_t \bar{\delta}(v, s_i) & \int D_y D_t \bar{\delta}(v, s_i) & \int D_t^2 \bar{\delta}(v, s_i) \end{bmatrix} \tag{A.24}$$

$$\nabla(p(s)) = \left[\frac{\partial p(s)}{\partial x} \quad \frac{\partial p(s)}{\partial y} \quad \frac{\partial p(s)}{\partial t} \right]^T = [D_x \quad D_y \quad D_t]^T$$

où $s_i = s + d_i$, $i = [-n : n]$.

On utilise A.24 dans l'équation du terme général de la matrice de covariance A.23. On observe que la matrice de covariance est dépendante du tenseur local de structure du voisinage du point analysé et orienté par v . En effet:

$$R_{\theta, \alpha}(s) = \begin{bmatrix} r_{pp}(0) & \dots & r_{pp}(0) - d_n^T T_{d_n} d_n \\ \dots & \dots & \dots \\ r_{pp}(0) - d_{-n}^T T_{d_{-n}} d_{-n} & \dots & r_{pp}(0) \end{bmatrix} \tag{A.25}$$

avec $d_i = s - s_i$, $i = [-n : n]$ les déplacements symétriques le long de l'hyperplan.

Bibliographies

- [1] Aach, T., C. Mota, I. Stuke, M. Muhlich, E. Barth, 2006 – “*Analysis of Superimposed Oriented Patterns*”. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 15, issue 12, Dec. 2006 pp.3690 – 3700.
- [2] Ahuja, N., M. Tuceryan, 1989 – “*Extraction of early perceptual structure in dot patterns: Integrating region, boundary, and component Gestalt*”. Comput. Vision Graphics Image Process. 48, 304–356.
- [3] Albrecht, D. G., R. L. De Valois, L. G. Thorell, 1980 - “*Visual cortical neurons: are bars or gratings the optimal stimuli?*”. Science, vol. 207, pp. 88–90.
- [4] Andrews, B. W., D. A. Pollen, 1979 – “*Relationship between spatial frequency selectivity and receptive field profile of simple cells*”. J. Physiology (London), vol. 287, pp.163–176.
- [5] Bahorich, M. S., S. L. Farmer, 1995 – “*3D seismic discontinuity for faults and stratigraphic features*”. The Leading Edge, 14, 1053–1058.
- [6] Bakker, P., 2003 – “*Image structure analysis for seismic interpretation*”. Thèse, T.U. Delft, Netherlands.
- [7] Berthoumieu, Y., M. Donias, S. Guillon, N. Keskes, 2005 – “*Extraction de plans de fracture dans un bloc sismique*”. European Patent N° EP0590689.8 DPI.
- [8] Berthoumieu Y., M. Donias, C. David, S. Guillon, N. Keskes, 2006 – “*Geometrical model based method for fault detection*”. Proceedings of the 2nd International Symposium on Communications, Control and Signal Processing. Marrakech, Morocco.
- [9] Bigün, J., G. H. Granlund, 1987 – “*Optimal orientation detection of linear symmetry*”. Proc. of the IEEE First International Conference on Computer Vision, London, Great Britain, 433-438.
- [10] Bishop, C.M., 1995 – “*Neural Networks for Pattern Recognition*”. Oxford University Press, New York.
- [11] Blake, A., A. Zisserman, 1986 – “*Invariant surface reconstruction using weak continuity constraints*”. Proc. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, Miami Beach, FL, pp. 62–67.
- [12] Blakemore, C., R. H. S. Carpenter, M. A. Georgeson, 1970 - “*Lateral inhibition between orientation detectors in the human visual system*”. Nature, vol. 228, pp. 37–39.

- [13] Blakemore, C., E. A. Tobin, 1972 - "*Lateral inhibition between orientation detectors in the cat's visual cortex*". Exp. Brain Res., vol. 15, pp. 439-440.
- [14] Boff, K. R., L. Kaufman, J. P. Thomas - "*Handbook of Perception and Human performance*", Vol. II, John Wiley and Sons, pp. 36-1 - 36-30.
- [15] Boissonnat, J. D., 1982 - "*Representation of objects by triangulating points in 3D space*". in Proc. 6th ICPR, pp. 830-832.
- [16] Boult, T. E., J. R. Kender, 1986 - "*Visual surface reconstruction using sparse depth data*". Proc. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, Miami Beach, FL, pp. 68-76.
- [17] Bovik, A. C., 1991 - "*Analysis of multichannel narrowband filters for image texture segmentation*". IEEE Trans. Signal Processing, vol. 39, no. 9, pp. 2025-2043.
- [18] Brodatz, P., 1966 - "*A Photographic Album for Artists and Designers*"
- [19] Cavanaugh, J. R., W. Bair, J. A. Movshon, 1997 - "*Orientation-selective setting of contrast gain by the surrounds of macaque striate cortex neurons*". Neurosci. Abstr., vol. 23, p. 227.2.
- [20] Cham, T. J., R. Cipolla, 1995 - "*Geometric saliency of curve correspondences and grouping of symmetric contours*", Rapport technique, CUED/F-INFENG/TR 235, Université de Cambridge.
- [21] Cristóbal, G., R. Navarro, 1994 - "*Space and frequency variant image enhancement based on Gabor representation*". Pattern Recognit. Lett., vol. 15, pp. 273-277.
- [22] Daugman, J. G., 1985 - "*Uncertainty relations for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters*". J. Optical Society of America A, 2:1160-1169.
- [23] Daugman, J. G., 1988 - "*Complete discrete 2D Gabor transforms by neural networks for image analysis and compression*". IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. 36, no. 7, pp. 1169-1179.
- [24] Daugman, J. G., 1993 - "*High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence*". IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 15, no. 11, pp. 1148-1161.
- [25] Dolan, J., R. Weiss, 1989 - "*Perceptual Grouping of Curved Lines*". Proc. IUW89, Palo Alto, CA., pp. 1135-1145.
- [26] Donias, M., 1999 - "*Caractérisation de champs d'orientation par analyse en composantes principales et estimation de la courbure. Applications aux images sismiques*", Thèse, Université Bordeaux 1.

- [27] Donias, M., C. David, Y. Berthoumieu, O. Laviolle, S. Guillon, N. Keskes, 2007, - "*New fault attribute based on robust directional scheme*". *Geophysics*, 72 (4), 39-46.
- [28] Felsberg, M., N. Krüger, 2003 - "*A probabilistic definition of intrinsic dimensionality for images*". *Pattern Recognition*, 24th DAGM Symposium.
- [29] Felsberg, M., G. Granlund, 2004 - "*POI Detection Using Channel Clustering and the 2D Energy Tensor*". *Pattern Recognition*, pp 103-110.
- [30] Felsberg, M., E. Jonsson, 2005 - "*Energy Tensors: Quadratic, Phase Invariant Image Operators*". *DAGM-Symposium*, 493-500.
- [31] Förstner, W., 1986 - "*A Feature Based Corresponding Algorithm for Image Matching*". *Intl. Arch. of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. **26**, pp. 150-166.
- [32] Förstner, W., 1994 - "*A Framework for Low Level Feature Extraction*". J.-O. Eklundh (Ed.): *Computer Vision - ECCV'94*, Vol. II. Springer LNCS 801, pp. 383-394.
- [34] Freeman, W. T., E. H. Adelson, 1991 - "*The design and use of steerable filters*". *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. **13**, no. 9, pp. 891 - 906.
- [35] Freeman, W. T., 1992 - "*Steerable Filters and Local Analysis of Image Structure*". *Thèse*, Massachusetts Institute of Technology.
- [36] Fua, P., P. Sander, 1992 - "*Segmenting unstructured 3D points into surfaces*". *ECCV 92*, Santa Margherita Ligure, Italie, pp. 676-680.
- [37] Gaucher, L., G. Medioni, 1999 - "*Accurate Motion Flow Estimation with Discontinuities*". *ICCV*, pp. 695-702.
- [38] Gersztenkorn, A., K. J. Marfurt, 1996 - "*Coherence computations with eigenstructure*". 58th Conference and Technical Exhibition, EAEG, Extended Abstracts, X031.
- [39] Gersztenkorn, A., J. Sharp, K. J. Marfurt, 1999 - "*Delineation of tectonic features offshore Trinidad using 3D seismic coherence*". *The Leading Edge*, 18, 1000-1008.
- [40] Gersztenkorn, A., K. J. Marfurt, 1999 - "*Eigenstructure-based coherence computations as an aid to 3D structural and stratigraphic mapping*". *Geophysics*, vol. 64, pp. 1468-1479.
- [41] Granlund, G. H., Knutsson, 1995 - "*Signal processing for computer vision*". Kluwer Academic, Dordrecht.

- [42] Grigorescu, C., N. Petkov, P. Kruizinga, 2002 - "*Comparison of texture features based on Gabor filters*". IEEE Trans. Image Processing, vol. 11, pp. 1160-1167.
- [43] Grigorescu, C., N. Petkov, M. A. Westenberg, 2003 - "*Contour Detection Based on Nonclassical Receptive Field Inhibition*". IEEE Trans on Image Proc., vol. 12, no. 7, pp. 729-379.
- [44] Grigorescu, C., N. Petkov, M. A. Westenberg, 2003 - "*The Role of Non-CRF Inhibition in Contour Detection*". Journal of WCCG, vol 11. No. 1, WCCG'2003, February 3-7, Plzen, Czech Republic.
- [45] Grigorescu, C., N. Petkov, M.A. Westenberg, 2004 - "*Contour and boundary detection improved by surround suppression of texture edges*". Elsevier Image 6and Vision Computing No.22 (2004), pp. 609-622.
- [46] Guy, G., G. Medioni, 1996 - "*Inferring global perceptual contours from local features*". Int. J. Comput. Vision 20, No. 1/2, 113-133.
- [47] Guy, G., G. Medioni, 1997 - "*Inference of surfaces 3D curves, and junctions from sparse, noisy, 3D data*". IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 19, No. 11, 1265-1277.
- [48] Heider, B., V. Meskenaitė, E. Peterhans, 2000 - "*Anatomy and physiology of a neural mechanism defining depth order and contrast polarity at illusory contours*". Eur. J. Neurosci., vol. 12, pp. 4117-4130.
- [49] Heitger, F., R. von der Heydt, 1993 - "*A Computational Model of Neural Contour Processing: Figure-Ground Segregation and Illusory Contours*". Proc. of the ICCV, pp. 32-40.
- [50] Heitger, F., 1995 - "*Feature Detection Using Suppression and Enhancement*". Communication Technology Laboratory, Swiss Federal Inst. Technol., Lausanne, Rapport Technique. TR-163.
- [51] Helson, H. , 1933 - "*The Fundamental Propositions of Gestalt Psychology*". Psychological Review, vol. 40, pp. 13-32.
- [52] Heydt, R. von der, 1987 - "*Approaches to visual cortical function*" Rev. Physiol., Biochem., Pharmacol., vol. 108, pp. 69-150.
- [53] Heydt, R. von der, E. Peterhans, M. R. Dürsteler, 1991 - "*Grating cells in monkey visual cortex: coding texture*". Channels in the Visual Nervous System: Neurophysiology, Psychophysics and Models, B. Blum, Ed. London, U.K.: Freund, pp. 53-73.
- [54] Hubel, D. H., T. N. Wiesel, 1962 - "*Receptive fields, binocular interaction, and functional architecture in the cat's visual cortex*". J. Physiol. (Lond.), vol. 160, pp. 106-154.

- [55] Hubel, D. H., T. N. Wiesel, 1968 - "*Receptive fields and functional architecture of monkey striate cortex*". J. Physiol. (Lond.), vol. 195, pp. 215-243.
- [56] Jia, J., C.-K. Tang, 2003 - "*Image Repairing: Robust Image Synthesis by Adaptive ND Tensor Voting*". Proceedings IEEE CVPR.
- [57] Jia, J., C.-K. Tang, 2004, "*Inference of Segmented Color and Texture Description by Tensor Voting*". IEEE Trans. on Pattern Anal. and Mach. Intel., vol. 26, no. 6.
- [58] Jones, J. P., L. A. Palmer, 1987 - "*An evaluation of the two-dimensional Gabor filter model of simple receptive fields in cat striate cortex*". J. Neurophysiology, 58:1233-1258.
- [59] Jones, H. E., K. L. Grieve, W. Wang, A. M. Sillito, 2001 - "*Surround suppression in primate V1*". J. Neurophysiol., vol. 86, no. 10, pp. 2011-2028.
- [60] Kass, M., W. Witkin, 1987 - "*Analyzing oriented patterns*". Comp. Vis. Graph. Im. Proc., 37:362-85.
- [61] Kirilin, R. L., 1992 - "*The relationship between semblance and eigenstructure velocity estimators*". Geophysics, 57, 1027-1033.
- [62] Köthe, U., 2003 - "*Edge and Junction Detection with an Improved Structure Tensor*". DAGM-Symposium, 25-32.
- [63] Köthe, U., M. Felsberg, 2005 - "*Riesz-Transforms Versus Derivatives: On the Relationship Between the Boundary Tensor and the Energy Tensor*". Scale-Space, 179-191.
- [64] Krieger, G., C. Zetsche, 1996 - "*Nonlinear image operators for the evaluation of local intrinsic dimensionality*". IEEE Transactions on Image Processing 5, pp. 1026-1041.
- [65] Lee, M.-S., G. Medioni, 1999 - "*Grouping into Regions, Curves, and Junctions*". Computer Vision and Image Understanding, Vol. 76, No. 1, Oct., pp. 54-69.
- [66] Leung, T., J. Malik, 1998 - "*Contour Continuity in Region Based Image Segmentation*". Fifth Euro. Conf. on Computer Vision, Freiburg, Germany.
- [67] Lowe, D.G., 1987 - "*Three-dimensional object recognition from single two-dimensional images*". Artificial Intelligence 31, 355-395.
- [68] Macleod, I. D. G., A. Rosenfeld, 1974 - "*The visibility of gratings: spatial frequency channels or bar-detecting units?*". Vis. Res., vol. 14, pp. 909-915.

- [69] Manjunath, B. S., W. Y. Ma, 1996 - "*Texture features for browsing and retrieval of image data*". IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 18, no. 8, pp. 837-842.
- [70] Marfurt, K. J., R. L. Kirlin, S. L. Farmer, M. S. Bahorich, 1998 - "*3D seismic attributes using a semblance-based coherency algorithm*". Geophysics, 63, 1150-1165.
- [71] Marfurt, K. J., V. Sudhaker, A. Gersztenkorn, K. D. Crawford, S. E. Nissen, 1999 - "*Coherency calculations in the presence of structural dip*". Geophysics, 64, 104-111.
- [72] Mehrotra, R., K. R. Namuduri, N. Ranganathan, 1992 - "*Gabor filter-based edge detection*". Pattern Recognit., vol. 25, no. 12, pp. 1479-1494.
- [73] Mohan, R., R. Nevatia, 1989 - "*Using Perceptual Organization to Extract 3D Structures*". IEEE Trans. on PAMI, Vol. 11, No. 11, pp. 1121-1139.
- [74] Mohan, R., R. Nevatia, 1989 - "*Segmentation and description based on perceptual organization*". Proc. CVPR, Jun. 1989, San Diego, Ca., pp. 333-341.
- [75] Mota, C., I. Stuke, E. Barth, 2001 - "*Analytic solutions for multiple motions*". Proc. IEEE Int. Conf. Im. Proc., vol. II, pp. 917-20, Thessaloniki.
- [76] Movshon, J. A., I. D. Thompson, D. J. Tolhurst, 1978 - "*Spatial summation in the receptive fields of simple cells in the cat's striate cortex*". J. Physiology (London), 283:53-77.
- [77] Movshon, J. A., I. D. Thompson, D. J. Tolhurst, 1978 - "*Receptive field organisation of complex cells in the cat's striate cortex*". J. Physiology (London), 283:79-99.
- [78] Niculescu, M., G. Medioni, 2003 - "*Motion Segmentation with Accurate Boundaries - A Tensor Voting Approach*". Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, vol. I, pp 382-389, Madison, Wisconsin.
- [79] Niculescu, M., G. Medioni, 2003 - "*Layered 4-D Representation and Voting for Grouping from Motion*". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence - Special Issue on Perceptual Organization in Computer Vision, vol. 25, no. 4, pages 492-501.
- [80] Niculescu, M., G. Medioni, 2003 - "*Perceptual grouping from motion cues - a 4-D voting approach*". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence vol. 25(4), pp. 492-501.
- [81] Nothdurft, H. C., J. L. Gallant, D. C. van Essen, 1999 - "*Response modulation by texture surround in primate area V1: correlates of pop-out under anesthesia*". Vis. Neurosci., vol. 16, pp. 15-34.

- [82] Parent, P., S. W. Zucker, 1989 - "*Trace inference, curvature consistency, and curve detection*". IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 11, No. 8, 823-839.
- [83] Peterhans, E., R. von der Heydt, 1991 - "*Elements of form perception in monkey prestriate cortex*". Representations of Vision. Trends and Tacit Assumptions, A. Gorea, Y. Fregnac, Z. Kapoulis, and J. Findlay, Eds. Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, pp. 111-124.
- [84] Peterhans, E., F. Heitger, 2001 - "*Simulation of neural responses defining depth order and contrast polarity at illusory contours in monkey area V2*". J. Comput. Neurosci., vol. 10, no. 2, pp. 195-211.
- [85] Petkov, N., P. Kruizinga, 2000 - "*Perception of form and texture through complementary bar and grating cell channels*". Perception, vol. 29, p. 60c.
- [86] Petkov, N., M. A. Westenberg, 2003 - "*Suppression of contour perception by band-limited noise and its relation to nonclassical receptive field inhibition*". Biol. Cybern., vol. 88, pp. 236-246.
- [87] Randen, T., E. Mosen, C. Signer, A. Abrahamsen, J. O. Hansen, T. Saeter, J. Schlaf, A. Sonneland, 2000 - "*Three-dimensional texture attributes for seismic data analysis*". 70th Ann. Internat. Mtg., Soc. Expl. Geophysics, Expanded Abstracts, 668-671.
- [88] Rock, I., S. Palmer, 1990 - "*The Legacy of Gestalt Psychology*". Scientific American, Dec. 1990, 84-90.
- [89] Rosenthaler, L., F. Heitger, O. Kübler, R. von der Heydt, 1992 - "*Detection of general edges and keypoints*". in Proc. Eur. Conf. Computer Vision (ECCV'92), G. Sandini, Ed., pp. 78-86.
- [90] Saint-Marc, P., H. Rom, G. Médioni, 1993 - "*B-spline contour representation and symmetry detection*". IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 15(11): 1191-1197.
- [91] Sarkar, S., K. L. Boyer, 1993 - "*Integration, inference, and management of spatial information using Bayesian networks: Perceptual organization*". PAMI 15, No. 3, 256-274.
- [92] Schuster, H.-F. - "*Segmentation of LIDAR data using the tensor voting framework*". Institute of Photogrammetry, Universität de Bonn.
- [93] Schwartz, L., 1950-51 - Théorie des Distributions. Vol. I, II of Actualités scientifiques et industrielle. L'Institute de Mathématique de l'Université de Strasbourg.
- [94] Sha'ashua, A., S. Ullman, 1988 - "*Structural saliency: the detection of globally salient structures using a locally connected network*". Proc. ICCV, Dec. 1988, Tampa, Fl., pp. 321-327.

- [95] Shi, J., J. Malik, 1997 - "*Normalized cuts and image segmentation*". Proc. Computer Vision and Pattern Recognition, Jun. 1997, Puerto Rico, pp. 731-737.
- [96] Shizawa, M., K. Mase, 1990 - "*Simultaneous multiple optical flow estimation*". IEEE Conf. Comp. Vis. Patt. Recog.. vol. I, pp. 274-8, Atlantic City, NJ.
- [97] Spitzer, H., S. Hochstein, 1985 - "*A complex cell receptive field model*". J. Neurophysiology, vol. 53, pp. 1266-1286.
- [98] Stein, F., G. Medioni, 1992 - "*Recognizing 3D Objects from 2D Groupings*". IUW92, San Diego, Ca., pp. 667-674.
- [99] Szulborski, R. G., L. A. Palmer, 1990 - "*The two-dimensional spatial structure of nonlinear subunits in the receptive fields of complex cells*". Vis. Res., vol. 30, pp. 249-254.
- [100] Tagare, H., R. J. P. de Figueiredo, 1990 - "*On the localization performance measure and optimal edge detection*". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12(12), pp. 1186-1190.
- [101] Tan, T. N., 1995 - "*Texture edge detection by modeling visual cortical channels*". Pattern Recognit., vol. 28, no. 9, pp. 1283-1298.
- [102] Taner, M. T., F. Koehler, 1969 - "*Velocity spectra-Digital computer derivation and applications of velocity functions*". Geophysics, 34, 85981.
- [103] Tang, C.-K., G. Medioni, 1998 - "*Extremal feature extraction from 3D vector and noisy scalar fields*". D. Ebert, H. Hagen and H. Rushmeier (eds), IEEE Visualization '98, pp. 95-102.
- [104] Tang, C.-K., G. Medioni, M.-S. Lee, 1999 - "*Epipolar Geometry Estimation by Tensor Voting in 8D*". ICCV, pp. 502-509.
- [105] Tang, C.-K., G. Medioni, 1999 - "*Robust estimation of curvature information from noisy 3D data for shape description*". In: ICCV (1), pp. 426-433.
- [106] Tang, C.-K., M.-S. Lee, G. Medioni, 2000 - "*Tensor Voting*". Elsevier.
- [107] Tang, C.-K., G. Medioni, 2001 - "*N-Dimensional Tensor Voting and Application to Epipolar Geometry Estimation*". IEEE Trans on Patt. Anal. and Mach. Intell., vol. 23, no. 8.
- [108] Terzopoulos, D., A. Witkin, M. Kass, 1988 - "*Constraints on deformable models: Recovering 3D shape and nonrigid motion*". Artif. Intell. 36, 91-123.
- [109] Tong, W.-S., C.-K. Tang, 2004 - "*Multiscale Surface Reconstruction by Tensor Voting*". Rapport Technique, Dept. of Computer Science, Hong Kong Univ. of Science and Technology.

- [110] Trunk, G.V., 1968 - "*Representation and analysis of signals: statistical estimation of intrinsic dimensionality and parameter identification*". General System 13, 49-76
- [111] Tyler, C.W., 1978 - "*Selectivity for spatial frequency and bar width in cat visual cortex*". Vis. Res., vol. 18, pp. 121-122.
- [112] Ullman, S., 1976 - "*Filling-in the Gaps: The Shape of subjective Contours and a Model for Their Generation*". Biological Cybernetics 25, pp. 1-6.
- [113] Udupinar, F., 1993 - "*Perception of 3D Surfaces from 2D Contours*". IEEE Trans. on PAMI, Vol. 15, pp. 592-597.
- [114] Versavel, M., G. A. Orban, L. Lagae, 1990 - "*Responses of visual cortical neurons to curved stimuli and chevrons*". Vis. Res., vol. 30, pp. 235-248.
- [115] Wertheimer, M., 1938 - "*Laws of organization in perceptual forms*". W. B. Ellis, editor, A sourcebook in Gestalt Psychology. Harcourt Brace and Company.
- [116] Zetsche, C., E. Barth, 1990 - "*Fundamental limits of linear filters in the visual processing of two dimensional signals*". Vision Research 30.
- [117] Zucker, S. W., R. A. Hummel, 1979 - "*Toward a low-level description of dot clusters: Labeling edge, interior, and noise points*". Comput. Vision Graphics Image Process. 9, No. 3, 213-234.
- [118] ***, 1992 - "*Periodic-pattern-selective cells in monkey visual cortex*" J. Neurosci., vol. 12, pp. 1416-1434.

**Titluri recent publicate în colecția „TEZE DE DOCTORAT”
seria 7: Inginerie Electronică și Telecomunicații**

1. **Adrian Lazăr Șchiop** – *Contribuții la studiul convertoarelor utilizate la acționarea motoarelor sincrone*, ISBN 978-973-625-409-3, 2007;
2. **Ioan Gavriluț** – *Contribuții la navigația roboților mobili autonomi utilizând rețelele neuronale celulare*, ISBN 9789-973-625-417-8, 2007;
3. **Marian Constantin Bucos** – *Dezvoltarea sistemelor informatice pentru e-learning și realizarea de organizații educaționale virtuale*, ISBN 978-973-625-560-1, 2007;
4. **Horia – Gheorghe Baltă** – *Contribuții la dezvoltarea și proiectarea turbocodurilor binare și nebinare*, ISBN 978-973-625-601-1, 2008;
5. **Marin Titus Tomșe** – *Contribuții la studiul teoretic și experimental al surselor de alimentare pentru cuptoarele de încălzire inductivă*, ISBN 978-973-625-608-0, 2008
6. **Radu Dan Mihăescu** – *Concepția unor surse de curent de referință pentru circuite integrate CMOS*, ISBN 978-973-625-707-0, (2008);
7. **Raul Ciprian Ionel** – *Contribuții la localizarea surselor de zgomot utilizând instrumentație virtuală*, ISBN 978-973-625-746-9, (2008).
8. **Corina-Alda Naforniță** – *Contribuții la marcarea transparentă a imaginilor în domeniul transformatei wavelet*, ISBN 978-973-625-774-2, 2009.



EDITURA POLITEHNICA