

THÈSE

PRÉSENTÉE À

L'UNIVERSITÉ BORDEAUX 1

ÉCOLE DOCTORALE DES SCIENCES PHYSIQUES
ET DE L'INGÉNIEUR

PAR

Javier BECERRA ELCINTO

POUR OBTENIR LE GRADE DE

DOCTEUR

SPÉCIALITÉ : TRAITEMENT DU SIGNAL ET DE L'IMAGE

Contribution à la segmentation supervisée de données volumiques : modèle perceptuel et développement d'outils interactifs d'aide à l'interprétation d'images sismiques

Soutenue le 18 décembre 2006.

Après avis de :

Mme. Anne GUERIN-DUGUÉ	Professeur à l'INP Grenoble	Rapporteurs
M. Jean-Marc SALOTTI	Professeur à l'Université Bordeaux 2	

Devant la commission d'examen formée de :

MM. Pierre BAYLOU	Professeur à l'ENSEIRB	Président
Yannick BERTHOUMIEU	Maître de Conférences à l'ENSEIRB	
Mme. Anne GUERIN-DUGUÉ	Professeur à l'INP Grenoble	
MM. Sébastien GUILLON	Docteur de l'Université Bordeaux 1	
Mohamed NAJIM	Professeur à l'ENSEIRB	Directeur de Thèse
Jean-Marc SALOTTI	Professeur à l'Université Bordeaux 2	

Je tiens tout d'abord à remercier le professeur Mohamed Najim de m'avoir accueilli au sein de l'équipe Signal et Image et d'avoir accepté de diriger ce travail de thèse. Je veux également remercier le Dr. Yannick Berthoumieu d'avoir assuré l'encadrement de ma thèse.

Je remercie le professeur Pierre Baylou de m'avoir soutenu durant la phase de correction de ce manuscrit, et d'avoir accepté d'être le président de mon jury de thèse. Je lui suis reconnaissant aussi par ses innombrables jeux de mots et sa bonne humeur.

Je tiens aussi à remercier les professeurs Jean-Marc Salotti et Anne Guerin-Dugué d'avoir accepté d'être les rapporteurs de ma thèse, et d'avoir analysé mon travail avec rigueur et pertinence.

Arriver au terme de cette thèse n'aurait pas été possible sans le soutien de mes collègues au sein du LASIS et de nos voisins des services techniques de l'ENSEIRB : Marco, Remy, Dominique J., Patrick, Dominique M., Jérôme, Christophe, Gérard, Marcus, ainsi que tous les membres de l'équipe Signal et Image et des laboratoires des Universités de Bordeaux que j'ai eu l'occasion de côtoyer durant mon travail de thèse.

Je ne pourrais oublier non plus le soutien et l'amitié que j'ai trouvé dans les nombreux doctorants et étudiants que j'ai rencontrés tout au long de mon séjour à Bordeaux. Sachant que la liste sera loin d'être complète, je ne veux pas manquer de remercier vivement mes amis au LASIS : David I., Pierre, Régis, David C., Mounia, Sophie, Enoch, Guillaume. . .

Ces cinq dernières années m'ont permis aussi de rencontrer des très bons amis en dehors des murs de l'école. Ils ont su m'aider quand mes forces n'étaient plus suffisantes : Concha, Mikel, África, Christian, María D., Gorka, María G., Victor, Laura, Esther.

Je ne veux pas oublier mes amis de longue date, ceux qui ont continué à l'être même quand la distance nous a empêché de nous voir aussi souvent que je l'aurais voulu : Alberto, Marc, David S., Eduardo, Julio César, Dani, Iñaki, Asier, Stefan, Iruña, Patxi, Raquel, Marta, Tanya, Javi.

Finalement, je veux remercier ma famille de m'avoir soutenu et encouragé durant toute cette période. C'est sans aucun doute grâce à eux que j'ai pu arriver à la fin de ce travail, et c'est à eux que je dédie ce mémoire.

Table des matières

Table des matières	i
Introduction	v
Segmentation des données volumiques	v
Segmentation des images sismiques	vii
Segmentation automatique de failles	vii
Segmentation supervisée de failles	ix
Motivation, objectifs et contexte	xi
Travaux présentés dans ce manuscrit	xii
I Perception des contours sur des textures 3D directionnelles	1
1 Le système visuel humain	5
1.1 Les sciences cognitives	6
1.2 Support anatomique de la perception	7
1.3 Vision pré-attentive	9
1.3.1 Détection de contours	10
1.3.2 Mécanismes de perception de mouvement	11
1.3.3 Mouvement et vision couleur	12
1.3.4 Intégration des contours et contours virtuels	12
1.4 Gestion des ressources attentionnelles	15
2 Textures 3D directionnelles	17
2.1 Modélisation des textures et du mouvement	19
2.1.1 Modélisation de stimuli en mouvement	19
2.1.2 Modélisation des textures directionnelles	20
2.1.3 Conclusion	21
2.2 Modélisation analytique	21
2.2.1 Analyse des contours dans les textures 3D directionnelles dans le domaine transformé de Fourier	22
2.2.2 Interprétation des spectres en termes de mouvement	27
2.3 Validation du modèle sur les images sismiques	32
2.3.1 Estimation du mouvement par tenseur de structure	33
2.3.2 Résultats des simulations	37
2.4 Conclusion	38

3	Perception de textures 3D	41
3.1	Perception des contours	41
3.1.1	Perception textures statiques	41
3.1.2	Visualisation dynamique	44
3.2	Perception des images sismiques	45
3.3	Validation expérimentale	46
3.3.1	Protocole expérimental	47
3.3.2	Résultats de l'expérimentation	49
3.3.3	Analyse des résultats	50
3.4	Conclusion	51
4	Bilan et applications	53
4.1	Perspectives d'application	54
4.1.1	Algorithmes de segmentation automatique	54
4.1.2	Détection supervisée des failles	55
4.2	Conclusion	56
II	Pointé dynamique pour la segmentation de données volumiques	59
5	Segmentation supervisée statique	63
5.1	Contexte	63
5.1.1	Éléments atomiques de la segmentation supervisée	64
5.1.2	Phases d'exécution d'une segmentation supervisée	66
5.1.3	Bilan	67
5.2	Techniques d'interaction	67
5.2.1	Techniques de segmentation pour des stations de travail standard	68
5.2.2	Techniques d'interaction basées sur l'utilisation des périphériques avancés	68
5.2.3	Bilan des techniques d'interaction	69
6	Segmentation par pointé dynamique	71
6.1	Modèles pour la conception des tâches d'interaction	71
6.2	Le pointé dynamique	75
6.2.1	Le pointé dynamique selon la taxonomie d'Accot	76
6.2.2	La boucle de suivi de Wickens	77
6.2.3	Spécification du pointé dynamique	77
6.3	Application à l'imagerie sismique	79
6.4	Conclusion	80
7	Périphériques pour le pointé dynamique	81
7.1	Modélisation des périphériques d'entrée	82
7.1.1	Taxonomies de périphériques d'entrée	82
7.1.2	Modèles pour l'évaluation de périphériques	84
7.2	Caractérisation qualitative des périphériques d'entrée	86
7.2.1	Souris	86
7.2.2	Tablette graphique	87
7.2.3	Pointeur 3D Polhemus	88

7.2.4	Bilan	89
7.3	Évaluation expérimentale	90
7.3.1	Protocole expérimental	91
7.3.2	Résultats des expériences	94
7.3.3	Bilan de l'expérience	98
7.4	Conclusions	99
8	Reconstruction de surfaces	101
8.1	État de l'art	101
8.1.1	Techniques de propagation de surfaces	102
8.1.2	Techniques fondées sur la représentation implicite de surfaces	103
8.1.3	Techniques basées sur le complexe de Delaunay	105
8.2	Analyse d'algorithmes pour le pointé dynamique	107
8.2.1	Caractéristiques de l'échantillonnage de surfaces par pointé dynamique .	107
8.3	Analyse critique	110
8.3.1	Spécification des besoins pour l'étape de reconstruction	111
8.3.2	Analyse d'algorithmes pour le pointé dynamique	111
8.3.3	Bilan	113
8.4	Reconstruction de failles sismiques	114
8.5	Conclusion et perspectives	117
III	Résultats et conclusion	119
9	Contribution, conclusion et perspectives	121
9.1	Contribution	121
9.2	Résultats de segmentation par pointé dynamique	122
9.3	Conclusion et perspectives	122
A	Théorie de détection du signal	129
A.1	Méthode expérimentale du simple choix	130
A.2	Méthode expérimentale de choix forcé à deux alternatives	131
	Bibliographie	135

Introduction

Ce travail de thèse se place dans le contexte de la segmentation des données de *sismique réflexion*. La sismique réflexion est une technique d'acquisition échographique souterraine qui permet d'obtenir des « images » des matériaux du sous-sol jusqu'à une profondeur de plusieurs kilomètres. On obtient ainsi un bloc tridimensionnel dont les axes horizontaux correspondent aux coordonnées géographiques en surface et l'axe vertical correspond au délai subi par l'onde sonore émise en surface. L'intensité de chaque voxel est proportionnelle à la variation de l'impédance acoustique du matériau. Cette information permet au géologue de segmenter la donnée et d'en extraire les structures sismiques d'intérêt (failles, flexures, réservoirs...).

Ce chapitre commence par une introduction aux techniques de segmentation des données volumiques, problématique qui se trouve au centre des recherches présentées dans ce manuscrit. Elle est suivie par la description de solutions de segmentation appliquées dans le contexte de la détection de failles sur les images sismiques. Ce chapitre introductif finit par la présentation des objectifs de notre recherche et des travaux contenus dans ce manuscrit.

Segmentation des données volumiques

Si de nombreux progrès scientifiques ont été réalisés au cours de ces 30 dernières années, c'est en grande partie grâce à l'élaboration de nouveaux moyens d'observation. « Penser, observer, comprendre » trace le chemin qui conduit à la définition du monde qui nous entoure. Parmi tous les moyens d'observation aujourd'hui disponibles, ceux qui « imagent » notre monde dans toute sa diversité ont suscité un grand intérêt de la part de la communauté scientifique. Pouvoir observer l'intérieur d'un corps humain ou visualiser les profondeurs terrestres en trois dimensions constituent des atouts qui permettent une meilleure compréhension de ces différents milieux. Les images produites, formidables vecteurs de connaissance, révèlent en effet des contenus qui normalement sont inaccessibles à l'œil de l'expert. Que ce soit le médecin, le géologue, l'archéologue ou l'expert matériau, chacun utilise l'image pour valider une hypothèse, pour diagnostiquer, pour guider une opération invasive ou de manière plus générale pour mieux comprendre les problèmes qui lui sont posés.

Attirés par l'émergence de ces nouveaux imageurs dont les performances n'ont cessé de s'améliorer, de nombreux secteurs d'activité se dotent de stations d'interprétation pour exploiter au mieux l'image 3D. Actuellement, si la plupart des verrous technologiques concernant la visualisation et la manipulation des données 3D sont levés¹, les applications posent le problème des méthodes et moyens à mettre en œuvre pour aider l'interprétation effective et pérenne de

¹La généralisation des cartes 3D à mémoire de texture et des disques durs à grande capacité grâce à l'explosion des applications et des jeux 3D a permis une accélération des performances et une diminution des coûts

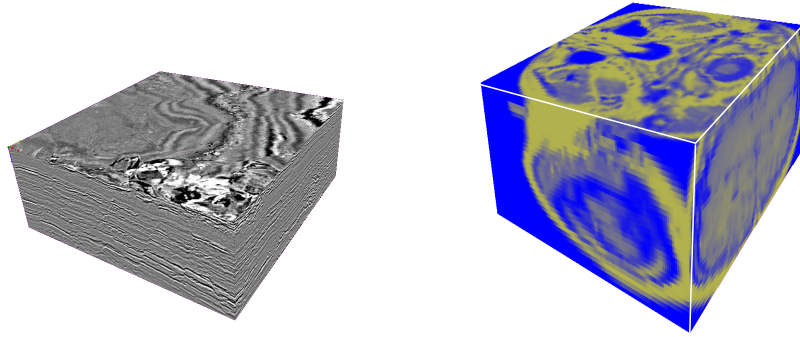


FIG. 1 L'image 3D en géoscience (à gauche) et en biomédical (à droite) aide l'expert géologue ou le médecin à affiner sa connaissance.

ces grandes masses de données. Il s'agit de doter les stations de travail d'outils facilitant la réalisation de tâches d'interprétation pour une caractérisation quantitative de l'observation. Dans un contexte applicatif nécessitant une grande expertise scientifique, l'élaboration de solutions adaptées impose généralement de travailler à l'intersection de plusieurs domaines allant des mathématiques aux sciences cognitives en passant par la théorie du signal.

Dans de nombreuses applications, la tâche d'interprétation consiste notamment en l'extraction de corps 3D comme de points d'intérêt, de lignes, de surfaces ou de volumes. Ces éléments doivent permettre à l'expert de construire son modèle de connaissance.

Communément appelée *segmentation*, une telle tâche sélective réalisée sur l'ensemble des points du champ 3D fait l'objet d'une quantité importante de travaux de la part de la communauté scientifique. Un tel foisonnement de travaux tient surtout à la non unicité de la solution face à des problèmes souvent mal posés. D'un point de vue méthodologique, les approches peuvent être classées en trois grandes catégories : les approches *supervisées*, *automatiques* et *semi-automatiques*.

Les méthodes de *segmentation supervisée* présentent l'intérêt d'être extrêmement robustes au bruit, tolérantes à une information incomplète. Leurs points faibles sont la pénibilité de la tâche, leur temps de réalisation qui peut être parfois très long (plusieurs mois pour analyser plusieurs giga-octets de données) et leur manque de reproductibilité car dépendante de l'opérateur humain. Leur application est cependant très courante dans les domaines du médical et de la sismique.

Les méthodes de *segmentation automatique*, quant à elles, utilisent très largement les outils mathématiques, statistiques et algorithmiques. Ces dernières bénéficient de la rigueur de l'outil mathématique lorsqu'un critère de décision peut être dégagé. Elles présentent aussi l'intérêt de traiter la donnée de manière exhaustive et reproductible. Pour des données bénéficiant d'un fort rapport signal sur bruit, leur caractère optimal permet d'élaborer des outils d'une grande fiabilité et dont le comportement reste univoque. Il existe plusieurs domaines d'application pour la segmentation des données volumiques 3D, comme le comptage de cellules en microscopie ou l'extraction des strates géologiques à partir des images sismiques.

Cependant, lorsque la donnée est perturbée, de telles méthodes fournissent toujours des réponses mêlant fausses alarmes et bonnes détections qu'il est alors difficile de séparer. Une telle

étape passe généralement par une phase supervisée qui oblige l'opérateur à évaluer la pertinence des réponses délivrées par l'algorithme. Pour certaines applications, la supervision s'impose notamment lorsque le diagnostic concerne la vie humaine ou lorsqu'une erreur d'interprétation se chiffre en millions de dollars.

Le domaine applicatif concerné : la segmentation de failles dans les images sismiques

L'étude présentée dans ce manuscrit concerne le développement d'outils d'aide à l'interprétation de données sismiques. Aujourd'hui, que ce soit en exploration ou en production d'hydrocarbure, les géologues et géophysiciens utilisent systématiquement l'imagerie sismique 3D obtenue par échographie du sous-sol. L'interprétation de la donnée sismique permet en effet de localiser un certain nombre d'indices géologiques dont la connaissance conduit à une meilleure compréhension de l'organisation structurale du sous-sol, avec pour enjeux la minimisation de la probabilité d'erreur de localisation d'un réservoir et l'accroissement de la rentabilité des campagnes de forage. Parmi tous les indices structuraux, le système de failles (ou réseau) est l'un des plus importants. Un tel réseau peut, en effet, être à l'origine de la création de compartiments étanches qui piègent le pétrole en bloquant sa remontée vers la surface d'où son caractère stratégique et prioritaire dans les phases de prospection. En terme de signal sismique ou acoustique, le système de failles se singularise par un ensemble de discontinuités dont les lieux géographiques forment un réseau de surfaces 3D. A partir de ce postulat, il apparaît clairement que la détection des failles s'apparente à une problématique de segmentation de données 3D. Comme nous le verrons dans la suite de ce manuscrit, les points délicats qui font de la détection de faille un problème difficile sont :

- *Le gigantisme des données* : il s'agit de réaliser la détection dans des volumes de données de plusieurs giga-octets.
- *Le faible rapport signal sur bruit* : le rapport signal sur bruit qui caractérise ce type de données peut être très faible, notamment dans le cas de campagnes de mesures où la propagation acoustique est difficile.
- *La nature même de la signature de la faille* : la faille est une discontinuité dans le signal sismique. D'un point de vue détection, cela signifie que nous devons nous fonder sur une signature n'ayant pas de « bonne » propriété au sens du signal. Très localement, la signature d'une faille diffère peu de celle d'un bruit.

Deux types de solutions sont aujourd'hui disponibles dans l'arsenal de méthodes consacrées à la détection de failles. Le premier concerne la voie automatique et exploite très largement le traitement du signal. La seconde famille de méthodes s'apparente à la voie supervisée et porte le nom de *pointé de faille* dans le jargon métier.

Segmentation automatique de failles

Pour s'aider dans son analyse, les géologues appliquent des algorithmes de traitement automatique sur les blocs sismiques. Ils disposent aujourd'hui d'un grand nombre d'attributs caractérisant les images tels que la variance, le pendage, la courbure ou l'atténuation [14, 179, 150]. Ces algorithmes peuvent être appliqués sur l'ensemble des voxels du bloc ou sur une surface prédéfinie (par exemple, sur un horizon). Le résultat est appelé respectivement *bloc d'attribut* ou *carte sismique*. Les algorithmes de détection de failles analysent ces attributs et la donnée

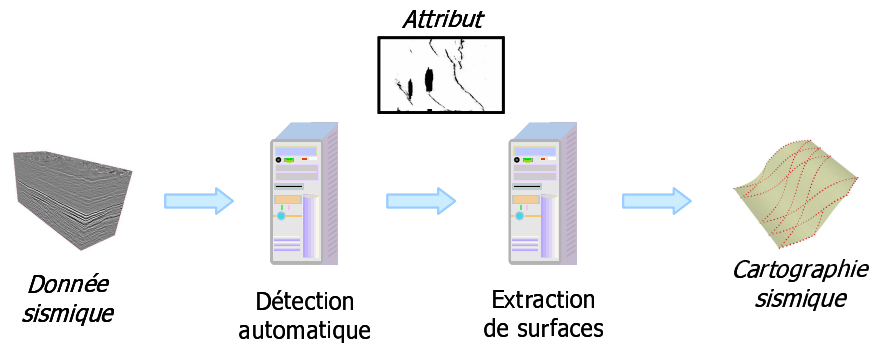
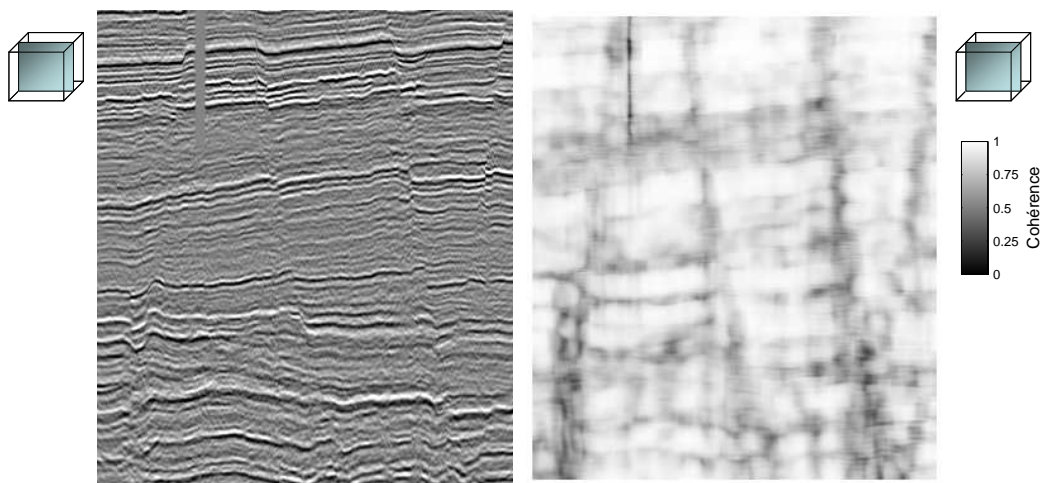


FIG. 2 Segmentation automatique de failles.

FIG. 3 Coupe *inline* d'un bloc sismique (gauche) et son attribut de cohérence (droite).

sismique pour associer à chaque voxel une valeur proportionnelle à la probabilité de présence d'une faille. Ensuite on applique un algorithme d'extraction pour récupérer les surfaces des failles détectées. Le schéma de la figure 2 montre le processus de détection et extraction automatique de failles.

Algorithmes pour la détection automatique de failles

Le principe de base sous-jacent aux méthodes de détection automatique est la recherche du désordre dans l'image. En l'absence d'accident géologique particulier, la donnée sismique est formée par un empilement de couches horizontales. Or, la présence d'une faille rompt cette structuration, et c'est ce contraste entre les zones bien structurées et celles où la donnée est plus chaotique qui permet de détecter la faille. Puisque ces algorithmes cherchent à mesurer la perte de cohérence horizontale de la donnée, ils reçoivent souvent l'appellation d'*attributs de cohérence*.

Il existe deux familles de méthodes qui, avec des outils mathématiques différents, arrivent à des résultats similaires. Ainsi, on trouve les méthodes fondées sur le calcul de matrices de

covariance [12, 130, 131] et les méthodes fondées sur l'étude du champ vectoriel des gradients spatiaux-temporels [155]. Les deux techniques souffrent des mêmes défauts, notamment la génération d'un effet d'escalier du fait d'une analyse locale utilisant une direction verticale et d'une sensibilité accrue à toutes les anomalies stratigraphiques, ce qui les rend sensibles par exemple aux complexes chenalisants et aux récifs coralliens. Actuellement, différentes propositions tentent de remédier à ces problèmes à l'aide d'opérateurs directionnels ne favorisant pas la direction verticale. Les approches se fondent sur un modèle planaire pour décrire localement la faille afin de réduire la sensibilité à d'autres structures géométriques [26].

Extraction de surfaces

Les attributs sismiques, opérant sur un voisinage tridimensionnel, présentent une réponse non nulle dès que la faille existe dans ce voisinage. Ainsi, pour un voisinage cubique de 7 voxels de côté, une faille produira une réponse d'une largeur de 4 ou 5 voxels. Il est donc nécessaire de traiter ce résultat intermédiaire pour en extraire les lignes de crête. Ensuite, l'application d'un algorithme du type *marching cubes* permet de reconstruire les surfaces des failles qui ont été détectées par l'attribut sismique [120].

Segmentation supervisée de failles

Malgré tous les efforts de recherche consentis pour rendre la détection automatique, la réponse des attributs sismiques à elle seule n'est pas toujours suffisamment discriminante. Ceci implique que, pour les données de mauvaise qualité, il est nécessaire qu'un géologue structuraliste supervise et valide les résultats des algorithmes automatiques, en s'aidant des données brutes.

Il faut rappeler qu'aujourd'hui les compagnies pétrolières recherchent les hydrocarbures dans des zones qui auparavant n'étaient pas prises en considération à cause de la faible qualité de la donnée sismique (grande profondeur, milieux rocheux...). Une connaissance précise de la structure du sous-sol est fondamentale pour la réussite de l'exploitation d'un champ pétrolifère. Dans ce cadre, l'amélioration du procédé d'extraction supervisée de failles revêt un caractère stratégique dans un domaine fortement concurrentiel comme celui de l'exploration pétrolière.

Le schéma de la figure 4 montre le processus de détection et d'extraction supervisée de failles sismiques. On y trouve une première étape dédiée à l'analyse visuelle et à l'interprétation de la donnée sismique, couplée à d'éventuels attributs estimés automatiquement. Dans le but de pérenniser son interprétation, le géologue procède ensuite à la phase de *pointé* qui consiste à signaler sur le bloc sismique un ensemble de points appartenant à la surface de la faille. Ce processus s'achève avec la phase de reconstruction automatique de la surface de la faille à partir du nuage de points fourni par le géologue.

L'analyse du bloc

Le processus géologique de formation des failles sismiques est tel que les failles contenues dans une région souterraine présentent des liens étroits entre elles. Ainsi, pour assurer la détection précise de l'ensemble des failles sismiques d'un bloc, le géologue commence par analyser globalement la donnée sismique.

Cette première phase d'analyse consiste en une inspection visuelle mettant en jeu les mécanismes propres à la perception et à la cognition. Les mécanismes de perception visuelle de bas niveau semblent communs à tous les humains, et même les sujets qui n'ont jamais auparavant

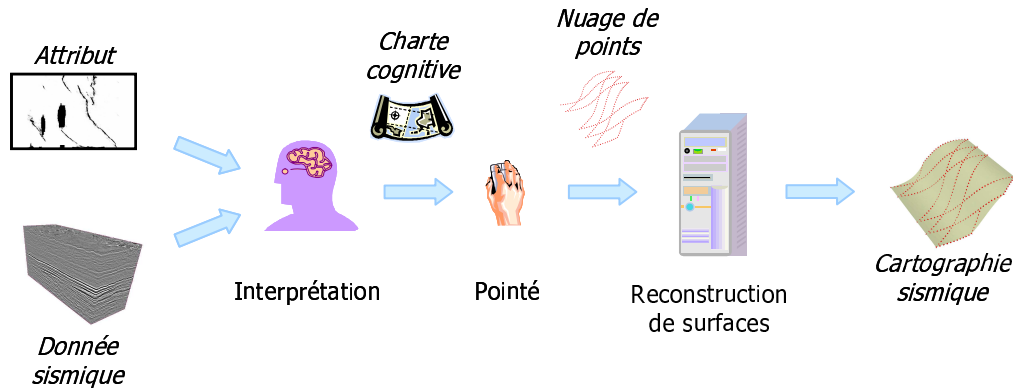


FIG. 4 Segmentation supervisée de failles.

eu de contact avec la donnée sismique parviennent à repérer sans difficulté certaines failles sur les images sismiques. Les mécanismes de haut niveau reliés à l'interprétation de la donnée sismique font appel aux connaissances du sujet dans le domaine de la géologie et à son expérience antérieure.

L'analyse préalable de la donnée permet au géologue de « filtrer » l'information sismique et d'en extraire les données d'intérêt : les failles sismiques dans le cas qui nous occupe.

Le pointé

Une fois que l'interpréteur a fini l'analyse globale de la donnée sismique, il procède à son pointé. À l'aide d'un périphérique tel qu'une souris ou une tablette graphique, il signale sur des coupes sismiques successives un ensemble de points qui représentent autant de points de présence de la faille.

L'action isolée de marquage d'un point de la faille correspond au paradigme de l'acquisition de cible, l'objectif étant un pixel particulier sur l'image. Les travaux de recherche sur ce type de tâche « balistique » font partie des premières formalisations mathématiques dans le domaine de l'interaction homme-machine. La loi de Fitts [68], fondée sur les bases de la théorie de la communication développée par Shannon durant les années 50 [168], prédit un temps d'exécution inversement proportionnel à la taille de la cible. La précision requise pour chaque point marqué et le grand nombre de points à signaler pour chaque faille (plusieurs centaines) font du processus d'extraction supervisée une tâche très lourde qui nécessite un temps considérable (parfois plusieurs semaines voire plusieurs mois).

La reconstruction de la surface de la faille

La dernière étape dans l'extraction des surfaces est constituée par le passage du nuage de points discrets, pointé par le géologue, à la surface continue de la faille. Pour y parvenir, on fait appel aux techniques de reconstruction issues du domaine de la géométrie algorithmique, telles que la reconstruction par voisins naturels ou les moindres carrés mobiles [33, 114].

Motivation, objectifs et contexte de notre étude

Le LASIS développe depuis plusieurs années des solutions automatiques pour le traitement des images sismiques, avec des résultats très satisfaisants pour des rapports signal à bruit modérés. Cependant, dans le contexte actuel de pénurie de ressources pétrolières, les compagnies se tournent vers des localisations inexploitées auparavant où les images sismiques ont une qualité de plus en plus faible (acquisitions à très grande profondeur, milieux rocheux). Ceci entraîne une diminution de l'efficacité des algorithmes automatiques dont les résultats deviennent de moins en moins pertinents. Dans ce contexte, on doit écarter les méthodes automatiques et la segmentation est réalisée de façon supervisée par un géologue qui analyse visuellement le bloc sismique. Le cerveau humain, se montrant plus performant pour la segmentation des éléments sismiques que les méthodes automatiques, prend donc la place du « processeur », et l'ordinateur agit uniquement en tant que transducteur d'information — en affichant la donnée sismique pour qu'elle puisse être analysée et en capturant le résultat de l'analyse menée par l'expert pour qu'elle puisse être pérennisée.

Dans ce contexte où l'opérateur humain se montre plus performant que les algorithmes automatiques, l'idée de s'orienter vers l'étude des mécanismes perceptifs du système visuel humain surgit de façon naturelle. Cette étude doit nous permettre d'atteindre un triple objectif, toujours dans le contexte de la segmentation des images sismiques :

- Profiter de la meilleure compréhension des mécanismes de perception visuelle pour améliorer les algorithmes de détection automatique existants.
- Proposer une solution de segmentation supervisée qui soit adaptée, de manière optimale, au fonctionnement du cerveau humain.
- Poser les bases d'un pôle de compétences en interaction homme-machine au sein du laboratoire, dans le but d'intégrer les solutions automatiques et supervisées dans un outil de segmentation semi-automatique à moyen terme.

Le point de départ de notre recherche a donc été l'étude des mécanismes perceptifs du système visuel humain. Le domaine étant vaste, nous avons choisi de centrer nos efforts sur la perception de contours sur les textures directionnelles et sur la perception de mouvement. Les images sismiques font partie de la famille des textures directionnelles, ce qui explique notre premier sujet d'intérêt ; le choix de la perception du mouvement, par contre, trouve son origine dans les rapports informels des géologues chargés de réaliser la segmentation supervisée des images sismiques : d'après leur propre expérience, la perception des failles dans les images sismiques s'améliore quand la donnée est visualisée en animation. Cet effet s'accompagne d'une forte augmentation de la saillance visuelle des failles par rapport au reste de la donnée sismique.

Il s'agit d'un phénomène connu sous le nom de *pop-out* : les failles semblent se détacher du fond de l'image et attirent notre attention au détriment du reste des éléments à l'image. Ce phénomène est, notamment, plus remarquable dans des contextes à faible rapport signal à bruit, où l'animation de la donnée permet d'accroître de manière sensible le taux de détection.

Il est à noter que les nouvelles solutions de segmentation qui peuvent être envisagées doivent respecter une contrainte liée au cadre de travail du géologue : elles doivent être adaptées à un environnement de travail composé par une station de travail standard. En effet, le contexte de notre application impose que les solutions proposées soient compatibles avec l'équipement dont dispose habituellement un géologue à son poste de travail.

Travaux présentés dans ce manuscrit

Ce manuscrit décrit l'ensemble de nos travaux sur la modélisation et l'amélioration de l'interaction entre le géologue et la donnée sismique. Comme nous l'avons indiqué dans la section précédente, le point de départ de nos recherches a été l'analyse des mécanismes perceptifs du système visuel humain, notamment dans le contexte des contours dans des textures directionnelles et de la perception de mouvement.

Dans une première partie, nous débutons notre analyse par une présentation de l'état de l'art en perception visuelle. Celle-ci est suivie par l'analyse des caractéristiques particulières des contours dans les données texturées directionnelles. Dans la phase finale de cette première étude, nous confrontons les mécanismes perceptifs du système visuel humain aux propriétés particulières des données texturées. Ceci nous permet de conclure par un ensemble de considérations pratiques sur le développement de nouveaux algorithmes de segmentation automatique et supervisée d'images sismiques.

Une des principales conclusions de cette partie est que la segmentation fondée sur le pointé est une alternative pertinente dans le contexte qui est le notre, et nous amène à proposer une nouvelle technique de segmentation supervisée. L'étude et la conception de cette technique de segmentation — que nous avons dénommée « *pointé dynamique* » — a fait l'objet d'une étude approfondie qui est présentée dans la deuxième partie de ce document.

Nous avons mené notre étude sur le pointé dynamique dans l'optique de l'interaction homme-machine. Les premiers résultats que nous présentons concernent l'analyse du pointé dynamique au moyen des modèles reconnus en interaction homme-machine et la proposition d'une technique de pointé en accord avec les principes de base de la discipline. Nous avons ensuite analysé deux questions liées à l'utilisation du pointé dynamique pour la segmentation des données volumiques :

- la pertinence de disposer de plusieurs périphériques de sélection dans le contexte du pointé dynamique ;
- les conséquences de l'utilisation du pointé dynamique pour l'étape de reconstruction de surfaces.

La technique de pointé dynamique a été intégrée dans la plate-forme de développement *N'D* du LASIS, et dans la plate-forme d'interprétation *SISMAGE* de la société TOTAL. Dans la troisième partie de ce manuscrit nous présentons quelques résultats de segmentation d'images sismiques obtenus au moyen de ces deux applications.

Première partie

Perception des contours sur des
textures 3D directionnelles

Dans cette partie du manuscrit nous cherchons à comprendre quels peuvent être les mécanismes mis en jeu par le système visuel pour faire émerger le contour virtuel du fond défini par la texture directionnelle. Pour cela, notre étude débute sur un constat expérimental d'experts géologues qui témoignent d'une amélioration de leur perception des failles lorsqu'ils animent la donnée sismique par rapport à une visualisation statique classique. Dans le contexte de notre étude, ce témoignage nous interpelle d'autant plus que les géologues indiquent en outre que cette amélioration se constate aussi dans le cas de données à faible rapport signal sur bruit. Un tel constat se doit d'être étudié pour ensuite, une fois que les mécanismes mis en jeu seront identifiés, constituer le socle fonctionnel nous permettant de proposer une solution opérationnelle implantée dans une station d'interprétation sous la forme d'une méthode automatique ou supervisée. Ainsi, cette partie du document s'organise en quatre grands chapitres. Le premier est dédié à un bref aperçu de l'état actuel des connaissances concernant le système visuel humain. Nous nous sommes surtout focalisés sur les points susceptibles d'aider à la compréhension du thème traité dans ce mémoire. Le deuxième concerne la modélisation de contours virtuels sur des données texturées, et, dans notre contexte applicatif sismique, sa particularisation à l'étude des failles sismiques. Le troisième chapitre est dédié à l'analyse des mécanismes perceptifs présentés dans le premier chapitre à la lueur des caractéristiques de la donnée texturée décrites dans le deuxième chapitre. Il est clôturé par une validation expérimentale à l'appui des arguments exprimés dans le texte. Le quatrième et dernier chapitre de cette partie du mémoire contient l'analyse de nos résultats et leurs implications sur les techniques de segmentation automatique et supervisée, ouvrant la porte à nos recherches en interaction homme-machine qui sont décrites dans la deuxième partie de ce mémoire.

Chapitre 1

Le système visuel humain

Le terme *perception visuelle* englobe l'ensemble des processus au moyen desquels nous prenons conscience de notre environnement. Ceci est possible grâce à l'information sensorielle captée par nos yeux, la *sensation visuelle*. La figure 1.1 illustre la différence entre sensation et perception : les deux carrés centraux ont la même intensité lumineuse, produisant donc la même excitation sensorielle, mais chacun est à l'origine d'une expérience perceptive différente. Le mécanisme mis en avant dans cet exemple représente une partie infime de l'ensemble de phénomènes qui nous permettent de percevoir le monde tridimensionnel qui nous entoure, et ceci grâce uniquement à la projection bidimensionnelle du monde sur nos rétines.

Dans le but de permettre une analyse simplifiée des mécanismes associés à la perception, nous allons classer les traitements de moyen et haut niveau réalisés par le système visuel humain en deux niveaux hiérarchiques :

- *Vision préattentive* : regroupe les mécanismes d'extraction des caractéristiques visuelles de l'image qui sont appliqués de forme inconsciente et massivement parallèle. Elle comprend les mécanismes de détection de contours, d'estimation de mouvement et d'intégration des contours virtuels, entre autres.
- *Vision attentive* : comprend les mécanismes de vision qui impliquent le traitement conscient de l'information visuelle. Ce niveau est associé aux processus visuels dits de haut niveau,



FIG. 1.1 Les carrés de la partie centrale ont le même niveau de gris — ils sont à l'origine de la même sensation — mais le carré de gauche est perçu comme étant plus sombre que celui de droite — chacun génère une perception différente. Cet effet est connu sous le nom de *contraste simultané* [5].

tels que l'identification d'objets ou la résolution de problèmes visuels complexes.

La structure réelle du système visuel est d'une complexité très supérieure à celle-ci, mais cette modélisation, tout en restant fidèle aux axes majeurs du traitement visuel, nous permet d'identifier facilement les éléments perceptifs impliqués dans la perception d'un stimulus particulier.

Dans la section suivante nous présentons une introduction aux sciences cognitives, formées par l'ensemble de disciplines dédiées à l'étude du fonctionnement du cerveau humain. Elle est suivie par une introduction à l'anatomie et à la physiologie cérébrales. Dans la section 1.3 nous décrivons les mécanismes de perception visuelle préattentive. Le chapitre se termine par une introduction aux mécanismes attentionnels qui gèrent les processus de vision attentive dans la section 1.4.

1.1 Les sciences cognitives

À la fin du XX^e siècle, nous avons assisté au développement des *sciences cognitives*, domaine multidisciplinaire dont l'objectif est de répondre aux nombreuses questions suscitées par le cerveau humain. La liste — non exhaustive — des disciplines concernées nous donne une idée de la complexité du problème : anthropologie, philosophie, psychologie, psycholinguistique, neurophysiologie, neuroimagerie, pharmacologie, pathologie, logique, intelligence artificielle, robotique, modélisation numérique. . . Chacune apporte ses théories, ses méthodes expérimentales et ses découvertes pour aider à forger la vue d'ensemble qui permettra un jour de comprendre le fonctionnement du cerveau humain. Nous introduisons brièvement celles qui présentent le plus d'intérêt pour nos recherches dans les paragraphes suivants.

La *neurophysiologie* comporte l'étude anatomique et fonctionnelle du cerveau au niveau cellulaire. Elle trouve ses racines dans les travaux précurseurs de l'espagnol Ramón y Cajal au début du XX^e siècle — pour lesquels il reçut le prix Nobel en Physiologie ou Médecine en 1906 — qui montraient déjà de façon très précise l'anatomie neuronale. Allant au delà de la caractérisation purement morphologique, Hubel et Wiesel ont réalisé les premières mesures intracellulaires de potentiels d'action à la fin des années 50 [96], et ont étudié les réponses neuronales dans les premières étapes de traitement visuel. Ces travaux — également récompensés par le prix Nobel en Physiologie ou Médecine, en 1982 — ont permis d'associer pour la première fois la réponse d'un neurone à une fonctionnalité précise (e.g. la détection d'un contour orienté en mouvement suivant une direction particulière). Dans les années 90, Newsome et al. ont franchi l'étape suivante en prouvant la relation de cause à effet entre la réponse neuronale dans l'aire corticale MT/V5 et la perception de mouvement [7].

La *psychologie expérimentale* explore la perception humaine au moyen d'expériences psychovisuelles. Introduite par l'école de la *Gestalt* [108] (ou de la *psychologie de la forme*) dans les années 30, elle cherche à comprendre le fonctionnement du cerveau dans son ensemble. L'apport fondamental de la Gestalt se trouve dans la proposition des lois d'association et du groupement perceptif. Ces lois peuvent être appliquées récursivement, formant une pyramide de structures de plus en plus complexes. Bien que leur bases biologiques restent encore mal connues, ce courant de pensée a eu une grande influence dans le domaine de la perception visuelle depuis la moitié du XX^e siècle. La théorie écologique de J.J. Gibson [74] propose une alternative au constructivisme des Gestaltistes. Selon Gibson, l'expérience perceptive serait formée à partir de l'ensemble des excitations neuronales occasionnées par un stimulus donné. Les travaux de Noe et O'Regan [148] sur notre représentation interne du monde extérieur semblent corroborer la

théorie écologique dans la mesure où la perception apparaît comme le résultat de l'interaction entre l'homme et son environnement de manière indissociable.

L'utilisation systématique de la *modélisation numérique* dans les sciences cognitives commence dans les années 70, notamment avec les recherches de David Marr. Dans le recueil posthume de ses travaux, *Vision* [133], on trouve les bases méthodologiques de l'utilisation des modèles numériques dans le cadre de la perception visuelle, favorisant l'utilisation d'algorithmes et modèles mathématiques biologiquement plausibles. Aujourd'hui, l'effort porté sur la construction d'un modèle cérébral a atteint la presque totalité des processus perceptifs. On peut citer, entre autres, le traitement de l'information visuelle au niveau de la rétine [18, 32], les lois d'association [146, 67] et les mécanismes d'attention visuelle [149, 151].

La généralisation à partir des années 90 des techniques de *neuroimagerie* a permis d'avancer dans la création d'une cartographie du cerveau permettant d'associer une aire cérébrale à un processus mental de haut niveau. Plusieurs équipes de recherche ont pu associer certaines zones cérébrales à des fonctions très spécifiques [38, 72]. Sans être exhaustif, on peut citer la zone fusiforme FFA, responsable de la reconnaissance de visages [103] ou la zone *KO*, associée à la perception des contours cinétiques [147].

La plupart des informations constituant le socle de nos travaux sont issues de ces quatre disciplines. Cependant, il est à noter que malgré les avancées importantes de ce dernier demi-siècle, l'explication de l'expérience perceptive dans son ensemble est encore un sujet de débat. Aujourd'hui on trouve deux courants principaux : le *constructivisme* et la *théorie écologique*. Pour les constructivistes, la perception serait le résultat des traitements de haut-niveau, et les processus de bas-niveau seraient uniquement des étapes intermédiaires pour aboutir à la perception, celle-ci étant *plus grande que la somme de ses parties*. Pour les partisans de la théorie écologique, la perception est le fruit de l'interaction entre l'homme et son environnement, et elle ne peut être décomposée en un ensemble de tâches séquentielles. L'une des revendications de la théorie écologique est l'étude de la perception dans un cadre naturel, beaucoup plus complexe que celui présent dans les expériences de laboratoire normalement utilisées pour isoler le fonctionnement d'une ou de plusieurs fonctions cérébrales.

1.2 Support anatomique et physiologique de la perception visuelle

Le parcours de l'information visuelle commence dans l'œil, qui capte l'information lumineuse de notre environnement et l'envoie à travers le nerf optique vers le cortex visuel strié, situé dans la partie postérieure du cerveau. À ce niveau, les circuits neuronaux réalisent tout un ensemble de traitements simples, tels que la détection locale de contours ou l'estimation de la profondeur stéréoscopique. Au fur et à mesure que l'information progresse vers les lobes frontaux du cerveau — siège présumé des processus conscients — ces traitements deviennent de plus en plus complexes. Il faut noter que le cerveau ne réalise pas une simple succession de traitements isolés, mais cette simplification va nous permettre d'identifier les principaux sous-systèmes de traitement corticaux.

L'information lumineuse arrivant sur la rétine est captée par les *cônes*, chargés de la vision diurne en couleur ou *photopique*, et les *bâtonnets*, chargés de la vision en noir et blanc en condition de très faible éclairage ou *scotopique*. Les cônes et bâtonnets sont reliés entre eux au moyen des cellules *bipolaires*, *horizontales* et *amacrines* qui convergent dans les cellules *ganglionnaires*. Chaque cellule ganglionnaire intègre l'information d'un nombre variable de ré-

cepteurs (entre un et mille approximativement). Le *champ récepteur* d'une cellule ganglionnaire est égal à l'étendue de la zone spatiale couverte sur la rétine par l'ensemble de récepteurs qui y sont connectés. Le diamètre du champ récepteur d'un neurone peut s'étendre jusqu'à 2mm sur la surface de la rétine.

L'information visuelle remonte ensuite de l'œil par le nerf optique jusqu'aux *corps géniculés latéraux (CGL)* dans le thalamus. Le CGL est considéré comme une zone de relais de l'information visuelle entre l'œil et le cortex visuel. C'est dans cette zone qu'apparaissent les deux voies de transmission et de traitement de l'information visuelle présentes dans le cerveau :

- *La voie magno-cellulaire ou ventrale (voie M)* : elle transmet l'information de luminance, avec un temps de réponse très faible. Elle est associée à l'identification et la reconnaissance d'objets. Après les premières étapes de traitement cortical dans les aires V1, V2 et V4, la voie M passe par les aires PO et MT du cortex visuel et par le cortex pariétal (aires VIP, MST, LIP et 7a), pour finalement parvenir au cortex préfrontal.
- *La voie parvo-cellulaire ou dorsale (voie P)* : celle-ci transmet l'information de couleur, avec un temps de réponse plus élevé que pour la voie M. Elle est associée à la localisation spatiale d'objets dans la scène et à la gestion du focus de l'attention visuelle et du regard. Le flux d'information passe du cortex visuel (aire V4) au cortex inférotemporal (aires TEO et TE), et finit également dans le cortex préfrontal.

Le CGL projette la majorité de ses connexions neuronales vers la couche IV de l'aire V1 du *cortex visuel strié*. La distribution spatiale des neurones dans l'aire V1 est régie par trois caractéristiques principales. La première est la *rétinotopie* : la distribution topographique des neurones reflète celle des capteurs dans la rétine. La deuxième est formée par la distribution en colonnes de *dominance oculaire*, où les informations correspondant aux deux champs visuels (gauche et droit) associées à une même position spatiale se trouvent dans des zones corticales contiguës. Finalement, chaque colonne étant spécialisée dans la détection de stimuli avec des caractéristiques visuelles spécifiques (orientation, fréquence spatiale, forme, etc.), elles sont ordonnées spatialement en fonction de la similarité des attributs pour lesquels leur réponse est optimale. Cette distribution particulière facilite les interconnexions entre les neurones proches spatialement et répondant à des stimuli similaires.

La détection des caractéristiques locales dans le cortex visuel est associée à trois types de neurones : les neurones *simples*, les neurones *complexes* et les neurones *hypercomplexes* (« *end-stopping* »). Les neurones simples déchargent en présence de contours statiques bien localisés et orientés selon une direction précise. Les neurones complexes répondent aussi en présence de contours orientés selon une direction précise, mais leur champ récepteur est plus grand que celui des cellules simples et ils peuvent présenter aussi des réponses aux contours en mouvement. Finalement, les neurones hypercomplexes répondent en présence des terminaisons de contour.

L'aire V1 est le point d'entrée principal de l'information visuelle dans le cerveau. Cette aire présente des projections directes vers les aires corticales V2, V3, MT, MST et FEF et reçoit aussi des rétroprojections à partir des aires V2, V3, V4, MT, MST, FEF, LIP et du cortex inférotemporel. En plus de l'aire V1 — associée à la détection de contours de luminance — celles qui vont présenter le plus grand intérêt pour nos recherches sont l'aire V2 — associée à la détection générique de contours, qu'ils soient définis par contraste, couleur, texture, luminance... — et les aires MT et MST — associées à la détection de mouvement.

Le nombre élevé d'interconnexions et de rétroprojections entre les aires corticales rend difficile la séparation des traitements visuels en niveaux hiérarchiques. Ainsi on parle de traitements visuels de bas-niveau pour désigner ceux qui sont effectués au niveau de la rétine ; les processus

de haut-niveau seraient ceux qui correspondent aux tâches complexes nécessitant des informations qui ne sont pas présentes dans la scène visuelle ; la définition des traitements de niveau intermédiaire reste vague, et rassemble le reste des processus corticaux. Une autre terminologie différencie les processus de vision *attentive* et *pré-attentive*, en fonction des ressources attentionnelles à déployer pour accomplir une tâche donnée.

1.3 Vision pré-attentive

Les mécanismes de *vision pré-attentive* sont appliqués de façon inconsciente et massivement parallèle à l'ensemble de la scène. Une des premières preuves de ce caractère inconscient émerge dans les années 60 avec les travaux de B. Julesz sur la perception de profondeur stéréoscopique utilisant des diagrammes de points aléatoires (les fameux *Random Dots Stereograms* ou *RDS*) [102]. Ses recherches ont montré que les mécanismes de vision stéréoscopique font partie d'un système isolé, capable d'estimer la profondeur sans l'intervention d'indices d'ordre supérieur, et que ce calcul est réalisé sur la totalité du champ visuel de façon inconsciente.

La théorie atomiste selon laquelle le cerveau estime un ensemble de caractéristiques visuelles basiques fut ensuite abondamment développée au long des années 70 et 80. La *théorie d'intégration de caractéristiques* (*feature integration theory*) proposée par Treisman et Gelade [183], et la notion d'*ébauche primaire* (*primal sketch*) proposée par Marr [133], étaient fondées sur ce concept de « modularité » des premières étapes du traitement de l'information visuelle.

Plusieurs techniques expérimentales ont été mises en place dans les années 80 pour identifier les caractéristiques alimentant les calculs réalisés en vision pré-attentive. Il s'agit notamment de celle de la ségrégation de textures proposée par B. Julesz et celle de la recherche asymétrique proposée par Treisman et Gormican (voir [107] pour une révision). Malgré l'abondante bibliographie sur le sujet, la liste de caractéristiques est loin d'être fixée et varie en fonction de la technique expérimentale choisie et des stimuli visuels utilisés. Nous reproduisons ici la liste de caractéristiques proposée par Wolfe [192] :

- la couleur,
- l'orientation des contours en 2D et des surfaces en 3D,
- la courbure,
- le décalage de Vernier,
- la taille, la fréquence spatiale et l'échelle,
- le mouvement,
- la forme,
- la profondeur stéréoscopique.

Il faut remarquer que la différenciation entre les processus de vision attentive et pré-attentive s'est avérée plus difficile en pratique qu'elle n'était prévue par la théorie. Ainsi, contrairement à ce que l'on a pu avancer, les expériences de catégorisation rapide de Thorpe et al. indiquent que certains processus *a priori* complexes — e.g. la catégorisation visuelle d'images naturelles — sont réalisés en l'absence quasi-totale d'attention [182].

D'entre toutes les composantes de la vision pré-attentive, nous allons nous focaliser sur celles qui nous seront les plus utiles pour comprendre la perception dans le contexte de notre étude :

1. Mécanismes de détection des contours.
2. Mécanismes de détection de mouvement.
3. Vision couleur.

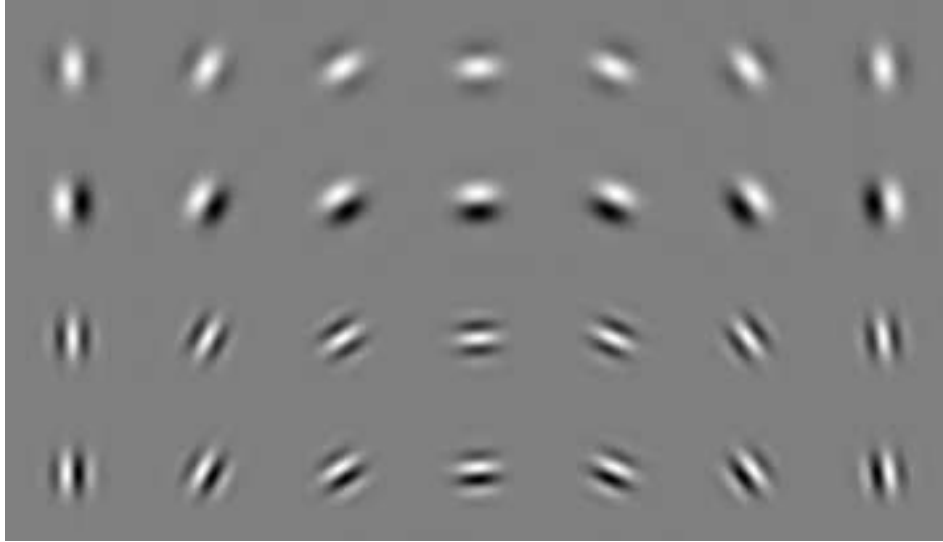


FIG. 1.2 Profils d'intensité de quelques fonctions de Gabor.

4. Mécanismes d'intégration de contours virtuels.

1.3.1 Détection de contours

La détection de contours est l'une des tâches basiques de la perception visuelle. La majeure partie des traitements réalisés dans le cortex visuel pour la détection de contours a lieu dans l'aire V1, où l'on trouve des neurones qui répondent de manière préférentielle à des contours orientés dans des directions spécifiques (les neurones simples, complexes et hypercomplexes dont on a parlé dans la section 1.2). L'aire V2 contient aussi des neurones qui répondent aux contours, mais leur réponse est indépendante de la caractéristique sous-jacente (ils répondent à des contours d'intensité, de couleur, de texture, etc.). Ils sont aussi moins sensibles à la position du contour dans leur champ récepteur. Les deux aires sont interconnectées (l'aire V1 a des projections dans V2 et vice versa), ce qui rend difficile l'attribution de certains phénomènes. Par exemple, la réponse aux contours virtuels (dont on parle plus en détail dans le paragraphe suivant) est plus marquée en V2 qu'en V1, mais on ne sait pas si les réponses observées en V1 sont à l'origine de la réponse de V2, ou bien au contraire si elles sont un reflet de l'activité neuronale dans V2.

Le comportement des neurones simples de l'aire V1 est assimilé à celui des filtres définis par des fonctions du type Gabor [54, 129, 100]. Les fonctions de Gabor ont la propriété d'avoir la meilleure localisation possible de façon simultanée dans les domaines spatial et fréquentiel, ce qui en fait un outil très intéressant pour les traiteurs d'image. Dans la figure 1.2 on montre le profil d'intensité de quelques fonctions de Gabor.

L'aire V1 contient donc des groupes de neurones dont la réponse est spécifique pour un ensemble de caractéristiques données : le profil d'intensité, l'orientation, la fréquence et la taille. Les réponses des différentes échelles spatiales et fréquentielles sont intégrées dans l'aire V2.

Bien que nos connaissances sur le comportement des neurones dans l'aire V1 ont notable-

ment progressé depuis les premières mesures intracellulaires réalisés par Hubel et Wiesel à la fin des années 50, il reste encore de nombreuses questions dont on ne connaît pas la réponse. On peut citer le comportement non-linéaire des neurones ou le rôle précis des connexions intracorticales, par exemple [145]. Ces mécanismes encore mal connus sont probablement à l'origine des phénomènes perceptifs qui ne cadrent pas avec le modèle neuronal standard, tels que l'inhibition en dehors du champ récepteur classique [76], la modification des réponses neuronales dans plusieurs aires corticales (V1, V2, V4, MT, MST et IT) en fonction du contexte [7] ou l'activation des neurones en présence de contours virtuels [186, 154].

1.3.2 Mécanismes de perception de mouvement

Une détection de mouvement correcte est fondamentale pour la survie d'un grand nombre d'espèces animales. Il n'est donc pas étonnant que le système visuel humain dédie une grande partie de ses ressources à la perception du mouvement dans toutes ses formes. Ainsi, on trouve des mécanismes de détection du mouvement de translation, d'inférence de la forme tridimensionnelle d'un objet à partir du mouvement, de guidage de notre déplacement à partir du flux optique ou d'identification du mouvement biologique.

Il est communément accepté que l'analyse explicite du mouvement commence dans le *cortex visuel primaire* ou aire V1. Cette affirmation est fondée sur l'existence des neurones *sélectifs à la direction* (SD) dans l'aire V1 des chats qui furent découverts à la fin des années 60 par Hubel et Wiesel [96]. Ces neurones peuvent être modélisés à l'aide des filtres spatio-temporels qui présentent une réponse maximale pour un stimulus d'une orientation, fréquence et direction de déplacement données. Ensuite, l'information locale fournie par les neurones SD de V1 est intégrée dans l'aire *Médio Temporale* (MT ou V5) pour obtenir une réponse à plus grande échelle, plus robuste vis à vis du problème d'ouverture.

Pourtant, l'existence des neurones SD n'explique pas tous les phénomènes liés à la perception du mouvement. En effet, un ensemble de neurones sélectifs à la direction permet d'estimer le mouvement d'un objet qui se déplace avec un mouvement de translation simple, mais il ne permet pas d'expliquer la détection de deux mouvements superposés par transparence ou celle des stimuli dits de deuxième ordre, dont la distribution spectrale d'énergie ne correspond pas aux modèles spatio-temporels détectés par les neurones SD [47, 121, 122].

En se basant sur des expériences psychovisuelles et sur des modèles numériques, plusieurs auteurs prédisent l'existence d'un [13, 24], deux [47, 184] et jusqu'à trois [121, 122] systèmes cérébraux de perception de mouvement. Ces éventuels mécanismes perceptifs sont nommés d'après les caractéristiques du stimulus qu'il sont censés détecter, et varient en fonction des auteurs. Dans un souci d'unification, on parlera par la suite des mécanismes de *premier, deuxième et troisième ordre*.

Les mécanismes de *premier ordre* ou *Fourier* répondent à des stimuli définis par des motifs de luminance en translation pure. Le filtrage spatio-temporel réalisé par les neurones SD est bien adapté à ce genre de stimulus [6, 185, 187]. La caractérisation mathématique de ce genre de stimuli est bien connue et il existe un grand nombre d'algorithmes destinés à leur détection. Sans que la liste soit exhaustive, on peut citer les méthodes basées sur la corrélation [157], le filtrage spatio-temporel d'énergie [6], celles basées sur les gradients spatio-temporels [94, 123, 78, 99], utilisant des approches probabilistes [170], multi-échelle [139], des réseaux de neurones [16] ou les approches basées sur le tenseur de structure [30, 112].

Les mécanismes de *deuxième ordre* ou *non-Fourier* répondent à des stimuli définis par des attributs tels que la texture, le contraste, la cadence de scintillement... [47, 121, 48]. L'ab-

sence d'un cadre mathématique unifié pour tous ces phénomènes rend difficile la validation des algorithmes de détection, qui sont normalement testés en présence d'un type de stimulus spécifique. La plupart des modèles proposés utilisent une étape non-linéaire pour permettre aux mécanismes classiques de premier ordre de prendre en compte le mouvement de deuxième ordre, qu'il soit sous la forme de mécanismes de rectification ou de normalisation de contraste [98, 180, 163, 163, 13, 22, 23].

Les mécanismes de *troisième ordre* ou de *poursuite de caractéristiques* (*feature tracking*) se basent sur l'évaluation de la position d'une caractéristique particulière de l'image à deux instants temporels différents [121, 184]. Cette évaluation peut être réalisée à partir d'une caractéristique de l'image [164] ou sur la carte de saillance qui dirige la voie ascendante de l'attention visuelle [122].

Les expériences psychovisuelles [98, 180, 164, 163, 162, 184, 122, 174], les techniques de neuroimagerie [173, 51, 63] et les études de cas pathologiques [31], semblent appuyer l'existence des trois mécanismes de perception, mais le substrat neurophysiologique des systèmes de deuxième et troisième ordre reste encore indéterminé.

1.3.3 Mouvement et vision couleur

Nous avons déjà parlé de la séparation de l'information visuelle dans les voies ventrale (voie de l'action) et dorsale (voie de la localisation). Ces deux voies reçoivent la plupart de leurs connexions neuronales depuis les voies magno- et parvo-cellulaire du nerf optique, qui convoient l'information de luminance et couleur respectivement. La détection de mouvement se réalise dans les aires MT et MST de la voie ventrale, et s'alimente principalement de l'information de luminance.

Ainsi, dans les années 90, plusieurs études ont permis de constater que la perception de mouvement est très perturbée dans des conditions d'isoluminance [119, 45]. Cet effet a été utilisé pour soutenir l'existence de deux voies fonctionnelles indépendantes, où l'information de couleur traitée dans la voie dorsale n'est pas accessible aux mécanismes de détection de mouvement dans la voie ventrale. Cependant, bien qu'il soit vrai que les conditions d'isoluminance interfèrent avec la perception de mouvement, d'autres études ont montré qu'il existe néanmoins des mécanismes de perception de mouvement fondées sur la chrominance [110, 52, 165, 178]. Ces expériences remettent en cause la notion des deux voies de traitement isolées et l'indépendance de la détection de mouvement et de l'information de chrominance.

1.3.4 Intégration des contours et contours virtuels

Les *contours virtuels* (aussi connus sous le noms de *contours subjectifs*, *contours anomaux* ou *contours illusoires* [44, 186]) sont des contours incomplets — une partie du stimulus est absente de l'image — mais qui évoquent une forte perception de continuité. L'absence d'information peut être due à une occultation ou à la coïncidence entre les caractéristiques des zones présentes de part et d'autre du contour.

Dans la figure 1.3 on peut voir le désormais classique *triangle de Kanizsa* dans ses versions *modale* et *amodale* [172]. Dans le cas modal, le contour se confond avec le fond de l'image, tandis que dans le cas amodal le contour apparaît caché par une surface placée entre lui et l'observateur. Les expériences de Singh [172] ont prouvé que les contours reconstruits en présence de ces deux phénomènes ont des caractéristiques différentes, mais il reste à déterminer le ou les mécanismes responsables de cette reconstruction.

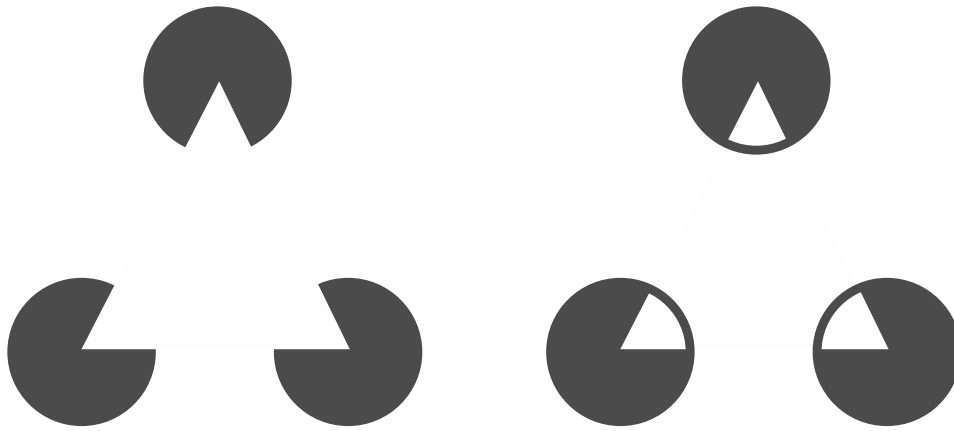


FIG. 1.3 Le triangle de Kanizsa dans ses versions modale (à gauche) et amodale (à droite).

D.J. Field, R.F. Hess et ses collaborateurs ont étudié en profondeur les mécanismes d'intégration de contours virtuels utilisant des stimuli formés par des patches de Gabor, proches des champs récepteurs des neurones dans l'aire V1 [83, 85, 63, 84, 86, 113]. L'utilisation de fonctions de Gabor permet de contrôler l'échelle, l'orientation, la fréquence spatiale et la nature (luminance, contraste, chrominance...) du stimulus visuel pour isoler l'influence de chacun de ces paramètres. Leurs travaux ont permis de détecter l'existence d'un champ d'association, analogue au champ récepteur d'un neurone, qui gère l'association des réponses neuronales locales pour former la perception de contours virtuels. Les fondements neurologiques de ces mécanismes doivent encore être précisés, mais on commence à connaître les règles auxquelles ils obéissent pour chaque caractéristique du stimulus :

- *Échelle* : le processus d'intégration est largement indépendant de l'échelle des différents morceaux du contour [83, 84].
- *Orientation* : l'association est dépendante des variations d'orientation relatives entre les morceaux de contour consécutifs [83].
- *Fréquence* : l'intégration présente une réponse fréquentielle dépendante de la courbure du contour. La largeur de bande des éléments intégrés devient plus étroite quand les contours sont plus courbés [84].
- *Alternance de phase* : l'alternance de polarité du contour (cf. figure 1.4) entraîne une faible diminution des performances en vision fovéale (de l'ordre de 5 à 10%), tandis que l'intégration de contours est pratiquement inexistante en vision périphérique (sauf pour les contours droits, dont la performance diminue de 20% par rapport à la vision fovéale) [84].
- *Distance* : la perte de performance dans la détection est proportionnelle à la distance entre les éléments et à leur taille [84].
- *Contraste* : les mécanismes d'association n'agissent pas en présence de contours définis uniquement par contraste (cf. figure 1.5) [44, 85].
- *Couleur* : les mécanismes de perception des contours virtuels présentent un comportement différent en fonction des caractéristiques de couleur du stimulus visualisé. Ceci peut impliquer l'existence de deux méthodes d'intégration différentes (une pour la luminance et une autre pour la couleur) ou d'un prétraitement de l'information de couleur avant l'intégration [134, 138].

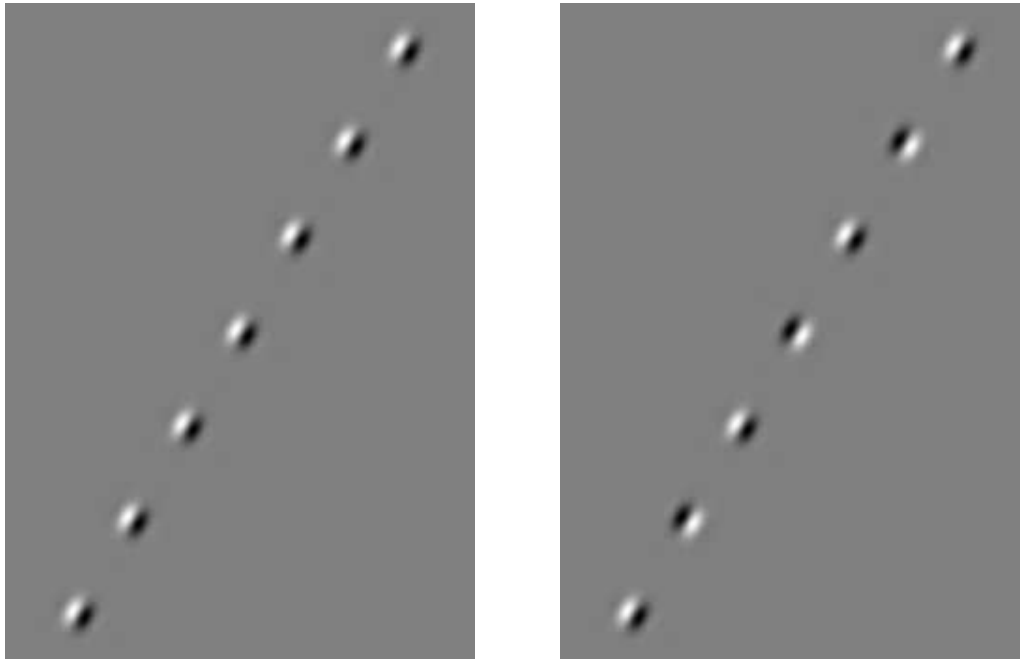


FIG. 1.4 Les contours virtuels définis par des morceaux de phase alternante sont perceptibles en vision fovéale.

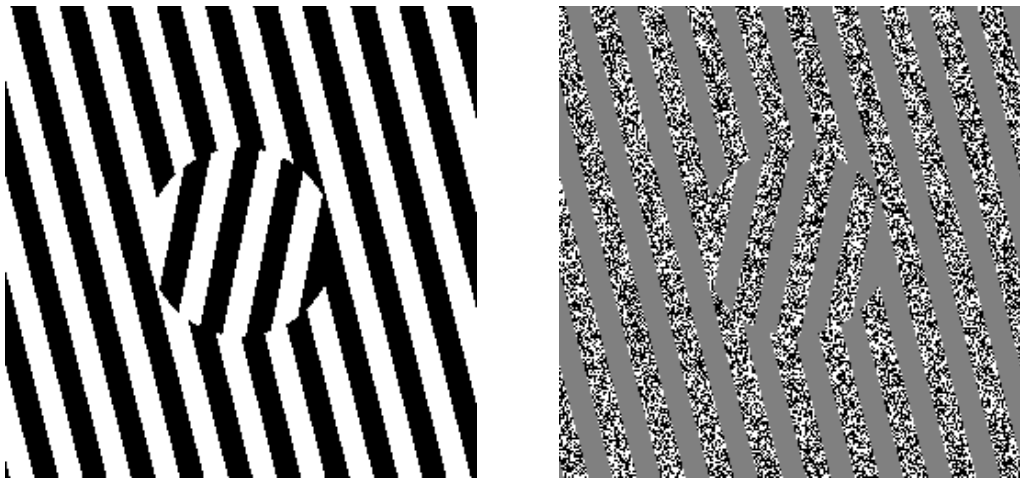


FIG. 1.5 Le contour virtuel apparaît uniquement en présence d'une variation de luminance.

- *Mouvement* : le mouvement cohérent des morceaux de contour facilite leur intégration. L'intégration optimale a lieu pour des déplacements selon l'axe du contour virtuel [136, 86, 113].

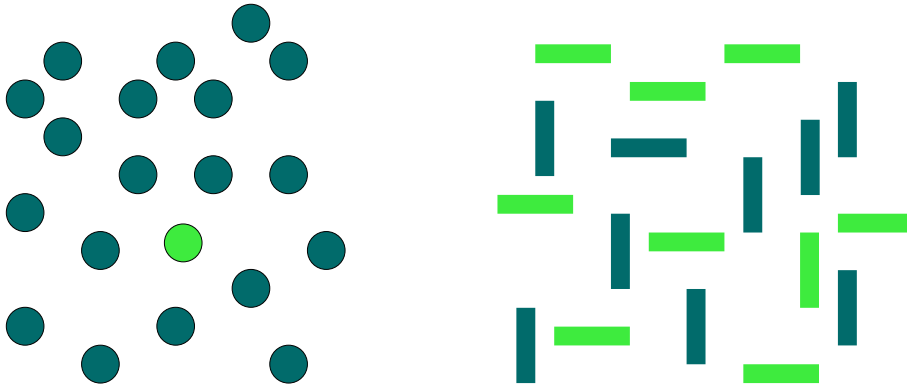


FIG. 1.6 Exemples de recherche visuelle parallèle (à gauche) et séquentielle (à droite) : le cercle clair est perçu immédiatement ; par contre, il faut chercher séquentiellement la barre claire d'orientation verticale.

1.4 Gestion des ressources attentionnelles

Notre système visuel nous offre une perception énormément riche du monde qui nous entoure à partir de l'information partielle et bruitée qui est captée par nos rétines. En effet, notre système visuel interprète cette information avec une efficacité étonnante, même dans des conditions limites, et ceci sans que l'on en soit conscient. Un exemple de l'efficacité de notre système perceptif est le *point aveugle* ou *tache de Mariotte* — la zone de sortie du nerf optique de la rétine, dépourvue de cônes et bâtonnets — qui est passé inaperçu jusqu'au XVII^e siècle [132].

Pour arriver à de telles performances, notre cerveau doit gérer ses ressources de calcul de façon efficiente. L'ensemble des mécanismes mis en place pour la gestion de nos ressources visuelles forme l'*attention visuelle*. Celle-ci permet de focaliser nos ressources sur une zone spatiale, temporelle et contextuelle bien définie [171]. Le mécanisme de déploiement de l'attention visuelle semble étroitement lié au système oculomoteur pour la direction du regard, mais l'attention peut aussi se fixer sur des zones en vision parafovéale. Il y a deux voies concurrentes qui entrent en compétition pour définir la localisation de notre centre d'attention visuelle : une voie ascendante, dirigée par la donnée visuelle, et une voie descendante, issue des processus cognitifs de haut-niveau [46, 106].

La voie ascendante est dirigée par l'information captée par la rétine, transformée dans un ensemble d'attributs visuels de bas-niveau qui sont calculés de manière massivement parallèle [149, 151, 97]. Avec ces informations, le cerveau crée une carte de *saillance visuelle* (*visual saliency*) et dirige notre attention vers les zones qui présentent le plus grand intérêt perceptif. Ces zones sont définies par rapport au contraste local entre les différentes caractéristiques définissant le stimulus visuel. Ainsi, une droite horizontale entourée de droites verticales attirera notre attention, tandis que si le reste des droites ont une orientation proche de l'horizontale, on devra parcourir l'ensemble pour détecter celle qui nous intéresse. Ces deux phénomènes traduisent l'existence des mécanismes respectifs de recherche parallèle et séquentielle (cf. figure 1.6).

La voie descendante est celle du contexte et des processus conscients de haut-niveau, qui dirige notre regard en fonction de la tâche à accomplir à chaque instant [101, 46]. L'influence du contexte peut se manifester jusque dans les aires les plus précoces du traitement visuel. Il a en effet été constaté des modifications des réponses de neurones en fonction du contexte dans l'aire V1 du cortex strié.

Chapitre 2

Modélisation de textures 3D directionnelles

Une texture directionnelle est formée par un alignement cohérent de structures parallèles dont l'orientation principale varie lentement. La robe d'un zèbre, les motifs textiles rayés, les empreintes digitales, la texture du bois, les images de certains matériaux composites ou les images sismiques se comptent parmi les exemples les plus communs de texture directionnelle (cf. figure 2.1).

À l'intérieur des textures directionnelles se forment les contours auxquels nous nous intéressons dans ce chapitre, comme celui présenté dans la figure 2.2. Il s'agit ici d'une faille sismique, qui répond parfaitement à notre définition du contour sur une texture directionnelle. Comme nous l'avons déjà indiqué, la perception de ces contours formés à l'intérieur des textures directionnelles se trouve au centre de notre problématique de recherche. Et, puisqu'il s'agit de la perception visuelle de ces contours, la technique utilisée pour visualiser la donnée aura une grande influence dans la perception finale. Les textures 3D, denses et opaques, sont visualisées notamment grâce à deux techniques de visualisation : *statique* et *dynamique* (ou *animée*). L'image de la figure 2.2 correspond à une coupe bidimensionnelle extraite du bloc 3D original, et représente le mode de visualisation *statique* où l'information contenue dans la texture 3D est visualisée par extraction de coupes bidimensionnelles qui sont analysées séparément. La technique de visualisation *dynamique*, très populaire en géophysique, est représentée dans la figure 2.3. Il s'agit de présenter à l'écran des coupes 2D consécutives à une cadence de quelques images par seconde (normalement entre 5 et 10). Grâce à la grande redondance spa-



FIG. 2.1 Quelques exemples de texture orientée 2D : la robe d'un zèbre, une image de microscopie d'un matériau composite et une image sismique.

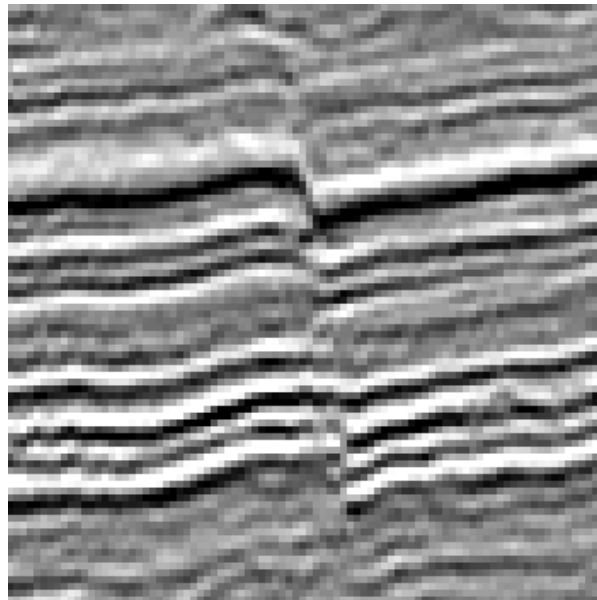


FIG. 2.2 Les failles sismiques apparaissent à l'interface de deux textures directionnelles.

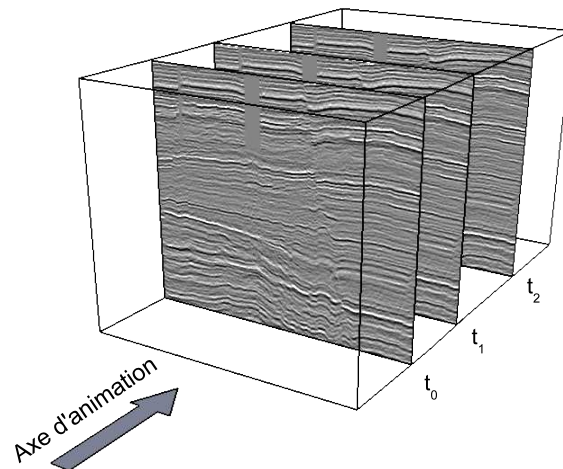


FIG. 2.3 Visualisation par *animation* ou *dynamique* d'une texture 3D.

tiale des images sismiques, les différentes informations géologiques apparaissent, disparaissent, se déplacent et se déforment à l'écran.

Le mouvement de la texture et celui du contour font partie de cette évolution dynamique qui est introduite par l'animation. Un des objectifs principaux que nous voulons atteindre par la modélisation présentée dans ce chapitre est la caractérisation de la nature de ces mouvements, ce qui nous aidera à identifier les mécanismes visuels impliqués dans leur perception dans le chapitre suivant.

Le contenu de ce chapitre est structuré comme suit. Dans la section 2.1 nous révisons l'état

de l'art des modèles mathématiques associés à la perception de stimuli en mouvement et aux textures directionnelles. Cette étude va nous permettre de choisir les outils mathématiques que nous allons utiliser pour modéliser les contours sur les textures directionnelles dans la section 2.2 et valider nos conclusions dans le contexte d'application de cette thèse, l'imagerie sismique, dans la section 2.3.

2.1 Modélisation du stimulus : mouvement et textures directionnelles

Notre objectif est de modéliser les phénomènes de mouvement qui prennent naissance à l'intérieur des textures directionnelles. Avant de choisir les outils mathématiques que nous allons privilégier, nous allons étudier les modèles existants pour caractériser les stimuli en mouvement et les textures directionnelles, ce qui nous permettra de trouver ceux qui sont les mieux adaptés aux deux problématiques.

2.1.1 Modélisation de stimuli en mouvement

Le modèle de mouvement à la base de la plupart des algorithmes de détection d'inspiration biologique est son expression mathématique la plus simple :

$$I(x - v_x t, y - v_y t, t) = I(x, y, 0). \quad (2.1)$$

À partir de cette équation et d'observations expérimentales précises, plusieurs chercheurs ont proposé des algorithmes de détection de mouvement qui utilisent des outils mathématiques variés pour obtenir des estimations du mouvement équivalentes à celles estimées par notre cerveau.

Le premier de ces modèles est le détecteur de corrélation de Reichardt-Hassenstein (voir figure 2.4). Dans ce type d'algorithmes, la détection est issue de la corrélation entre des signaux visuels à des localisations spatiales et temporelles différentes.

La dérivation de l'équation 2.1 donne lieu à la contrainte du flux optique :

$$\frac{\delta I}{\delta x} v_x + \frac{\delta I}{\delta y} v_y + \frac{\delta I}{\delta t} = 0. \quad (2.2)$$

Les premières techniques d'estimation basées sur les gradients spatio-temporels ont été présentées par Horn et Schunck [94] et Lucas et Kanade [123]. Depuis, de nombreuses méthodes basées sur les gradients ont vu le jour, telles que celles basées sur le tenseur de structure de Bigün et Granlund [30] ou l'approche multirésolution d'Odobez et Bouthemy [139].

Au milieu des années 80, Adelson et Bergen ont proposé une technique d'estimation basée sur l'équivalence entre l'estimation de l'orientation des contours et l'estimation du mouvement [6]. Partant de ce principe ils ont développé un système d'estimation basé sur un banc de filtres spatio-temporels, chacun adapté pour extraire l'énergie associée à une direction de mouvement.

À la même époque, Watson et Ahumada approchaient la problématique de détection de mouvement à partir des caractéristiques spectrales de stimuli en mouvement [187]. Ils ont calculé leur transformée de Fourier, trouvant que leur puissance spectrale était condensée dans un plan oblique passant par l'origine des coordonnées dont l'orientation dépend de la vitesse du déplacement (v_x, v_y) . À partir de l'extraction et la combinaison de l'énergie de l'image à

des fréquences temporelles et spatiales particulières ils parviennent à une estimation locale de la vitesse du déplacement.

Ces quatre approches (corrélacionnelle, basée sur le gradient, d'énergie spatio-temporelle et d'extraction de fréquences) sont à la base de la plupart des algorithmes de détection actuels. Issues de la même équation de contrainte 2.1, ils sont équivalents du point de vue mathématique, mais leurs résultats sont différents en fonction de leur mise en œuvre particulière[6].

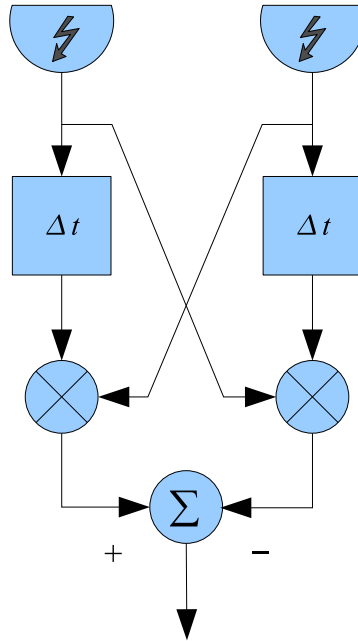


FIG. 2.4 Détecteur de corrélation de Reichardt simplifié ([157]). Le passage d'un objet de gauche à droite (resp. de droite à gauche) excite les photorécepteurs et provoque une réponse positive (resp. négative) du détecteur.

Malgré l'efficacité de ces algorithmes pour estimer le déplacement des objets en mouvement, il existe d'autres stimuli qui, tout en étant issus d'un mouvement continu, ne sont pas détectés par ces familles de détecteurs. Il s'agit des stimuli de *deuxième ordre*, tels que les stimuli *balancés* proposés par Chubb et Sperling [49, 47, 122]. Ces stimuli reçoivent aussi la dénomination de *non-Fourier* parce que leur distribution spectrale n'est pas plane dans le domaine transformé. La transformée de Fourier a donc été utilisée comme outil pour classer les stimuli de mouvement comme étant de premier ou deuxième ordre [69, 17]. Plusieurs auteurs ont proposé des architectures pour détecter les stimuli de deuxième ordre basées sur l'introduction d'une phase non-linéaire avant l'estimation du mouvement de premier ordre[50, 190, 163]. Ces modèles ont fait leur preuve dans le contexte des mouvements modulés par une porteuse, mais ils ont du mal à obtenir des résultats satisfaisants quand ils sont appliqués à d'autres stimuli de deuxième ordre.

2.1.2 Modélisation des textures directionnelles

Les caractéristiques analytiques et perceptives particulières des textures directionnelles ont fait l'objet de nombreuses recherches dans le domaine du traitement de l'image. Ainsi, les

textures directionnelles 2D ont été étudiées dans le contexte de la segmentation d'images[124], de l'estimation d'orientation[156, 29, 80, 21, 20] et de la perception visuelle[53, 193, 21], entre autres domaines. Les textures directionnelles 3D, par contre, ont reçu une moindre attention, bien qu'il existe des travaux sur l'estimation d'orientation 3D[152]. Les contextes applicatifs visés par ces recherches sont aussi très variés, allant de l'analyse de l'apparence du bois à la caractérisation des matériaux composites ou la vérification de la qualité des cuirs au moyen de techniques d'analyse d'images.

Le modèle de base pour l'estimation de l'orientation se fonde sur la supposition de qu'il existe une orientation unique en tout point de l'image. Partant de ce modèle, l'analyse des gradients dans le voisinage du point d'intérêt fournit l'estimation d'orientation locale recherchée. Les gradients peuvent être analysés par des techniques statistiques [156] ou par des techniques de tenseur de structure [29]. Récemment, Shahar et Zucker ont montré que le modèle basique qui considère uniquement une orientation locale n'est pas assez riche pour expliquer la sensibilité du système visuel aux deux courbures locales (tangentielle et normale) qui peuvent être définies sur les textures orientées [20].

Dans d'autres cas, l'estimation de l'orientation émerge naturellement des modèles bioinspirés, comme par exemple dans l'application du modèle neurologique de Li [116] aux textures orientées qui a été réalisée par Machecler et Nadal [124].

2.1.3 Conclusion

La tâche de caractérisation du type de mouvement associé à notre stimulus visuel nous impose l'utilisation de la transformée de Fourier, puisque ce n'est qu'en analysant le spectre d'énergie de nos textures que l'on déterminera si elles correspondent à un mouvement de premier ou deuxième ordre.

Ensuite, les techniques d'analyse de tenseur de structure vont nous servir pour relier les données réelles issues des images sismiques aux paramètres de notre modèle, et ainsi de vérifier sa validité. Le choix du tenseur de structure est motivé par son lien intime avec la géométrie de la distribution spectrale de puissance dans le domaine de la transformée de Fourier. Le fait que le tenseur de structure soit utilisé dans les domaines de l'estimation de mouvement, de l'analyse des textures orientées et de la détection de failles sur les images sismiques nous donne aussi une idée du degré d'adéquation de cet outil à la problématique qui nous occupe.

2.2 Modélisation analytique des contours virtuels sur des textures 3D directionnelles

Suivant l'exemple de Fleet et Langley [69] et Beauchemin [17], nous allons caractériser le mouvement des textures directionnelles et des contours dans le domaine spectral pour déterminer la relation entre le mouvement perçu et les paramètres qui définissent la texture et le contour. *A priori*, cette analyse doit nous permettre de caractériser le mouvement de chaque partie comme étant de premier ou de deuxième ordre, et de prédire leur direction et leur vitesse.

Notre analyse du mouvement sur les textures directionnelles va se dérouler en deux étapes. Tout d'abord nous allons développer le spectre des textures 3D directionnelles simples, pour ensuite étudier le spectre des textures 3D directionnelles en présence d'un contour. Nous considérons deux cas de figure pour le contour : le premier est défini à l'interface de deux textures de

caractéristiques similaires (même profil d'intensité et même orientation), le deuxième est défini à l'interface de deux textures de caractéristiques différentes.

La dernière étape de notre caractérisation théorique sera l'interprétation des spectres calculés en termes de mouvement, analyse qui est présentée dans la section 2.2.2.

2.2.1 Analyse des contours dans les textures 3D directionnelles dans le domaine transformé de Fourier

2.2.1.1 Notation utilisée

Pour éviter des conflits entre la notation usuelle en imagerie sismique (axes de coordonnées (x, t, y)) et celle utilisée dans des contextes d'animation d'images (axes de coordonnées (x, y, t)) nous avons choisi d'utiliser une notation alternative pour définir nos axes de coordonnées¹ : $\vec{u} = (u_1, u_2, u_3)$. Sans perte de généralité, nous considérons que le plan d'animation est perpendiculaire à l'axe u_3 . Ce paramètre est fondamental pour l'interprétation du spectre 3D en termes de mouvement, puisque les valeurs du déplacement sont relatives au plan d'animation.

2.2.1.2 Spectre d'une texture directionnelle

Sans perte de généralité, nous considérons que la texture directionnelle est localement parallèle à un plan qui définit l'orientation de la texture. La donnée sera alors définie par :

1. L'orientation de la texture, représentée par le vecteur normal au plan de texture (cf. figure 2.5 :

$$\vec{s} = [\cos(\theta_s)\cos(\phi_s), \cos(\theta_s)\sin(\phi_s), \sin(\theta_s)]. \quad (2.3)$$

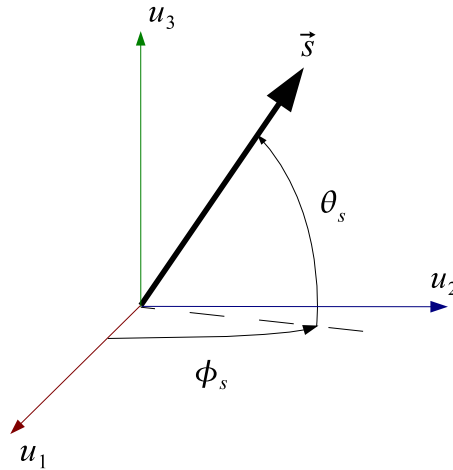


FIG. 2.5 Le vecteur \vec{s} défini en fonction de θ_s et ϕ_s .

2. Le profil d'intensité de la texture selon la direction normale à la texture : $\mathbf{P}(\cdot)$.

¹La variable t utilisée en imagerie sismique correspond au retard subi par l'onde sismique depuis son émission jusqu'à son retour à la surface. Dans le contexte des images animées, la variable t représente le temps de présentation des images à l'écran

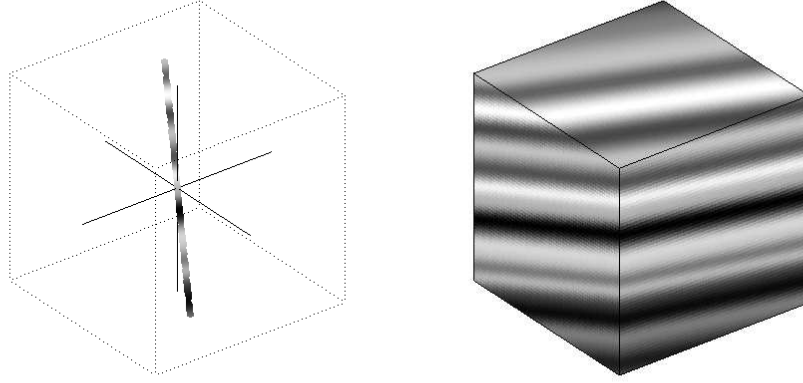


FIG. 2.6 Une texture directionnelle est définie localement par son orientation et par son profil d'intensité dans la direction perpendiculaire au plan de texture

Dans la figure 2.6 on peut voir un profil d'intensité $\mathbf{P}(\cdot)$ orienté selon une direction \vec{s} qui donne lieu à une texture 3D directionnelle.

Grâce à ces deux paramètres nous pouvons définir la forme analytique de la texture 3D directionnelle :

$$\mathbf{I}(\vec{u}) = \mathbf{P}(\vec{s} \cdot \vec{u}), \quad (2.4)$$

où l'opérateur « \cdot » représente le produit scalaire.

La rotation d'une fonction dans le domaine spatial entraîne la même rotation de son spectre dans le domaine transformé. Ceci nous permet de développer la transformée de Fourier de l'équation 2.4 pour le cas particulier $\vec{s} = [0, 0, 1]$, sachant qu'il sera relié à n'importe quelle autre orientation par une simple rotation. L'équation 2.4 prend alors la forme :

$$\mathbf{I}(\vec{u}) = \mathbf{P}(u_3). \quad (2.5)$$

Sa transformée de Fourier est :

$$\tilde{\mathbf{I}}(\vec{\nu}) = \tilde{\mathbf{P}}(\nu_3) \delta(\nu_1) \delta(\nu_2), \quad (2.6)$$

où la fonction $\delta(\cdot)$ est la fonction delta de Kronecker.

Dans le domaine de la transformée de Fourier, la puissance spectrale d'une texture orientée parallèle au plan horizontal est donc concentrée le long d'une droite perpendiculaire au plan horizontal (cf. figure 2.7). Puisque l'on sait que le spectre de n'importe quelle fonction ayant subi une rotation est égale au spectre original modifié par la même rotation, on peut conclure que la puissance spectrale de n'importe quelle texture orientée sera répartie le long d'une droite qui passe par l'origine de coordonnées et dont l'orientation est perpendiculaire au plan définissant la texture (cf. figure 2.8).

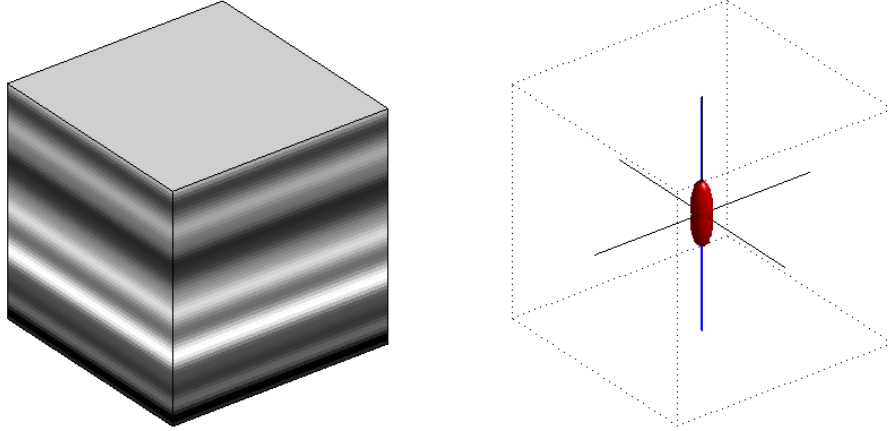


FIG. 2.7 Texture 3D directionnelle parallèle au plan horizontal et module de son spectre dans le domaine fréquentiel.

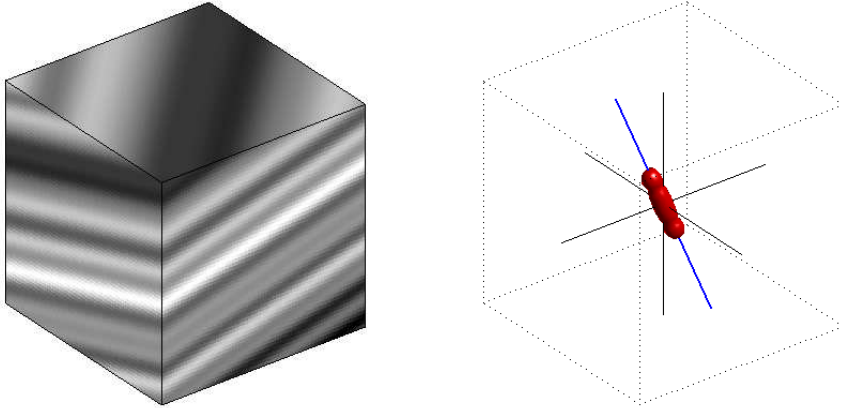


FIG. 2.8 Texture 3D directionnelle et module de son spectre dans le domaine fréquentiel (en rouge).

2.2.1.3 Spectre du contour

Les contours qui font l'objet de notre modélisation apparaissent à l'interface de deux textures directionnelles $\mathbf{I}_A(\vec{u})$ et $\mathbf{I}_B(\vec{u})$. L'image est donc définie par un masque d'appartenance dont la valeur nous indiquera la texture associée à chaque voxel dans le bloc :

$$\mathbf{I}(\vec{u}) = \frac{1}{2} (1 - \mathbf{M}(\vec{u})) \mathbf{I}_A(\vec{u}) + \frac{1}{2} (1 + \mathbf{M}(\vec{u})) \mathbf{I}_B(\vec{u}). \quad (2.7)$$

La fonction $\mathbf{M}(\vec{u})$ vaut -1 pour les voxels qui contiennent la texture $\mathbf{I}_A(\vec{u})$ et 1 pour les voxels qui contiennent la texture $\mathbf{I}_B(\vec{u})$.

Nous pouvons maintenant transposer l'équation 2.7 au domaine transformé :

$$\tilde{\mathbf{I}}(\vec{v}) = \underbrace{\frac{1}{2} (\tilde{\mathbf{I}}_A(\vec{v}) + \tilde{\mathbf{I}}_B(\vec{v}))}_{(1)} - \underbrace{\frac{1}{2} (\tilde{\mathbf{I}}_A(\vec{v}) - \tilde{\mathbf{I}}_B(\vec{v}))}_{(2)} \otimes \tilde{\mathbf{M}}(\vec{v}) \quad (2.8)$$

L'inspection de l'équation 2.7 nous montre que le spectre de ce type de contours est composé de deux termes principaux :

- *Terme (1)* : associé au mélange additif des spectres des textures $\mathbf{I}_A(\vec{u})$ et $\mathbf{I}_B(\vec{u})$.
- *Terme (2)* : associé au mélange soustractif des spectres des textures $\mathbf{I}_A(\vec{u})$ et $\mathbf{I}_B(\vec{u})$ convolué avec le spectre du masque du contour $\mathbf{M}(\vec{u})$.

Parvenus à ce point, il faut préciser quel est le contenu de chaque bloc ($\mathbf{M}(\vec{u})$, $\mathbf{I}_A(\vec{u})$ et $\mathbf{I}_B(\vec{u})$) pour pouvoir poursuivre notre développement. Nous commençons par définir le masque du contour, pour ensuite étudier le spectre complet dans deux cas de figure différents :

1. Le contour est défini par deux textures avec la même orientation et le même profil d'intensité,
2. Le contour est défini par deux textures avec des orientations différentes.

Modèle du contour Nous avons choisi d'approximer le contour par un plan local. L'équation définissant le masque est alors :

$$\mathbf{M}(\vec{u}) = \begin{cases} -1 & \text{si } \vec{n} \cdot \vec{u} + D < 0, \\ 1 & \text{si } \vec{n} \cdot \vec{u} + D \geq 0, \end{cases} \quad (2.9)$$

Les variables \vec{n} et D définissent, respectivement, le vecteur normal au contour et la distance du contour à l'origine de coordonnées. Le vecteur \vec{n} est défini par l'équation :

$$\vec{n} = [\cos(\theta_n) \cos(\phi_n), \cos(\theta_n) \sin(\phi_n), \sin(\theta_n)]. \quad (2.10)$$

Le spectre du contour sera donc :

$$\widetilde{\mathbf{M}}(\vec{\nu}) = \frac{e^{2\pi i D \nu_2}}{\pi i \nu_2} \delta(n_2 \nu_1 - n_1 \nu_2) \delta(n_2 \nu_3 - n_3 \nu_2). \quad (2.11)$$

L'énergie du spectre du contour est aussi confinée dans une droite qui passe par l'origine de coordonnées et de direction parallèle au vecteur normal au plan qui définit le contour. Il n'est pas étonnant que le spectre du contour présente une distribution d'énergie similaire à celle d'une texture orientée. En effet, on peut considérer le masque que nous avons utilisé comme un cas particulier de texture 3D directionnelle, avec un profil d'intensité binaire.

Sans perte de généralité, nous fixons par la suite la valeur de D à 0. Du point de vue géométrique, ceci implique que le plan du contour passe par l'origine des coordonnées. Du point de vue analytique, ceci représente la disparition du terme de déphasage de l'équation 2.11, ce qui n'aura aucune implication pour les résultats présentés par la suite.

Contours définis par deux textures similaires La première famille de contours que nous allons étudier apparaît à l'interface de deux textures directionnelles avec des caractéristiques similaires, c'est à dire de même orientation et de même profil d'intensité. La différence que fait apparaître le contour vient du décalage relatif d'une texture par rapport à l'autre, comme le montre la figure 2.9. Dans ce cas le bloc $\mathbf{I}_B(\vec{u})$ sera une version décalée du bloc $\mathbf{I}_A(\vec{u})$:

$$\mathbf{I}_B(\vec{u}) = \mathbf{I}_A(\vec{u} + \Delta\vec{u}) \quad (2.12)$$

Maintenant, nous pouvons remplacer $\mathbf{I}_B(\vec{u})$ dans l'équation 2.7 et calculer sa transformée de Fourier :



FIG. 2.9 Un contour défini par deux textures de caractéristiques similaires, une d'elles ayant subi un déplacement relatif par rapport à l'autre.

$$\begin{aligned}
 \mathbf{I}(\vec{u}) &= \frac{1}{2} (1 - \mathbf{M}(\vec{u})) \mathbf{I}_{\mathbf{A}}(\vec{u}) + \frac{1}{2} (1 + \mathbf{M}(\vec{u})) \mathbf{I}_{\mathbf{A}}(\vec{u} + \Delta\vec{u}), \\
 &= \frac{1}{2} (\mathbf{I}_{\mathbf{A}}(\vec{u}) + \mathbf{I}_{\mathbf{A}}(\vec{u} + \Delta\vec{u})) + \frac{1}{2} \mathbf{M}(\vec{u}) (\mathbf{I}_{\mathbf{A}}(\vec{u} + \Delta\vec{u}) - \mathbf{I}_{\mathbf{A}}(\vec{u})) \Leftrightarrow \\
 \tilde{\mathbf{I}}(\vec{v}) &= \underbrace{\frac{1}{2} (e^{-2\pi i(\vec{v} \cdot \Delta\vec{u})} + 1) \tilde{\mathbf{I}}_{\mathbf{A}}(\vec{v})}_{(1)} + \underbrace{\frac{1}{2} [(e^{-2\pi i(\vec{v} \cdot \Delta\vec{u})} - 1) \tilde{\mathbf{I}}_{\mathbf{A}}(\vec{v})]}_{(2)} \otimes \tilde{\mathbf{M}}(\vec{v}).
 \end{aligned} \tag{2.13}$$

L'analyse détaillée des termes dans cette formule nous permet d'identifier l'effet de chacun des paramètres dans la disposition finale du spectre.

Au premier abord on constate l'apparition des termes $(e^{-2\pi i(\vec{v} \cdot \Delta\vec{u})} + 1)$ et $(e^{-2\pi i(\vec{v} \cdot \Delta\vec{u})} - 1)$. Ceux-ci sont issus de l'interférence entre les spectres des deux textures décalées, et modulent l'amplitude des termes (1) et (2) avec un motif périodique perpendiculaire à $\Delta\vec{u}$ et de fréquence égale à $\|\Delta\vec{u}\|$.

L'autre terme qui attire notre attention est la convolution du spectre de l'image originelle avec celui du masque définissant la faille. Rappelons que le spectre du masque et de la texture directionnelle sont contenus dans deux droites parallèles aux vecteurs \vec{n} et \vec{s} respectivement, ce qui implique que l'énergie associée à leur produit de convolution sera contenue dans le plan défini par ces deux droites.

Maintenant nous pouvons rassembler tous ces éléments et interpréter l'équation 2.13 dans sa totalité :

1. La contribution du terme (1) sera égale au spectre de notre texture orientée modulée par le terme $((1 + e^{-2\pi i(\vec{v} \cdot \Delta\vec{u})})$. La puissance spectrale apportée par ce terme sera donc confinée à la région spectrale occupée par celle du spectre original, c'est à dire une droite

passant par l'origine de coordonnées et dont l'orientation est perpendiculaire au plan de sédimentation de l'image sismique.

2. Le terme (2) comprend la convolution de $\widetilde{\mathbf{M}}(\vec{\nu})$ avec $\widetilde{\mathbf{I}}_{\mathbf{A}}(\vec{\nu})$ modulée par $(1 + e^{-2\pi i(\vec{\nu} \cdot \Delta \vec{u})})$. Puisque l'énergie de $\widetilde{\mathbf{I}}_{\mathbf{A}}(\vec{\nu})$ est confinée dans une droite, la convolution avec $\widetilde{\mathbf{M}}(\vec{\nu})$ résultera dans un terme dont l'énergie sera confinée dans un plan qui passe par l'origine de coordonnées et dont le vecteur normal $\vec{\nu}$ sera perpendiculaire à \vec{s} et à \vec{n} (défini par l'orientation du plan de rupture de la faille). Pour trouver le vecteur \vec{p} , normal au plan de puissance spectrale, il suffit de calculer le produit vectoriel de \vec{n} avec \vec{s} :

$$\vec{p} = \vec{n} \times \vec{s} = (n_2 s_3 - n_3 s_2, n_3 s_1 - n_1 s_3, n_1 s_2 - n_2 s_1). \quad (2.14)$$

La puissance spectrale d'un contour défini à l'interface de deux textures directionnelles de caractéristiques similaires sera donc confinée dans un plan passant par l'origine des coordonnées et dont l'orientation est dépendante de celles de la texture et du contour, et ceci indépendamment du profil d'intensité de la texture directionnelle.

Contours définis par deux textures différentes Dans la figure 2.10, on perçoit un contour défini par deux textures de caractéristiques différentes. Les termes $\mathbf{I}_{\mathbf{A}}(\vec{u})$ et $\mathbf{I}_{\mathbf{B}}(\vec{u})$ définissent maintenant deux textures directionnelles complètement indépendantes.

Dans ce cas le bloc contenant le contour est décrit par les équations du cas général :

$$\mathbf{I}(\vec{u}) = \frac{1}{2} (1 - \mathbf{M}(\vec{u})) \mathbf{I}_{\mathbf{A}}(\vec{u}) + \frac{1}{2} (1 + \mathbf{M}(\vec{u})) \mathbf{I}_{\mathbf{B}}(\vec{u}). \quad (2.15)$$

$$\widetilde{\mathbf{I}}(\vec{\nu}) = \underbrace{\frac{1}{2} (\widetilde{\mathbf{I}}_{\mathbf{A}}(\vec{\nu}) + \widetilde{\mathbf{I}}_{\mathbf{B}}(\vec{\nu}))}_{(1)} - \underbrace{\frac{1}{2} (\widetilde{\mathbf{I}}_{\mathbf{A}}(\vec{\nu}) - \widetilde{\mathbf{I}}_{\mathbf{B}}(\vec{\nu})) \otimes \widetilde{\mathbf{M}}(\vec{\nu})}_{(2)} \quad (2.16)$$

Les mélanges additif et soustractif seront formés par deux droites d'orientation respectives \vec{s}^A et \vec{s}^B . Après la convolution du mélange soustractif avec le masque, l'énergie spectrale sera étalée autour des droites correspondantes à $\mathbf{I}_{\mathbf{A}}(\vec{u})$ et $\mathbf{I}_{\mathbf{B}}(\vec{u})$ et l'on obtiendra deux plans de puissance spectrale orientés selon les directions :

$$\begin{aligned} \vec{p}^A &= \vec{n} \times \vec{s}^A = (n_2 s_3^A - n_3 s_2^A, n_3 s_1^A - n_1 s_3^A, n_1 s_2^A - n_2 s_1^A), \\ \vec{p}^B &= \vec{n} \times \vec{s}^B = (n_2 s_3^B - n_3 s_2^B, n_3 s_1^B - n_1 s_3^B, n_1 s_2^B - n_2 s_1^B). \end{aligned}$$

2.2.2 Interprétation des spectres en termes de mouvement

Dans la section précédente nous avons montré que le spectre d'une texture directionnelle est contenu dans une ligne droite, que celui d'un contour défini par deux textures similaires est contenu dans un plan et finalement que celui d'un contour défini par deux textures différentes est confiné dans deux plans dont l'orientation dépend de celle des textures et du contour lui même. Chacun de ces blocs admet une interprétation différente en termes de perception de mouvement quand la donnée 3D est présentée en animation par affichages de coupes 2D successives. Dans les prochaines sections nous interprétons chacun de ces trois spectres dans l'optique de l'estimation de mouvement.

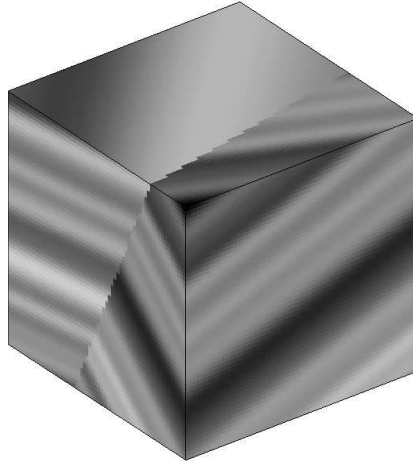


FIG. 2.10 Un contour défini par deux textures de caractéristiques différentes.

2.2.2.1 Mouvement d'une texture directionnelle

La puissance spectrale d'une texture orientée est confinée le long d'une droite d'orientation perpendiculaire à la texture. En termes de mouvement, cette configuration est associée à un mouvement de premier ordre avec une infinité de solutions. Dans la littérature, il s'agit du « problème d'ouverture » : il existe une infinité de mouvements qui sont compatibles avec le déplacement présent dans l'image. Du point de vue spectral, chacune des solutions correspond avec un plan qui contient ladite droite de puissance spectrale. Dans ces cas d'indétermination, on suppose que le mouvement estimé est effectué dans la direction normale aux contours dans l'image. Pour une texture directionnelle, cette direction est celle du vecteur \vec{s} projeté sur le plan d'animation (plan u_1u_2).

Le vecteur du mouvement ainsi estimé est :

$$\begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \end{bmatrix} = \tan(\theta_s) \begin{bmatrix} \sin(\phi_s) \\ \cos(\phi_s) \end{bmatrix}. \quad (2.17)$$

La direction du mouvement est donc fonction de l'orientation de la texture dans le plan perpendiculaire à l'axe d'animation (valeur définie par ϕ_s) et son module est fonction du pendage de la texture dans la direction de l'axe d'animation (valeur définie par θ_s).

2.2.2.2 Mouvement d'un contour défini par des textures similaires

En présence d'un contour, l'énergie du spectre s'étale le long d'un plan et l'ambiguïté du mouvement disparaît. Une distribution planaire de l'énergie spectrale correspond à un mouvement de premier ordre, et nous pouvons calculer la vitesse et la direction du déplacement à partir de l'orientation du plan d'énergie dans le domaine fréquentiel qui est donnée dans l'équation 2.14 :

$$d_1 = \frac{n_2s_3 - n_3s_2}{n_1s_2 - n_2s_1}$$

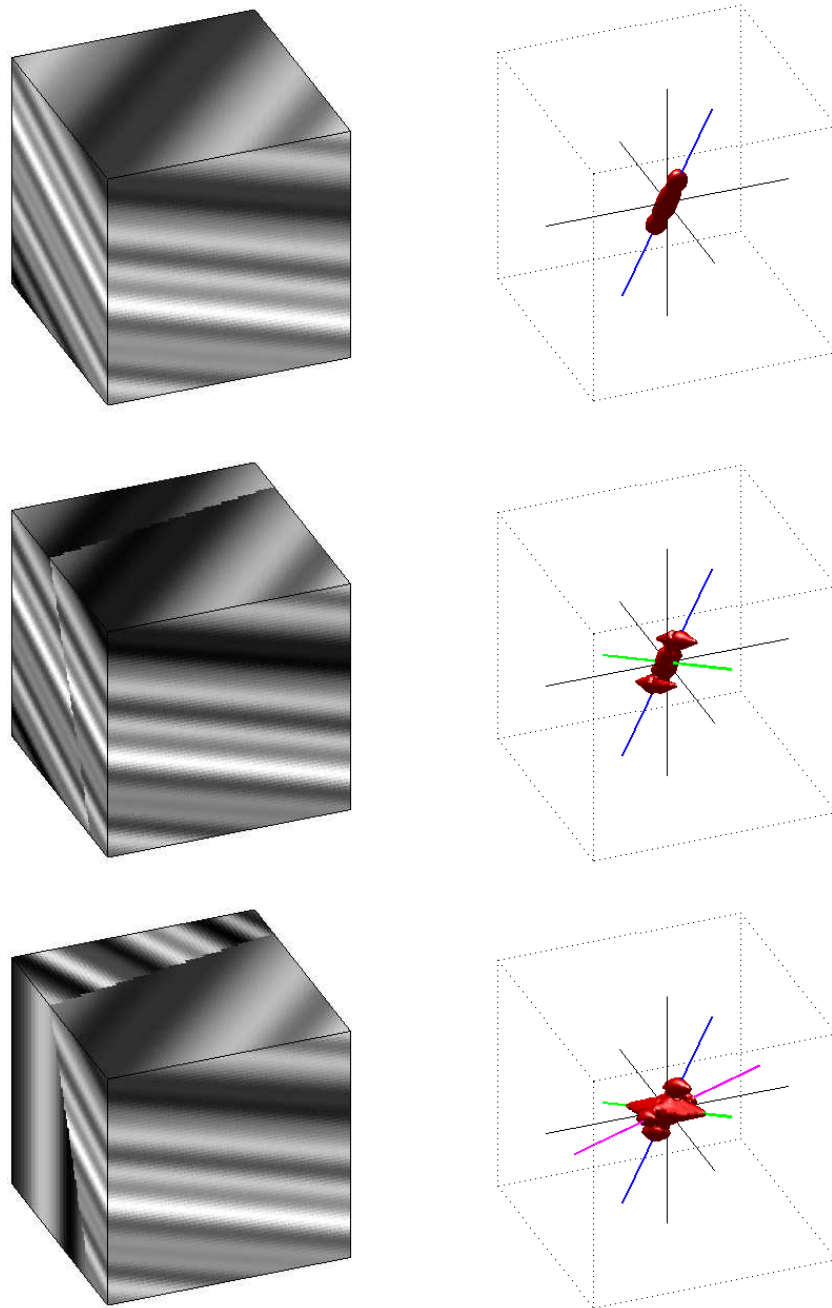


FIG. 2.11 Trois textures 3D directionnelles (sans contour, avec contour défini par deux textures similaires et avec contour défini par deux textures différentes). La colonne de droite contient les spectres associés à chacune de ces textures, représentés par une surface à puissance constante (75% de la valeur maximale en dB). Les droites indiquent la direction normale à la texture principale (bleue), celle normale au contour (verte) et celle normale à la deuxième texture (rose).

$$= \frac{\cos(\theta_n) \sin(\phi_n) \sin(\theta_s) - \sin(\theta_n) \cos(\theta_s) \sin(\phi_s)}{\cos(\theta_n) \cos(\theta_s) (-\cos(\phi_n) \sin(\phi_s) + \sin(\phi_n) \cos(\phi_s))} \quad (2.18)$$

$$\begin{aligned} d_2 &= \frac{n_3 s_1 - n_1 s_3}{n_1 s_2 - n_2 s_1} \\ &= \frac{\sin(\theta_n) \cos(\theta_s) \cos(\phi_s) - \cos(\theta_n) \cos(\phi_n) \sin(\theta_s)}{\cos(\theta_n) \cos(\theta_s) (-\cos(\phi_n) \sin(\phi_s) + \sin(\phi_n) \cos(\phi_s))} \end{aligned} \quad (2.19)$$

Le contenu de ces formules, complexe en apparence, cache une régularité étroitement liée à l'orientation de la texture directionnelle. Pour retrouver cette relation, on réalise un changement de base de coordonnées, pour récupérer le mouvement dans les directions tangentielle et normale à la texture directionnelle dans le plan d'animation (cf. figure 2.12) :

$$\begin{bmatrix} d_{\parallel} \\ d_{\perp} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\cos\left(\frac{\Pi}{2} - \phi_s\right) & \sin\left(\frac{\Pi}{2} - \phi_s\right) \\ \sin\left(\frac{\Pi}{2} - \phi_s\right) & \cos\left(\frac{\Pi}{2} - \phi_s\right) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \end{bmatrix}. \quad (2.20)$$

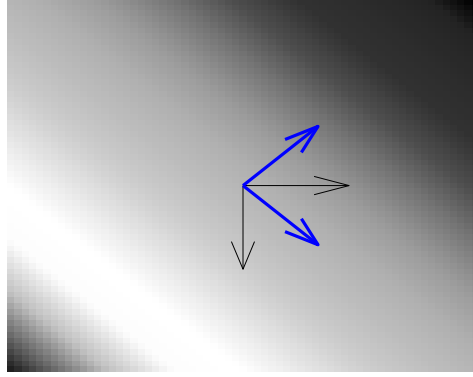


FIG. 2.12 Repère de coordonnées originel (en noir) et défini localement par la texture (en bleu).

Après la simplification des équations résultantes on obtient le mouvement exprimé dans ce nouveau repère :

$$d_{\parallel} = \frac{\tan(\theta_s)}{\tan(\phi_n - \phi_s)} - \frac{\tan(\theta_n)}{\sin(\phi_n - \phi_s)}. \quad (2.21)$$

$$d_{\perp} = -\tan(\theta_s) \quad (2.22)$$

Ces nouvelles équations nous permettent de tirer quelques conclusions sur le mouvement apparent provoqué par un contour en animation :

- Le mouvement dans la direction normale à la texture directionnelle d_{\perp} dépend uniquement du pendage de la texture par rapport à l'axe d'animation θ_s . Il est complètement indépendant de l'orientation du contour.
- Le mouvement dans la direction tangentielle à la texture dépend du pendage des horizons θ_s , du pendage du contour θ_n , et de l'inclinaison relative du contour par rapport à la texture dans le plan perpendiculaire à l'axe d'animation $\phi_n - \phi_s$.

Dans le cas particulier où la texture directionnelle est perpendiculaire au plan d'animation la composante normale du mouvement devient nulle ; le mouvement présente alors une seule composante dans la direction tangentielle à la texture directionnelle, et ceci indépendamment de l'orientation du contour.

2.2.2.3 Mouvement d'un contour défini par deux textures différentes

Quand les deux textures directionnelles qui définissent le contour présentent des caractéristiques différentes, l'énergie spectrale est distribuée le long de deux plans d'orientation différente. Il faut rappeler que le contour, en tant que tel, subira le même déplacement que dans le cas de deux textures similaires. Cependant, l'estimation du mouvement du contour dans ces conditions sera plus compliquée que dans le cas précédant.

Puisque le mouvement de notre contour est continu et qu'il n'est pas défini par un plan d'énergie dans le domaine fréquentiel, on peut espérer qu'il sera traité par les mécanismes de détection de mouvement de deuxième ordre. L'architecture des algorithmes de détection de mouvement de deuxième ordre contient une première étape non-linéaire (par exemple une rectification d'onde) suivie d'une étape de détection de mouvement de premier ordre. Ces techniques donnent des bons résultats dans le cas des mouvements définis sur une porteuse avec un déplacement différent du signal modulant, mais comme on le verra par la suite elles n'apportent pas grand chose dans le cas de contours définis à l'interface de deux textures directionnelles.

Nous allons développer les équations de notre contour en appliquant une opération non-linéaire à l'équation 2.7, plus concrètement l'élévation au carré, pour voir si ceci modifie le spectre du signal résultant afin d'estimer un mouvement de premier ordre quelconque :

$$\begin{aligned}
\mathbf{I}(\vec{u})^2 &= \left(\frac{1}{2} (1 - \mathbf{M}(\vec{u})) \mathbf{I}_A(\vec{u}) + \frac{1}{2} (1 + \mathbf{M}(\vec{u})) \mathbf{I}_B(\vec{u}) \right)^2 \\
&= \left(\frac{1}{2} (1 - \mathbf{M}(\vec{u})) \mathbf{I}_A(\vec{u}) \right)^2 + \left(\frac{1}{2} (1 + \mathbf{M}(\vec{u})) \mathbf{I}_B(\vec{u}) \right)^2 \\
&\quad + 2 \cdot \frac{1}{2} (1 - \mathbf{M}(\vec{u})) \mathbf{I}_A(\vec{u}) \cdot \frac{1}{2} (1 + \mathbf{M}(\vec{u})) \mathbf{I}_B(\vec{u}) \\
&= \frac{1}{2} (1 - \mathbf{M}(\vec{u})) (\mathbf{I}_A(\vec{u}))^2 + \frac{1}{2} (1 + \mathbf{M}(\vec{u})) (\mathbf{I}_B(\vec{u}))^2.
\end{aligned}$$

La dernière égalité est possible parce que les termes associés au masque, $\frac{1}{2} (1 - \mathbf{M}(\vec{u}))$ et $\frac{1}{2} (1 + \mathbf{M}(\vec{u}))$, prennent uniquement les valeurs 0 et 1, dont le carré est égal à lui-même. Aussi, les deux termes sont complémentaires (le premier vaut 1 quand le deuxième vaut 0 et vice versa) ce qui fait que leur produit est nul partout et on peut éliminer le troisième terme de l'équation.

La seule différence entre l'équation originelle et celle-ci est le carré appliqué aux textures $\mathbf{I}_A(\vec{u})$ et $\mathbf{I}_B(\vec{u})$. Or, le carré d'une texture directionnelle reste aussi une texture directionnelle avec la même orientation que l'originelle, mais avec son profil d'intensité élevé au carré. La distribution d'énergie sera toujours concentrée dans les mêmes deux plans qu'il y avait avant l'opération non-linéaire, donc celle-ci ne s'est pas révélée très efficace.

Le succès de ces techniques non-linéaires dans le cas des mouvements de deuxième ordre avec porteuse est dû au processus de démodulation qui est réalisé implicitement, mais n'apporte aucun avantage dans le cas de contours de séparation entre deux textures directionnelles.

La question du mouvement estimé pour les contours définis à partir de deux textures directionnelles différentes reste donc ouverte. On peut espérer que les algorithmes de détection de mouvement de premier ordre vont offrir deux types de résultats :

1. Si les deux textures présentent des orientations similaires, les deux plans d'énergie seront aussi similaires et les équations présentées dans la section précédente resteront valides.
2. Si les deux textures ont des orientations différentes, les algorithmes pourront bien indiquer l'existence de variations en fonction du temps qui ne correspondent pas à un mouvement de premier ordre ou bien offrir le déplacement correspondant au plan défini par les vecteurs \vec{s}^a et \vec{s}^b , qui sera indépendant du contour.

2.2.2.4 Bilan interprétation de mouvement

Avant de passer à la validation numérique de ces modèles, nous pouvons réaliser un bilan récapitulatif des caractéristiques du mouvement induit par les textures directionnelles et les contours définis à l'interface de ces textures :

1. *Textures directionnelles* : toute l'énergie spectrale est contenue dans une ligne droite qui passe par l'origine. Ceci correspond à un déplacement de premier ordre en présence du problème d'ouverture. Dans ce cas, nous pouvons estimer uniquement la composante du déplacement perpendiculaire aux gradients spatiaux locaux, dans notre cas la perpendiculaire à l'orientation des horizons.
2. *Contours définis par deux textures directionnelles similaires* : l'énergie spectrale est contenue dans un plan qui passe par l'origine. Ceci correspond à un mouvement de translation simple (stimulus de premier ordre). La direction perçue du déplacement dépend de l'orientation de la texture, de celle du contour et de l'axe choisi pour réaliser l'animation. Plus particulièrement, le mouvement dans la direction perpendiculaire à l'orientation de la texture dépend uniquement de son pendage dans la direction de l'axe d'animation.
3. *Contours définis par deux textures directionnelles différentes* : les caractéristiques particulières du stimulus rendent difficile une estimation du mouvement du contour. Si on essaie d'obtenir une estimation de mouvement avec les algorithmes de premier ordre, la valeur de déplacement estimé variera entre un mouvement défini par l'orientation des deux textures (quand elles sont d'orientation très différentes) et un mouvement défini par l'orientation du contour et l'orientation moyenne des deux textures (quand les textures ont des orientations voisines).

2.3 Validation du modèle sur les images sismiques

Après avoir caractérisé théoriquement le spectre des textures directionnelles, nous allons valider notre modèle dans le contexte applicatif de l'imagerie sismique. Une grande proportion du contenu des images sismiques est formée par des textures directionnelles d'orientation quasi-horizontale (les *horizons sismiques*), peuplées par des contours d'orientation verticale (les *failles sismiques*). La distribution géométrique des textures dans les *failles normales* correspond au cas des contours avec des textures similaires dont nous avons parlé précédemment, et dans le cas des failles obliques, on est en présence de contours définis par des textures différentes, que nous avons également étudié.

L'analyse des images sismiques doit nous permettre de valider notre modèle analytique en vérifiant que :

- Les zones de l’image composées uniquement par une texture sismique uniforme ont un contenu spectral de type filaire et qui devient planaire en présence d’une faille normale.
- L’orientation du mouvement estimé sur les failles sismiques dépend de l’orientation de la texture sismique et du plan de faille.

Nous avons choisi d’utiliser la technique d’estimation de mouvement par tenseur de structure [112] comme outil mathématique pour vérifier notre modèle. Cette technique est également utilisée dans le domaine de la sismique pour la détection de failles en tant que détecteur de désordre. Approcher la sismique avec cet outil dans l’optique du mouvement nous permettra de mieux comprendre le fonctionnement des algorithmes de détection de failles fondés sur le tenseur de structure et d’en extraire des informations nouvelles issues de l’estimation du mouvement.

2.3.1 Estimation du mouvement par tenseur de structure

Parmi la grande diversité des techniques existantes de détection de mouvement, nous avons choisi d’utiliser la technique du tenseur de structure telle qu’elle a été décrite par Lauze et al. dans [112]. Cette technique est fondée sur l’analyse par composantes principales des gradients spatiaux-temporels dans l’image, et nous l’avons choisie parce qu’elle permet de discriminer les zones à mouvement bien défini (puissance spectrale contenue dans un plan), celles qui souffrent du problème d’ouverture (puissance spectrale contenu dans une droite) et les zones qui ne correspondent pas à un mouvement de premier ordre (le reste des configurations de puissance spectrale).

Bigün et ses collègues ont montré que l’analyse par composantes principales de la matrice de covariance des gradients spatio-temporels est équivalente à celle de la distribution spectrale de puissance [29]. Son résultat nous indique que les valeurs et vecteurs propres de la matrice de covariance des gradients sont égaux à ceux que l’on obtiendrait par analyse directe des coefficients de puissance dans le domaine spectral, ce qui nous permet d’analyser l’information spectrale tout en effectuant les calculs dans le domaine spatio-temporel.

L’algorithme d’estimation du mouvement par tenseur de structure se déroule en trois étapes :

1. Construction de la matrice de covariance des gradients spatio-temporels.
2. Obtention des valeurs propres et vecteurs propres de la matrice de covariance.
3. Estimation du déplacement à partir des valeurs et vecteurs propres.

Dans les paragraphes suivants nous précisons le contenu de la dernière étape de traitement et analysons le rapport entre ces valeurs et vecteurs propres et les caractéristiques géométriques de la donnée sismique.

2.3.1.1 Analyse des valeurs propres

Lauze et ses collègues définissent deux indices c_t et c_s en fonction des valeurs propres de la matrice de covariance des gradients spatio-temporels [112] :

$$c_t = \frac{\lambda_1 - \lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_3}, \quad (2.23)$$

$$c_s = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2}, \quad (2.24)$$

ou λ_1 , λ_2 et λ_3 représentent les valeurs propres de la matrice de covariance ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \Rightarrow c_t \geq c_s$).

La combinaison de ces deux valeurs permet de caractériser la distribution spectrale de puissance :

1. Si c_t et c_s sont proches de 1, la puissance spectrale est contenue dans une droite, identifiant une zone sismique bien structurée sur l'image (une texture directionnelle).
2. Si c_t est proche de 1 et c_s proche de 0, la puissance spectrale est contenue dans un plan, ce qui correspond à la présence d'une faille normale (un contour défini à l'interface de deux textures directionnelles similaires).
3. Si c_t et c_s sont proches de 0, la distribution de la puissance spectrale prend une forme indéterminée ; ceci peut être dû, entre autres raisons, à la présence d'une faille oblique, au bruit sur l'image ou à une structuration non-homogène de la donnée sismique (toutes les autres configurations).

Grâce aux coefficients c_t et c_s nous pouvons segmenter la donnée sismique et assigner à chaque voxel l'une des trois étiquettes suivantes :

1. *Sismique stratifiée* : si $c_t > \delta_t$ et $c_s > \delta_s$,
2. *Faille normale* : si $c_t > \delta_t$ et $c_s < \delta_s$,
3. *Indéterminé* : si $c_t < \delta_t$.

Nous avons fixé empiriquement les valeurs des deux seuils à $\delta_t = 0.85$ et $\delta_s = 0.90$. Ces valeurs sont utilisées pour segmenter les données sismiques dans le reste du chapitre. La segmentation de la donnée sismique sert de base pour interpréter correctement l'information contenue dans les vecteurs propres, pour des raisons que l'on présente par la suite.

2.3.1.2 Analyse des vecteurs propres

L'information contenue dans les vecteurs propres est interprétée différemment en fonction du type de texture à laquelle appartient le voxel :

Vecteurs propres dans la texture sismique stratifiée Dans le cas des zones directionnelles, le seul vecteur propre qui nous intéresse est celui associé à la plus grande valeur propre, qui indique l'orientation 3D de la texture sismique :

$$\vec{p}^1 \equiv \vec{s}. \quad (2.25)$$

Vecteurs propres dans les failles normales Nous considérons deux hypothèses en fonction de l'orientation des vecteurs propres :

1. L'orientation du vecteur propre associé à la plus petite valeur propre est orthogonale au plan qui contient l'énergie spectrale.
2. L'orientation du vecteur propre associé à la plus grande valeur propre est parallèle à l'orientation de la texture sismique

Puisqu'on sait que l'orientation du plan d'énergie dans le domaine fréquentiel est perpendiculaire aux vecteurs \vec{s} et \vec{n} , on peut exprimer ces contraintes sous forme analytique :

$$\vec{p}^1 \equiv \vec{s} \quad (2.26)$$

$$\vec{p}^3 \equiv \vec{s} \times \vec{n} \quad (2.27)$$

La première conclusion que l'on peut tirer à partir de ces deux équations est qu'elles ne suffisent pas pour récupérer l'orientation du plan de faille \vec{n} . En effet, même si l'on connaît les valeurs de \vec{p}^1 (donc \vec{s}) et \vec{p}^3 il existe une infinité de solutions pour le vecteur \vec{n} qui vérifient l'équation 2.27. Il faudra trouver des contraintes additionnelles pour pouvoir extraire la valeur de \vec{n} . Nous reparlerons de ce problème après le développement mathématique des équations du mouvement.

À partir de l'orientation du plan spectral de puissance on peut calculer le vecteur de mouvement par rapport aux axes de coordonnées u_1 et u_2 :

$$\begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_3^3 \\ p_3^3 \\ p_3^3 \\ p_3^3 \end{bmatrix}. \quad (2.28)$$

Dans la base de coordonnées définie par la texture sismique :

$$\begin{bmatrix} d_{\parallel} \\ d_{\perp} \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{1 - (p_3^1)^2}} \begin{bmatrix} -p_2^1 & p_1^1 \\ p_1^1 & p_2^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \end{bmatrix} = \frac{1}{p_3^3 \sqrt{1 - (p_3^1)^2}} \begin{bmatrix} p_1^1 p_2^3 - p_2^1 p_1^3 \\ p_1^1 p_1^3 + p_2^1 p_2^3 \end{bmatrix} \quad (2.29)$$

Maintenant nous pouvons récupérer les équations qui relient le mouvement à l'orientation de la texture et du contour (orientation des horizons sismiques et de la faille)(équations 2.21 et 2.22) :

$$\frac{1}{p_3^3 \sqrt{1 - (p_3^1)^2}} (p_1^1 p_2^3 - p_2^1 p_1^3) = \frac{\tan(\theta_s)}{\tan(\phi_n - \phi_s)} - \frac{\tan(\theta_n)}{\sin(\phi_n - \phi_s)}. \quad (2.30)$$

$$\frac{1}{p_3^3 \sqrt{1 - (p_3^1)^2}} (p_1^1 p_1^3 + p_2^1 p_2^3) = -\tan(\theta_s) \quad (2.31)$$

Nous pouvons obtenir les paramètres d'orientation de la sismique (θ_s et ϕ_s) à partir de l'équation 2.26. Il nous reste un système à une équation (2.30) et deux inconnues θ_n et ϕ_n . Tel que nous l'avions prévu, sans le rajout de contraintes additionnelles, il existe une infinité de solutions pour le vecteur \vec{n} .

Pour supprimer cette ambiguïté, nous devons fixer la valeur d'un des deux paramètres. Puisque, pour des raisons physiques, les failles ont une orientation proche de la verticale, nous allons fixer la valeur de ϕ_n à $\frac{\pi}{2}$. Dans ces conditions on peut estimer la valeur $\hat{\theta}_n$, qui nous indique la direction normale à la faille dans le plan horizontal :

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_n &= \arctan(\cos(\phi_n - \phi_s) \tan(\theta_s) - \sin(\phi_n - \phi_s) d_{\parallel}) \\ &= \arctan\left(\cos\left(\frac{\pi}{2} - \phi_s\right) \tan(\theta_s) - \sin\left(\frac{\pi}{2} - \phi_s\right) d_{\parallel}\right) \end{aligned} \quad (2.32)$$

Cette équation peut s'exprimer en fonction des vecteurs propres de la matrice de covariance :

$$\hat{\theta}_n = \arctan\left(\frac{p_1^1 p_2^1 p_2^3 - (p_2^1)^2 p_1^3 + p_1^1 p_3^1 p_3^3}{p_3^3 (1 - (p_3^1)^2)}\right) \quad (2.33)$$

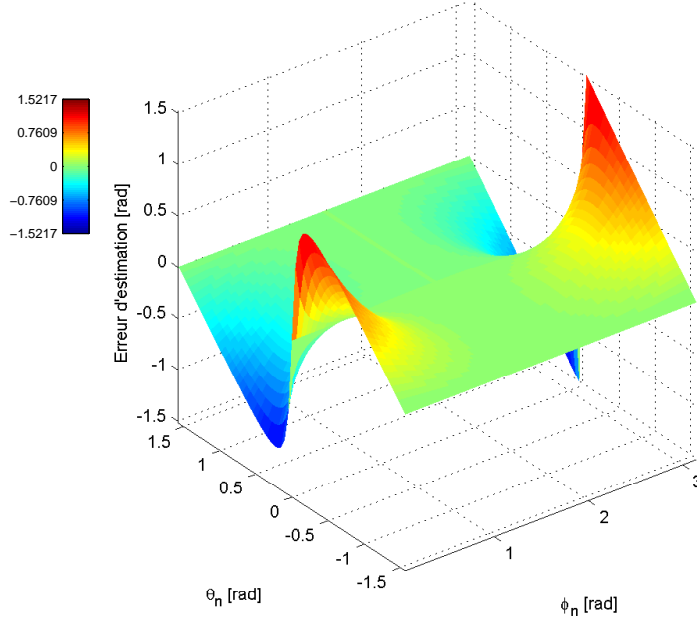


FIG. 2.13 Erreur d'estimation de l'orientation de la faille dans le plan horizontal en supposant que la faille est verticale et la sismique parallèle au plan horizontal ($\theta_s = 0$, $\phi_s = 0$), en fonction des paramètres réels de la faille (θ_n représente l'orientation réelle de la faille dans le plan horizontal u_2u_3 et ϕ_n dans le plan vertical u_1u_2).

Grâce aux équations 2.21 et 2.32 nous pouvons estimer l'erreur introduite par notre approximation en fonction de l'orientation réelle de la faille :

$$\begin{aligned}
e_{\theta_n} &= \hat{\theta}_n - \theta_n \\
&= \arctan \left(\cos \left(\frac{\pi}{2} - \phi_s \right) \tan(\theta_s) - \sin \left(\frac{\pi}{2} - \phi_s \right) d_{\parallel} \right) - \theta_n \\
&= \arctan \left(\cos \left(\frac{\pi}{2} - \phi_s \right) \tan(\theta_s) \right. \\
&\quad \left. - \sin \left(\frac{\pi}{2} - \phi_s \right) \left(\frac{\tan(\theta_s)}{\tan(\phi_n - \phi_s)} - \frac{\tan(\theta_n)}{\sin(\phi_n - \phi_s)} \right) \right) - \theta_n \\
&= \arctan \left(\left(\cos \left(\frac{\pi}{2} - \phi_s \right) - \sin \left(\frac{\pi}{2} - \phi_s \right) \frac{\cos(\phi_n - \phi_s)}{\sin(\phi_n - \phi_s)} \right) \tan(\theta_s) + \right. \\
&\quad \left. \frac{\sin \left(\frac{\pi}{2} - \phi_s \right)}{\sin(\phi_n - \phi_s)} \tan(\theta_n) \right) - \theta_n.
\end{aligned} \tag{2.34}$$

Dans la figure 2.13 on montre l'erreur introduite par l'hypothèse de verticalité de la faille dans le cas particulier où la donnée sismique est horizontale ($\theta_s = 0$, $\phi_s = 0$). Dans ces conditions, l'erreur reste assez faible pour les orientations proches de la verticale (moins de 5° d'erreur pour des failles orientées à moins de 30° de la verticale). Cette performance se dégrade rapidement quand la sismique s'éloigne de l'orientation horizontale, atteignant des erreurs d'estimation de 18° pour des failles orientées à 30° (cf. figure 2.14, ($\theta_s = \pi/6$, $\phi_s = 0$)).

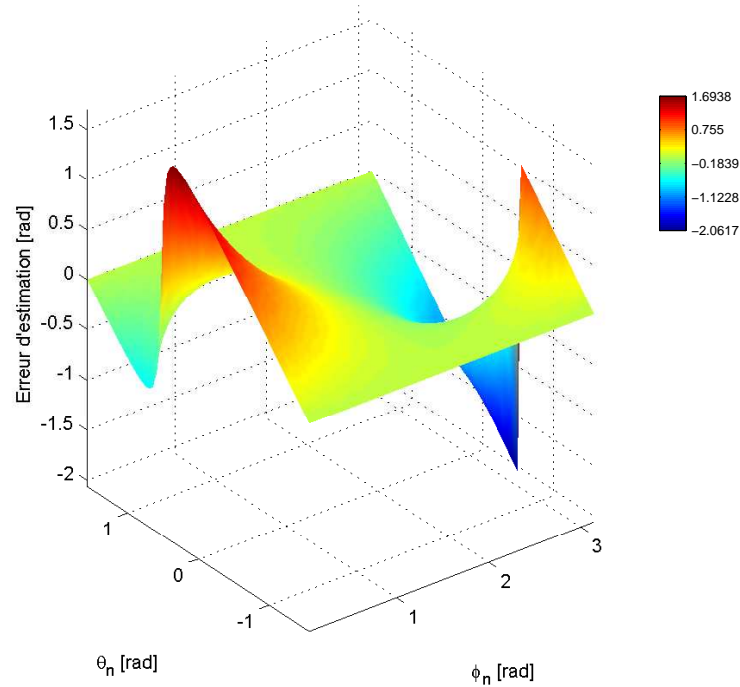


FIG. 2.14 Erreur d'estimation de l'orientation de la faille dans le plan horizontal en supposant que la faille est verticale et que la sismique a une orientation de 30° par rapport au plan horizontal ($\theta_s = \pi/6$, $\phi_s = 0$), en fonction des paramètres réels de la faille (θ_n représente l'orientation réelle de la faille dans le plan horizontal u_2u_3 et ϕ_n dans le plan vertical u_1u_2).

Vecteurs propres dans le reste de zones La diversité des distributions spectrales qui englobe cette catégorie ne permet pas d'en tirer des conclusions générales sur la relation entre les vecteurs propres et la structure géométrique de la donnée sismique.

2.3.2 Résultats des simulations

Nous montrons par la suite les résultats de l'analyse d'un bloc sismique avec les outils décrits dans la section précédente. L'analyse des coefficients c_t et c_s nous permet de caractériser chaque voxel de la donnée sismique comme texture sismique stratifiée (zone formée par un empilement d'horizons), faille normale ou zone indéterminée. Pour faciliter l'analyse visuelle de ces deux coefficients nous avons utilisé une carte de couleur (cf. figure 2.15). Chaque type de texture (sismique, faille normale, indéterminée) est représentée par une couleur (jaune, rouge, noir). Il est à noter que les zones bruitées qui se trouvent entre les failles sont marquées en noir (zone indéterminée) dans l'attribut couleur. Ces zones correspondent à des structures sédimentaires irrégulières qui perturbent la texture sismique, mais l'utilisation de cet opérateur permet de les différencier de la réponse des failles sismiques.

Dans la figure 2.16 on peut voir une coupe sismique en *timeslice*² de notre attribut couleur et l'orientation estimée dans les zones classées comme textures normales.

²Le terme *timeslice* est utilisé en imagerie sismique et correspond aux vues parallèles à la surface de la croûte terrestre.

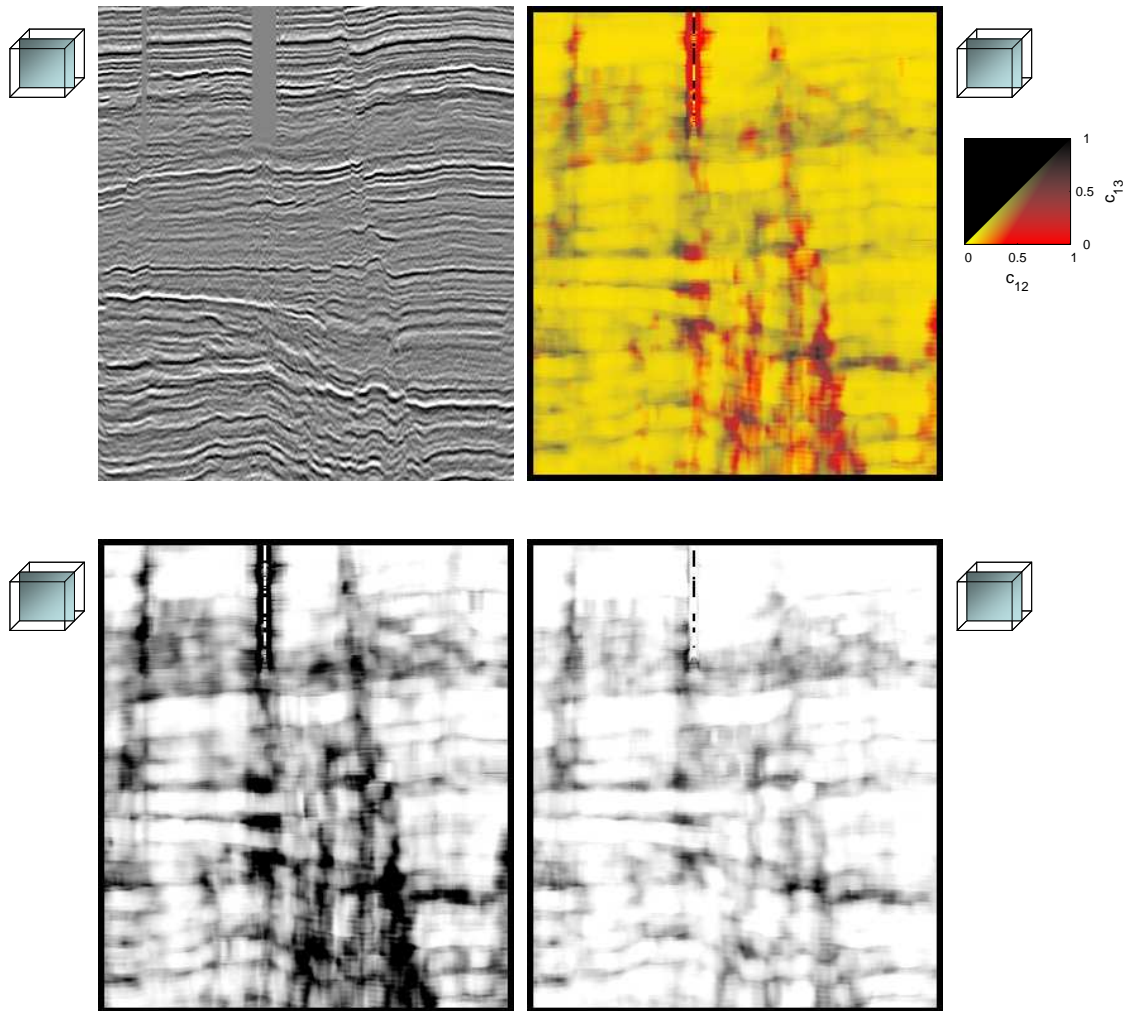


FIG. 2.15 Image sismique (en haut à gauche) et attributs cohérence. Les images de la ligne inférieure correspondent à c_s et c_t . L'image en haut à droite combine les valeurs de c_s et c_t grâce à une carte de couleurs.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons abordé la modélisation des contours sur les textures directionnelles et son application à la détection de failles dans le contexte de l'imagerie sismique. Utilisant la transformée de Fourier nous avons pu caractériser le spectre des textures directionnelles simples et des contours définis à l'interface des textures directionnelles. Cette caractérisation nous a permis de vérifier que le mouvement des textures directionnelles et des contours définis par deux textures directionnelles similaires est équivalent à un mouvement de premier ordre et qu'il peut être estimé avec des outils classiques d'estimation de mouvement. Dans le cas de contours définis à l'interface de deux textures directionnelles différentes, le mouvement du contour correspond à un stimulus de deuxième ordre, et on ne dispose pas des outils adéquats pour l'estimer.

Dans le contexte de l'imagerie sismique, nous avons pu montrer l'adéquation du modèle des textures directionnelles avec les textures sismiques stratifiées, des contours définis par des

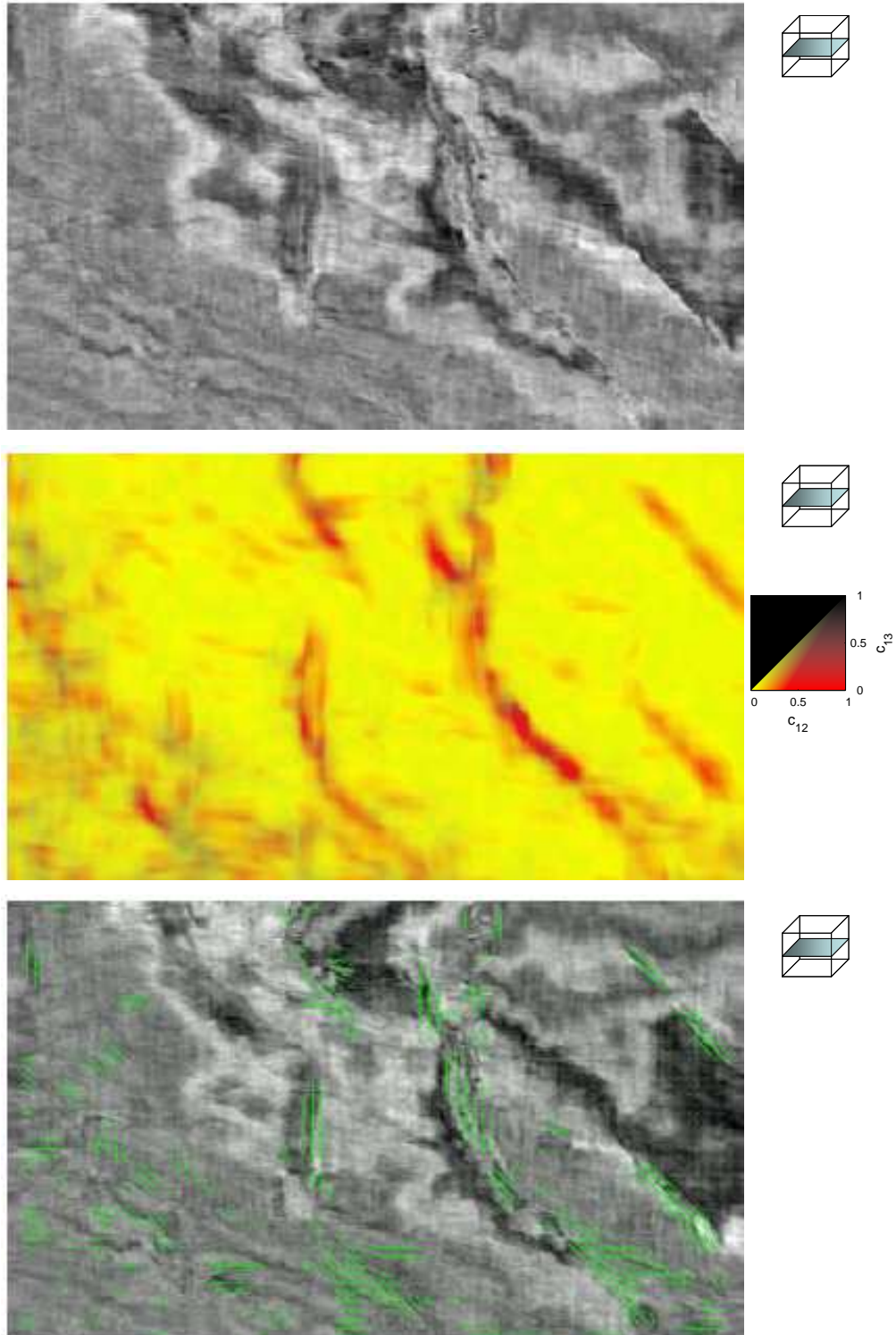


FIG. 2.16 Image sismique originale (en vue *timeslice*) pour l'estimation de mouvement (en haut), attribut de cohérence (au milieu) et sismique avec surimposition en vert de l'orientation estimée des failles (en bas).

textures similaires avec les failles normales et les contours définis à l'interface de deux textures différentes avec les failles obliques. Nous avons montré que, sous certaines contraintes (notamment la verticalité de la faille) nous pouvons estimer l'orientation des failles normales dans le plan horizontal.

Le modèle que nous avons développé nous a permis aussi de valider la pertinence de l'attribut sismique de cohérence. À la base de l'utilisation de cet attribut se trouve la notion de désordre des gradients spatio-temporels, mais nous avons pu montrer que, au moins dans le cas des failles normales, l'attribut de cohérence détecte une distribution ordonnée de l'énergie spectrale selon un plan.

Finalement, il faut signaler que l'existence de la classe *indeterminée* montre un des principaux défauts de la technique de détection de failles basée sur le tenseur de structure : son incapacité à caractériser les formes différenciées des zones bruitées, des failles obliques et des nombreuses structures géométriques que l'on peut trouver sur les images sismiques.

Chapitre 3

Perception des contours sur les textures 3D directionnelles

Dans le précédent chapitre nous avons caractérisé mathématiquement les contours dans le contexte de données texturées directionnelles. Nous avons montré notamment la difficulté de proposer une méthodologie algorithmique unifiée permettant de détecter les contours associés à des textures directionnelles. Aussi, afin d'étudier une alternative à la détection de contours fondée sur l'analyse du tenseur de structure, étudié par ailleurs au LASIS, nous avons décidé de poursuivre notre étude concernant la perception visuelle.

Une fois que nous avons caractérisé séparément les contours sur les données texturées nous pouvons les analyser du point de vue de la perception visuelle. L'objectif de ce chapitre est d'identifier les mécanismes visuels qui sont susceptibles d'intervenir dans la perception des contours directionnels.

La première section de ce chapitre (section 3.1) est dédiée à la perception des contours sur des textures directionnelles, avec une attention spéciale à la dichotomie statique/animation. Par la suite, nous tenterons de mettre en évidence les différences entre la perception des images en animation et statiques. Elles sont ensuite interprétées dans le contexte des failles dans la section 3.2.

La section 3.3 concerne la présentation d'une expérience psychovisuelle que nous avons menée afin de valider l'apport de l'animation dans la détection des contours d'intensité sur des images bruitées.

3.1 Perception des contours

3.1.1 Visualisation statique

La visualisation statique des textures 3D réduit le problème perceptif à l'examen indépendant d'un grand nombre de coupes 2D. Dans ce contexte, nous allons analyser les mécanismes perceptifs décrits dans le chapitre 1 dans le cadre particulier des contours sur des textures 2D directionnelles.

Nous commençons avec quelques considérations sur les filtres de Gabor, qui représentent la base des mécanismes corticaux chargés de la détection de contours, de l'estimation du mouvement et de l'estimation d'orientations 2D [54, 129, 100]. Ensuite, nous nous intéressons aux mécanismes de reconstruction des contours virtuels, qui permettent à notre cerveau de recréer

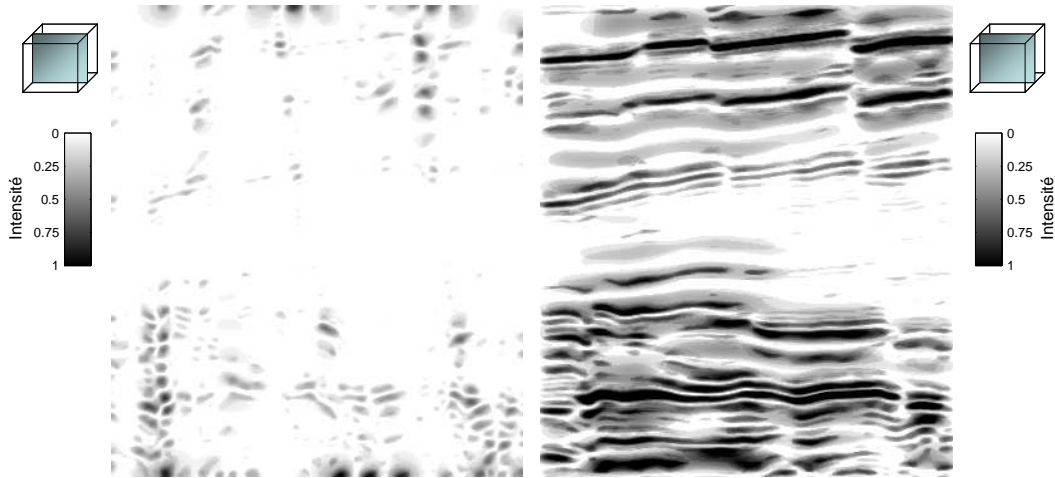


FIG. 3.1 Réponse normalisée d'un banc de filtres de Gabor vertical (à gauche) et horizontal (à droite) sur la donnée sismique de la figure 3.

la continuité du contour dans les zones bruitées de l'image où elle n'est guère perceptible. Finalement, nous reprenons le principe d'inhibition dans le champ récepteur non-classique, qui réduit la réponse neuronale dans les zones homogènes et rehausse l'importance perceptive des contours sur les textures directionnelles.

3.1.1.1 Réponse des filtres de Gabor aux textures directionnelles

Comme nous l'avons indiqué dans le paragraphe dédié à la physiologie de la vision, l'aire V1 du cortex visuel contient des cellules dont le champ récepteur prend la forme de fonctions de Gabor, optimisées pour détecter des stimuli caractéristiques d'une orientation, d'une échelle et d'une fréquence spatiale précises. Les profils d'intensité ainsi définis conviennent parfaitement aux textures directionnelles, constituées par des contours orientés qui vont exciter les filtres de Gabor associés à ces caractéristiques particulières.

Dans le but de vérifier la robustesse d'une architecture basée sur les filtres de Gabor dans un contexte d'images à faible rapport signal à bruit nous avons réalisé un test sur des images sismiques. Il faut souligner ici que notre objectif n'était pas de créer un schéma de détection de contours à partir des filtres de Gabor, mais de valider leur apport éventuel à la perception des contours dans des contextes bruités.

Nous avons implanté un schéma de filtrage multiéchelle basé sur des filtres de Gabor d'orientation verticale et horizontale. La figure 3.1 montre les réponses de deux bancs de filtres de Gabor utilisés. Nous avons utilisé un schéma de filtrage multiéchelle dans le domaine spatial (largeur de 3, 4, 5, 10 et 15 pixels), et nous avons accumulé les réponses qui étaient au dessus de 20% de la réponse maximale pour chaque échelle. Même avec cette architecture simple, on vérifie que dans les zones bien contrastées la réponse du banc de filtres vertical est plus importante sur les failles. Dans le cas du filtrage horizontal, c'est l'absence de réponse (signifiée par l'interruption brusque des horizons) qui indique la présence de la faille. L'analyse visuelle réalisée dans le cortex visuel primaire, bien plus complet que dans l'exemple de filtrage que nous proposons, doit permettre une détection aisée des contours définis par les textures directionnelles.

3.1.1.2 Contours virtuels

Les ruptures de continuité de la texture directionnelle permettent d'identifier le contour dans les contextes d'images de bonne qualité. Dans les zones bruitées, la détection devient plus complexe, pouvant même devenir imperceptible dans certaines conditions. Cependant, le contour est perçu comme un phénomène continu, même là où l'image ne contient pas d'indices de son existence. Ceci est possible grâce aux mécanismes de perception de contours virtuels, qui intègrent l'information dont on dispose pour créer une perception unifiée de l'ensemble du contour.

Nous avons décrit dans le paragraphe 1.3.4 quelles sont les règles qui régissent ce processus d'intégration. Pour les textures directionnelles, l'absence de certaines parties du contour seront dues à la présence de bruit ou au phénomène d'appariement des structures géométriques de part et d'autre du contour. En tout état de cause, les mécanismes d'intégration des contours dans le contexte des textures directionnelles 2D sont sensibles aux caractéristiques suivantes :

- *Orientation* : Les contours virtuels sont intégrés plus facilement si les variations locales d'orientation sont faibles. Dans le cas particulier des failles sismiques, nous pouvons supposer qu'elles représentent un phénomène majoritairement linéique. La faible variation d'orientation entre les morceaux disjoints doit faciliter leur intégration dans un contour unique. Par contre, dans la base de la faille, elles peuvent avoir une courbure importante, et les phénomènes d'intégration auront plus de mal à se mettre en place pour favoriser l'association de cette partie du contour avec le reste de la faille.
- *Fréquence* : L'épaisseur des éléments qui définissent une texture directionnelle est variable, ce qui peut impliquer l'intervention des filtres neuronaux travaillant à des échelles spatiales et fréquentielles différentes. Les mécanismes d'intégration de contours sont plus efficaces quand les morceaux de contour ont le même contenu fréquentiel, ce qui peut rendre plus difficile la perception des failles dans les régions où les horizons peuvent avoir des épaisseurs différentes. On verra cependant, dans le contexte des images animées, que si les morceaux du contour se déplacent avec un mouvement cohérent leur intégration est indépendante de leurs caractéristiques fréquentielles.
- *Alternance de phase* : Les contours dans les textures directionnelles sont formés par des morceaux de polarité alternée. La détection de ce genre de contours en vision fovéale est équivalente à celle des contours à polarité constante, mais elle est très dégradée en vision parafovéale. Ceci implique que nous devons explorer la totalité de l'image afin de détecter la totalité des contours.

3.1.1.3 Phénomène d'inhibition du champ récepteur non-classique

Ces phénomènes d'inhibition concernent la diminution de la saillance visuelle d'un contour en fonction des caractéristiques de son entourage [76]. Ainsi, un contour presque horizontal noyé dans un réseau de contours horizontaux sera beaucoup moins saillant qu'un contour vertical noyé dans ce même réseau. Ces réseaux de contours sont en fait un cas particulier des textures directionnelles. Ce contexte s'accorde notamment avec les conditions des images sismiques, où les failles avec leur orientation quasi verticale, entourées des horizons sismiques (qui ont une orientation horizontale), ont une grande saillance visuelle.

3.1.2 Visualisation dynamique

Dans les paragraphes qui suivent nous analysons les mécanismes impliqués dans la perception des images animées. En principe, les mécanismes perceptifs que nous avons proposés pour la perception des images statiques restent valides lors de la perception des images en animation. Nous ne prendrons en compte par la suite que les mécanismes susceptibles d'avoir un comportement différent de celui présenté pour les images statiques.

3.1.2.1 Mécanismes de perception de mouvement

Nous avons caractérisé le mouvement des contours sur les textures directionnelles dans le chapitre précédent et nous avons trouvé que :

1. Le mouvement dans les textures directionnelles (sans contour) correspond à un mouvement de premier ordre en présence du problème d'ouverture et dont l'orientation sera perpendiculaire à celle de la texture sismique.
2. Le mouvement des contours définis par deux textures similaires correspond à un mouvement de premier ordre dont l'orientation dépend de celle de la texture sismique et celle du contour relatif à la texture
3. Le mouvement des contours définis par deux textures similaires correspond à un stimulus de deuxième ordre.

L'argument biologique nous précise que la détection de mouvement est un mécanisme fondamental pour la survie des espèces animales, et ceci explique son rôle prépondérant dans les processus de perception visuelle. Par exemple, le mouvement est une des caractéristiques les plus importantes vis-à-vis de la voie ascendante de la perception visuelle. Le fait de bénéficier de mouvements avec des orientations bien différenciées sur l'image contribue aussi à faciliter la segmentation visuelle de la texture et du contour.

3.1.2.2 Intégration de contours

Le processus d'intégration de contours sur les images animées présente deux particularités par rapport au cas statique :

- Le mouvement cohérent des extrémités du contour détecté agit comme indicateur pour les relier et former la perception d'un contour unique
- Les contours virtuels de polarité alternée sont perceptibles même en vision parafovéale quand le contour est en mouvement.

Il n'y a pas de différence majeure pour le reste des lois d'intégration des contours en ce qui concerne la visualisation statique ou animée.

3.1.2.3 Visualisation couleur

L'interaction particulière entre la chrominance de l'image et la perception de mouvement nous permet de valider l'apport fondamental du mouvement des contours à l'effet de *pop-out* des contours directionnels tels que les failles sismiques. Nous partons du principe que les mécanismes d'estimation de mouvement continu sont associés à l'information de luminance des stimuli visuels. Si le mouvement des éléments dans l'image est à l'origine de l'effet de *pop-out* des contours, l'inhibition des mécanismes de perception de mouvement doit réduire son effet à des niveaux très faibles.

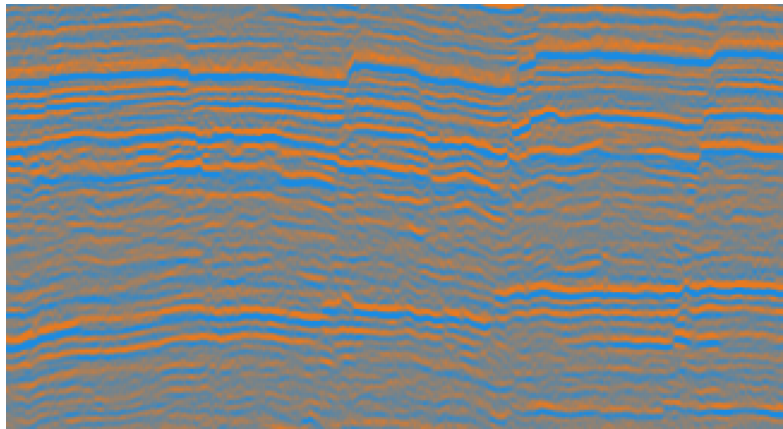


FIG. 3.2 Palette couleur à luminance constante.

Nous avons synthétisé des palettes de couleur en isoluminance pour visualiser en animation les blocs sismiques (cf. figure 3.2). Nous avons constaté empiriquement la disparition presque totale de l'effet de *pop-out* des failles dans les images sismiques présentées avec cette palette. Cette expérience semble confirmer l'importance du mouvement dans les processus attentionnels impliqués dans la perception des contours.

3.2 Perception statique et animée des images sismiques

Ayant analysé les phénomènes impliqués dans la perception des textures directionnelles dans le paragraphe précédent, nous présentons ici le bilan des caractéristiques qui différencient la perception des contours sur les textures directionnelles en statique et en animation. Nous réalisons cette analyse dans le contexte applicatif dans lequel s'intègre ce travail de thèse, qui est celui de la perception des failles sur les images sismiques. Par rapport au contexte des contours sur les textures directionnelles, les failles sismiques présentent la particularité d'avoir des orientations préférentielles pour la texture (proche de l'horizontale dans les images sismiques) et pour le contour (proche de la verticale pour les failles).

Parmi les raisons qui justifient les sensations perceptives différentes en visualisation statique et animée nous pouvons citer les suivantes :

- L'étendu du champ de détection visuel est différent en statique et en dynamique : dû à la polarité alternée du contour de la faille, sa perception statique n'est possible qu'en vision fovéale. Cependant, dans le contexte de l'animation, les stimuli en mouvement sont aussi perçus quand ils se trouvent en vision parafovéale. Il semble que ce soit le mouvement cohérent de la faille qui prédomine sur le reste des caractéristiques visuelles pour assurer l'intégration du mouvement. Cette différence de visibilité explique pourquoi au moment du passage du statique à l'animation, toutes les failles dans l'image deviennent perceptibles, et non plus seulement celle qui était au centre d'attention sur l'image statique.
- La deuxième raison se trouve dans les particularités du mécanisme d'intégration de contours formés par le mouvement. En présence de mouvement, l'intégration est plus robuste face aux variations de taille et d'échelle fréquentielle. Les extrémités des terminaisons associées aux failles détectées sont intégrées plus facilement en tant que contour unique dans le cas dynamique que dans le cas statique.

- L’orthogonalité entre la direction du mouvement perçu sur le contour et celui perçu sur les horizons renforce l’effet de *pop-out* des failles durant l’animation.

Tous ces effets sont combinés dans la perception d’images sismiques en animation pour contribuer à rehausser la visibilité des failles et leur continuité spatiale. Le résultat perceptif est la ségrégation des failles du fond de l’image.

3.3 Validation expérimentale de l’amélioration perceptive provoquée par l’animation

Nous avons déjà indiqué que les géologues constatent une amélioration de la perception des failles quand la donnée sismique est présentée en animation. Dans cette section, nous présentons une expérimentation psychovisuelle qui nous a permis de valider cette amélioration et de la quantifier en fonction de la vitesse d’animation.

Nous nous sommes basés sur une méthodologie découlant de la *théorie de la détection du signal* ou *TDS* (cf. annexe A) pour mesurer la sensibilité du système visuel humain pour la détection des contours dans un cadre bruité en fonction de la vitesse d’animation de la donnée présentée. Cette théorie, développée dans les années 50 [177], est fondée sur l’existence de deux facteurs intervenant dans la détection d’un stimulus en présence de bruit : la *sensibilité* et le *critère de décision*. La sensibilité traduit la variation de la réponse interne du système perceptif en fonction de la présence ou de l’absence d’un stimulus donné. Le critère de décision traduit la stratégie de prise de décision du sujet :

- *Conservatrice* : minimise les fausses alarmes, au détriment d’une augmentation des omissions.
- *Neutre* : maintient l’équilibre entre les fausses alarmes et les omissions.
- *Risquée* : favorise la maximisation des détections correctes, et augmente en même temps les fausses alarmes.

Les techniques issues de la TDS nous permettent de mesurer l’influence d’un paramètre donné sur la sensibilité. Ainsi, nous allons utiliser ces techniques pour quantifier les variations de sensibilité dans la détection d’un contour de luminance dégradé par l’addition d’un bruit blanc gaussien. Notre hypothèse de départ est que l’augmentation de la vitesse de défilement facilite la perception du contour, c’est-à-dire, que l’indice de sensibilité de notre réponse interne doit augmenter avec la fréquence d’animation. L’expérience doit permettre de vérifier cette hypothèse, et, éventuellement, de trouver une fréquence d’animation optimale du point de vue de la perception de contours.

Il nous faut d’abord préciser que l’animation n’entraîne pas forcément le mouvement du contour à détecter ; dans les stimuli que nous avons construits, le contour à détecter est *statique* mais apparaît noyé dans un bruit blanc gaussien additif *dynamique* (c’est à dire, qui évolue en fonction du temps). La variable indépendante de notre étude, celle qui détermine le comportement temporel du bruit blanc, est la fréquence d’animation.

La deuxième étape prévue de cette expérience est de vérifier si, toujours en présence d’un bruit blanc gaussien additif dynamique, la sensibilité dépend de la vitesse de déplacement du contour ou non. Malheureusement, cette expérience n’a pas pu être menée faute de temps et reste un sujet ouvert pour de futures recherches.

Dans le but d’assurer la stabilité des conditions de visualisation, nous avons choisi de fixer la cadence d’animation à $f_0 = 21.25\text{Hz}$, et de synthétiser les blocs de bruit blanc pour qu’ils

aient le même comportement temporel qu'un bloc de bruit blanc gaussien additif présenté à une cadence d'animation f . Le processus de synthèse des blocs que nous avons utilisé, nous assure que la cadence d'affichage est la même pour tous les stimuli et qu'ils ont le même rapport signal à bruit. Puisque la cadence d'affichage est fixe, nous utilisons par la suite le terme *fréquence d'animation équivalente* (f_{eq}) pour identifier la fréquence d'affichage dont le comportement est reproduit par un bloc donné.

L'objectif de notre expérience est donc de vérifier l'influence des caractéristiques temporelles du bruit (définies par sa fréquence d'animation équivalente f_{eq}) dans la détection du contour rectiligne.

3.3.1 Protocole expérimental

Dans la réalisation du protocole, nous avons voulu limiter la portée de cette expérience aux mécanismes de vision pré-attentive, sans laisser au sujet le temps de réaliser une recherche exhaustive sur l'image. Cette considération nous a poussé à utiliser des intervalles de présentation de courte durée (autour de 500ms) et d'utiliser une cible de fixation pour empêcher que le sujet puisse mettre en place des stratégies de recherche durant la présentation de la donnée.

Puisque l'objectif de ces expériences est de traduire l'effet positif de l'animation pour la détection inhérent à tout sujet humain, nous n'avons pas utilisé de phase d'apprentissage. Par contre, chaque utilisateur avait l'occasion de réaliser une série de 10 essais de démonstration pour se familiariser avec la méthode expérimentale.

Finalement, pour limiter au minimum l'influence du critère de décision de chaque sujet, nous avons choisi la méthodologie de choix forcé à double alternative (cf. annexe A).

3.3.1.1 Sujets et matériel

Les sujets recrutés pour cette expérience font parti du laboratoire LAPS de l'Université de Bordeaux 1. Ils furent tous volontaires et n'eurent aucune rémunération y afférente. Nous avons sollicité 20 sujets (14 hommes et 6 femmes d'âge moyen 25 ans).

L'environnement mis en place pour notre expérience est composé d'un écran 22 pouces Mitsubishi Diamond PRO 2070 avec une résolution 1280x960 pixels, une résolution couleur de 32bits et une fréquence de rafraîchissement de 85HZ. L'ordinateur utilisé est équipé d'un processeur Pentium IV à 3GHz avec 2Go de mémoire vive et d'une carte graphique NVidia GeForce 6800 GT avec 256Mo de mémoire vive.

Nous avons utilisé la bibliothèque Psychtoolbox v2.54 pour l'implantation logicielle des tests. Les scripts de test ont été exécutés sur Matlab v6.5, fonctionnant sur un système d'exploitation Windows XP sp2.

Pendant le déroulement de l'expérience, l'utilisateur se plaçait, assis en face de l'écran, à une distance approximative de 60cm.

3.3.1.2 Procédure

Nous avons généré aléatoirement 10 séquences d'images de bruit pour chacune des 10 fréquences f_{eq} à étudier (f_{eq} prend les valeurs de $0Hz$ à $18Hz$ par pas de $2Hz$), avant le début des tests. Chaque séquence est formée par 11 images de 500x500 pixels, pour une durée de 518ms avec la cadence de 21.25 images/seconde. Nous avons utilisé les mêmes blocs de bruit pour tous les sujets.

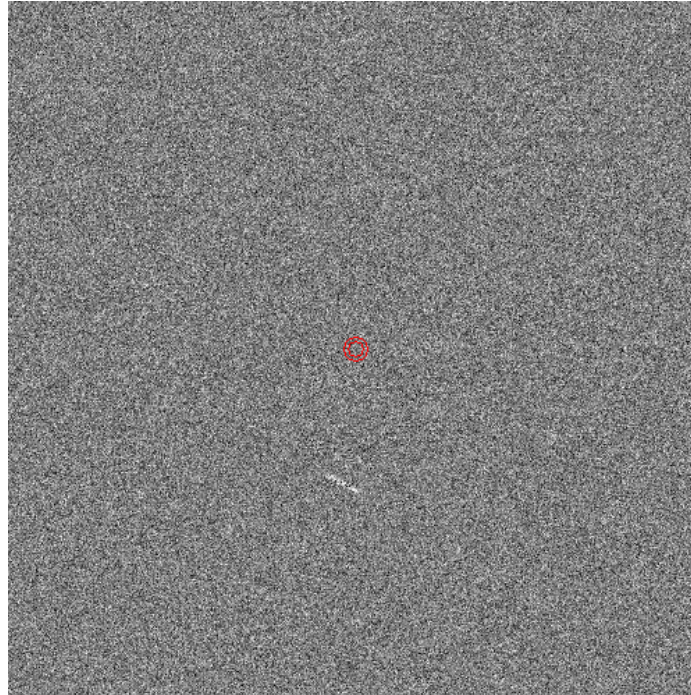


FIG. 3.3 Image extraite d'une séquence de test (échelle 1 : 2).

Le signal à détecter est un segment de 50 pixels de longueur et 2 pixels de largeur avec une valeur d'intensité de 100 en niveau de gris (figure 3.3). Nous avons situé le centre des segments sur une couronne délimitée par deux cercles de rayons 50 et 100 pixels. La valeur du rayon du cercle externe est liée au principe de l'UFOV (*Useful Field Of View*). Cette aire circulaire se situe autour d'un point de fixation et représente une zone dans laquelle l'information nécessaire peut être extraite. Une valeur moyenne de l'UFOV est de 4° [189]. Dans notre configuration, l'UFOV représente, à l'écran, une zone circulaire de rayon 120 pixels. La valeur du rayon du cercle interne a été choisie pour que le segment n'intersecte pas la cible de fixation.

Un essai est défini comme l'affichage consécutif d'un même bloc dans les deux conditions *signal* (signal à détecter plus bruit) et *bruit* (uniquement le bruit). L'ordre de présentation des conditions *signal* et *bruit* pour chaque essai a été tiré aléatoirement. Une cible rouge située au centre des images est visible avant et pendant l'affichage des séquences afin de fixer le focus visuel des sujets. Chaque séquence d'images est affichée durant 518 ms (11 images à une cadence d'affichage de 21.25 images par seconde). A la fin de chaque essai les sujets doivent choisir le bloc dans lequel ils ont cru détecter le signal. Une série est définie par dix essais (un pour chacun des blocs). Nous avons présenté 20 séries à nos sujets avec une pause de deux minutes au bout de la dixième série.

L'ordre de passage des essais dans une séquence, le choix du bloc contenant le signal pour chacun des essais, la position et l'orientation du segment sont des paramètres tirés aléatoirement. Nous évitons ainsi des variabilités parasites en annulant des effets d'apprentissage. En revanche ces paramètres sont identiques pour tous les sujets afin d'uniformiser les conditions expérimentales et autoriser une comparaison inter-sujets.

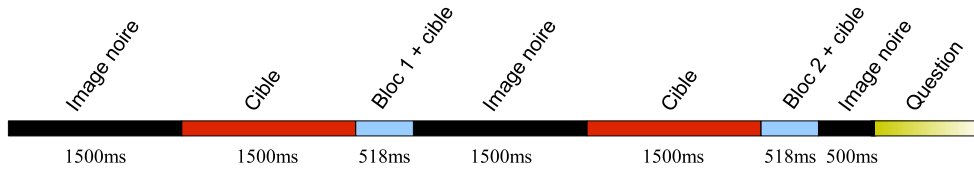
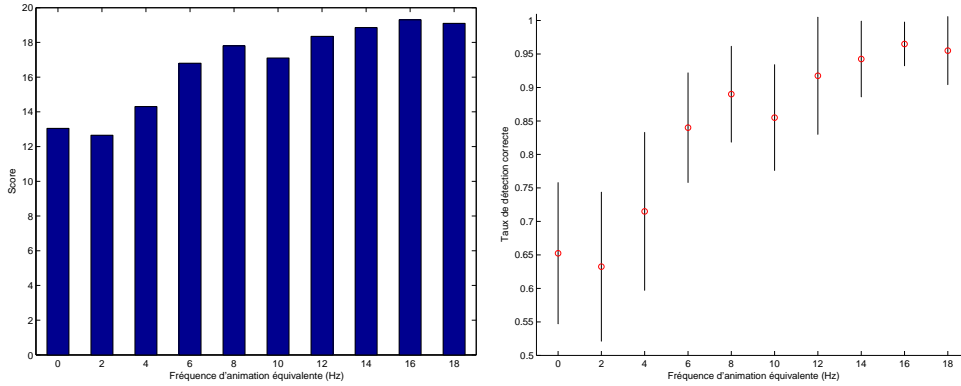


FIG. 3.4 Déroulement d'un essai.

FIG. 3.5 Gauche : score. Droite : taux de détection (valeur moyenne \pm écart type).

3.3.2 Résultats de l'expérimentation

La variable indépendante que nous avons étudiée au niveau expérimental est la fréquence d'animation équivalente (f_{eq}). Comme nous l'avons indiqué dans la spécification du protocole expérimental, cette variable est constituée de 10 modalités, allant de $0Hz$ à $18Hz$ par pas de $2Hz$.

Nous avons exprimé la variable dépendante étudiée sous deux formes : le score (allant de 0 à 20) et le taux de détection correcte (figure 3.5). Le taux de détection est égal au score de chaque modalité divisé par le nombre de présentations. Dans notre cas, toutes les fréquences ont été présentées 20 fois, le taux de détection est donc égal au score divisé par 20 pour chaque fréquence f_{eq} .

Les valeurs du taux de détection reproduisent bien le comportement classique de la *fonction psychométrique* (cf. annexe A). Nous avons choisi la fonction logistique pour modéliser la courbe psychométrique définie par nos données :

$$P_{Logi}(f_{eq}) = \gamma + (1 - \gamma - \lambda) \left(1 - \left(\frac{f_{eq}}{\alpha} \right)^{-\beta} \right), \quad (3.1)$$

où

- f_{eq} : est la fréquence équivalente d'animation du stimulus ;
- $P_{Logi}(f_{eq})$: est la probabilité de détecter correctement un stimulus de fréquence équivalente f_{eq} ;

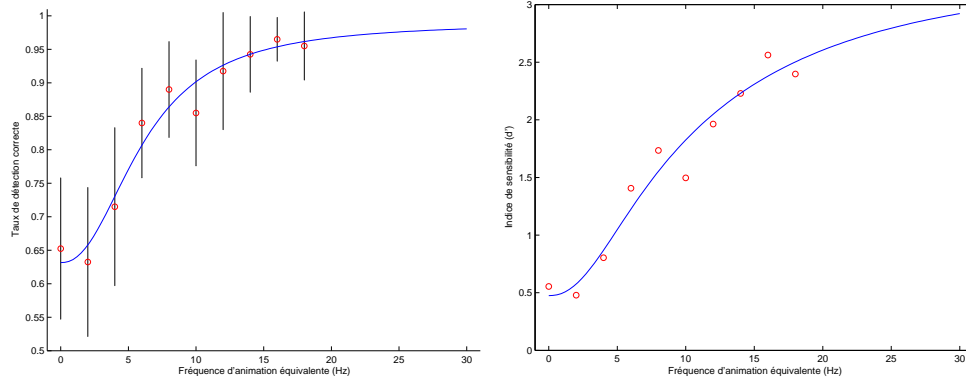


FIG. 3.6 Gauche : Taux de détection — valeurs expérimentales et modèle estimé. Droite : Indice de sensibilité d' — calculé pour la donnée expérimentale et estimé à partir du modèle.

- α : est l'intensité du stimulus pour laquelle le pourcentage de détection correcte est égal à 75% ;
- β : est associé à la pente de la fonction psychométrique ;
- γ : est la probabilité de détection pour l'intensité minimale du stimulus ;
- λ : est la probabilité de détection pour l'intensité maximale du stimulus (l'écart entre la performance idéale et la performance maximale effective).

Nous avons utilisé la fonction `fminsearch` de Matlab — qui utilise la méthode d'optimisation simplex de Nelder-Mead — pour estimer les paramètres de la fonction logistique qui minimisent l'erreur d'approximation au sens de moindres carrés. Suivant Klein [105], nous avons préfixé le paramètre λ à une valeur de 0.01, pour diminuer le nombre de paramètres à estimer dans le modèle. Les paramètres obtenus après optimisation sont :

- $\alpha = 6.11$,
- $\beta = 2.27$,
- $\gamma = 0.63$.

Le facteur de corrélation R entre le modèle estimé et la donnée expérimentale est égal à 0.9804. Dans la figure 3.6, nous pouvons voir le modèle estimé en même temps que les données expérimentales.

À partir du taux de détection, nous pouvons estimer l'indice de sensibilité d' en fonction de f_{eq} (utilisant les équations A.5 et A.6). Les indices de sensibilité pour les données expérimentales et la fonction logistique approximée sont présentés dans la figure 3.6.

3.3.3 Analyse des résultats

Le comportement de d' en fonction de f_{eq} montre que la fréquence d'animation a une incidence directe sur la perception du contour (dans les conditions étudiées) et que la détection est plus facile quand la fréquence d'animation est élevée.

Les valeurs numériques estimées sont dépendantes de l'intensité des stimuli que nous avons utilisée. Nos résultats ne peuvent donc pas être pris en compte de façon absolue, mais ils nous fournissent tout de même la preuve de l'impact positif de l'animation dans la perception des contours noyés dans du bruit blanc.

D'un point de vue neurophysiologique, nous proposons deux sources possibles pour cette augmentation des performances : le filtrage spatio-temporel de l'information visuelle qui a lieu au niveau de la rétine et/ou un éventuel mécanisme d'intégration temporelle de l'information visuelle au niveau cortical. Ce point devrait faire l'objet des nouvelles recherches pour identifier la nature exacte des mécanismes intervenant dans ce phénomène.

Comme nous l'avons indiqué dans l'introduction à ces tests, nous devons mener une deuxième expérience visant à explorer l'effet sur la sensibilité de la vitesse de déplacement d'un contour noyé dans un bruit blanc dynamique. Nous avons vu que le cerveau dispose d'aires spécialisées dans le traitement du mouvement, et nous savons aussi que les stimuli en mouvement ont un grand pouvoir de saillance visuelle. Ceci peut nous conduire à penser que la sensibilité sera meilleure en présence de mouvement, mais nous savons aussi que certaines méthodes algorithmiques présentent la capacité de détecter les contours indépendamment de leur mouvement, comme celle basée sur le tenseur de structure que nous avons utilisée dans le chapitre 2. Il est donc possible que le cerveau traite de la même manière l'intégration temporelle d'une information statique et la détection du mouvement. Dans ce cas, la fonction psychométrique en fonction de la vitesse présentera une forme plate, à la différence du comportement sigmoïdal en fonction de la fréquence d'animation que l'on peut voir dans la figure 3.6.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons identifié les mécanismes visuels qui sont impliqués dans la perception des contours sur les textures directionnelles, notamment dans le contexte de visualisation en animation. Nous avons analysé les mécanismes de perception du point de vue de l'opposition entre la perception d'images statiques et en animation puis transposé ces résultats à notre domaine d'application qui est l'imagerie sismique.

La conclusion principale de notre étude est que les caractéristiques des textures directionnelles en général et celles des images sismiques en particulier permettent la ségrégation claire des contours par rapport à la texture qui sert de fond à l'image. Ces différences sont accrues par l'estimation du mouvement différencié du contour et de la texture, ce qui provoque une grande augmentation de la saillance visuelle des contours visualisés en animation. Dans le contexte des images sismiques, ces conclusions sont renforcées par les résultats des simulations numériques que nous avons présentés dans le chapitre précédent et par nos résultats empiriques sur la visualisation des images sismiques en condition d'isoluminance.

La deuxième partie de ce chapitre a été consacrée à la présentation d'une expérimentation psychovisuelle qui nous a permis de valider l'amélioration perceptive amenée par l'animation dans des contextes bruités. Cette étude représente la première étape pour valider pratiquement nos conclusions théoriques sur le fonctionnement des mécanismes de perception visuelle et les différences issues de la visualisation statique et en animation.

Finalement il faut remarquer que nos recherches ont été centrées sur les processus de vision corticale et sur la voie ascendante de l'attention visuelle. Pour assurer la compréhension de l'ensemble de l'expérience perceptive, il faudrait compléter cette étude avec les processus de vision de plus bas-niveau (tels que le filtrage rétinien) et de haut-niveau (qui permettent l'interprétation des images sismiques grâce à des connaissances additionnelles à celles visibles dans l'image). À ce titre, les processus de filtrage spatio-temporel implantés au niveau de la rétine sont susceptibles de jouer un rôle important dans la perception des données bruitées et

en animation, et mériteraient d'être étudiés de façon approfondie dans le contexte de l'imagerie sismique.

Chapitre 4

Bilan sur la perception des contours pour des textures directionnelles et application à la segmentation d'images sismiques

Le constat fait par les experts, indiquant que la perception du contour virtuel 3D pour des textures directionnelles est améliorée lorsque la donnée est animée, a constitué le point de départ de notre étude. Il s'agissait d'une part de faire un bilan concernant les caractéristiques de la donnée qui concourent à la saillance du contour virtuel en termes d'attributs perceptuels et d'autre part d'identifier ou tout au moins d'avancer certaines hypothèses sur les mécanismes mis en jeu par le SVH concernant la détection des contours virtuels. L'intérêt d'une telle étude est d'autant plus justifié que les observateurs soulignent que l'animation permet d'accroître la perception même pour des données présentant un faible rapport signal sur bruit. Pour mener à bien notre étude, nous avons tout d'abord fait un bilan de connaissance concernant le SVH et proposé un modèle analytique représentant le contour virtuel dans le contexte des textures directionnelles. Puis, nous avons confronté ces deux aspects du problème afin d'en tirer certaines conclusions. A partir de cette confrontation trois principales propositions émergent :

1. L'animation permet de séparer le signal du bruit si le signal possède une plus grande rémanence temporelle que les stimuli visuels associés au bruit,
2. L'animation induit des mouvements de caractéristiques différentes pour la texture sismique et pour la faille : la texture sismique présente un déplacement uniquement dans la composante perpendiculaire à la texture, tandis que pour la faille la composante orthogonale à la texture sismique n'est pas nulle, ce qui rend plus facile leur perception en tant qu'entités indépendantes,
3. Les mécanismes d'intégration de contour ont une grande importance dans la perception de failles, et ils se montrent plus performants en présence de mouvements cohérents que sur des images complètement statiques.

Les trois propositions ci-dessus sont importantes car elles montrent que le caractère saillant du contour peut être associé à plusieurs caractéristiques comme le mouvement et la cohérence spatio-temporelle.

Cependant, de part la nature complexe de la problématique liée à la perception visuelle, le travail que nous avons présenté est loin d'être complet. D'une part, parce que, à l'heure actuelle, nous ne comprenons pas la totalité des mécanismes perceptifs du cerveau humain. De l'autre, parce qu'il est difficile d'évaluer l'influence de chacun des mécanismes que nous avons identifiés. En conclusion, il semble que l'amélioration de la qualité perceptive du contour virtuel soit le résultat de la convergence de nombreux mécanismes propres au système visuel humain sans qu'il soit possible à l'heure actuelle d'en identifier toutes les parties. Nous avons montré l'influence de quelques mécanismes séparément, tel que la perception du mouvement, mais la vue d'ensemble est loin d'être complète.

Il nous appartient maintenant d'évaluer l'impact de ces résultats sur le développement d'une méthode de segmentation au sens de la détection des contours virtuels. Dans l'introduction de cette partie du manuscrit, nous avons envisagé deux voies : l'une concernant l'approche automatique et l'autre la solution supervisée. Aussi, nous allons présenter un bilan en termes de perspectives concernant le développement d'une solution respectant les contraintes d'utilisation standard d'une station d'interprétation.

4.1 Perspectives d'application dans le domaine de l'imagerie sismique

4.1.1 Algorithmes de segmentation automatique

Dans le chapitre 3, nous avons identifié plusieurs mécanismes qui sont très probablement impliqués dans la perception des contours virtuels sur les textures directionnelles. Il s'agit d'un ensemble de traitements de bas niveau (comme l'estimation du mouvement) et de haut niveau (comme les phénomènes de liage perceptif). Un des objectifs que nous nous étions fixés au début de ce chapitre était de profiter des connaissances acquises sur l'analyse du système visuel humain pour améliorer les performances des solutions de segmentation supervisée.

La première alternative serait d'utiliser des algorithmes bio-inspirés qui reproduisent le fonctionnement des mécanismes que nous avons identifiés. Cependant, notre compréhension limitée des processus cérébraux fait que les modèles existants sont encore loin d'égaliser les performances de l'humain. À titre d'exemple nous pouvons citer le cas de l'estimation de mouvement, dont il n'est pas certain qu'elle soit réalisée par un, deux ou trois mécanismes d'estimation différents, ou les mécanismes de liage perceptif qui ne sont toujours pas bien compris dans leur ensemble. À l'heure actuelle, nous avons du mal à comprendre le comportement des éléments « atomiques » de la perception visuelle, et on peut pressentir que le comportement des algorithmes plus complexes faisant appel à une combinaison de ces sous-systèmes auront du mal à fournir des résultats robustes.

Une autre voie qui peut être exploitée est celle consistant à utiliser les concepts à la base des mécanismes identifiés pour améliorer les performances des algorithmes existants. À ce titre, nous pouvons nous inspirer des mécanismes de perception de mouvement et d'intégration des contours :

- L'interprétation des gradients spatiaux en termes de mouvement nous permet de récupérer une information additionnelle concernant l'orientation de la faille dans le plan parallèle aux horizons. Un algorithme automatique pourrait profiter de cette information pour améliorer la qualité de la détection.

- Les mécanismes de liage perceptif jouent un rôle prépondérant dans l'intégration des contours. Ainsi, des algorithmes développés récemment au sein du LASIS cherchent à reproduire ce comportement en proposant des attributs qui intègrent des éléments de failles disposés dans un même plan de fracture [26].

4.1.2 Détection supervisée des failles

Malgré les progrès réalisés dans le domaine de la segmentation automatique ces dernières années, la détection de failles dans de nombreux cas est encore réalisée de façon supervisée : un géophysicien inspecte la donnée sismique et l'analyse pour rechercher des failles. En pratique, le géologue mène sa tâche de segmentation supervisée en deux étapes, une phase d'exploration et une phase de pointé. Durant la phase d'exploration, le géologue inspecte la totalité du bloc sismique, en s'aidant des techniques de visualisation statique et de l'animation, pour avoir un premier aperçu de la géométrie des failles. Ensuite, il procède au pointé, opération par laquelle il signale des points de passage de la faille sur un nombre fini de coupes visualisées en mode statique. Ces points sont utilisés pour générer une surface tridimensionnelle approximant la faille.

Une des conditions fondamentales pour la réussite de la technique de détection supervisée est la perception correcte des images sismiques par le géologue. L'information qu'il est capable de percevoir va conditionner l'analyse cognitive de haut niveau menée par le géologue, et par conséquent le résultat de la segmentation. Pour que celle-ci soit optimale, il faut alors que l'information sismique soit présentée au géologue dans les meilleures conditions possibles. Dans les chapitres précédents, nous avons montré que de telles conditions sont reliées principalement à l'animation de la donnée et au mouvement qu'elle induit sur les structures sismiques. La question pratique est : « Peut-on utiliser ces informations pour améliorer la technique de segmentation supervisée actuelle ? ». La réponse est positive, et dans les paragraphes suivants nous suggérons deux propositions pratiques à ce sujet.

4.1.2.1 Visualisation en couleur des images sismiques

La première proposition concerne l'utilisation des palettes de couleur inspirées par les caractéristiques du système visuel humain pour présenter les images sismiques. On a déjà indiqué que le mouvement joue un rôle primordial dans la perception des failles, et l'on sait que les caractéristiques de mouvement sont extraites majoritairement à partir de l'information de luminance de l'image. Le codage d'information, utilisant la luminance et la chrominance comme deux canaux indépendants, va nous permettre de définir des palettes de couleur et des techniques de fusion visuelle d'information avec des comportements perceptifs adaptés. Ainsi, quand la donnée sismique est présente dans le canal de luminance, l'image conserve intactes les caractéristiques visuelles qui font se détacher les failles du fond de l'image. Au contraire, si l'on ne veut pas que les failles sismiques attirent notre attention, on devra coder son information sur les canaux de chrominance de l'image. On peut proposer quelques applications directes de ce principe de visualisation à titre d'exemple :

1. *Donnée sismique en luminance et attribut de cohérence en chrominance* : pointé de failles avec la résolution spatiale de l'image sismique, disposant en même temps de l'information de cohérence codée sur une échelle de couleurs.
2. *Attribut sismique en luminance et donnée sismique en chrominance* : analyse des attributs sismiques en disposant du contexte sismique à tout moment.

3. *Palette en isoluminance* : l'utilisation d'une palette de couleur à luminance constante permet de visualiser les images sismiques en animation sans être perturbé par les mouvements des failles. Ce type de palette peut être utilisé, par exemple, dans les tâches de suivi d'horizons.
4. *Palette de passage par zéro* : on peut définir une palette de couleur qui respecte le profil d'intensité de la donnée sismique et qui définit des couleurs différentes pour chaque niveau d'intensité. Ainsi, sur l'image 4.1 on présente une donnée sismique où l'on a rehaussé la perception des passages par zéro en les associant à la couleur « lilas ».

4.1.2.2 Pointé dynamique des failles

La deuxième proposition concerne la visualisation de la donnée en animation tout au long du processus de segmentation supervisée. Nous savons que la perception des images sismiques est optimale en animation, mais durant le pointé le géologue n'a accès qu'à la visualisation statique de la donnée sismique. Or, c'est à ce moment qu'il doit apprécier l'évolution de la faille avec la meilleure précision possible. Pour remédier à ce problème, nous proposons d'intégrer le processus du pointé et de la visualisation en animation, et permettre ainsi au géologue de réaliser son pointé de façon dynamique sur la donnée animée. En plus d'apporter des améliorations perceptives, cette nouvelle technique doit permettre de réduire le temps nécessaire pour réaliser un pointé tout en couvrant une plus grande surface de la faille.

4.2 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté nos conclusions sur les applications possibles de nos recherches sur la perception d'images sismiques dans le contexte de problématiques de segmentation automatique et supervisée. Nous avons évoqué les problèmes associés au traitement d'une donnée sismique de faible qualité, caractéristique qui définit le contexte applicatif de notre étude, et le manque de modèles robustes des mécanismes perceptifs associés. Ensuite, nous avons examiné les apports éventuels à la détection supervisée, ayant pour résultat deux propositions pour optimiser le transfert d'information entre l'ordinateur et le géologue.

Dans ce contexte, nous avons choisi de développer plus en détail une des améliorations suggérées pour la segmentation supervisée, *le pointé dynamique*. Cette nouvelle technique, fondée sur le pointé d'images animées, comporte l'apparition des problématiques typiques du domaine de l'interaction homme-machine, comme le choix du périphérique de pointé ou l'étude des implications cognitives de la tâche, et l'apparition de nouvelles contraintes pour la reconstruction de la surface issue du pointé. L'étude de ces problématiques fait l'objet de la deuxième partie de ce mémoire, dédiée à la définition et à l'analyse de la tâche de pointé dynamique.

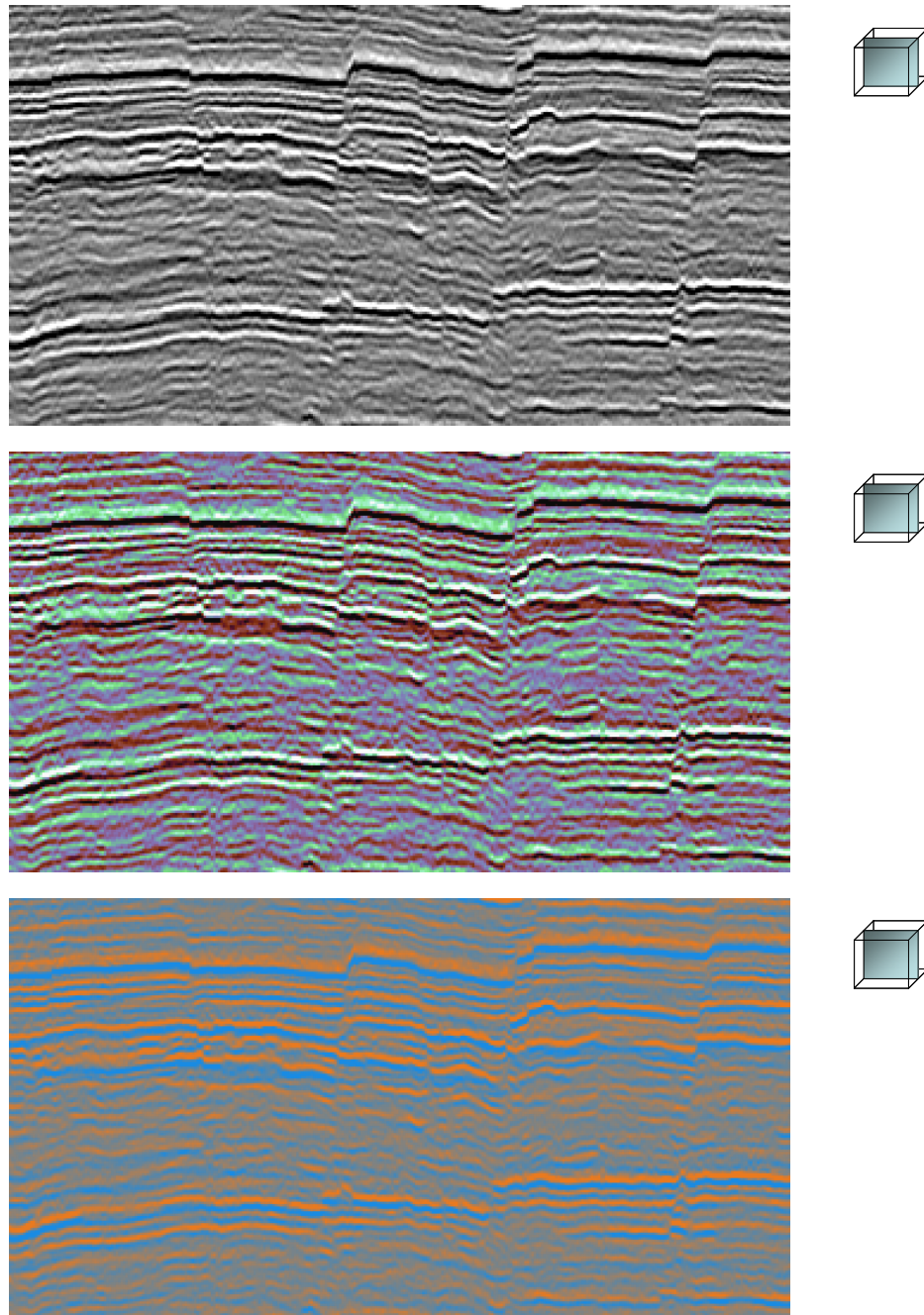


FIG. 4.1 Coupe sismique visualisée en niveaux de gris (en haut), avec la palette de couleur « lilas » qui met en valeur les passages par zéro de la donnée (au milieu), et avec une palette couleur à luminance constante (en bas).

Deuxième partie

Pointé dynamique pour la segmentation de données volumiques

Dans la première partie de ce manuscrit, nous avons proposé l'utilisation du *pointé dynamique*, une stratégie de sélection continue sur des images en animation, comme amélioration des techniques de segmentation supervisée de données volumiques.

Cette nouvelle stratégie s'applique au contexte du pointé de failles sur des images sismiques. Cependant, la sélection sur des images animées est susceptible d'apporter des avantages dans le cadre plus générique des applications de segmentation supervisée de données volumiques. Parmi ces avantages figurent par exemple la diminution du temps dédié à l'exploration et à la segmentation de la donnée, et l'augmentation de la quantité de données traitées (il faut noter qu'un pointé de failles sur des images statiques peut se réaliser sur environ 10% des images du bloc). Le domaine d'application de cette technique s'élargit alors à d'autres contextes, comme par exemple l'imagerie biomédicale ou l'édition de séquences vidéo.

Notre objectif, dans cette deuxième partie du manuscrit, est d'établir formellement la technique de segmentation supervisée de données volumiques par pointé dynamique, fondée sur la sélection continue sur des images en animation, et d'étudier les implications pratiques dérivées de son utilisation.

Les outils principaux, que nous avons utilisés pour accomplir la première partie de cet objectif, sont issus du domaine de l'interaction homme-machine. Notre stratégie de travail a été de confronter la sélection continue avec des modèles théoriques reconnus pour leur capacité à exploiter les caractéristiques des systèmes d'interaction. À partir de l'analyse de ces modèles, nous avons pu déterminer les éléments qui doivent être combinés avec la sélection continue pour constituer la technique de pointé dynamique.

Dans la dernière partie de ce manuscrit, on aborde deux questions complémentaires à la spécification de la technique de pointé dynamique. La première concerne l'étude de l'adéquation des périphériques de pointé au pointé dynamique, et la deuxième l'analyse des algorithmes de reconstruction de surfaces dans le cadre de l'échantillonnage par pointé dynamique.

Cette partie du manuscrit est divisée en quatre chapitres. Le chapitre 5 est dédié à la présentation des techniques supervisées de segmentation de données volumiques. Dans le chapitre 6, on utilise plusieurs modèles reconnus en interaction homme-machine qui constituent les fondements de la technique de pointé dynamique. Le chapitre 7 vise la caractérisation des périphériques d'entrée dans le contexte du pointé dynamique. Le chapitre 8 contient une analyse critique de l'adéquation des algorithmes de reconstruction de surfaces à l'activité d'échantillonnage par pointé dynamique.

Chapitre 5

Techniques de segmentation supervisée de données volumiques : l'approche statique

Les solutions supervisées s'imposent dans des contextes où les techniques algorithmiques n'offrent pas des résultats comparables à ceux obtenus par un expert humain. En quelque sorte, on peut dire que, dans une approche supervisée, l'opérateur humain remplace l'algorithme automatique de traitement qui serait implanté dans la machine. La problématique que doit traiter le développeur, avec l'approche supervisée, a migré : le traitement de la donnée n'est plus son problème, puisque c'est le système cognitif de l'opérateur qui va s'en occuper, et la problématique principale devient la transmission d'information entre le « processeur humain » et la station de travail. Ainsi, il s'agit de se préoccuper de la transmission de la donnée vers l'opérateur pour qu'il puisse réaliser son analyse. Ensuite, on procède à la transmission du résultat de cette analyse, depuis le cerveau de l'opérateur vers la machine, pour qu'il soit stocké sous forme pérenne.

La recherche dans le domaine de la segmentation supervisée fait donc partie de l'étude de l'interaction homme-machine. Elle concerne notamment l'étude, la conception et l'évaluation des périphériques d'entrée et sortie du côté de la machine, ainsi que l'étude des systèmes sensoriel et moteur du côté humain. La connaissance approfondie des aptitudes humaines permet d'adapter au mieux les périphériques pour profiter au maximum de nos capacités.

Dans ce chapitre, nous souhaitons fournir au lecteur toute l'information nécessaire pour se placer dans le contexte de la segmentation supervisée des données volumiques. Nous commençons par présenter le cadre des applications de segmentation, décrivant sous forme générique l'ensemble des actions menées par l'opérateur humain pour parvenir à segmenter manuellement une donnée volumique. Ensuite nous abordons l'état de l'art des techniques d'interaction pour la segmentation supervisée de données volumiques.

5.1 Contexte générique de la segmentation supervisée des données volumiques

Dans un contexte générique, la segmentation supervisée d'une donnée volumique peut être décomposée en plusieurs étapes de traitement :

1. *Exploration visuelle* : cette phase permet à l'opérateur de se familiariser avec la donnée.
2. *Pointé* : l'opérateur signale le contour de l'élément à segmenter sur des coupes bidimensionnelles de la donnée.
3. *Reconstruction* : l'ordinateur reconstruit la surface définie par l'opérateur durant la phase de pointé.
4. *Validation* : l'opérateur inspecte visuellement le résultat de la segmentation, normalement en comparant la surface reconstruite avec la donnée originelle. Il peut ainsi valider le résultat ou bien revenir sur l'une des étapes précédentes et raffiner la segmentation.

Parmi ces quatre étapes, on en trouve trois qui ont une relation directe avec le transfert d'information de l'homme vers la machine ou vice-versa : l'exploration, le pointé et la validation¹. Avant d'analyser en détail chacune de ces trois étapes, nous allons étudier quelques éléments fondamentaux qui concernent l'interaction entre l'humain et la donnée volumique :

- *la technique de visualisation* : permet de transmettre l'information contenue dans la donnée volumique à l'opérateur ;
- *la navigation* : le contrôle par l'opérateur de l'information qui est visualisée à l'écran ;
- *l'acquisition de cible* : qui permet à l'opérateur de transmettre le résultat de son analyse à l'ordinateur.

La visualisation de la donnée et la navigation à l'intérieur du bloc font partie de toutes les étapes de traitement, tandis que l'acquisition de cible apparaît uniquement durant la phase de pointé. Dans les paragraphes suivants nous analysons en détail chacun de ces trois éléments, pour ensuite décrire les trois phases de la segmentation.

5.1.1 Éléments atomiques de la segmentation supervisée

5.1.1.1 Techniques de visualisation

Notre système visuel perçoit le monde externe à travers l'information bidimensionnelle captée par nos rétines. Ce fait incontournable nous empêche d'avoir un accès simultané à toute l'information contenue dans la donnée volumique, et nous oblige à recourir aux techniques de visualisation qui extraient une partie de cette information volumique pour qu'elle puisse être affichée sur un écran bidimensionnel. Plusieurs techniques peuvent être utilisées en fonction des caractéristiques particulières de la donnée à analyser :

- l'extraction d'images bidimensionnelles au moyen de plans de coupe ;
- les sondes tridimensionnelles où l'on visualise la donnée sur la surface de la sonde (normalement de forme cubique) ;
- la représentation 3D au moyen d'isosurfaces extraites de la donnée ;
- la visualisation avec facteur de transparence dépendant de l'intensité de la donnée.

Dans le cadre d'applications de segmentation supervisée, la visualisation par coupes est la technique la plus utilisée. En fait, s'il est nécessaire de réaliser une segmentation manuelle, on peut supposer que la qualité de la donnée sera telle que l'extraction d'isosurfaces ou la visualisation par transparence ne seront pas satisfaisantes. Les sondes tridimensionnelles, quant à elles, sont éventuellement utilisées durant la phase d'exploration, mais leur utilisation durant

¹Dans le restant de ce chapitre, on ne traitera pas de l'étape de reconstruction de surfaces, puisqu'il s'agit d'une phase purement calculatoire très éloignée de la thématique d'interaction homme-machine. Cette question sera traitée en détail dans le chapitre 8.

la phase de pointé est compromise par le grand nombre de degrés de liberté nécessaire au contrôle simultané de la sonde et du curseur d'acquisition.

5.1.1.2 Navigation

Dans un environnement virtuel, la navigation consiste à changer le point de vue de l'utilisateur, principe normalement fondé sur une métaphore de déplacement de l'utilisateur à l'intérieur de la donnée. Ce déplacement peut être décomposé en deux composantes interdépendantes : une cognitive (trouver le chemin à parcourir) et une motrice (se déplacer le long de ce chemin)[35].

Dans certains contextes, la composante motrice peut être contrainte de respecter un ensemble de règles pour obéir au modèle mental de la donnée construit par l'opérateur. Par exemple, dans le contexte de l'imagerie sismique, l'axe vertical (relié à la profondeur dans la croûte terrestre) doit être respecté, avec en haut de l'image les données de surface et celles plus éloignées en bas. En plus des contraintes motrices sur la navigation, jusqu'à une période récente, des fortes contraintes techniques existaient : la visualisation en temps réel des plans de coupe avec des orientations obliques (non parallèles aux axes principaux de la donnée volumique) était hors de portée pour les équipements de visualisation standard. Ces limitations se sont assouplies avec l'arrivée des cartes vidéo capables de traiter des textures volumiques. Aujourd'hui, il est possible de visualiser en temps réel des coupes obliques extraites de blocs de centaines de méga-octets avec des équipements qui sont à la disposition du grand public.

Dans [35], Bowman et ses collègues identifient cinq métaphores pour la composante motrice de la navigation qui sont utilisées en réalité virtuelle :

- *Mouvement physique* : les mouvements du corps de l'opérateur servent à contrôler le déplacement dans le monde virtuel.
- *Manipulation manuelle du point de vue* : l'opérateur modifie la position du point de vue en effectuant des gestes avec ses mains (par exemple dans l'air ou pour agir sur des périphériques d'interaction).
- *Conduite* : la direction du mouvement est définie en continu par l'opérateur (selon la direction de son regard, par exemple).
- *Déplacement dirigé par cible* : l'opérateur sélectionne le point de destination et l'interface exécute le déplacement. Celui-ci peut prendre la forme d'une téléportation ou d'un déplacement continu jusqu'à la cible.
- *Planification du chemin* : l'utilisateur définit sa route dans l'environnement virtuel, et l'interface se charge de contrôler la navigation. Ceci lui permet de se concentrer sur la réalisation d'autres tâches.

Dans le contexte de la segmentation supervisée des données volumiques, la technique de navigation la plus utilisée est le contrôle manuel du point de vue au moyen d'un périphérique d'entrée qui permet à l'opérateur de contrôler les paramètres définissant la donnée visualisée à l'écran.

5.1.1.3 Acquisition de points

L'acquisition des points sur l'image est tout simplement une tâche d'acquisition de cible où celle-ci aurait la taille d'un pixel. Depuis l'établissement de la loi de Fitts au cours des années 50 [68], ce type de tâche a fait l'objet de nombreuses études et ses caractéristiques sont

aujourd'hui bien connues. Du point de vue de l'activité motrice du corps, on peut dire que l'acquisition de cible se décompose en deux étapes séquentielles :

1. Un mouvement balistique à grande vitesse qui permet de s'approcher rapidement de la cible. Ce mouvement est réalisé en boucle ouverte, une fois qu'il est déclenché il sera effectué sans contrôle de l'exactitude du geste.
2. Un mouvement de précision effectué en boucle fermée pour réaliser l'acquisition. Ce mouvement utilise le retour visuel pour raffiner le mouvement et assurer l'acquisition correcte de la cible.

La loi de Fitts confirme l'existence d'un compromis entre le temps d'exécution et la précision du pointé, montrant que le temps nécessaire pour acquérir la cible est fonction de la précision requise. Dans la loi de Fitts, on trouve aussi l'existence d'indices de performance différents en fonction du périphérique d'entrée utilisé, ce qui confirme l'importance d'utiliser un périphérique bien adapté à la tâche que l'on veut réaliser. Cette question est abordée en détail dans les chapitres suivants.

5.1.2 Phases d'exécution d'une segmentation supervisée

5.1.2.1 Exploration

L'exploration est une étape de navigation dont le seul but est de permettre l'inspection visuelle de la donnée à segmenter. Durant cette phase, l'opérateur peut se familiariser avec la donnée, repérer des cibles potentielles pour la phase de pointé ultérieure et construire le modèle mental associé à chaque cible. Ces modèles lui serviront de guide dans la prochaine étape, où il pourra consacrer la plupart de ses ressources mentales à la tâche de pointé.

5.1.2.2 Pointé

La phase de pointé a lieu une fois que l'opérateur a inspecté la donnée et a créé le modèle mental de l'objet à segmenter. Cette étape du traitement sera considérée comme une étape de transfert d'information, et non d'analyse (on suppose que l'analyse a eu lieu durant la phase d'exploration).

Le pointé est normalement réalisé sur des corps tridimensionnels, ce qui oblige l'opérateur à intercaler séquentiellement des étapes de sélection de points avec des étapes de navigation pour atteindre le plan de coupe où il réalisera la prochaine sélection de points. Le nombre des coupes pointées, l'écart entre elles et le nombre de points qu'il faut sélectionner pour définir le contour de l'objet varient en fonction des caractéristiques de la donnée, de l'application visée et de la technique de reconstruction de surfaces utilisée. À titre d'exemple, un pointé de faille statique dans un bloc sismique est formé par plusieurs centaines de points répartis sur des plans séparés de 10 ou 20 images.

5.1.2.3 Validation

La surface reconstruite est affichée en même temps que la donnée originelle pour permettre l'inspection visuelle du résultat de la segmentation. Il existe plusieurs techniques de visualisation adaptées à la validation des résultats :

- *Visualisation simultanée* : affichage simultanée de la surface tridimensionnelle et des coupes bidimensionnelles de la donnée. Cette technique permet une visibilité globale de la surface reconstruite, mais il se peut que la surface masque une partie de la donnée volumique.

- *Surimpression de la trace de la surface* : on visualise la trace de la surface reconstruite sur la donnée (la trace est l'intersection de la surface avec le plan de coupe). La trace peut être visualisée en transparence pour ne pas occulter la donnée originelle ou décalée de quelques pixels de sa position réelle, ce qui permet de comparer l'évolution de la surface et de la donnée sans interférer avec l'information originelle.

Si après l'examen visuel du résultat de la segmentation l'opérateur juge que la qualité de la segmentation n'est pas suffisante, il revient en arrière (*backtracking*) sur la phase de pointé. Dans le cas contraire, la segmentation est achevée.

5.1.3 Bilan

Dans cette section nous avons analysé les éléments qui constituent la segmentation supervisée de données volumiques. Du point de vue de l'interaction homme-machine, les éléments principaux qui permettent l'accomplissement de la tâche sont la navigation et l'acquisition de points sur la surface à extraire. La navigation est constamment présente dans la chaîne d'interaction : elle permet d'analyser la donnée, de se placer à l'endroit adéquat pour réaliser le pointé et ainsi vérifier la qualité de la segmentation. L'acquisition de points est l'outil qui permet de transmettre l'analyse réalisée par l'opérateur à la machine. La navigation est présente dans les trois étapes d'interaction de la segmentation supervisée (exploration, pointé et validation), tandis que l'acquisition est présente uniquement dans la phase de pointé. Il faut remarquer que, si la phase de pointé fait appel à la navigation et à l'acquisition de cible, ces deux processus ont lieu séquentiellement et ne sont jamais réalisés simultanément.

5.2 Techniques d'interaction pour la segmentation de données volumiques

Dans ce paragraphe, nous présentons le bilan des techniques d'interaction pour la segmentation supervisée de données volumiques. La plupart des méthodes que nous allons présenter sont focalisées sur la phase de pointé, qui est sans doute la phase la plus critique parmi celles que nous avons décrites dans la section précédente. La grande majorité des publications qui sont référencées par la suite fait donc abstraction de plusieurs éléments (e.g. les étapes d'exploration et de validation ou les techniques de navigation implantées) et utilise le terme « segmentation » pour définir uniquement le pointé et la reconstruction. La plupart des applications de segmentation supervisée et semi-automatique sont issues des domaines de l'imagerie sismique et biomédicale, où la faible qualité de la donnée impose son utilisation. Comme l'indiquent Olabarriaga et Smeulders dans leur taxonomie des techniques d'interaction pour la segmentation des données volumiques [144], les trois modes basiques d'interaction sont :

- Introduction des valeurs d'un ou plusieurs paramètres qui dirigent le fonctionnement d'un algorithme de segmentation.
- Choix d'une configuration de calcul prédéfinie dans un menu.
- Localisation directe sur l'image d'un ensemble de points ou de traits.

Par définition, les solutions de segmentation supervisée sont limitées à la troisième technique (localisation directe sur l'image) pour indiquer à l'ordinateur quelles sont les limites de l'objet d'intérêt, tandis que, dans les méthodes de segmentation semi-automatiques, on peut faire appel à n'importe quelle combinaison des trois techniques.

Nous exposons par la suite les techniques de segmentation (supervisées ou semi-automatiques) fondées sur la localisation directe sur l'image d'un ensemble de points. Nous avons déjà indiqué que les conditions particulières des images sismiques nous empêchent d'utiliser les solutions semi-automatiques, mais les techniques d'interaction utilisées pour initialiser ces algorithmes sont les mêmes que pour les méthodes supervisées.

Les techniques de segmentation que nous introduisons par la suite sont de nature très diverse. Certaines de ces techniques présentent des améliorations algorithmiques ou traitent de l'interaction dont on peut profiter sur une station de travail standard (un ordinateur personnel équipé avec clavier et souris ou tablette) tandis que d'autres font appel à des périphériques ou des éléments de visualisation non-standard (environnements de réalité virtuelle, périphériques à retour d'effort...). Parmi l'abondante bibliographie sur des techniques de segmentation, nous avons choisi de conserver celles qui présentent un intérêt particulier du point de vue de l'interaction homme-machine.

5.2.1 Techniques de segmentation pour des stations de travail standard

Du point de vue de l'interaction, la technique de segmentation la plus simple consiste à signaler un nombre réduit de points du contour à extraire sur quelques coupes bidimensionnelles et utiliser un algorithme d'interpolation qui définit le contour dans sa totalité [161, 158]. Elle est aussi utilisée par Bruin et al, qui imposent à l'utilisateur le pointé de deux contours sur des coupes orthogonales pour assurer le fonctionnement optimal de leur algorithme d'interpolation [55]. Une des conséquences de cette technique est que l'opérateur peut réaliser la segmentation de la donnée sans l'inspecter dans sa totalité, ce qui peut constituer un avantage (la segmentation est plus rapide) ou un inconvénient (une partie de la donnée n'est pas visualisée, l'opérateur prend ses décisions sur la base d'une information partielle).

Une technique de segmentation semi-automatique qui est très utilisée dans le domaine de l'imagerie médicale est celle du *Live Wire* [15, 66, 65]. Elle est basée sur l'estimation automatique du trajet optimal de segmentation par rapport à la donnée entre deux points : l'opérateur signale un premier point sur la donnée, et il peut observer l'évolution du contour proposé automatiquement par la machine quand il place le pointeur à nouveau sur le contour. Si la solution proposée n'est pas satisfaisante (le contour calculé par l'ordinateur ne coïncide pas avec la solution souhaitée), il peut rapprocher le deuxième point du premier jusqu'à ce que le contour soit bien défini. Il enchaîne ainsi les points jusqu'à ce que la totalité du contour soit défini. Cette technique permet de superviser directement la solution proposée par l'algorithme automatique et profiter d'une grande vitesse de segmentation.

McInerney et Sharif proposent une technique de segmentation basée sur la technique de contour actifs [135]. L'initialisation du contour est réalisée au moyen d'une tablette graphique sensible à la pression. L'opérateur exerce une pression proportionnelle à la confiance dans le pointé qu'il est en train de réaliser et cette information est automatiquement intégrée par l'algorithme dans la segmentation finale.

5.2.2 Techniques d'interaction basées sur l'utilisation des périphériques avancés

Serra et ses collègues ont développé un poste de visualisation qui permet à l'opérateur de visualiser la donnée et de représenter graphiquement le pointeur sur la même localisation

spatiale où il le manipule [167, 166]. Son système est utilisé pour la segmentation de vaisseaux sanguins et d'autres applications médicales.

Hinckley et al. ont travaillé avec l'interface Props, basée sur l'utilisation de périphériques d'interaction qui ressemblent à la réalité physique des données [91, 87]. Ainsi, ils utilisent la tête d'une poupée pour contrôler l'orientation de données neurologiques à l'écran. Ils rajoutent d'autres périphériques (plan de coupe, pointeur) qui sont manipulés avec la main préférée. Ces dispositifs sont très familiers à l'opérateur et facilement identifiables avec la tâche réalisée, ce qui lui permet d'abstraire rapidement la couche d'interaction pour centrer ses efforts cognitifs sur l'analyse de la donnée.

Une approche similaire est celle de la souris cubique, proposée par Fröhlich et al. [73]. La souris cubique permet de contrôler l'orientation de la donnée volumique dans l'espace et de positionner un curseur à l'intérieur du volume au moyen de trois bâtonnets inclus dans la souris qui sont des localisateurs pour chacune des trois dimensions spatiales.

Harders et al. utilisent un pointeur tridimensionnel à retour d'effort pour la segmentation des données médicales [81]. La réponse haptique du pointeur est programmée en fonction des valeurs locales d'intensité et du gradient de la donnée volumique.

Hachet et al. proposent un périphérique d'interaction à six degrés de liberté qui a été spécialement conçu pour le travail coopératif [79]. Le périphérique est intégré dans une table circulaire qui combine des composantes isotonique et isométrique ainsi qu'une tablette graphique pour des tâches 2D. L'un de ses avantages principaux est la persistance de la localisation définie par l'utilisateur.

5.2.3 Bilan des techniques d'interaction

Nous avons présenté un ensemble de techniques de segmentation supervisée et semi-automatique pour les données volumiques. La plupart de ces techniques sont utilisées dans le domaine de l'imagerie médicale, où la qualité de la donnée permet un certain degré d'automatisation de la segmentation.

Notre domaine d'application est l'imagerie sismique dans des conditions de faible rapport signal à bruit, où les algorithmes automatiques offrent des résultats de qualité médiocre. Ce cadre restrictif nous empêche d'utiliser les solutions basées sur l'estimation d'attributs appliqués directement sur la donnée brute, que ce soit pour raffiner une segmentation initiale (contours actifs), pour fournir un retour actif (périphériques haptiques) ou pour assister l'utilisateur durant la phase de pointé (*LiveWire*).

La contrainte imposée par l'utilisation des stations de travail standard nous conduit à rejeter aussi les solutions basées sur des périphériques d'interaction encombrants, tels que le banc de segmentation proposé par Serra ou le périphérique *CAT* de Hachet et ses collègues. La souris cubique pourrait être utilisée dans un environnement de travail standard, mais la complexité inhérente à la manipulation du pointeur 3D invalide ce périphérique pour les tâches de pointé. L'interface *props*, bien qu'elle se révèle très performante pour les tâches de navigation à l'intérieur des données volumiques, ne permet pas de réaliser le pointé sans abandonner les périphériques utilisés pour le contrôle de la navigation, ce qui alourdit fortement l'interaction.

Compte tenu des contraintes imposées par notre domaine d'application, la technique de pointé dynamique que nous retenons et présentons dans le chapitre suivant s'avère la seule alternative viable pour améliorer la technique de segmentation supervisée qui est utilisée à l'heure actuelle.

Chapitre 6

Segmentation supervisée des données volumiques par pointé dynamique

Certains auteurs ont décrit la problématique de l'interaction homme-machine comme l'étude d'un canal de communication à très faible largeur de bande (l'interface homme-machine) entre deux puissants processeurs (le processeur de l'ordinateur et le cerveau humain). L'objectif de la conception de l'interaction serait d'augmenter la largeur de bande du canal de communication.

Dans ce sens, le pointé dynamique se révèle être une solution qui permet d'augmenter de façon significative la largeur de bande dans les deux sens de communication : l'animation de la donnée (dans le sens ordinateur-humain) et la sélection continue (dans le sens humain-ordinateur) permettent le transfert de beaucoup plus d'information qu'avec la visualisation d'images statiques et l'acquisition de points isolés.

Jusqu'à présent, notre définition du pointé dynamique fût assez vague, et la seule précision que nous avons apportée sur cette technique est qu'elle se base sur une sélection continue à partir d'images en animation. Parvenus à ce stade, nous allons confronter le pointé dynamique à plusieurs modèles reconnus en interaction homme-machine, ce qui nous permettra de valider la technique et de proposer une spécification formelle de tous les éléments d'interaction qui vont constituer le pointé dynamique dans sa version générale. Ensuite, prenant en compte les spécificités du contexte sismique, nous avons adapté la technique de pointé dynamique à l'application particulière du pointé de failles sur des images sismiques.

Ce chapitre débute par une introduction à l'utilisation des modèles dans le domaine de l'interaction homme-machine dans la section 6.1. Ensuite, dans la section 6.2, nous appliquons ces modèles à l'étude du pointé dynamique, ce qui nous permet d'obtenir une spécification pour la technique de pointé dynamique. Dans la section 6.3, on adapte la technique de pointé dynamique au cas particulier du pointé des failles sur les images sismiques. Ce chapitre se termine par une conclusion sur la technique de pointé dynamique pour la segmentation des données volumiques.

6.1 Modèles pour la conception des tâches d'interaction

L'outil principal dont dispose un chercheur en interaction homme-machine est la modélisation. Malheureusement, chaque modèle ne s'applique que dans un contexte précis ; par exemple, un modèle peut servir de cadre théorique pour développer une nouvelle interface mais ne peut pas être utilisé pour comparer deux interfaces différentes. Il faut donc choisir ces outils avec

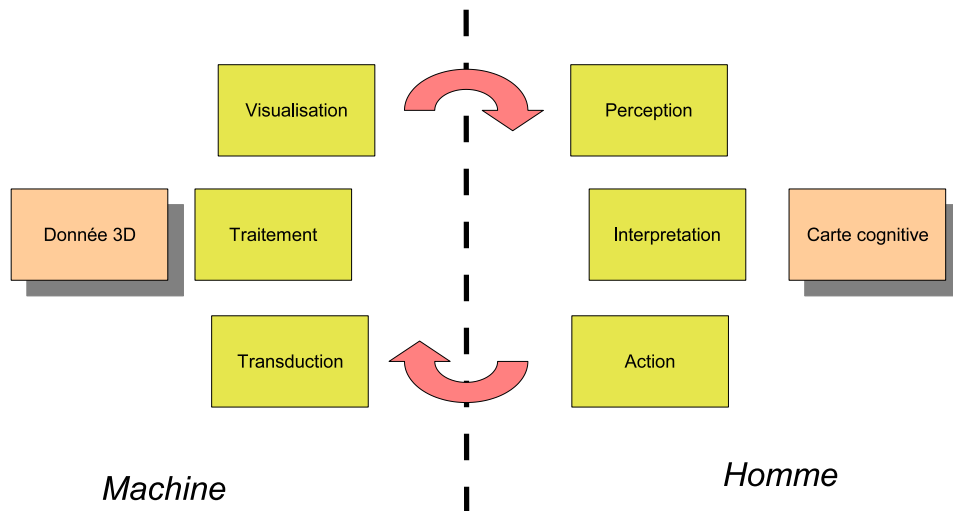


FIG. 6.1 Schéma d'interaction homme-machine en boucle fermée

précaution en fonction de l'utilisation que l'on désire en faire. D'un point de vue générique, un modèle peut fournir des informations sur les trois aspects suivants [19] :

- *Pouvoir de description* : concerne la capacité du modèle à décrire le plus grand nombre d'interfaces existantes.
- *Pouvoir d'évaluation* : concerne la capacité du modèle à comparer les performances de plusieurs systèmes alternatifs.
- *Pouvoir de génération* : concerne la capacité du modèle à aider le développeur à créer de nouveaux systèmes.

Les modèles de haut niveau présentent de bonnes capacités descriptives, mais n'apportent pas d'informations d'évaluation ou de génération. Réciproquement, les modèles de bas niveau présentent de bonnes capacités de génération, mais ont un faible pouvoir de description et d'évaluation.

En fonction de l'application, les modèles existants sont combinés dans des cadres d'analyse et de conception qui mettent en valeur différents aspects de l'interaction :

- *Interaction instrumentale* : le design est fondé sur l'utilisation d'instruments qui servent d'intermédiaire entre l'utilisateur et les informations que l'on veut manipuler.
- *Interaction située* : ces techniques se basent sur l'analyse spécifique de la tâche à accomplir et les protocoles d'application qui permettent à l'utilisateur d'atteindre son objectif.
- *Interaction comme un phénomène perceptuomoteur* : on met l'accent sur les caractéristiques de l'utilisateur au niveau perceptif et moteur, ce qui permet de concevoir des interfaces parfaitement adaptées à leur utilisation par un être humain.

Compte tenu de nos objectifs, nous avons choisi d'utiliser une approche fondée sur les modèles perceptuomoteurs. Ces modèles présentent plusieurs qualités qui vont les rendre particulièrement adaptés à l'analyse et la conception de la technique de pointé dynamique :

- Ils intègrent de façon naturelle la perception, (rappelons que notre point de départ est la création d'une interface optimale au sens de la perception des contours sur les textures orientées).
- Dans le cadre de processus perceptuomoteurs, on dispose de modèles avec un grand pouvoir de description, de génération et d'évaluation.

Pour l'analyse et la spécification du pointé dynamique, nous nous sommes basés sur des modèles à grand pouvoir de génération, comme le modèle du contrôle bimanuel de Guiard [77], ou la boucle perceptuomotrice de Wickens [189]. Ces modèles nous permettent d'anticiper les caractéristiques de l'interaction dans le contexte du pointé dynamique et nous fournissent des règles et des principes de conception qui vont nous aider à rendre l'expérience interactive efficace.

Les modèles que nous présentons par la suite fournissent le cadre théorique pour la conception de nouvelles interfaces, et, si la problématique est bien définie, ils servent à anticiper les questions qui peuvent surgir lors de l'implantation de la solution retenue. Étant donnée l'étendue de la problématique abordée en interaction homme-machine, ces modèles doivent demeurer très génériques côté machine, mais ils doivent représenter un ensemble de caractéristiques invariantes côté humain. En outre, l'objectif principal de la discipline est de définir les outils d'interaction les mieux adaptés du point de vue de l'opérateur humain. Il semble donc logique que les modèles s'appuient sur la modélisation du cerveau et des capacités motrices et perceptives des utilisateurs pour guider le développement des outils implantés dans la machine.

L'un des premiers modèles qui a été proposé pour des problèmes d'interaction homme-machine est celui du *processeur humain*, décrit par Card, Moran et Newell dans [40, 39]. Selon ce modèle, le processeur humain est formé par trois systèmes qui interagissent entre eux, chacun avec sa propre mémoire associée : un processeur perceptif avec une mémoire audio et une mémoire vidéo, un processeur cognitif avec une mémoire de travail et qui accède aussi à une mémoire à long terme, et un processeur moteur qui est chargé d'exécuter les actions. Chacun de ces éléments a ses propres caractéristiques, telles que le temps nécessaire pour réaliser un traitement, la capacité de stockage ou le temps de rémanence d'un objet en mémoire. Ce modèle se trouve à la base des techniques KLM (*Keystroke-Level Model*) et GOMS (*Goals, Objects, Methods and Selection rules*), aussi proposées par Card, Moran et Newell, et qui ont été appliquées avec succès dans plusieurs cas pratiques. Ce modèle a eu une grande influence dans la recherche en interaction homme-machine car il a contribué de manière décisive à formaliser le cerveau humain comme un ensemble de sous-systèmes pouvant être caractérisés séparément.

Un autre modèle fondamental pour la conception des interfaces d'interaction est la théorie de l'*interaction bimanuelle* qui a été proposée par Y. Guiard vers la fin des années 80. Selon lui, lorsque les deux mains coopèrent dans un but commun, trois règles caractérisent le comportement bimanuel :

- l'action de la main non-dominante précède celle de l'autre main ;
- la main non-dominante définit un espace de référence pour la main dominante (la main non-dominante sert de référentiel pour l'autre) ;
- la main dominante se charge des actions les plus précises et les plus rapides (asymétrie des échelles d'action).

Prendre en compte ces trois considérations au moment de concevoir une interface permet d'assurer que l'interaction aura lieu sous une forme naturelle pour l'utilisateur, puisque les fonctions des deux mains seront adaptées aux rôles qu'elles assument naturellement.

Un autre modèle qui peut fournir des informations pertinentes dans le contexte du pointé dynamique est celui de la boucle perceptuomotrice proposée par Wickens [189]. Son modèle sert

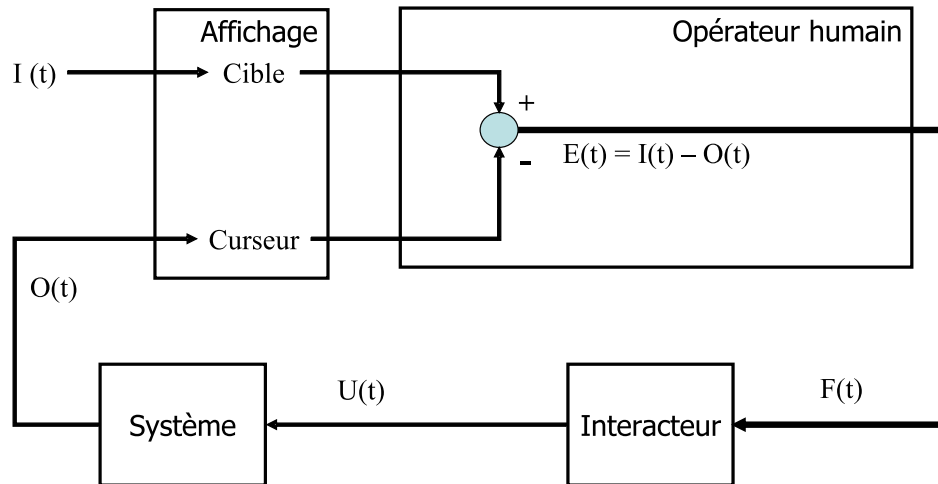


FIG. 6.2 Schéma de la boucle perceptuomotrice proposée par Wickens [189]

à expliquer les mécanismes mis en place par le cerveau pour réaliser une tâche de suivi. Il part du principe que l'objectif de l'opérateur est de réduire l'écart entre le curseur et la cible à partir de leur représentation à l'écran. Du fait du retard entre la perception et l'action, l'opérateur doit anticiper l'évolution de la cible (ce qui est fait normalement par prévisualisation, l'information sur la position future de la cible étant visualisée à l'écran) et du curseur (par prédiction, grâce à un mécanisme en boucle ouverte qui prend en compte la trajectoire du curseur dans le passé immédiat et les caractéristiques du système). Une interface adaptée à la tâche de suivi devra donc présenter de façon claire et perceptible la cible et le curseur, prévisualiser l'évolution de la cible quand cette information est disponible et implanter une fonction de transfert simple pour le périphérique de pointé.

Les trois modèles que nous avons présentés jusqu'à présent (le processeur humain, le modèle de contrôle bimanuel et la boucle perceptuomotrice) abordent l'interaction centrée sur les caractéristiques de l'opérateur humain. Ils nous permettent de comprendre les capacités et les limitations de l'utilisateur, et servent de cadre pour concevoir des interfaces bien adaptées à nos systèmes perceptif et moteur. D'autres auteurs ont centré leurs recherches sur la tâche à réaliser, plutôt que sur l'opérateur. Ainsi, Accot a proposé un modèle qui s'ajuste de façon particulièrement précise à nos besoins pour la caractérisation de la tâche de segmentation par pointé dynamique. Dans [1], il présente plusieurs résultats concernant l'analyse des *tâches trajectorielles*. Selon sa définition, une tâche trajectorielle est une tâche où le chemin parcouru par le pointeur dans son déplacement est aussi important que les points de départ et d'arrivée. En plus d'un modèle numérique basé sur la loi de Fitts qui est commenté en détail dans le chapitre suivant, il propose une taxonomie pour caractériser les différentes tâches trajectorielles (écriture, dessin, suivi...). La classification se base sur sept caractéristiques :

- *Tâche en boucle ouverte ou fermée* : Du point de vue du contrôle moteur une tâche en boucle ouverte est planifiable et ne nécessite aucun contrôle dynamique d'erreur. Une tâche en boucle fermée en revanche contraint l'utilisateur à une correction par analyse du feedback.
- *Tâche ouverte ou fermée* : Si l'environnement est changeant et influe sur la tâche, celle-ci

est ouverte. Si l'environnement est stable, la tâche peut être autorégulée et planifiée, elle est donc fermée.

- *Tâche critique ou non critique* : Une tâche critique possède une forte implication morale ou physique de la personne et présente un caractère irrévocable. Une tâche est non - critique si elle permet un résultat incomplet et si son achèvement n'est pas obligatoire.
- *Tâche sémiotique, ergotique ou épistémique* : Une tâche sémiotique a la capacité de transmettre une information. Une tâche ergotique a pour fonction la manipulation d'objets dans un environnement. Une tâche est épistémique si elle a pour but la découverte d'un environnement.
- *Tâche cognitive ou perceptuomotrice* : Une tâche cognitive implique des processus décisionnels et intellectuels. Une tâche est perceptuomotrice si elle repose uniquement sur la boucle perceptuomotrice.
- *Tâche intégrale ou séparable* : Une tâche est intégrale si ses variables ne peuvent pas être séparées sans perte de performance à l'inverse d'une tâche séparable.
- *Tâche morphocinétique ou topocinétique* : Un mouvement morphocinétique est libre et ne répond à aucune contrainte. Un mouvement topocinétique est limité par des contraintes spatiales.

Dans le tableau 6.1 on montre les valeurs de chacun de ces paramètres pour les différentes tâches trajectorielles qui ont été étudiées par Accot dans [1]. L'utilisation d'une taxonomie appliquée à une nouvelle tâche trajectorielle permet de la classifier, d'établir les caractéristiques qui la distinguent des autres et de s'inspirer des recherches sur les tâches qui lui sont proches pour la caractériser.

6.2 Segmentation des données volumiques en animation : le pointé dynamique

L'utilisation d'un support dynamique (la donnée animée) à la place d'un support statique entraîne une modification fondamentale de la technique d'interaction elle-même. En effet, nous allons forcer l'exécution simultanée de la navigation¹ et de l'acquisition. Ceci implique, entre autres conséquences, que l'acquisition de cibles statiques devienne une tâche de suivi dynamique, et que le contrôle de la navigation peut interférer avec l'exécution du pointé.

Pour mieux comprendre les effets de ces modifications, nous allons faire appel aux modèles descriptifs utilisés en interaction homme-machine que nous avons introduits dans la section précédente. Plus précisément, nous allons classifier la tâche de segmentation par acquisition continue avec la taxonomie définie par Accot dans [1] pour les tâches trajectorielles. Cette taxonomie va nous permettre de valider la similarité de la tâche de pointé dynamique avec le suivi de cible mobile, ce qui nous mène directement au modèle de la boucle perceptuomotrice décrite par Wickens dans [189]. Ces analyses, avec des considérations issues d'autres modèles d'interaction, vont nous permettre de proposer un paradigme de pointé dynamique parfaitement adapté à la tâche de segmentation supervisée des données volumiques.

¹L'animation des données volumiques est équivalente à une métaphore de navigation continue. On entend ici par navigation continue la variation continue des paramètres de visualisation, ce qui n'est pas le cas, par exemple, de la téléportation.

	BO	BF	O	F	SM	ER	EP	C	PM	MC	TC
Menus hiérarchiques		o		o		o		o			o
Écriture ou dessin	o			o	o				o	o	
Interfaces gestuelles	o			o	o				o	o	
Navigation en 3D		o	o	o		o	o		o		o
Capture de cible mobile		o	o			o			o		o
Pointé dynamique		o	o		o				o		o

TAB. 6.1 Caractérisation avec la taxonomie de tâches trajectorielles (toutes ces tâches sont *non critiques* et *intégrales*). Clé : BO : boucle fermée – BF : boucle ouverte – O : ouverte – F : fermée – SM : sémiotique – ER : ergotique – EP : épistémique – C : cognitive – PM : perceptuomotrice – MC : morphocinétique – TC : topocinétique. Synthétisée à partir de [1], sauf la caractérisation du pointé dynamique.

6.2.1 Le pointé dynamique selon la taxonomie d’Accot

Accot a proposé une taxonomie pour les tâches trajectorielles [1] qu’il a appliquée à plusieurs tâches communes en interaction, telles que la navigation dans des menus hiérarchiques ou l’écriture. La tâche de pointé dynamique fait aussi partie de la famille des tâches trajectorielles, puisque c’est la trajectoire suivie durant le pointé qui est importante pour la segmentation, et non seulement les points de départ et de fin. Nous avons classifié le pointé dynamique en fonction de ladite taxonomie, ce qui nous permet de la comparer avec d’autres tâches similaires qui ont déjà été étudiées dans le domaine de l’interaction homme-machine [1]. Par rapport à la taxonomie d’Accot, la tâche de pointé dynamique est :

- *En boucle fermée* : l’utilisateur doit vérifier en continu la position du curseur par rapport à la cible pour réduire l’erreur.
- *Ouverte* : l’opérateur ne peut pas prédire l’évolution de l’objet à segmenter à tout moment.
- *Non critique* : le résultat d’un pointé peut être révisé, modifié ou rejeté sans conséquences.
- *Sémiotique* : le pointé véhicule l’information concernant la localisation de l’objet d’intérêt.
- *Perceptuomotrice* : au moment de réaliser le pointé, l’opérateur a déjà terminé l’analyse de la donnée ; durant le pointé, ses ressources cognitives peuvent se concentrer totalement sur le mouvement du périphérique de pointé.
- *Intégrale* : le pointé d’une trajectoire sur l’objet ne peut pas se décomposer en sous-tâches.
- *Topocinétique* : la trajectoire du pointé est contrainte par la donnée.

Dans le tableau 6.1 nous montrons la classification proposée par Accot pour quelques tâches communes dans le domaine de l’interaction homme-machine en même temps que la tâche de pointé dynamique. Nous constatons que la tâche qui est la plus proche du pointé dynamique est celle de capture de cible mobile. Les deux tâches se différencient au niveau de la signification du mouvement réalisé : le pointé dynamique est une tâche sémiotique (le mouvement convoie l’information de la localisation de l’élément segmenté), la capture de cible mobile est une tâche ergotique (l’objectif du mouvement est de déplacer un objet, normalement sujet à des contraintes physiques).

6.2.2 La boucle de suivi de Wickens

La caractérisation avec la taxonomie des tâches trajectorielles nous a permis de confirmer la similarité existante entre les tâches de suivi et le pointé dynamique. Puisque les tâches de suivi de cible ont déjà fait l'objet de nombreuses recherches, nous allons nous appuyer sur l'un des modèles pré-existants pour l'analyser. Nous avons choisi le modèle de la boucle de suivi proposée par Wickens [189]. Ce modèle permet de mettre en relief plusieurs phénomènes liés à la coordination de la perception et à l'activité motrice du corps humain. Nous pouvons identifier les fonctions du schéma 6.2 aux éléments de la chaîne d'interaction dans le cadre du pointé dynamique :

- $F(t)$: l'action du système moteur humain sur l'effecteur (le périphérique d'entrée : souris, tablette. . .). Cette fonction dépend en grande partie du périphérique utilisé, et des groupes musculaires et des articulations qu'il faut activer pour le manipuler.
- $U(t)$: le résultat de l'action du système moteur sur l'effecteur. Elle comprend la réponse mécanique de l'effecteur, ainsi que sa fonction de transfert.
- $O(t)$: la position du curseur de suivi sur l'écran.
- $I_c(t)$: l'information affichée à l'écran à l'instant t . La cible est le contour de l'élément que l'on veut segmenter.
- $E(t)$: l'erreur de pointé, déterminée par la distance du curseur à la cible. L'écart entre la cible et le curseur est estimé par le système visuel humain puis est utilisé pour corriger l'action du système moteur.

La boucle perceptuomotrice nous montre que l'action effectuée par l'utilisateur sur le périphérique de pointé dépend directement de l'erreur $E(t)$. La variation d'un des deux termes $I_c(t)$ et $O(t)$ peut être à l'origine d'un accroissement de l'erreur du pointé. Le terme $I_c(t)$ correspond à la position de la cible sur l'écran. Si celle-ci varie au fil du temps, le terme d'erreur augmentera pendant que l'utilisateur réagit et corrige sa position. Le terme $O(t)$ correspond à la position du curseur sur l'écran. Elle est déterminée par la chaîne de traitement formée par le système moteur humain, l'effecteur, et la fonction de transfert de l'effecteur. Le manque d'adéquation à la tâche d'un de ces éléments, une mauvaise visibilité de la cible ou du curseur ou la difficulté pour prédire l'évolution de ce dernier, sont des phénomènes qui se traduiront aussi dans une augmentation du terme d'erreur.

6.2.3 Spécification du pointé dynamique

Dans les sections précédentes, nous avons analysé les implications de la réalisation du pointé sur la donnée en animation plutôt que sur les images statiques. Avant de passer à la définition du paradigme de pointé dynamique, nous présentons ici le bilan des conclusions principales issues de cette analyse :

1. La navigation et le pointé ont lieu de simultanément.
2. Le pointé dynamique est une tâche perceptuomotrice proche de la tâche de suivi de cible mobile.
3. Il y a plusieurs sources potentielles d'erreur qui affectent le pointé :
 - a) La visibilité de la cible.
 - b) La visibilité du curseur.

- c) Le comportement du périphérique d'entrée.
 - d) L'évolution de l'objet à segmenter au fil du temps.
4. La charge cognitive des tâches de suivi est plus grande que celle associée aux tâches d'acquisition de cible.

Ces quatre points vont nous aider à identifier les éventuelles zones de conflit de la technique de pointé dynamique, de façon à définir la technique d'interaction qui minimise les risques d'erreur.

Le premier élément qu'il faut gérer est l'augmentation de la complexité de la tâche. Cette augmentation vient du passage de l'acquisition au suivi de cible, et de la nécessité de contrôler la navigation en même temps que l'on réalise le pointé. Pour diminuer la charge cognitive de l'opérateur, on propose d'utiliser la technique de navigation par planification de route : on rajoute une étape d'initialisation où l'opérateur spécifie le chemin de navigation à parcourir durant le pointé, et le système gère automatiquement la navigation durant la phase de pointé, ce qui permet à l'opérateur de se concentrer sur la tâche de pointé. Cette technique réduit la charge cognitive associée au pointé dynamique, mais l'opération de suivi reste encore une tâche exigeante en ressources attentionnelles. Puisqu'il peut devenir difficile de maintenir le niveau d'attention requis durant un laps de temps important, il faudra que l'utilisateur puisse basculer facilement entre un état de repos (le mouvement du périphérique n'est pas enregistré) et un état de pointé (la position du curseur est enregistrée). Cette possibilité devra être intégrée dans le périphérique d'entrée.

Une autre problématique est l'augmentation de l'erreur de pointé. Dans la technique de pointé statique, chaque point est acquis sans aucune contrainte temporelle et l'opérateur peut prendre le temps nécessaire pour positionner le curseur correctement. Dans le cas du pointé dynamique, l'automatisation de la navigation contraint l'opérateur à réaliser le suivi en temps réel. La boucle perceptuomotrice nous aide à identifier les éléments qui ont une influence dans le terme d'erreur final : la visibilité de la cible et du curseur, la capacité de l'opérateur à prédire l'évolution de la cible et à prévoir la réaction du curseur en fonction de ses actions motrices. La visibilité de la cible et du curseur est un problème dépendant des caractéristiques de la donnée à segmenter et qu'il faudra étudier en fonction des caractéristiques particulières de la donnée. La problématique liée aux périphériques d'entrée sera étudiée dans le chapitre suivant. La prédiction de l'évolution de la donnée au cours de l'animation pose un autre type de problème, notamment pour les données opaques où l'on ne peut pas anticiper le contenu de la coupe de visualisation suivante. Cependant, nous pouvons définir le chemin de navigation de façon à minimiser le déplacement du contour à segmenter : il suffit de définir le chemin de navigation suivant le contour à segmenter. La cible sera toujours au centre de l'image et son déplacement de faible amplitude, au moins dans la zone proche au chemin de navigation.

Finalement, nous nous basons sur le modèle de contrôle bimanuel de Guiard [77] pour proposer une supervision limitée de la navigation automatique. Nous limitons le contrôle de la navigation à quatre actions basiques pour que la charge cognitive rajoutée reste négligeable. Les actions implantées sont : accélération, décélération, arrêt et inversion de la direction d'animation. Le contrôle de ces quatre actions sera confié à la main non-dominante, utilisant un clavier comme périphérique d'entrée. La main dominante réalisera les mouvements de précision correspondants au pointé à l'aide d'un périphérique de pointé (souris, tablette...).

Notre formulation du pointé dynamique, technique de segmentation supervisée des données volumiques fondée sur la sélection continue sur des images en animation, est alors définie par les étapes de traitement suivantes :

1. Exploration visuelle de la donnée.
2. Fixation du chemin de navigation pour le pointé.
3. Pointé sur la donnée en animation :
 - la main dominante contrôle le déplacement du curseur à l'aide d'un périphérique de pointé,
 - la main non-dominante contrôle les paramètres de la navigation au moyen du clavier.
4. Reconstruction de la surface.
5. Validation de la segmentation.

6.3 Application du pointé dynamique pour l'extraction supervisée de failles sismiques

Le constat à l'origine de ce nouveau paradigme d'interaction est l'amélioration de la perception des failles sur les images sismiques quand elles sont visualisées en animation. Nous avons donc adapté ce paradigme de pointé dynamique que nous venons de définir pour son utilisation dans le cadre particulier de l'imagerie sismique.

L'adaptation que nous avons réalisée concerne notamment la navigation dans le bloc sismique. Comme nous l'avons indiqué dans la section 2.1.1, dans certaines applications la navigation doit respecter un ensemble de règles définies par la réalité physique que représente la donnée. Dans le cas des images sismiques, la donnée représente la structuration du sous-sol dans la croûte terrestre, et les modèles mentaux utilisés par les géologues respectent la verticalité de la donnée par rapport à la surface (la partie supérieur du bloc est la plus proche de la surface terrestre). L'autre représentation qui est acceptée par les géologues est la visualisation en mode carte, par extraction des coupes horizontales parallèles à la surface terrestre. On dispose ainsi de deux types de navigation valides :

- *Navigation en mode carte* : les coupes visualisées sont parallèles à la surface terrestre (plan horizontal (xy) de la donnée sismique).
- *Navigation contrainte par la verticale* : les coupes visualisées sont perpendiculaires au plan horizontal (parallèles à l'axe vertical t de la donnée sismique).

De par la nature de la donnée sismique, chacun de ces deux modes de navigation offre une image aux caractéristiques très différentes. Dans la figure 6.3, on peut comparer les images issues de la navigation en mode carte et de la navigation contrainte. Les géologues préfèrent pointer les failles dans le mode contraint qui offre une bonne visibilité de l'ensemble de la faille et se révèle moins sensible aux zones bruitées qui ont tendance à apparaître sur des franges à profondeur constante. Ces franges de bruit peuvent masquer entièrement la présence d'une faille dans les coupes en mode carte, tandis que dans les zones non-bruitées les failles peuvent *a contrario* apparaître parfaitement.

La technique de pointé dynamique appliquée aux images sismiques est donc définie par les étapes suivantes :

1. Exploration visuelle de la donnée.
2. Fixation du chemin de navigation pour le pointé. La définition du chemin de pointé se réalise sur une coupe en mode carte sur laquelle on dispose d'une bonne visibilité de la faille.
3. Pointé sur la donnée en animation en mode contraint :

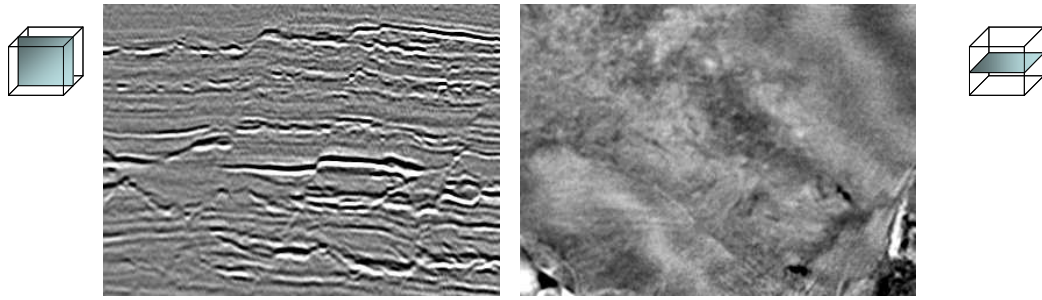


FIG. 6.3 Visualisation contrainte (une coupe parallèle à l'axe vertical, à gauche) et visualisation en mode carte ou *timeslice* (le plan de coupe est perpendiculaire à l'axe vertical, à droite).

- la main préférée contrôle le déplacement du curseur à l'aide d'un périphérique de pointé,
 - la main non-préférée contrôle les paramètres de navigation au moyen du clavier.
4. Reconstruction de la surface.
 5. Validation de la segmentation.

Le chapitre 9 présente plusieurs exemples de segmentation de données sismiques réalisés par la technique de pointé dynamique.

6.4 Conclusion

Ce chapitre a permis de caractériser la technique de pointé dynamique pour la segmentation supervisée de données volumiques. Cette technique est basée sur la sélection continue de données en animation. L'utilisation de modèles reconnus en interaction homme-machine nous a permis de caractériser et de définir la technique de pointé dynamique adaptée aux caractéristiques du système perceptuomoteur humain. Les avantages principaux que l'on espère obtenir avec cette nouvelle technique sont une réduction du temps de pointé et une augmentation du pourcentage de la donnée qui est visualisée durant la phase de segmentation.

Grâce à notre analyse nous avons pu montrer que le pointé dynamique comporte une augmentation de la charge cognitive associée à la tâche par rapport au pointé sur les images statiques. Ceci nous a conduit à choisir une approche fondée sur le paradigme de planification de route qui permet à l'opérateur de découpler la sélection de l'itinéraire et le contrôle de la navigation. La navigation durant la phase de pointé est contrôlée automatiquement par l'ordinateur et l'opérateur peut dédier ses ressources intellectuelles à la sélection du contour de l'objet à segmenter.

Le pointé dynamique est le point de départ pour les travaux que nous présentons dans les deux chapitres suivants. Le premier concerne le choix du périphérique le mieux adapté à la tâche. Le deuxième aborde la problématique de la reconstruction de la surface extraite à partir du nuage de points généré par le pointé dynamique.

Chapitre 7

Étude des périphériques d'entrée pour le pointé dynamique

L'analyse du pointé dynamique que nous avons réalisée dans le chapitre précédent, nous a montré que la position du curseur, et par conséquent le périphérique de pointé, peut avoir une grande influence sur le taux d'erreur du pointé. Le choix d'un périphérique bien adapté à la tâche de pointé s'avère fondamental pour assurer que l'erreur commise lors de la segmentation reste faible.

Dans notre démarche, pour choisir le périphérique de pointé le plus adéquat pour le pointé dynamique, nous avons effectué une première analyse théorique sur trois périphériques d'interaction :

- souris,
- tablette graphique,
- pointeur 3D.

Le choix de la souris ou de la tablette graphique est motivé par leur adéquation à une station d'interprétation standard. Le pointeur 3D a été choisi en prévision d'une éventuelle utilisation du pointé dynamique dans un environnement de travail coopératif en grand écran.

Encore une fois, l'analyse théorique que nous avons réalisée est fondée sur des modèles issus de l'interaction homme-machine. Pour les descriptions des caractéristiques générales de chaque périphérique nous nous sommes inspirés, entre autres, des travaux de Hinckley [90, 88] et MacKenzie [125]. Nous avons aussi dressé le diagramme des trois états de Buxton pour chacun de ces périphériques, dans l'objectif de vérifier s'ils peuvent répondre aux besoins du pointé dynamique [37].

Après avoir évalué théoriquement l'adéquation de ces périphériques à la tâche de pointé dynamique, nous entamons des comparaisons de performance entre une souris, une tablette et un pointeur 3D. Nous avons utilisé la loi de navigation d'Accot et Zhai [2] pour quantifier l'efficacité de chaque périphérique dans une tâche de pointé dynamique le long d'un tunnel qui se déplace sur l'écran.

Ce chapitre commence par une révision des modèles utilisés en interaction homme-machine pour l'étude et la caractérisation des périphériques d'entrée. Ces modèles sont utilisés dans les sections suivantes pour analyser le comportement d'une souris, d'une tablette graphique et d'un pointeur 3D dans le cadre du pointé dynamique. Notre analyse est divisée en deux parties, la première est du type descriptive et se base sur les caractéristiques génériques de ces périphériques qui sont décrites dans la bibliographie et l'analyse du modèle de Buxton

associé. Dans la deuxième partie, nous utilisons la loi de navigation d'Accot et Zhai pour caractériser numériquement les performances de chaque périphérique. Ce chapitre s'achève par des conclusions sur les performances de chaque périphérique étudié dans le contexte du pointé dynamique et de quelques considérations sur l'étude expérimentale que nous avons réalisée.

7.1 Modélisation des périphériques d'entrée

L'étude des périphériques d'entrée a été un sujet de recherche très actif en interaction homme-machine depuis l'apparition de la loi de Fitts dans les années 50. Le résultat de cet effort est une discipline aboutie qui dispose de nombreux outils pour la caractérisation des périphériques. On peut trouver des outils à grand pouvoir de génération et de description (sous la forme de taxonomies) et d'autres à grand pouvoir d'évaluation (la loi de Fitts et tous ses dérivés).

Concernant le choix du périphérique optimal, nous avons utilisé des modèles à grand pouvoir d'évaluation, ce qui nous permet de comparer les performances de plusieurs candidats. Entre ces modèles, on trouve celui des trois états pour les périphériques d'entrée continus proposé par Buxton [37] et élargi par Hinckley [89], et la loi de navigation proposée par Accot et Zhai (adaptation de la loi de Fitts aux tâches trajectorielles) [2].

7.1.1 Taxonomies de périphériques d'entrée

Les taxonomies des périphériques d'entrée peuvent être centrées aussi bien sur la tâche qui peut être exécutée par le périphérique ou bien sur le fonctionnement du périphérique lui-même. Les deux approches ont des points de départ différents : la première se base sur les caractéristiques de la tâche pour déterminer quel est le périphérique le plus adéquat, la deuxième sur les caractéristiques du périphérique pour vérifier son adéquation à la tâche.

Les premières taxonomies qui ont été développées sont celles centrées sur la tâche (ou bien du point de vue de l'utilisateur, ou bien du point de vue de l'application).

Foley, Wallace et Chan ont classifié les périphériques en fonction de leur capacité pour permettre à l'utilisateur de réaliser un certain nombre d'opérations basiques : sélection, positionnement, orientation, dessin, introduction du texte et introduction d'une valeur [71]. Partant de ces opérations et d'une liste exhaustive des technologies et des techniques de pointé, ils ont créé une structure en arbre qui permet de trouver rapidement le périphérique le mieux adapté à une tâche précise.

Buxton a proposé une taxonomie à quatre dimensions condensée dans un tableau 2D, où les axes principaux sont définis par le nombre de dimensions mesurées et le type de propriété physique mesurée par le périphérique [36]. Sa classification inclut aussi une distinction entre les périphériques qui utilisent les mêmes groupes moteurs (muscles, articulations...) et les périphériques à interaction directe au moyen du toucher ou indirecte au moyen d'un intermédiaire mécanique (cf. figure 7.1. MacKinlay, Card et Robertson ont élargi le modèle de Buxton [128], avec l'ajout de plusieurs dimensions à la classification, notamment l'inclusion des périphériques d'entrée discrets en plus des continus. Il permet aussi l'utilisation des opérateurs de composition, permettant la description d'interfaces avec plusieurs éléments d'interaction (comme par exemple une souris à deux boutons et une molette).

Un des problèmes posés par ces taxonomies est l'absence d'un vocabulaire commun avec les tâches d'interaction (e.g. le pointé ou le suivi). Pour surmonter ce problème, Buxton a proposé une taxonomie centrée sur le périphérique et qui permet de relier directement les vocabulaires

		Number of Dimensions							
		1		2			3		
Property Sensed	Position	Rotary Pot	Sliding Pot	Tablet & Puck	Tablet & Stylus	Light Pen	Floating Joystick	3D Joystick	M
				Touch Tablet		Touch Screen			T
	Motion	Continuous Rotary Pot	Treadmill	Mouse			Trackball	3D Trackball	M
			Ferinstat				X/Y Pad		T
	Pressure	Torque Sensor					Isometric Joystick		T

FIG. 7.1 Taxonomie de Buxton pour les périphériques d'entrée. Reproduit de [36]

associés à la technologie aux techniques d'interaction [37]. Sa modélisation est fondée sur un diagramme d'états qui permet de représenter les techniques d'interaction que l'on peut implanter avec un périphérique donné. Le diagramme d'états de la plupart des périphériques peut être décrit par trois états simples :

- *État 0. Hors de portée (out of range)* : le périphérique ne renvoie aucune information sur la position du curseur ou bien celle-ci est invalide.
- *État 1. Suivi (tracking)* : le mouvement du périphérique contrôle le déplacement du curseur.
- *État 2. Acquisition (dragging)* : originellement défini dans le contexte des interfaces iconiques, cet état était associé à l'action pour laquelle on sélectionne un icône à l'écran pour le déplacer ou l'envoyer vers une application. Dans un cadre plus générique, nous avons souhaité utiliser le terme « acquisition » signifiant que la position du curseur est traitée par l'interface dans un but de stockage ou pour déclencher une action plus ou moins complexe.

En fonction des caractéristiques particulières du périphérique, son diagramme sera formé par deux ou trois états. Par exemple, la souris n'a pas d'état 0, *a contrario* de la tablette graphique (quand la pointe du stylet est éloignée de la surface de la tablette). Hinckley, Czerwinski et Sinclair ont élargi le modèle initial de Buxton. Leur extension du modèle permet notamment de caractériser les tâches bimanuelles et de différencier les dispositifs continus et discrets des dispositifs relatifs et absolus[89, 92] (cf. figure 7.2).

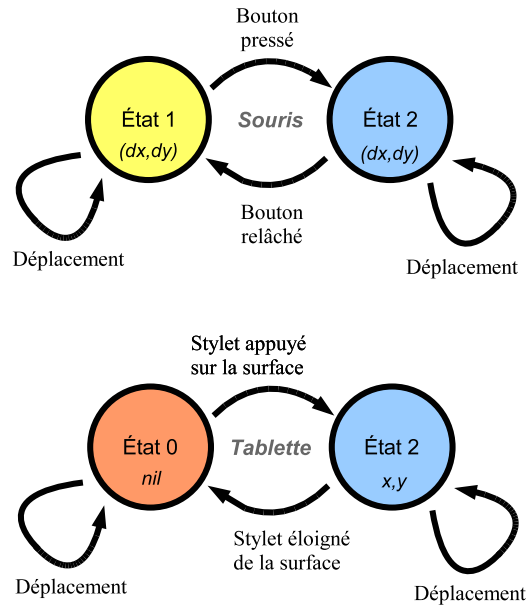


FIG. 7.2 Diagramme de transition d'état pour la souris (en haut) et une tablette graphique bistable en mode absolu (en bas). Adapté de [89].

7.1.2 Modèles pour l'évaluation de périphériques

Les taxonomies dont nous avons parlé dans le paragraphe précédent sont très utiles pour vérifier le degré d'adéquation entre un périphérique et une tâche précise. Par contre, elles sont difficiles à utiliser pour choisir le périphérique qui nous permette de réaliser la tâche dans de conditions optimales de vitesse et précision, d'où l'intérêt des modèles que nous présentons dans cette section.

Le premier de ces modèles est la loi de Fitts, qui constitue sûrement le plus grand succès de modélisation dans l'histoire de l'interaction homme-machine[68]. Depuis sa publication en 1954, elle a fait ses preuves dans de nombreux cas pratiques et a même été incorporée à des standards internationaux. Fondée sur la théorie de l'information de Claude Shanon [168], la loi de Fitts établit le lien entre la tolérance de positionnement (W) sur la cible (c.-à-d. sa taille), l'amplitude du mouvement (A) que doit parcourir la main pour atteindre la cible et le temps nécessaire pour réaliser ce mouvement (MT) :

$$MT = a + b \log_2 \left(2 \frac{A}{W} \right). \quad (7.1)$$

Cette formule représente la formulation originelle proposée par Fitts. Cependant, malgré la robustesse de ses résultats, cette formulation présente certains comportements peu intuitifs, comme par exemple l'existence des indices de difficulté négatifs. Aujourd'hui la version la plus répandue de la loi de Fitts est celle proposée par MacKenzie dans [126]. Sa formulation reste plus proche de la loi de Shannon :

$$MT = a + b \log_2 \left(\frac{A}{W} + 1 \right). \quad (7.2)$$

Le terme logarithmique reçoit le nom d'indice de difficulté (ID). Il est adimensionnel (on choisit arbitrairement de le mesurer en bits à cause du logarithme en base 2) et permet de comparer la difficulté des tâches dans un espace abstrait indépendant des conditions de l'expérimentation :

$$ID = \log_2 \left(\frac{A}{W} + 1 \right). \quad (7.3)$$

La loi de Fitts peut s'exprimer aussi en fonction du ID de la tâche :

$$MT = a + b ID. \quad (7.4)$$

Les paramètres a et b dépendent du périphérique utilisé dans l'expérimentation et servent à comparer la performance de plusieurs périphériques dans une tâche donnée. La mesure la plus populaire de performance est l'indice de performance, mesuré en bits par seconde et défini par l'équation :

$$IP = \frac{1}{b}, \quad (7.5)$$

ou alternativement :

$$IP = \frac{ID}{MT}. \quad (7.6)$$

L'indice de performance caractérise l'efficacité d'un périphérique pour mener une tâche d'acquisition de cible et est indépendant des caractéristiques de la cible utilisée pour le mesurer. Ce constat permet d'établir une caractérisation numérique qui permet de comparer les périphériques de pointé indépendamment de leur nature (e.g. comparer les performances d'une tablette graphique avec une souris et un trackball).

Plusieurs auteurs ont élargi le travail initial mené par Fitts, soit pour étendre ses résultats aux tâches de sélection bidimensionnelles (MacKenzie [127]) ou pour améliorer la qualité de la prédiction dans les cas où l'indice de difficulté est faible (Oel [140]).

L'une des modifications les plus intéressantes est celle proposée par MacKenzie [126] qui consiste à utiliser la largeur effective de la cible plutôt que sa largeur réelle. La largeur effective est définie pour corriger le terme d'erreur (i.e. le nombre de points acquis en dehors de la cible) à une valeur constante de 4%. Elle est définie à partir de la déviation standard de la distance des points au centre de la cible σ :

$$W_e = 4.133 \sigma. \quad (7.7)$$

Cette mesure est ensuite utilisée pour calculer l'indice de difficulté effectif ID_e en fonction de W_e , ce qui nous permet de retrouver l'indice de performance effectif IP_e . Ces mesures prennent en compte la largeur de la cible qui est réellement considérée par l'utilisateur. Le standard ISO 9241 (*Exigences ergonomiques pour travail de bureau avec terminaux à écrans de visualisation (TEV)*), section 9 (*Exigences relatives aux dispositifs d'entrée autres que les claviers*), qui définit les caractéristiques requises pour les périphériques d'entrée, préconise l'utilisation de l'indice de performance effectif pour caractériser les périphériques de pointage.

Une autre recherche dérivée de la loi de Fitts qui nous intéresse tout particulièrement est celle menée par Accot et Zhai sur les tâches trajectorielles, où le chemin parcouru entre le départ et la cible est déterminant pour le résultat de l'action. Un exemple de tâche trajectorielle extraite de [1] est présenté dans la figure 7.3. L'image montre comment le trajet parcouru est aussi important que les points de départ et d'arrivée. Accot et Zhai ont prouvé expérimentalement

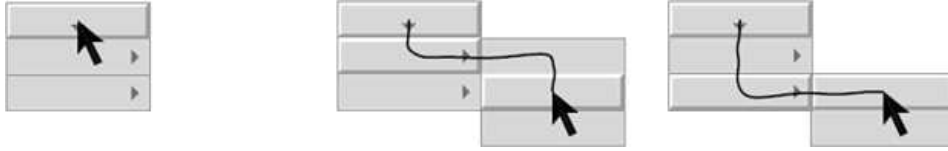


FIG. 7.3 Le choix d'une option dans un menu hiérarchique est une tâche trajectorielle. Reproduit de [1].

que le temps d'exécution d'une tâche de navigation est relié au trajet réalisé par les équations suivantes :

$$ID_C = \int_C \frac{ds}{W(s)}, \quad (7.8)$$

$$T_C = a + b ID_C = a + b \int_C \frac{ds}{W(s)}. \quad (7.9)$$

où $W(s)$ représente la largeur du tunnel de navigation le long de la courbe \mathcal{C} , ID_C est l'indice de difficulté pour une navigation contrainte au long de la courbe C et T_C est le temps nécessaire pour parcourir la totalité de la courbe. Cette équation peut être dérivée de la loi de Fitts si on considère que la navigation est formée par une infinité de tâches d'acquisition consécutives où la cible a une hauteur $W(s)$ et une longueur infinitésimale [1]. De forme analogue à la loi de Fitts, l'indice de performance d'un périphérique est donné par :

$$IP_C = \frac{ID_C}{T_C} \quad (7.10)$$

Accot a utilisé ces équations pour analyser les performances des périphériques liés à la navigation dans des menus hiérarchiques.

7.2 Caractérisation qualitative des périphériques d'entrée

Dans cette première analyse, nous nous sommes appuyés sur les caractérisations des périphériques décrites dans l'abondante bibliographie sur l'interaction (cf. par exemple [125, 88, 90]). En outre, nous avons utilisé le modèle à trois états pour l'interaction graphique proposé par Buxton [37], dans l'objectif d'analyser l'adéquation de ces périphériques au pointé dynamique.

Pour les tâches de suivi, très similaires à notre tâche de pointé dynamique (cf. section 6.2.1), le périphérique doit supporter les états 1 et 2 et permettre le mouvement pendant que l'on se trouve à l'état 2 [37]. Nous avons donc modélisé le comportement de la souris, de la tablette et du pointeur 3D pour vérifier leur adaptation à cette tâche en particulier.

7.2.1 Souris

La souris a été développée par Douglas Engelbart et ses collaborateurs durant les années 60 au Stanford Research Institute. Depuis, elle est devenue le périphérique de pointé de choix, notamment grâce à son adéquation aux tâches d'acquisition de cible incontournables dans les interfaces WIMP (*Window, Icon, Menu, Pointer* – fenêtre, icône, menu et pointeur). Entre autres caractéristiques, on peut dire que la souris est un périphérique relatif (sensible aux changements de position, non à la position absolue), et que sa stabilité (il ne tombe pas quand on le relâche) permet une prise en main très rapide. Son empreinte spatiale est assez réduite

(occupe un petit espace sur le poste de travail) et l'activation des boutons sur sa surface n'interfère guère avec le mouvement du pointeur (puisque la force exercée sur les boutons est orthogonale au plan de déplacement). Au niveau musculaire, la manipulation de la souris concerne tous les groupes musculaires de la main, du poignet, du bras et de l'épaule, ce qui permet la réalisation des mouvements courts et précis et d'autres rapides et de longue portée [77, 194].

Dans un résultat peu intuitif, Accot et Zhai [3] montrent que la largeur de bande (*throughput*) associée à la souris pour les tâches de navigation est supérieure à celle de la tablette, mais les temps d'exécution sont plus réduits pour la tablette.

Le diagramme de transition d'état pour une souris avec un bouton est présenté dans la figure 7.4. Les deux états 1 et 2 existent et on peut réaliser un mouvement tout en restant à l'état 2; la souris est donc adaptée à la tâche de pointé dynamique.

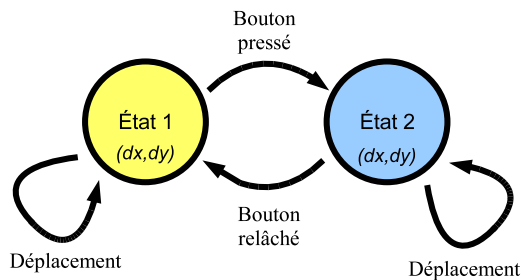


FIG. 7.4 Modèle de transition d'état pour la souris.

7.2.2 Tablette graphique

Les tablettes graphiques présentent la caractéristique de pouvoir fonctionner en mode absolu ou relatif en fonction de l'usage désiré. Certains modèles peuvent même être programmés pour fonctionner en mode absolu dans certaines zones de sa surface et relatif ailleurs. Cette souplesse fait que les tablettes graphiques trouvent une place dans un grand nombre de contextes d'application, notamment les tâches de dessin et d'écriture pour lesquelles le mode absolu est particulièrement utile.

Du point de vue ergonomique, leur empreinte sur le poste de travail est assez grande, puisque la totalité de la surface sensible à la pression doit être libre d'objets. La non rémanence du stylet (il tombe si on le relâche pour utiliser le clavier, par exemple) fait que le temps de prise en main du périphérique est plus élevé que pour la souris.

Du point de vue musculaire, la manipulation du stylet met en jeu, elle aussi, la totalité des muscles de la main, du poignet, du bras et de l'épaule. L'ampleur de ces mouvements est cependant plus grande que pour la souris, ce qui provoque une plus grande fatigue. En plus, les muscles de la main doivent maintenir la tension pour tenir le stylet. Ceci contraste avec la souris, qui sert de support pour appuyer la main et reposer les muscles quand elle n'est pas utilisée.

Une autre question associée à la tablette graphique est le manque de familiarité de la plupart des utilisateurs avec ce périphérique. Bien que les délais d'apprentissage soient assez courts, un

novice sera nettement moins performant qu'un utilisateur expert. Dans le cas de la souris, ce délai d'apprentissage est beaucoup plus bref.

Nous présentons par la suite le diagramme de transition d'état pour la tablette en mode d'acquisition absolu. Ce mode est normalement préconisé pour les tâches continues telles que le dessin ou l'écriture. Dans ce mode de fonctionnement l'écran est « mappé » sur la surface de la tablette. Ainsi, chaque position sur la tablette est en bijection avec un point précis sur l'écran.

La plupart des tablettes actuellement sur le marché sont sensibles à la pression exercée sur leur surface avec une résolution de plusieurs bits, ce qui permet d'implanter la transition entre les états 1 et 2 d'interaction en fonction de son intensité. La transition peut aussi être implantée grâce à un bouton situé sur le stylet, mais l'utilisation du bouton interfère avec le mouvement du stylet, ce qui nous fait préférer la technique basée sur la différence de pression. En fonction du modèle de tablette, le périphérique ne fournira aucun retour proprioceptif quand on passe d'un état à l'autre, ce qui peut engendrer quelques problèmes d'utilisabilité. Dans ce cas, il est souhaitable d'utiliser un mécanisme de rétroalimentation visuel ou auditif pour que l'utilisateur soit informé de l'instant où se produit la transition d'état.

La figure 7.5 montre le modèle de transition d'état de la tablette dans le cas où la transition est définie grâce à la pression. Ce modèle fait apparaître l'état hors de portée, activé quand la pointe du stylet ne se trouve pas sur la surface de la tablette. Dans ce modèle nous avons supposé que la pression varie de manière continue, ce qui empêche la transition directe de l'état 2 à l'état 0.

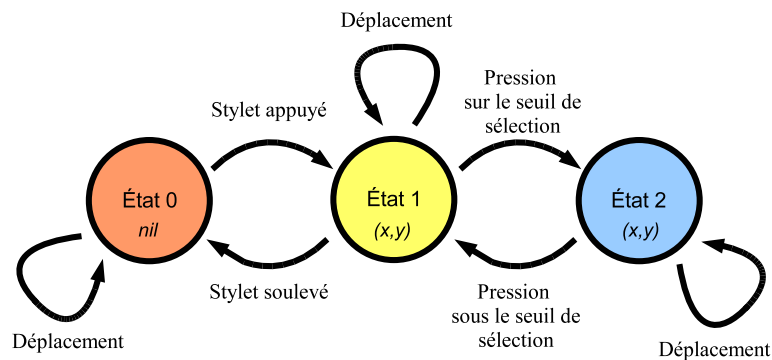


FIG. 7.5 Modèle de transition d'état pour la tablette en mode absolu (la transition entre les états 1 et 2 se fait par variation de la pression de pointé).

7.2.3 Pointeur 3D Polhemus

Nous avons utilisé comme pointeur 3D un stylet du système Polhemus Fastrak. Le stylet est équipé de trois capteurs de position qui lui permettent de fonctionner à six degrés de liberté. Nous avons développé un système qui opère en mode absolu sur un plan parallèle à l'écran de visualisation : l'écran est « mappé » sur une petite région carrée autour du point de repos de l'utilisateur (point qui est calibré au début de chaque expérimentation).

La manipulation du pointeur 3D avec cette technique d'interaction implique notamment le mouvement des muscles du bras et de l'épaule. Langolf et al. [111] ont montré que la performance des groupes musculaires de la main est supérieure à celle du bras qui est à son tour supérieure

à celle de l'épaule. Accot et Zhai [4] ont retrouvé ces mêmes résultats pour des périphériques à 6 degrés de liberté, ce qui indique que la performance du pointeur 3D sera inférieure à celle de la tablette ou la souris.

En outre, l'action musculaire soutenue nécessaire pour maintenir le stylet dirigé dans la direction correcte sans aucun point d'appui permet d'anticiper une sensation de fatigue encore plus importante qu'avec la tablette.

La transition d'état se réalise au moyen d'un bouton situé sur la surface du stylet. Le diagramme de la figure 7.6 montre le modèle de transition si nous utilisons le bouton comme dans le cas de la souris. On observe alors l'apparition de deux états 0 : l'état 0.(a) et le 0.(b). Ils traduisent le fait que l'utilisateur peut manipuler le bouton de transition même quand le périphérique est hors de portée. Ceci entraîne la possibilité d'un passage direct à l'état 2 quand le périphérique retourne à sa position normale. Puisque l'utilisateur ne connaît pas le point exact où apparaîtra le curseur à la sortie de l'état 0, la transition directe à l'état d'acquisition se traduira dans la plupart des situations par une erreur de pointé. Cette configuration semble donc peu adaptée à la tâche de suivi de failles.

Nous proposons une technique de transition alternative où le bouton agit comme un commutateur entre les états 1 et 2, et n'a pas d'effet quand le périphérique se trouve hors de portée (cf. figure 7.7). Le passage de l'état 2 à l'état 0 reste possible, mais on empêche la transition directe de l'état 0 à l'état 2.

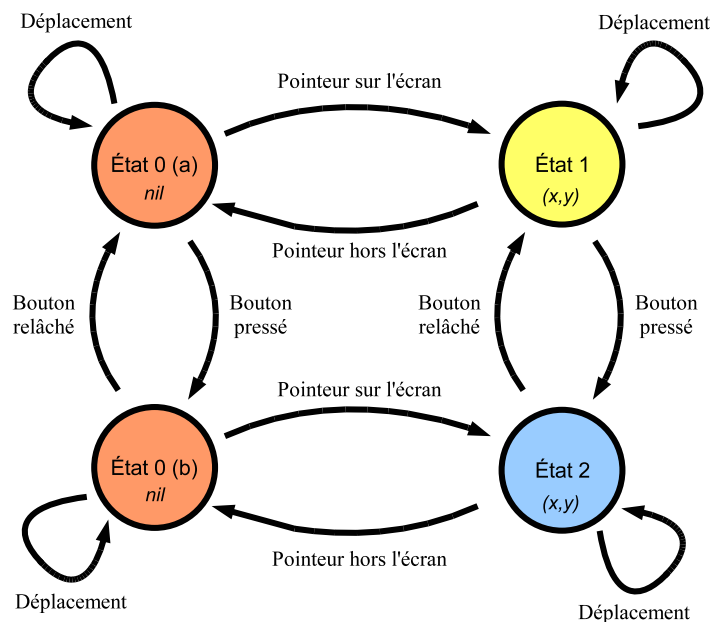


FIG. 7.6 Modèle de transition d'état pour le pointeur tridimensionnel (le comportement du bouton est le même que pour la souris).

7.2.4 Bilan

Les trois périphériques que nous avons étudiés se révèlent aptes pour effectuer le pointé dynamique. Les différences principales apparaissent dans les groupes musculaires utilisés pour

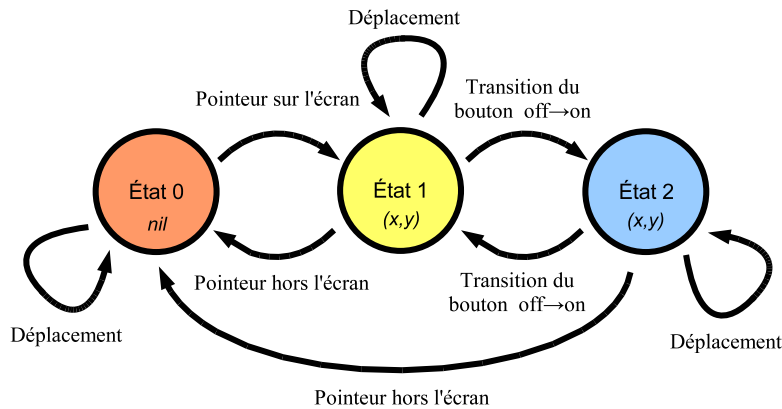


FIG. 7.7 Modèle de transition d'état pour le pointeur tridimensionnel (le bouton sert de commutateur d'état).

leur manipulation et dans l'éventuelle fatigue que pourra provoquer l'exécution de la tâche avec chacun d'eux. En termes de performance, la tablette est *a priori* le meilleur choix pour les tâches continues (écriture, dessin...) et on peut espérer qu'elle aura la meilleure efficacité des trois périphériques sujets d'étude. Le pointeur 3D, par contre, se profile comme le dernier de la liste que ce soit en termes de performance ou de fatigue.

7.3 Évaluation expérimentale de périphériques pour le pointé dynamique

Dans la section précédente nous avons analysé l'adéquation au pointé dynamique des trois périphériques de pointé dans un cadre théorique. Dans cette section nous avons cherché à valider expérimentalement les conclusions de cette première analyse.

Pour ce faire, nous avons développé un protocole expérimental visant à obtenir une double caractérisation :

- Une caractérisation numérique permettant d'évaluer de manière objective les performances de chaque périphérique grâce à la loi de navigation d'Accot et Zhai
- Une caractérisation subjective, fondée sur les impressions des utilisateurs vis-à-vis de l'utilisation de chaque périphérique.

Pour atteindre le premier objectif, la caractérisation quantitative, nous avons développé un protocole expérimental de navigation contrainte. Pour le deuxième, nous avons demandé aux sujets qui ont participé à l'expérience de remplir une fiche où ils exprimaient leur avis sur leur performance, leur degré de satisfaction et la fatigue ressentie pour chaque périphérique.

Avant de continuer la présentation de ce protocole, il faut noter qu'après l'analyse des résultats expérimentaux, nous avons pu identifier plusieurs défauts dans le protocole utilisé. Ces défauts concernent, notamment, un mauvais choix dans la difficulté des tâches à accomplir, l'obtention d'un nombre insuffisant de mesures pour obtenir des résultats statistiquement significatifs et l'enregistrement d'un nombre insuffisant d'informations sur les expériences de chaque utilisateur. La conséquence de cette erreur de conception de l'expérimentation est que la caractérisation numérique (e.g. l'indice de performance) que nous avons obtenue n'a pas la

validité nécessaire pour être comparée à celle d'autres études similaires. Toutefois, elle peut être utilisée pour comparer les performances des périphériques entre eux.

7.3.1 Protocole expérimental

7.3.1.1 Présentation de l'expérience

L'expérience, mise en place, a pour objectif d'évaluer empiriquement les performances des trois périphériques (une souris, une tablette graphique et un pointeur 3D) dans le contexte du pointé dynamique. Les deux premiers périphériques testés (souris et tablette) sont destinés, notamment, à leur utilisation dans une station de travail standard, tandis que le troisième (pointeur 3D) est testé pour valider son utilisation dans des systèmes de travail collaboratif dans un environnement grand-écran. Pour que les résultats des tests soient homogènes et que l'on puisse comparer l'efficacité des trois périphériques, nous avons choisi de réaliser nos expériences dans un environnement grand-écran. Ceci ne devrait pas affecter sensiblement les performances de la souris et de la tablette, puisque, étant des périphériques indirects, on peut espérer que leur comportement soit similaire indépendamment de l'éloignement et de la taille de l'écran.

Les expériences ont été conçues pour assurer que les performances mesurées soient celles associées à la chaîne perceptuomotrice, limitant au maximum l'intervention des processus cognitifs de haut niveau de l'utilisateur. Ainsi, la tâche a été définie pour que les seules informations à traiter par l'opérateur soient celles relatives au chemin de navigation et à la position du curseur à l'écran.

7.3.1.2 Périphériques testés

Les trois périphériques d'entrée que nous avons utilisés dans nos expériences sont :

- *Souris Logitech MX 700* : nous avons conservé les paramètres d'accélération et vitesse définis par défaut dans le système d'exploitation, ce qui correspond au cadre d'utilisation habituel d'une station de travail standard.
- *Tablette Wacom Intuos A4* : la tablette a été utilisée en mode absolu, les 800x600 pixels de l'image à l'écran sont mappés directement sur les 30.5x24.1 cm² de surface active de la tablette.
- *Pointeur Polhemus Fastrak 3D* : le mode d'utilisation du pointeur est le même que celui décrit dans la section 7.2.3.

Nous avons demandé aux sujets de manipuler les trois périphériques avec leur main dominante.

7.3.1.3 Environnement expérimental

Le sujet est placé dans une posture assise, à une distance de 2.5m de l'écran mural (cf. figure 7.8). Une table est disposée devant lui, servant de support à l'ensemble des périphériques à tester. L'écran a une taille de 97cm x 72cm et son centre est placé à une hauteur de 173.5cm.

Le projecteur vidéo est connecté à un ordinateur personnel équipé d'un processeur Pentium 4 à 3GHz, avec 2 Go de Ram et une carte graphique ATi Radeon 9800 Pro, fonctionnant sous Windows XP (Service pack 2). Ce poste contrôle le déroulement de l'expérience, l'affichage des animations et l'acquisition des données relatives à l'expérience.

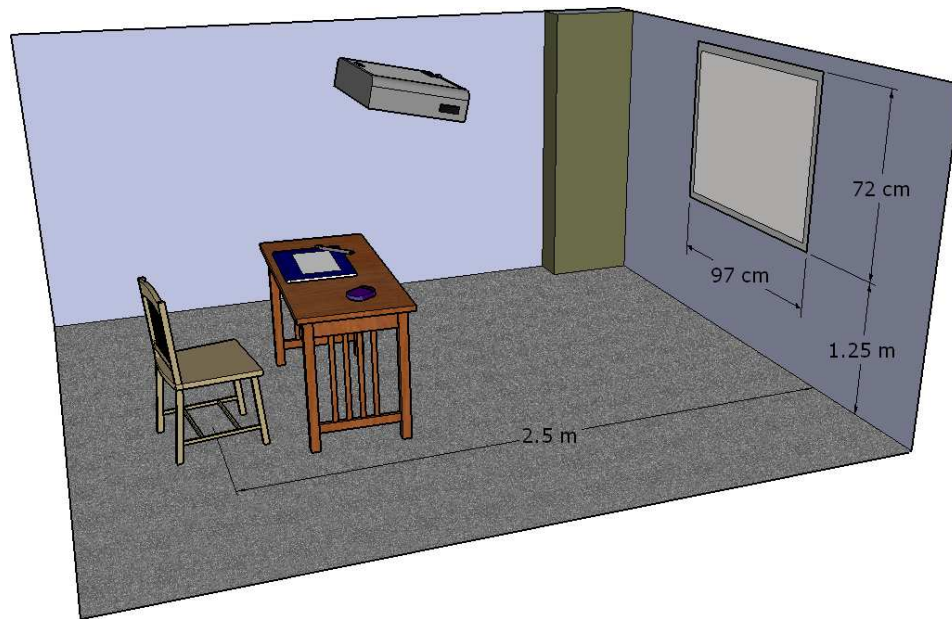


FIG. 7.8 Environnement expérimental. Les sujets sont assis devant l'environnement grand écran. La table sert de support aux périphériques de pointé.

7.3.1.4 Description de la tâche à réaliser

Dans notre expérience, l'utilisateur doit déplacer son pointeur au sein d'un tunnel de largeur uniforme, d'une zone de départ à une zone d'arrivée. Ce mouvement canalisé est accompli en une seule fois, dans un seul sens, avec une interdiction de retour en arrière. Les tunnels se déplacent de manière continue de gauche à droite (pour les courbes orientées verticalement), et de bas en haut (pour les courbes horizontales). L'utilisateur doit établir par lui-même le bon compromis entre vitesse de réalisation et précision du pointé.

Pour chaque sujet, nous proposons une phase de prise en main des différents périphériques. Cette phase évite une mauvaise série de mesures en début d'expérience liée à une lacune d'apprentissage. Les consignes sont données dans cette phase pour s'assurer que le sujet a bien assimilé le déroulement de la tâche. Une mesure débute par l'affichage d'un écran noir (1 seconde). La courbe et la zone de départ apparaissent pendant 1,5 secondes. La courbe effectue ensuite son déplacement suivant une orientation fixe durant 7,75 secondes. Une fois que le déplacement de la courbe est déclenché l'utilisateur doit amorcer son parcours pour atteindre l'autre extrémité de la courbe.

7.3.1.5 Description des tunnels

Nous avons défini huit séquences de test qui nous permettent de tester plusieurs combinaisons des trois modalités de notre expérience, à savoir :

- la longueur du tunnel L ;
- la largeur du tunnel w ;
- l'orientation de l'axe principal du tunnel.

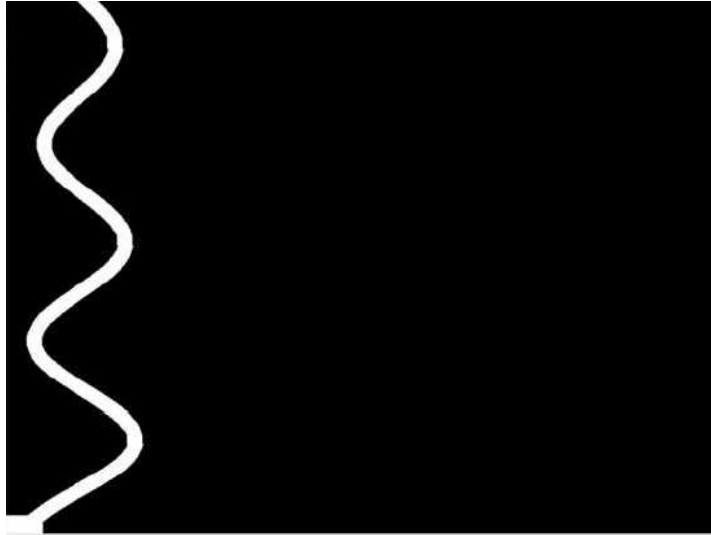


FIG. 7.9 Exemple de tunnel largeur 16 pixels, longueur 630 pixels, orientation verticale.

La cadence d’affichage a été fixée à 20 images/seconde. L’axe du tunnel est défini à partir d’une fonction sinusoïdale modulée (cf. figure 7.9). La vitesse de déplacement du tunnel est de 3 pixels/image, 60 pixels/seconde à la cadence prédéfinie de 20 images/seconde, dans la direction perpendiculaire à l’orientation principale du tunnel (i.e. dans la direction horizontale pour les tunnels verticaux et vice-versa).

L’évolution spatiale du tunnel est définie par l’équation suivante (on montre l’équation pour un tunnel vertical) :

$$y = \sin\left(\frac{x - vt + x_0}{c}\right) \left(c + \frac{x - vt + x_0}{20}\right) + y_0 \quad (7.11)$$

où v est la vitesse de déplacement de la courbe (60 pixels/seconde), t est le temps en secondes, x_0 et y_0 définissent la position initiale de la courbe et c est un paramètre qui permet de faire varier la longueur de la courbe. Les modalités des 8 tunnels qui composent notre expérience sont montrées dans le tableau 7.1.

Numéro	Orientation	Longueur	Largeur
1	Verticale	631	16
2	Horizontale	914	16
3	Verticale	631	8
4	Horizontale	914	8
5	Verticale	645	8
6	Horizontale	890	8
7	Verticale	645	16
8	Horizontale	890	16

TAB. 7.1 Variables de l’expérience

Nous avons ensuite calculé l'indice de difficulté pour chacune des 8 modalités grâce à l'équation 7.8. Ceci nous permettra d'appliquer la loi de navigation d'Accot et Zhai pour estimer l'indice de performance de chaque périphérique à partir des temps d'exécution.

7.3.1.6 Sujets et nombres de mesures

Nous avons testé un ensemble de cinq sujets (âgés de 22, 25, 26, 26 et 50 ans), tous droitiers, dont quatre hommes et une femme. Tous les sujets ont réalisé les mêmes tests, composés de 4 séances de 80 mesures (dans chaque séance le sujet pointe 10 fois chacun des 8 tunnels avec un des périphériques) pour un total de 320 mesures pour chaque périphérique.

7.3.1.7 Information recueillie

Comme nous l'avons déjà indiqué, nous recueillons des informations objectives sur les performances de l'utilisateur et subjectives sur son impression personnelle vis-à-vis de chaque périphérique.

Les valeurs objectives stockées pour chaque mesure (i.e. chaque tunnel pointé) sont :

- le temps investi pour parcourir la totalité du tunnel,
- la distance des points au tunnel (définie uniquement pour ceux qui sont à l'extérieur du tunnel).

L'évaluation subjective a été menée au moyen d'un questionnaire. À la fin de chacune des 4 séances nous avons demandé à l'utilisateur d'évaluer l'expérience par rapport à quatre rubriques :

- fatigue visuelle,
- fatigue motrice,
- jugement personnel sur la qualité des mesures qu'il vient d'effectuer,
- son avis sur l'adéquation du périphérique pour la tâche de pointé dynamique.

Le recueil de données subjectives avait pour but d'impliquer plus fortement le sujet dans l'expérience et d'observer l'évolution de ses impressions sur chaque périphérique.

7.3.2 Résultats des expériences

Les résultats que nous présentons fournissent des éléments utiles à la caractérisation des périphériques. Ils sont donc uniquement liés à la tâche réalisée et leur interprétation est purement descriptive.

7.3.2.1 Évaluation numérique de l'indice de performance

La loi de Fitts pour les tâches d'acquisition de cible et celle d'Accot et Zhai pour les tâches de navigation se basent sur l'existence d'un indice de performance qui caractérise la bande passante associée au périphérique étudié. L'objectif de notre étude était d'obtenir la valeur de l'indice de performance pour chacun des trois périphériques que nous avons étudiés, ce qui nous permet de les comparer et de choisir celui qui est le mieux adapté à la tâche.

Comme nous l'avons déjà indiqué, l'indice de performance est défini par l'équation $IP = ID/MT$. La valeur d' ID pour chacun des 8 tunnels présentés, et la valeur de MT mesurée durant les expériences conduisent à l'indice de performance pour chacun des trois périphériques (cf. table 7.2).

	Tunnels horizontaux			Tunnels verticaux			Moyenne		
	<i>MT</i> (ms)	<i>ID</i> (bits)	<i>IP</i> (bps)	<i>MT</i> (ms)	<i>ID</i> (bits)	<i>IP</i> (bps)	<i>MT</i> (ms)	<i>ID</i> (bits)	<i>IP</i> (bps)
Souris	5367	84.56	15.75	4466	59.81	13.67	4872	72.19	14.82
Tablette	5463	84.56	15.47	4591	59.81	13.47	4954	72.19	14.57
Pointeur	5445	84.56	15.53	4427	59.81	13.39	4956	72.19	14.57

TAB. 7.2 Indices de performance

Parvenus à ce point, on observe que les indices de performance des trois périphériques sont presque identiques et présentent une valeur très élevée par rapport aux valeurs que l'on peut trouver dans d'autres publications (Accot et Zhai rapportent une bande passante de 5 bits/seconde pour la souris dans une tâche de navigation à l'intérieur d'un tunnel circulaire [4]).

La révision des pourcentages d'erreur pour chaque tunnel donne un indice sur le phénomène à l'origine de ces résultats (cf. table 7.3).

Tunnel	1	2	3	4	5	6	7	8
Orientation	V	H	V	H	V	H	V	H
Longueur	631	914	631	914	645	890	645	890
Largeur	16	16	8	8	8	8	16	16
<i>ID</i>	39.44	57.12	78.87	114.25	80.62	111.25	40.31	55.62
Souris (%)	27.27	27.08	59.04	59.69	53.86	57.65	21.78	24.41
Tablette (%)	22.45	28.73	52.07	62.31	45.48	56.72	14.18	21.44
Pointeur (%)	24.88	25.34	55.08	60.26	52.37	57.01	20.75	23.27

TAB. 7.3 Taux d'erreur (e.g. points échantillonnés en dehors du tunnel) pour chaque tunnel et chaque périphérique.

En fait, les pourcentages d'erreur associés aux expériences sont extrêmement élevés, pouvant dépasser 50% dans les tunnels étroits qui sont associés à un indice de difficulté très élevé. Au vu de ces pourcentages, il semblerait que les sujets, disposant d'un laps de temps très limité pour réaliser la navigation le long du tunnel complet, aient sacrifié la précision du pointé pour atteindre l'extrémité du tunnel dans le délai prévu. Ainsi, les temps de navigation sont similaires pour les trois périphériques, et résultent de la conception de l'expérience plus que des capacités du sujet ou de l'adéquation du périphérique de pointé. Ceci explique les indices de performance homogènes et leur valeur élevée, puisque cette mesure ne tient pas compte de l'erreur que l'on commet durant la navigation.

Pour résoudre ce problème on peut faire appel à l'utilisation de la largeur effective de la cible qui a été proposée par MacKenzie dans [126]. Malheureusement nous n'avons pas enregistré les distances au centre du tunnel pour tous les points, mais on peut estimer l'écart type de la distribution à partir de la largeur du tunnel et du pourcentage de points qui ont été échantillonnés à l'intérieur du tunnel. Si l'on suppose que la distribution de distances est normale et non-biaisée, le pourcentage de points à l'intérieur du tunnel est fourni par l'équation suivante :

$$Pr\left(-\frac{w}{2} < X < \frac{w}{2}\right) = F\left(\frac{w}{2}; 0, \sigma\right) - F\left(-\frac{w}{2}; 0, \sigma\right)$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{2} \left(1 + \operatorname{erf} \left(\frac{w}{2\sigma} \right) \right) - \frac{1}{2} \left(1 + \operatorname{erf} \left(-\frac{w}{2\sigma} \right) \right) \\
&= \operatorname{erf} \left(-\frac{w}{2\sigma} \right).
\end{aligned} \tag{7.12}$$

Maintenant on peut estimer la valeur σ en fonction de la largeur du tunnel w et du pourcentage de points qui ont été échantillonnés à l'intérieur du tunnel p_0 :

$$\hat{\sigma} = \frac{w}{2\operatorname{erf}^{-1}(p_0)} \tag{7.13}$$

La largeur effective est finalement donnée par l'équation :

$$W_e = 4.133 \hat{\sigma}, \tag{7.14}$$

ce qui permet de calculer l'indice effectif de difficulté associé à chaque périphérique et à chaque tunnel, comme indiqué dans la table 7.4.

Tunnel	1	2	3	4	5	6	7	8
Orientation	V	H	V	H	V	H	V	H
Longueur	631	914	631	914	645	890	645	890
Largeur	16	16	8	8	8	8	16	16
ID	39.44	57.12	78.87	114.25	80.62	111.25	40.31	55.62
Erreur souris (%)	27.27	27.08	59.04	59.69	53.86	57.65	21.78	24.41
$\hat{\sigma}$	10.31	10.27	10.51	10.70	9.20	10.13	9.18	9.71
W_e	44.66	44.49	45.51	46.31	39.83	43.86	39.75	42.06
ID_e	14.13	20.55	13.87	19.73	16.19	20.29	16.23	21.16
Erreur tablette (%)	22.45	28.73	52.07	62.31	45.48	56.72	14.18	21.44
$\hat{\sigma}$	9.31	10.63	8.81	11.51	7.57	9.89	7.70	9.11
W_e	40.33	46.04	38.14	49.84	32.77	42.81	33.35	39.46
ID_e	15.65	19.85	16.55	18.34	19.68	20.79	19.34	22.56
Erreur pointeur (%)	24.88	25.34	55.08	60.26	52.37	57.01	20.75	23.27
$\hat{\sigma}$	9.81	9.91	9.48	10.86	8.87	9.96	8.98	9.48
W_e	42.48	42.89	41.06	47.04	38.41	43.13	38.87	41.05
ID_e	14.85	21.31	15.37	19.43	16.79	20.63	16.60	21.68

TAB. 7.4 Indices de difficulté effective estimés à partir du taux d'erreur.

Les indices de performance effectifs estimés à partir des indices de difficulté corrigés sont indiqués dans la table 7.5 :

L'échelle des indices de performance est en accord avec les résultats d'Accot et Zhai. Pour la souris, ces derniers ont mesuré des indices de performance de l'ordre de 10 bits/seconde pour des tâches de navigation le long d'un tunnel rectiligne, et de l'ordre de 5 bits/seconde pour des tâches de navigation le long de tunnels circulaires [4].

D'après ces chiffres, la tablette graphique se révélerait plus performante que la souris ou que le pointeur 3D, mais les différences sont trop faibles pour pouvoir établir un classement incontestable.

D'autres résultats intéressants sont fournis par l'effet de l'apprentissage. Cet effet est particulièrement visible pour la tablette graphique, périphérique avec lequel les participants n'avaient

	Tunnels horizontaux			Tunnels verticaux			Moyenne		
	MT (ms)	ID_e (bits)	IP_e (bps)	MT (ms)	ID_e (bits)	IP_e (bps)	MT (ms)	ID_e (bits)	IP_e (bps)
Souris	5367	15.10	3.81	4466	15.10	3.45	4872	17.77	3.65
Tablette	5463	84.56	3.73	4591	17.81	4.01	4954	19.09	3.85
Pointeur	5445	84.56	3.81	4427	15.90	3.56	4956	18.33	3.70

TAB. 7.5 Indices de performance effectifs.

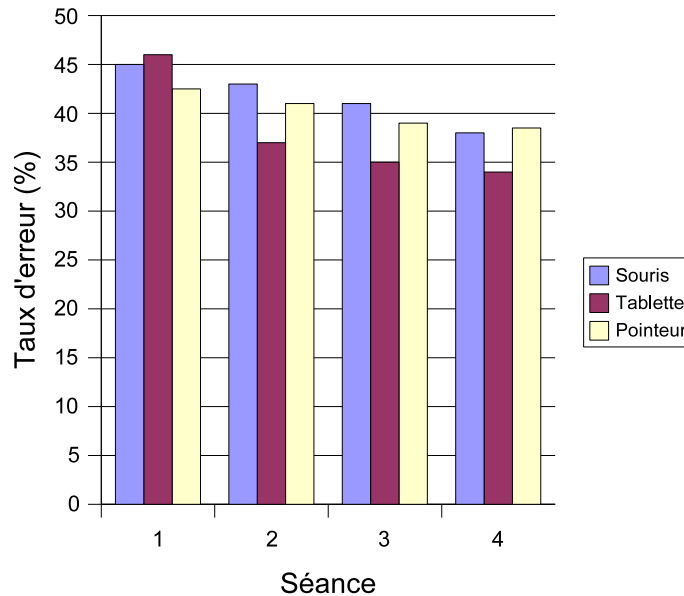


FIG. 7.10 Taux d'erreur en fonction de la séance de mesure pour les trois périphériques.

pas d'expérience préalable (cf. figure 7.10). Dans le cas de la souris (périphérique avec lequel tous les utilisateurs étaient familiarisés) et du pointeur (qui est un périphérique de pointé direct et donc d'utilisation très intuitive) la diminution de l'erreur au fil des expériences proviendrait de l'apprentissage de la tâche de navigation.

7.3.2.2 Évaluation des informations subjectives

Nous avons assuré le suivi de l'avis personnel des sujets sur la fatigue causée par les périphériques et sur leur degré de satisfaction par rapport à chaque périphérique tout au long des séances d'expérimentation.

Pour évaluer les périphériques, les sujets devaient noter quel était, selon eux, le degré d'adéquation du périphérique à la tâche qu'ils venaient de réaliser. La tendance est ascendante dans les trois cas, ce phénomène étant particulièrement visible pour la tablette graphique (cf. figure 7.11). Il faut rappeler que tous les utilisateurs étaient novices à l'usage de la tablette graphique avant la réalisation des expérimentations, et leur opinion sur le périphérique s'est

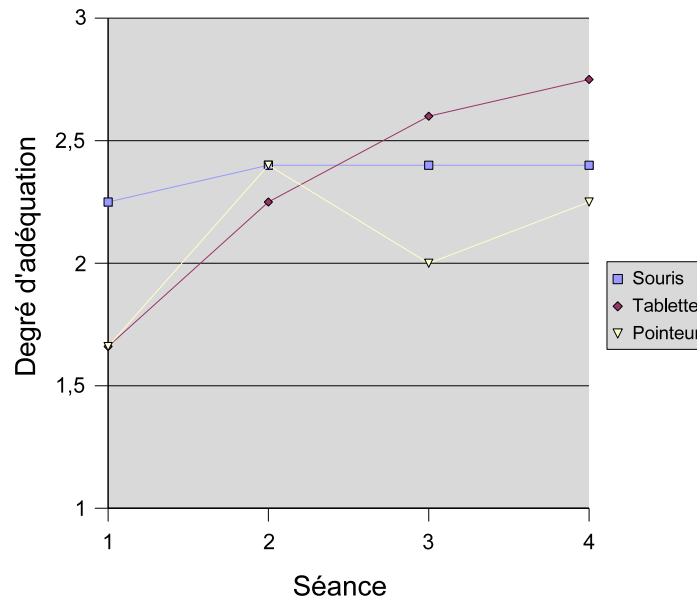


FIG. 7.11 Évaluation subjective des périphériques en fonction de l'expérimentation. L'adéquation des périphériques à la tâche de pointé dynamique était évaluée comme faible (1 point), moyenne (2 points) et bonne (3 points).

améliorée nettement au fur et à mesure qu'ils se sont familiarisés avec son fonctionnement. Dans les deux dernières expériences elle surclasse la souris, qui par contre obtient un score stable à partir de la deuxième séance de mesures.

Les résultats subjectifs sur la fatigue nous orientent directement vers les considérations que nous avons introduites dans l'analyse théorique des périphériques. En effet, tous les sujets ont évoqué une fatigue très importante liée à la tablette et au pointeur au niveau de l'épaule. L'amplitude des mouvements d'un périphérique en mode absolu implique une fatigue motrice supérieure à l'utilisation d'un périphérique en mode relatif. Pour la souris, les sujets ont aussi ressenti une légère fatigue au niveau du poignet. L'utilisation en mode relatif impose pour une tâche de forte amplitude une série de petits mouvements (*clutching*) qui, par répétition fréquente, engendrent cette fatigue.

7.3.3 Bilan de l'expérience

Notre expérience semble sujette à différents problèmes. Les résultats quantitatifs sont assez proches et donc peu discriminants. En effet la tâche dans sa globalité était trop difficile et les valeurs fixées des variables trop proches pour aboutir à une différence importante dans les résultats. Il aurait fallu créer des tunnels plus courts afin que les sujets aient le temps d'achever leur tâche avant la fin de l'animation. Néanmoins, au niveau de la caractérisation des périphériques pour la tâche de pointé dynamique, plusieurs remarques sont à noter. Ainsi, la tablette présente le meilleur indice de performance et, après le processus d'apprentissage, obtient aussi le meilleur score subjectif. En outre son apprentissage est relativement rapide. Le pointeur, quant à lui, révèle un bon compromis vitesse / précision dans un environnement grand écran ainsi qu'une utilisation assez intuitive, mais se révèle le plus fatigant des trois

périphériques testés. Son adéquation à la tâche de pointé dynamique a été prouvée au même niveau que celle de la souris et de la tablette par l'application de la loi de navigation d'Accot et Zhai.

7.4 Conclusions

Dans ce chapitre nous avons abordé l'étude des périphériques de pointé dans le contexte du pointé dynamique. Le choix d'un périphérique bien adapté à la tâche influe sur les performances de l'opérateur en termes de vitesse et de précision, ce qui justifie le besoin d'une analyse plus détaillée de cette question.

Nous avons réalisé une première analyse théorique sur la souris, sur la tablette graphique et sur le pointeur 3D à la lueur des travaux antérieurs concernant les périphériques d'entrée en interaction homme-machine. Cette analyse nous a permis de réaliser une première évaluation positive sur l'adéquation de ces trois périphériques à la tâche de pointé dynamique.

Ensuite nous avons proposé un protocole expérimental visant à quantifier les performances des trois périphériques en termes de vitesse et de précision. Le faible nombre de sujets ainsi qu'une certaine inadéquation des indices de difficulté des tâches proposées ne nous ont pas permis d'obtenir des résultats concluants sur les indices de performance des trois périphériques à partir de ces expériences. Cependant, cette étude offre quelques résultats intéressants, comme l'amélioration des performances avec l'apprentissage de la tâche, notamment avec la tablette graphique, et la satisfaction des utilisateurs avec la tablette au fur et à mesure de la répétition des expériences.

Ces résultats expérimentaux ont été obtenus en collaboration avec Pierre Salom durant son stage de DESS [159]. Depuis, il a continué à développer ces expérimentations au sein du LASIS dans le cadre de sa thèse doctorale dédiée à l'étude des interfaces avancées de segmentation supervisée de données volumiques. Le lecteur intéressé par la problématique des périphériques d'entrée associés aux tâches de pointé dynamique pourra se référer à ses travaux pour de plus amples informations sur ce sujet.

Chapitre 8

Analyse d'algorithmes de reconstruction de surfaces pour le pointé dynamique

La reconstruction de la surface qui a été pointée par l'opérateur achève l'opération de segmentation de données volumiques : à partir des trajectoires échantillonnées sur la donnée volumique, l'ordinateur reconstruit sa surface. La surface reconstruite pourra être définie de manière implicite (e.g. l'isosurface de niveau 0 d'une fonction scalaire) ou explicite (par un maillage triangulaire), en fonction du contexte et de l'algorithme de reconstruction choisi.

Du point de vue de la reconstruction de surfaces, le pointé n'est rien d'autre qu'un échantillonnage défini par l'opérateur humain. Les modifications dans la technique de pointé impliquent donc des modifications dans les caractéristiques de l'échantillonnage de la surface. En outre, l'introduction du pointé dynamique modifie les caractéristiques de l'échantillonnage de la surface par rapport aux pointés réalisés sur des coupes 2D statiques. Notre objectif, dans ce chapitre, sera d'analyser les caractéristiques de l'échantillonnage obtenu par pointé dynamique et de proposer l'algorithme de reconstruction le plus adapté. Pour cela, nous commençons par réaliser un état de l'art des algorithmes de reconstruction de surfaces. Puis, nous analysons les caractéristiques de l'échantillonnage par pointé dynamique. Les résultats de cette analyse seront utilisés pour évaluer l'adéquation des algorithmes de reconstruction existants avec l'utilisation d'un échantillonnage dynamique.

Ce chapitre est structuré en quatre sections. Dans la première nous faisons l'état de l'art des algorithmes de reconstruction de surfaces 3D à partir de nuages de points. Dans la deuxième section nous analysons les caractéristiques de l'échantillonnage par pointé dynamique et discutons du degré d'adéquation des algorithmes de reconstruction existants à celles-ci. Dans la troisième section, nous présentons les résultats obtenus avec une approche fondée sur la technique de moindres carrés mobiles pour la reconstruction de failles sismiques. Nous terminons ce chapitre avec la présentation des conclusions et perspectives dans la quatrième section.

8.1 État de l'art de la reconstruction de surfaces

L'application nécessitant une phase finale de reconstruction de surfaces, il est important, tout d'abord, d'explicitier le problème posé : à partir d'un ensemble de primitives géométriques (points, droites, courbes...), noté \mathcal{P} , échantillonnant une surface tridimensionnelle S , il s'agit

d'obtenir une représentation \hat{S} (implicite ou explicite) de la surface reconstruite approximant au mieux la surface originelle S . La surface reconstruite \hat{S} doit être topologiquement équivalente et géométriquement proche de la surface originelle qui a été échantillonnée.

Il existe un grand nombre de techniques dédiées à la reconstruction de surfaces, dont les principales familles sont au nombre de trois :

Techniques de propagation de surfaces : la surface est reconstruite par propagation à partir d'un triangle initial. Le choix des nouveaux triangles à rajouter à la surface s'opère habituellement au moyen d'un ensemble de règles heuristiques.

Techniques fondées sur la représentation implicite de surfaces : la surface est définie comme le 0-ensemble d'une fonction scalaire tridimensionnelle. Les méthodes existantes diffèrent notamment dans la manière d'aborder la construction de la fonction à partir de l'échantillonnage initial. Plusieurs techniques apparentées aux *marching cubes* [120] permettent de passer d'une représentation implicite à une représentation explicite de la surface.

Techniques basées sur le complexe de Delaunay ou le diagramme de Voronoï : la surface reconstruite est un sous-ensemble du complexe de Delaunay. On les appelle aussi « sculptures de Delaunay », puisque le processus de reconstruction peut être vu comme l'action d'un sculpteur qui enlève des tétraèdres au complexe de Delaunay pour ne garder que le volume de l'objet échantillonné.

8.1.1 Techniques de propagation de surfaces

Le principe de base pour les techniques de propagation est assez simple : on choisit un élément de surface initial — une arête ou un triangle — et l'on rajoute de manière itérative des nouveaux triangles au contour de la surface reconstruite jusqu'à ce qu'il ne reste plus de points à rajouter. L'insertion d'un nouveau triangle est réalisée en fonction d'un certain nombre de règles heuristiques.

Ces techniques sont normalement très rapides, et nécessitent une quantité réduite d'espace mémoire et de faibles ressources de calcul, ce qui les rend très attractives pour gérer des surfaces définies par un grand nombre de points (de l'ordre de plusieurs millions).

Les techniques de propagation de surfaces existantes diffèrent notamment selon le critère utilisé pour valider l'ajout d'un nouveau triangle :

Dans [25], Taubin et ses collègues proposent l'utilisation d'une *sphère pivotante* de rayon ρ (défini par l'utilisateur) pour trouver les points qui forment chaque nouveau triangle à rajouter à la surface. Cette technique, bien que très rapide, est adaptée uniquement aux surfaces échantillonnées de façon régulière à cause du caractère global du paramètre ρ .

Huang et Menq [95] définissent quatre opérations topologiques basiques pour obtenir une approximation de premier ordre de la géométrie de la surface. Une deuxième étape de réarrangement des éléments du maillage leur permet d'améliorer l'approximation géométrique jusqu'au deuxième ordre. Leur choix de la technique des k -voisins les plus proches pour rechercher chaque nouveau candidat limite les applications de leur technique aux échantillonnages réguliers.

Dans un algorithme plus adapté à une densité d'échantillonnage variable, Gopi, Krishnan et Silva [75] se basent sur une triangulation de Delaunay 2D locale pour choisir les nouveaux triangles à rajouter au contour de la surface en construction. Ils fournissent le cadre théorique pour assurer une reconstruction correcte de la surface quand la densité d'échantillonnage satisfait un certain critère de distance. Malheureusement, ils ne fournissent pas le moyen d'estimer le paramètre principal de leur algorithme — i.e. la taille du voisinage prise en compte dans

la reconstruction locale, qui est une valeur fixe pour toute la surface — à partir du nuage de points en entrée.

Lin et ses collègues [117] proposent aussi une technique adaptative. Ils utilisent une mesure de la régularité d'échantillonnage pour définir la région où ils vont chercher les points candidats à être rajoutés au contour de la surface à chaque itération. Cependant, leur estimation de la régularité se base sur la portion de surface qui a été déjà reconstruite, ce qui peut poser des problèmes dans les cas où la densité d'échantillonnage varie brusquement.

8.1.2 Techniques fondées sur la représentation implicite de surfaces

La deuxième famille d'algorithmes de reconstruction que nous présentons est celle des fonctions implicites : la surface reconstruite \hat{S} est définie comme l'isosurface de niveau 0 d'une fonction scalaire 3D, $f(x, y, z)$. L'élément essentiel de ces algorithmes est la technique utilisée pour la construction de la fonction $f(x, y, z)$ à partir du nuage de points. L'utilisation d'une représentation implicite peut être avantageuse dans plusieurs contextes d'application, tels que les simulations de déformations mécaniques ou l'implantation des opérations booléennes entre surfaces. Dans d'autres applications, on peut utiliser un algorithme du type *marching cubes* pour obtenir une représentation explicite à partir de la fonction $f(x, y, z)$.

Les premiers travaux sur la reconstruction par fonction implicite débutent avec ceux de Hoppe et ses collègues, qui ont attiré l'attention des chercheurs sur ce thème au début des années 90. D'autres travaux significatifs sont aussi ceux de Boissonnat et Cazals, mêlant habilement les avantages des méthodes implicites et des méthodes fondées sur le complexe de Delaunay. Enfin, on peut citer les deux techniques les plus populaires de reconstruction par surface implicite : les fonctions radiales de base (*RBF- radial basis functions*) [43] et les moindres carrés mobiles (*MLS - moving least squares*) [114].

Le premier algorithme pour la reconstruction de surfaces tridimensionnelles utilisant des fonctions implicites qui a été proposé est sûrement celui de Hoppe, DeRose, Duchamp, McDonald et Stuetzle [93]. Dans leur travail, ils utilisent des *plans tangents* estimés à partir du nuage de points initial \mathcal{P} . Les points du k -voisinage de chaque point \mathbf{p}_i définissent un plan tangent local Π_i et un barycentre \mathbf{g}_i . La fonction distance, pour n'importe quel point dans l'espace \mathbf{q} , est alors définie comme la distance du point \mathbf{q} au plan Π_i dont le barycentre \mathbf{g}_i est le plus proche du point \mathbf{q} . Cette technique permet d'approximer les données bruitées, mais l'utilisation du k -voisinage rend l'approche peu adaptée aux échantillonnages irréguliers. Au delà de l'efficacité de leur approche, ce travail a posé les bases de la problématique de reconstruction de surfaces à partir de nuages de points, permettant le développement ultérieur d'un grand nombre d'algorithmes dérivés.

Dans [33] Boissonnat et Cazals présentent une technique de reconstruction qui utilise simultanément des concepts issus des techniques de reconstruction par isosurface et des techniques combinatoires (basées sur le complexe de Delaunay). L'élément principal de leur algorithme est l'interpolation au moyen de la technique de voisins naturels (Sibson, cité dans [33]) d'une fonction de pseudo-distance à la surface. La fonction de pseudo-distance choisie est celle proposée par Hoppe et ses collègues dans [93]. Dans leur travail, ils abordent aussi l'extraction d'une représentation triangulée de la surface avec une méthode alternative à la technique de *marching cubes*. L'extraction du maillage se décompose en deux étapes. La première consiste à extraire une approximation initiale de la surface : l'inspection des valeurs de la fonction de distance, de part et d'autre de chaque triangle du complexe de Delaunay, permet de détecter les changements de signe qui identifient les éléments qui feront partie de la surface initiale.

La deuxième étape est le raffinement de la surface. L'addition de nouveaux points à la surface implique l'utilisation d'un deuxième complexe de Delaunay qui est initialisé avec le nuage de points initial. Ce deuxième complexe de Delaunay est nécessaire pour ne pas modifier le résultat de l'interpolation de la fonction de distance, qui doit être réalisée sur le diagramme de Voronoï du nuage de points original. L'utilisation mixte d'une représentation implicite et d'une représentation explicite fondée sur le diagramme de Delaunay rend cette approche robuste et très intéressante pour les problématiques d'interpolation, notamment pour gérer les cas d'échantillonnage irrégulier.

L'utilisation de fonctions radiales de base (*RBF*) pour la reconstruction de surfaces a été abordée initialement par Savchenko et ses collègues [160]. Les fonctions radiales sont invariantes par rotation, ce qui les rend très attractives pour la reconstruction de surfaces d'orientation quelconque dans l'espace 3D. Le principe de base de la technique RBF est la définition de la fonction distance par agrégation d'un ensemble de fonctions simples (les fonctions radiales) :

$$\Phi(\mathbf{q}) = \sum_{i=1..N} \alpha_i g(\|\mathbf{q} - \mathbf{p}_i\|). \quad (8.1)$$

Les contraintes pour résoudre ce système sont données par les points de nuage ($\Phi(\mathbf{p}_i) = 0$) plus quelques points situés à l'intérieur ($\Phi(\mathbf{p}_i^+) > 0$) et à l'extérieur de la surface ($\Phi(\mathbf{p}_i^-) < 0$). L'ensemble d'équations ainsi défini permet de récupérer les valeurs des coefficients α_i par minimisation au sens de moindres carrés. Les contraintes à l'intérieur et à l'extérieur de la surface assurent que la solution ne sera pas triviale, i.e. $\alpha_i = 0 \forall i$. Avec un choix adéquat de la fonction radiale $g(\cdot)$, on peut obtenir des améliorations substantielles sur les performances de l'algorithme. Par exemple, Morse et ses collaborateurs [137] ont utilisé des fonctions radiales à support fini pour gérer des surfaces définies par un grand nombre de points. Carr et ses collègues [41] ont repris des techniques avancées d'approximation numérique pour proposer l'utilisation de fonctions radiales polyharmoniques qui permettent l'évaluation rapide de surfaces définies par des millions de points. Bien qu'il s'agisse d'une technique d'interpolation, Carr et ses collaborateurs proposent des solutions permettant l'utilisation des *RBF* pour approximer la surface : dans [41] ils interpolent uniquement un sous-ensemble du nuage de points original ; dans [42] ils estiment les coefficients α_i interpolant la surface, mais la reconstruction est réalisée avec une fonction de base filtrée $g'(\cdot)$, ce qui permet de régulariser la surface.

Dans la technique de moindres carrés mobiles (*MLS*), proposée par Levin [115, 114], la fonction distance d'un point \mathbf{q} à la surface reconstruite \hat{S} est définie comme la distance du point \mathbf{q} au plan $\Pi(\mathbf{q})$, plan qui est estimé à partir du nuage de points pondéré en fonction de la distance au point \mathbf{q} . Cette fonction de distance est une première approximation, qui peut être suivie par une deuxième étape d'approximation locale par un polynôme de deuxième ordre ou supérieur. Cette technique permet de définir un opérateur de projection qui projette tout point de l'espace 3D sur l'approximation de premier ordre de la surface. La puissance de cet opérateur de projection rend la technique très attractive pour filtrer des données bruitées ou pour réduire le nombre initial de points [8]. La souplesse de la formulation par moindres carrés a permis de développer plusieurs variantes intéressantes. Ainsi, Dey et Sun ont rendu la technique adaptative à la densité locale d'échantillonnage en se basant sur la distance minimale à l'axe médian de la surface [60] ; Fleishman et ses collègues ont utilisé une formulation robuste pour améliorer les caractéristiques de la reconstruction en présence de bruit [70], et Shen, O'Brien et Shewchuk ont formulé la reconstruction à partir de primitives polygonales [169].

Finalement, bien qu'il ne s'agisse pas d'une méthode de reconstruction directe, on peut noter l'apparition récente de la technique de partition de l'unité qui, combinée avec les techniques

implicites, permet leur utilisation sur des données de grande taille [188, 142, 143]. Le principe de base est la partition de l'espace 3D en plusieurs régions qui sont traitées de manière individuelle et postérieurement fusionnées pour former une seule surface continue ; la surface finale est définie simplement par une somme pondérée de toutes les reconstruction individuelles.

8.1.3 Techniques basées sur le complexe de Delaunay

La dernière famille d'algorithmes, que nous allons présenter, s'appuie sur le complexe de Delaunay (ou son dual, le diagramme de Voronoï) pour reconstruire la surface qui a été échantillonnée. La plupart de ces algorithmes supposent que la surface, définie par le nuage de points, est formée par un sous-ensemble d'éléments de son complexe de Delaunay ; ces algorithmes reçoivent l'appellation de Delaunay restreint. Évidemment, le cœur des algorithmes de Delaunay restreint est le critère qui permet de conserver les triangles qui forment la surface et de rejeter le reste des éléments de la tétraédrisation. D'autres algorithmes, conçus pour la reconstruction à partir d'un échantillonnage bruité, utilisent le complexe de Delaunay comme outil pour calculer la topologie de la surface, mais le maillage reconstruit n'est pas forcément un sous-ensemble du complexe de Delaunay. Ces algorithmes interpolent la surface sur un nombre fini de points du nuage original et ignorent le reste.

Nous commençons par présenter les techniques de Delaunay restreint, et finirons avec les techniques robustes au bruit.

Une des premières applications du complexe de Delaunay, dans le domaine de la reconstruction de surfaces, a été la définition des α -shapes : un ensemble de surfaces approximant le nuage de points initiaux avec un degré de détail variable qui dépend de la valeur du paramètre α ($0 \leq \alpha < \infty$) qui sert à dénommer la technique [64]. Edelsbrunner et Mücke définissent leur technique comme une généralisation de l'enveloppe convexe d'un nuage de points. Ainsi, l' α -shape pour $\alpha \rightarrow \infty$ est égale à l'enveloppe convexe classique, et quand α s'approche de 0 elle devient le nuage de points initial. Les valeurs intermédiaires correspondent à des enveloppes dont le rayon de courbure maximale est égale à α . Il faut noter que les α -shapes pour $\alpha < \infty$ ne sont pas forcément convexes ni connexes. Un des points faibles de cet algorithme est le caractère global du paramètre α , qui le rend peu adapté aux échantillonnages à densité variable. Teichmann et Capps [181] ont résolu ce problème en proposant un algorithme adaptatif, qui offre de meilleurs résultats pour les échantillonnages non-uniformes.

Le *crust* est autre algorithme fondé sur l'extraction d'un sous-ensemble de la tétraédrisation de Delaunay. Il a été proposé par Amenta et Bern [9]. Travaillant sur le complexe de Voronoï (dual du complexe de Delaunay), ils définissent la notion de *pôle* (dans une cellule de Voronoï, le pôle positif p^+ est le vertex le plus éloigné du point à l'intérieur de la cellule, et le pôle négatif p^- est le vertex opposé à p^+) pour approximer l'axe médian de la surface : si la surface est suffisamment échantillonnée, les pôles approximent l'axe médian à l'intérieur de la surface. Ensuite ils calculent la tétraédrisation de Delaunay du nuage de points original plus les pôles. Les triangles dont aucun de ses sommets n'est un pôle (donc formés uniquement par des points du nuage original) sont sélectionnés comme candidats pour appartenir à la surface. Un post-traitement sur cet ensemble de triangles candidats permet de supprimer quelques artefacts et de récupérer la variété approximant le nuage de points initiaux.

Amenta, Choi, Dey et Leekha [10] proposent la méthode *Cocone* (cocône¹), une technique de reconstruction qui est aussi basée sur les « pôles » définis par Amenta et Bern [9]. La position

¹Le terme *cocône* définit la région spatiale complémentaire à celle d'un cône, cf. figure 8.1

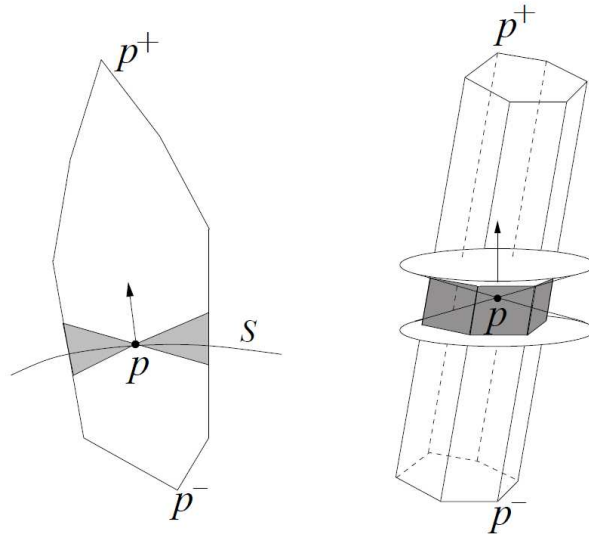


FIG. 8.1 Une cellule de Voronoï, avec indication des pôles et le cocône, en 2D (à gauche) et en 3D (à droite). Reproduite de [56]

des deux pôles par rapport à celle du sommet à l'intérieur de chaque cellule de Voronoï permet d'obtenir une estimation locale de la direction normale à la surface. Cette direction normale est utilisée pour définir un cône d'influence qui permet d'identifier les sommets candidats à former un triangle avec ses sommets voisins (ceux qui se trouvent à l'intérieur du cocône). Très proche du crust d'Amenta et Bern, cette technique présente l'avantage de nécessiter le calcul d'un seul complexe de Voronoï, face aux deux complexes nécessaires pour le crust. Tamal K. Dey et ses collaborateurs ont proposé plusieurs versions du Cocone destinées à résoudre un certain nombre de limitations de la technique originale, telles que la détection des limites des surfaces non-fermées [56], la reconstruction de surfaces fermées (*water-tight*) [58] ou la gestion de données de grande taille (allant jusqu'à plusieurs millions de points) [57].

Jusqu'ici, nous avons présenté les algorithmes de Delaunay restreint. Les trois techniques que nous présentons par la suite sont aussi basées sur le complexe de Delaunay, mais elles présentent la particularité d'avoir une certaine robustesse vis-à-vis du bruit d'échantillonnage. *A contrario* des algorithmes de Delaunay restreint, le résultat de la reconstruction n'est pas forcément un sous-ensemble du complexe de Delaunay. Les algorithmes que nous présentons dans les paragraphes suivants sont le *power crust* d'Amenta et al. [11], le *robust cocone* de Dey et Goswami [59] et l'*eigenrust* proposé par Kolluri et ses collègues [109].

Le *power crust* [11] utilise une version pondérée du diagramme de Voronoï pour rendre l'algorithme du crust plus robuste face au bruit d'échantillonnage. Les pôles du diagramme de Voronoï du nuage de points original sont étiquetés comme étant à l'intérieur ou à l'extérieur de la surface. Ils sont aussi utilisés pour estimer l'axe médian de la surface échantillonnée. À partir des distances des pôles au nuage de points on construit le *diagramme de puissance*, une version du diagramme de Voronoï pondérée en fonction des distances, et la surface se définit comme la frontière entre les cellules intérieures et extérieures du diagramme de puissance.

L'algorithme *robust cocone* de Dey et Goswami [59] est très similaire au *power crust*, sauf qu'ils utilisent des sphères associées aux pôles intérieurs et extérieurs pour construire deux

approximations, une intérieure et une autre extérieure, de la surface. Chacune de ces deux surfaces est définie par interpolation sur un sous-ensemble du nuage original.

Kolluri, Shewchuk et O'Brien présentent l'algorithme *eigenrust* dans [109], fondé sur l'étiquetage des cellules de Delaunay en fonction de l'appartenance à l'intérieur ou à l'extérieur de la surface (technique qui a été proposée par la première fois par Boissonnat dans [34]). Leur apport provient de l'utilisation d'une technique de partitionnement spectral de graphes à la problématique de reconstruction de surfaces. La surface est extraite en deux étapes. Durant la première étape, ils construisent un graphe des pôles du diagramme de Voronoï, où chaque segment est pondéré par la probabilité que les deux pôles qu'il joint soient du même côté (intérieur ou extérieur) de la surface. Ce graphe pondéré est représenté par la matrice des pôles, dont la plus petite valeur propre est utilisée pour segmenter le graphe en deux sous-graphes (intérieur et extérieur). Cette première étape sert à classifier les tétraèdres du complexe de Delaunay dont le dual de Voronoï est un pôle. La deuxième étape consiste à réaliser la même opération mais sur un graphe qui contient les sommets du diagramme de Voronoï qui ne sont pas des pôles, ce qui complète l'étiquetage de la totalité des cellules de Delaunay. Le caractère global de la technique de partition la rend très robuste face aux *outliers* et au sous-échantillonnage.

8.2 Analyse des algorithmes de reconstruction de surfaces pour le pointé dynamique

« Quelle est la technique la plus adaptée aux caractéristiques de l'échantillonnage par pointé dynamique ? » : telle est la question à laquelle on souhaite répondre dans cette section. Pour y parvenir, nous commençons par caractériser l'échantillonnage par pointé dynamique, ce qui nous permet par la suite d'analyser l'adéquation des algorithmes, que nous avons présentés, à la reconstruction de surfaces par pointé dynamique.

8.2.1 Caractéristiques de l'échantillonnage de surfaces par pointé dynamique

Comme nous l'avons déjà indiqué, la technique d'interaction implantée dans l'interface se traduit par une énorme influence sur la forme, la densité et la distribution de l'échantillonnage de la surface. Dans les interfaces basées sur le pointé statique, l'échantillonnage a lieu sur un nombre réduit de coupes 2D extraites de la donnée volumique ; dans la technique de pointé dynamique, l'échantillonnage est réalisé de façon continue et la coupe visualisée évolue dynamiquement, ce qui enlève la contrainte de coplanarité des trajectoires pointées sur la surface. Graphiquement, on pourrait dire que l'échantillonnage que l'on obtient par pointé dynamique est équivalent à un ensemble de courbes dessinés au crayon sur la surface de l'objet à segmenter. Il faut noter qu'il n'y a pas de contraintes particulières sur la connexité des courbes.

L'échantillonnage par pointé dynamique est un cas particulier d'échantillonnage par trajectoires, caractérisé notamment par l'origine humaine de l'acquisition. Par la suite, on suppose que la surface S est échantillonnée par $N_{\mathcal{T}}$ trajectoires \mathcal{T}_i , $0 \leq i < N_{\mathcal{T}}$. Chacune de ces trajectoires est composée d'un ensemble ordonné de points $\{p_j^i\}$, $0 \leq j < n_i$, où n_i représente le nombre de points associés à l' i -ième trajectoire \mathcal{T}_i . La surface obtenue après le processus de reconstruction sera dénommée \hat{S} .

Pour caractériser l'échantillonnage par trajectoires, on doit l'examiner à deux niveaux hiérarchiques : intra-trajectoire et inter-trajectoire. Cette distinction s'impose pour soulever l'indé-

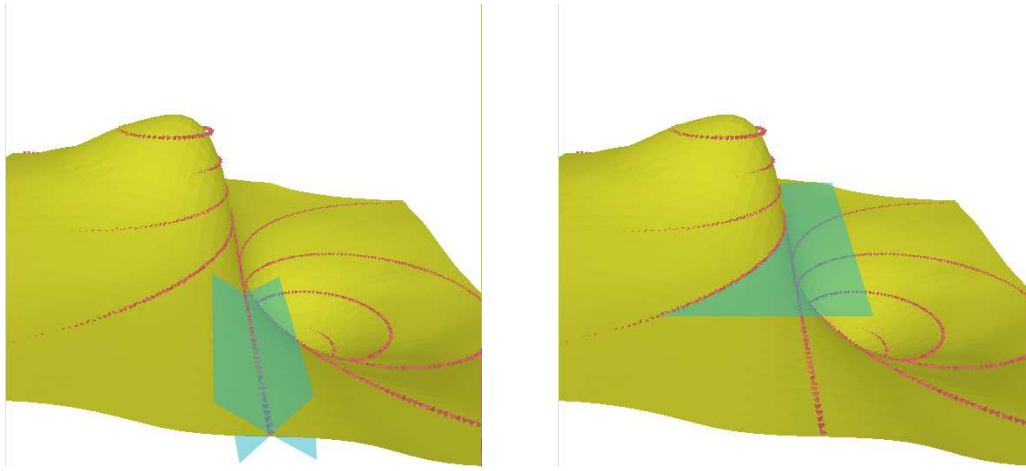


FIG. 8.2 Échantillonnage par trajectoires d'une surface et plans locaux de reconstruction associés à une trajectoire unique : pour une distribution rectiligne (à gauche, on montre uniquement deux plans de reconstruction possibles parmi une infinité) et pour une distribution courbe (à droite).

termination qui surgit si l'on considère l'information contenue dans une trajectoire de pointé de façon individuelle (cf. figure 8.2). Dans la partie gauche, si on considère uniquement les points appartenant à une trajectoire rectiligne la surface reste indéterminée (il existe une infinité de plans qui peuvent répondre à ce modèle) ; dans la partie droite, si on considère une trajectoire échantillonnée sur une zone courbée de la surface, le plan qu'elle définit n'est pas tangent à la surface. Ces deux configurations illustrent une problématique qui trouve son origine dans le caractère incomplet de l'information fournie par une trajectoire (localement, une seule trajectoire ne suffit pas à reconstruire le plan tangent à la surface). Ce phénomène est aussi associé aux problèmes qui surgissent quand on utilise la technique de k -voisins pour sélectionner le voisinage local d'un point dans l'espace 3D : si l'échantillonnage est structuré en trajectoires, on peut augmenter de manière arbitraire le nombre de points sur une portion de trajectoire sans pour autant avoir une information suffisante pour la reconstruction.

Dans les paragraphes suivants, les caractéristiques de l'échantillonnage par pointé dynamique aux échelles intra-trajectoire et inter-trajectoire sont décrites.

8.2.1.1 Caractéristiques intra-trajectoire du pointé dynamique

La densité spatiale d'échantillonnage le long d'une trajectoire dépend de trois paramètres :

1. La fréquence d'échantillonnage temporel associée au périphérique de pointé.
2. La vitesse d'animation de la donnée volumique (qui définit la distance entre deux points consécutifs selon la direction de l'axe d'animation).
3. La vitesse de déplacement du curseur par l'opérateur (qui définit l'espace entre deux points consécutifs dans le plan perpendiculaire à l'axe d'animation).

Le premier paramètre, la fréquence d'échantillonnage temporelle, dépend du hardware et du système d'exploitation. Dans une station de travail typique, cette fréquence prend des valeurs de la gamme de 50 à 200Hz, fréquences que l'on suppose suffisantes pour l'application qui nous occupe.

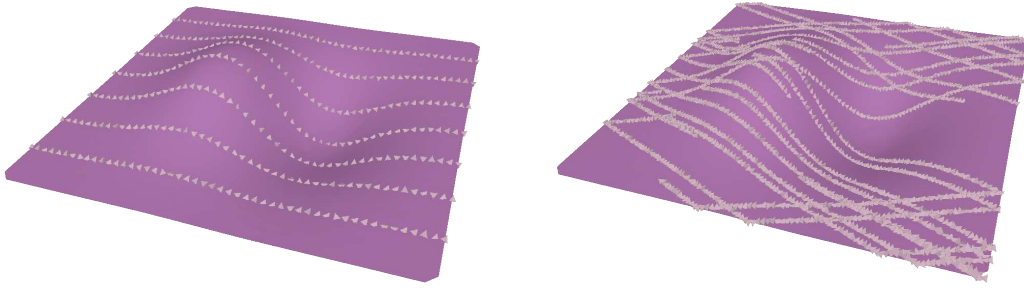


FIG. 8.3 Deux exemples de l'échantillonnage trajectorien d'une surface.

Les deuxième et troisième paramètres sont gérés directement par l'opérateur, que ce soit par la manipulation des paramètres de l'interface graphique (contrôle de la vitesse d'animation) où par l'action directe de son système moteur sur le périphérique de pointé (le suivi de l'objet à l'écran). La fréquence temporelle d'échantillonnage associée au périphérique étant fixe, la densité spatiale d'échantillonnage sera fonction des paramètres 2 et 3 : dans les deux cas, la distance entre les points d'échantillonnage augmente avec la vitesse (qu'elle soit liée à l'animation ou au pointé). Si l'on fait l'hypothèse que l'augmentation de la vitesse est associée à une augmentation de l'erreur de pointé (hypothèse qui est en accord avec le compromis vitesse/précision énoncé par la loi de Fitts, cf. chapitre 7), il en résulte que l'erreur commise sera inversement proportionnelle à la densité spatiale d'échantillonnage le long de la trajectoire de pointé. Ceci implique que le degré de confiance dans le pointé peut être estimé localement pour chaque trajectoire de pointé. On pourra donc disposer dans une même région spatiale de l'information de plusieurs trajectoires de pointé, chacune avec un indice de confiance local différent qui peut être pris en compte lors de la reconstruction de la surface.

Finalement, on retiendra que le pointé d'une trajectoire est un processus continu dans le temps et l'espace ; si l'on suppose que la fréquence d'échantillonnage respecte le critère de Nyquist, on peut reconstruire la trajectoire originelle au moyen d'une fonction continue, telle qu'une spline ou une polyligne. Pour conserver toute l'information contenue dans le nuage de points original, il faudra sauvegarder l'information relative à la courbe (sous forme de polyligne, spline, etc.) et celle de la densité d'échantillonnage en chaque point de la courbe.

8.2.1.2 Caractéristiques inter-trajectoire du pointé

La caractérisation inter-trajectoire de l'échantillonnage trajectorien dépend principalement de la stratégie choisie pour déplacer le pointeur sur la surface. La figure 8.3 présente deux échantillonnages réalisés sur le même objet, chacun utilisant une stratégie de pointé différente.

La distribution finale d'un échantillonnage par pointé dynamique sera fortement dépendante de la stratégie de pointé choisie, on peut espérer cependant que certaines de ses caractéristiques soient similaires pour tous les cas de figure. Notamment, on considérera que la distance entre points de trajectoires différentes sera plus importante que la distance entre les points consécutifs d'une même trajectoire, c'est-à-dire, l'échantillonnage sera beaucoup plus dense le long des trajectoires de pointé que dans les zones inter-trajectoire.

8.2.1.3 Bilan des caractéristiques de l'échantillonnage par pointé dynamique

Nous avons indiqué précédemment, que l'échantillonnage par pointé dynamique, est un cas particulier d'échantillonnage par trajectoires. La caractéristique principale qui le définit, est sans doute la présence d'un opérateur humain comme source de l'échantillonnage. La présence humaine entraîne principalement deux conséquences :

- *L'échantillonnage est bruité* : l'acquisition continue introduit certaines erreurs de positionnement du curseur par rapport à la cible. Cependant il faut prendre en compte le fait que ces erreurs ne prennent pas la forme d'un bruit aléatoire, il s'agit plutôt d'un écart continu du pointé et dont la correction correspondra à un processus continu et lent.
- *Le nombre de trajectoires est réduit* : l'objectif de l'opérateur est d'obtenir une reconstruction de la surface de l'objet d'intérêt avec le moindre effort.

On peut résumer les caractéristiques principales de l'échantillonnage dynamique en quatre points :

- *Non uniforme* : la densité d'échantillonnage peut varier en fonction du niveau de détail requis localement pour reconstruire la surface.
- *Non structuré* : l'échantillonnage est réalisé le long de plusieurs trajectoires qui ne forment pas nécessairement une quelconque structure, e.g. former des contours fermés, une grille rectangulaire ou contenues dans des plans 2D.
- *Filaire* : la densité d'échantillonnage est très forte le long de la trajectoire de pointé et décroît rapidement quand on s'éloigne d'elle.
- *Incertain* : la nature du processus de sélection continue introduit une incertitude plus importante que dans l'échantillonnage statique. Il ne s'agit pas d'un bruit aléatoire, mais plutôt d'un écart par rapport à l'évolution réelle de la surface.
- *Épars* : puisque le but de l'interface est de minimiser la charge de travail de l'opérateur humain, la densité d'échantillonnage sera aussi réduite que possible.

Finalement, il faut rappeler que la nature continue de l'action du pointé nous permet de remplacer le nuage de points par un ensemble de courbes. Bien que la plupart des algorithmes de reconstruction de surfaces tridimensionnelles acceptent uniquement les points comme primitive géométrique, certains peuvent tirer parti de l'utilisation de courbes comme primitives pour la reconstruction.

8.3 Analyse critique des algorithmes de reconstruction de surfaces pour le pointé dynamique

Notre objectif dans cette section est d'analyser la pertinence des méthodes de reconstruction qui ont été présentées dans l'optique de notre problématique particulière, la reconstruction de surfaces à partir du pointé dynamique. Nous commençons par spécifier quelles sont les contraintes imposées à la reconstruction par l'échantillonnage par pointé dynamique, ce qui nous permet par la suite de vérifier l'adéquation des techniques de reconstruction qui ont été présentées précédemment aux besoins de notre application.

8.3.1 Spécification des besoins pour l'étape de reconstruction

Dans la section précédente nous avons caractérisé l'échantillonnage par pointé dynamique. Les propriétés particulières de ce type d'échantillonnage imposent un certain nombre de contraintes qui doivent être respectées durant la phase de reconstruction de surface. Par la suite nous présentons les points que nous avons identifiés pour nous aider à choisir l'algorithme de reconstruction le plus adapté à la reconstruction de surfaces échantillonnées par pointé dynamique :

- *Adéquation à l'échantillonnage non-uniforme* : la densité locale d'échantillonnage peut varier en fonction du degré de détail souhaité par l'opérateur.
- *Adéquation à l'échantillonnage filaire* : la densité d'échantillonnage le long des trajectoires de pointé est beaucoup plus importante que dans les zones qui se trouvent entre des trajectoires de pointé.
- *Capacité à approximer le nuage de points* : l'échantillonnage par pointé dynamique est incertain, l'algorithme de reconstruction doit être capable d'approximer la donnée plutôt que de l'interpoler. Ce point est spécialement critique dans les zones de croisement de trajectoires de pointé.
- *Besoin de l'information sur la direction normale à la surface* : le pointé dynamique ne génère pas l'information des vecteurs normaux à la surface pour les points échantillonnés.
- *Intégration des trajectoires dans la reconstruction* : les trajectoires de pointé contiennent plus d'information sur la courbure de la surface que le nuage de points isolé. Si l'algorithme est capable de gérer directement l'information des trajectoires la reconstruction sera plus fidèle à la surface originale.
- *Incorporation d'un indice de confiance à la reconstruction* : le pointé dynamique permet de générer un indice de confiance associé à la vitesse de déplacement du pointeur sur la surface ; la phase de reconstruction devrait prendre en compte cet indice pour raffiner la localisation de la surface.
- *Fusion du pointé avec un attribut extrait de la donnée volumique* : il serait intéressant que l'algorithme de reconstruction puisse prendre en compte un attribut extrait de manière automatique sur la donnée à segmenter pour compléter ou corriger le pointé manuel.

8.3.2 Analyse d'algorithmes de reconstruction pour le pointé dynamique

Dans les paragraphes suivants on analyse les trois familles d'algorithmes que nous avons présentées dans la première section de ce chapitre en prenant en compte les contraintes imposées par le pointé dynamique.

8.3.2.1 Algorithmes heuristiques

Les algorithmes heuristiques se caractérisent par leur capacité à traiter des grands ensembles de points à grande vitesse. Pour y parvenir, ils sacrifient les garanties de reconstruction offertes par les techniques globales. Ils utilisent des approximations locales qui leur permettent d'atteindre des coûts calculatoires faibles et une grande vitesse d'exécution.

Leur caractère local les rend peu adaptés aux échantillonnages non-uniformes, comme l'est celui issu du pointé dynamique. En outre, ils réalisent uniquement l'interpolation de la donnée et ne sont pas adaptés au traitement d'échantillons bruités.

En somme, ces algorithmes ne sont pas adaptés au traitement des données échantillonnées par pointé dynamique : ils présentent un avantage dans le domaine de l'échantillonnage uniforme, très faiblement bruité et contenant des millions de points. Mais ils ne sont pas adaptés au cas de l'échantillonnage dynamique (qui est, rappelons le, non-uniforme, bruité et composé au maximum par quelques milliers de points).

8.3.2.2 Algorithmes basés sur les fonctions implicites

Pour ce type d'approches, nous trouvons les méthodes fondées sur une approximation globale de la surface (e.g. fonctions radiales de base à support infini) et des approches fondées sur une estimation locale (e.g. les fonctions radiales de base à support compact et les moindres carrés mobiles).

Les algorithmes de la famille des fonctions radiales à support infini s'adaptent bien au caractère filaire de l'échantillonnage grâce à la prise en compte de la globalité du problème de reconstruction. Concernant la taille du nuage de points à traiter, on a vu que les techniques récentes comme les fonctions de base polyharmoniques permettent la gestion de grands ensembles de points, mais les temps d'exécution sont plus élevés que pour les autres techniques implicites. L'utilisation des trajectoires pour l'estimation de la surface semble possible théoriquement grâce à l'utilisation d'une intégrale de ligne dans le système de contraintes (une modification similaire est introduite par Shen, O'Brien et Shewchuk dans le contexte des moindres carrés mobiles [169]). Malgré l'existence de ces quelques aspects positifs, ces algorithmes présentent tout de même des insuffisances vis-à-vis des caractéristiques du pointé dynamique :

- Ils nécessitent la direction normale à la surface en chaque point, information que ne fournit pas le pointé dynamique.
- Leur caractère global les empêche de s'adapter au caractère non-uniforme de la densité d'échantillonnage.
- Ils sont basés sur l'intégration de la surface (même les algorithmes robustes au bruit d'échantillonnage interpolent un sous-ensemble du nuage de points original). L'exception à ce comportement est l'algorithme de Carr et al. [42] qui permet de reconstruire une version approximée de la surface originale.
- Le résultat de la reconstruction ne tient pas compte des indices de confiance dans le pointé (en fait, ce concept n'a pas de sens pour une technique d'interpolation, cette information ne peut être intégrée que dans les algorithmes d'approximation).

Les algorithmes qui approximent la surface sur un support local, quant à eux, peuvent profiter de ce caractère local pour s'adapter à une densité d'échantillonnage non-uniforme. Ainsi, nous avons déjà indiqué l'existence d'algorithmes adaptatifs basés sur les fonctions de base radiales à support compact, mais il s'agit toujours d'algorithmes d'interpolation.

Une solution mixte utilisant l'algorithme de filtrage par *RBF* proposé dans [42] et les fonctions radiales de base à support compact pourraient répondre simultanément aux besoins d'adaptativité et d'approximation de la donnée.

En ce qui concerne les algorithmes basés sur les moindres carrés mobiles, ils présentent une grande souplesse qui trouve son origine dans l'approximation par moindres carrés. Leur support local les rend susceptibles d'applications adaptatives à une densité d'échantillonnage non-uniforme, et la souplesse de l'approximation par moindres carrés leur permet d'inclure une pondération proportionnelle à l'indice de confiance dans le pointé. Les trajectoires de pointé peuvent aussi être prises en compte directement en utilisant des intégrales de ligne [169], et on

peut même envisager la fusion de l'information du pointé avec d'autres attributs par l'inclusion d'une fonctionnelle adéquate dans le critère à minimiser.

Malgré toutes ces avantages, le support local, qui représente un des atouts principaux de la technique, est aussi la cause de leur plus grand problème : la nécessité d'estimer correctement la densité d'échantillonnage locale pour que le support d'approximation ait une taille adéquate. Nous avons déjà montré que l'utilisation des k -voisins sur le nuage de points n'est pas adaptée à l'échantillonnage par trajectoires. Une solution qui pourrait être envisagée pour palier à ce problème serait d'utiliser la technique des k -voisins au niveau des trajectoires de pointé et estimer la densité à partir de la distance entre les k trajectoires les plus proches au point d'intérêt.

8.3.2.3 Algorithmes basés sur le complexe de Delaunay

Les algorithmes basés sur le complexe de Delaunay se révèlent très performants quand il s'agit de gérer des échantillonnages non-uniformes. De par la nature du complexe de Delaunay, ces algorithmes sont très efficaces pour adapter la reconstruction aux densités d'échantillonnage variables et distribuées de façon anisotrope, e.g. celles que l'on obtient au moyen de l'échantillonnage par trajectoires. La plupart de ces algorithmes utilisent une estimation locale de la direction normale à la surface à partir des pôles du diagramme de Voronoï, n'ayant pas besoin d'autres informations que le nuage issu du pointé dynamique. Cependant ces algorithmes se basent sur l'interpolation de la surface, ayant du mal à gérer un échantillonnage bruité comme celui du pointé dynamique. Les algorithmes basés sur Delaunay et robustes au bruit d'échantillonnage utilisent la même stratégie que les algorithmes robustes basés sur les fonctions radiales de base, ils rejettent un certain nombre de points de l'échantillonnage qu'ils considèrent bruités et interpolent la surface sur le reste du nuage. Concernant l'intégration de l'indice de confiance dans le pointé et la fusion de la reconstruction avec d'autres attributs, ces deux opérations devraient être implantées comme des post-traitements. Finalement, il faut noter que si la plupart des algorithmes basés sur Delaunay que nous avons présenté offrent des garanties théoriques de reconstruction, celles-ci sont uniquement valides pour des densités d'échantillonnage très élevées.

8.3.3 Bilan

La table 8.1 présente le bilan des caractéristiques des algorithmes analysés. L'adéquation de chaque famille d'algorithmes à chacune des contraintes énoncées dans la section 8.3.1 est notée ainsi : le signe + indique une bonne adéquation, le signe · indique une gestion correcte et le signe – une mauvaise adéquation de l'algorithme à la caractéristique correspondante.

Ce bilan montre clairement que l'algorithme le mieux adapté aux besoins du pointé dynamique est celui des moindres carrés mobiles. Le point de conflit pour cette technique est, cependant, l'adaptativité au caractère filaire du nuage de points. Ceci est dû principalement à la difficulté que représente l'estimation de la taille du support nécessaire pour l'approximation locale de la surface. Pour minimiser l'influence de ce problème, on doit considérer la donnée à l'échelle des trajectoires de pointé et non à celle des points, ce qui assure que le support choisi est assez large pour contenir au moins deux trajectoires de pointé différentes.

Les algorithmes basés sur le complexe de Delaunay obtiennent un bon score, notamment en ce qui concerne la gestion d'échantillonnages irréguliers. Le manque d'adéquation aux derniers éléments de la liste (la reconstruction à partir de courbes, la prise en compte de l'indice

de confiance et la fusion avec d'autres attributs) n'est pas critique, et ces besoins pourraient même être négligés en faveur de la robustesse de ces algorithmes vis-à-vis du bruit d'échantillonnage. Dans les contextes où le bruit de pointé est faible, on peut envisager l'utilisation d'algorithmes basés sur Delaunay en combinaison avec une étape de pré-traitement sur les trajectoires ou de post-traitement sur la surface reconstruite pour minimiser les éventuels artefacts qui pourraient apparaître. Cependant, ces algorithmes sont très exigeants en termes de densité d'échantillonnage, ce qui est loin d'être un atout pour une technique basée sur le pointé manuel.

Notre premier choix pour l'algorithme de reconstruction irait donc aux techniques basées sur les moindres carrés mobiles, bien que le bon comportement des algorithmes de Delaunay en cas d'échantillonnage irrégulier fait que ces algorithmes sont très proches dans notre liste d'algorithmes candidats.

	Heuristiques	Delaunay	Delaunay robuste	RBF à sup-port infini	RBF à sup-port fini	MLS
Échantillonnage non-uniforme	-	+	+	-	+	+
Échantillonnage filaire	-	+	+	-	.	.
Robustesse face aux données bruitées	-	-	.	-/.	-	+
Reconstruction sans vecteur normaux	+	+	+	-	-	+
Reconstruction à partir de trajectoires	-	-	-	+	+	+
Prise en compte de l'indice de confiance	-	-	-	-	-	+
Fusion avec d'autres attributs	-	-	-	-	-	+

TAB. 8.1 Bilan des caractéristiques des algorithmes de reconstruction en fonction des besoins associés au pointé dynamique.

8.4 Application des moindres carrés mobiles pour la reconstruction de failles sismiques

Dans cette section nous abordons la problématique de reconstruction de surfaces échantillonnées par pointé dynamique dans le contexte d'application de cette thèse, qui est la segmentation de failles dans des données sismiques 3D. Notre objectif dans cette section est de montrer que la reconstruction de surfaces échantillonnées par pointé dynamique est viable au moyen d'une technique de reconstruction bien établie comme l'est celle des moindres carrés mobiles. Entrer dans l'étude approfondie de la problématique de reconstruction de surfaces et des stratégies à suivre pour obtenir une technique adaptative de reconstruction de surfaces 3D est un objectif ambitieux qui reste en dehors du cadre de cette thèse. Dans les paragraphes suivants nous décrivons notre implantation de la technique de moindres carrés mobiles pour la reconstruction de failles sismiques.

Tout d'abord il faut noter que le caractère quasi-planaire des failles sismiques nous a permis de ramener le problème de reconstruction à celui de l'approximation d'une fonction scalaire en deux dimensions $z=f(x,y)$. En reconstruction de surfaces, cette problématique particulière est dénommée reconstruction de cartes d'altitude. Du point de vue algorithmique il s'agit d'un problème plus simple que celui de la reconstruction générique de surfaces 3D dont nous avons

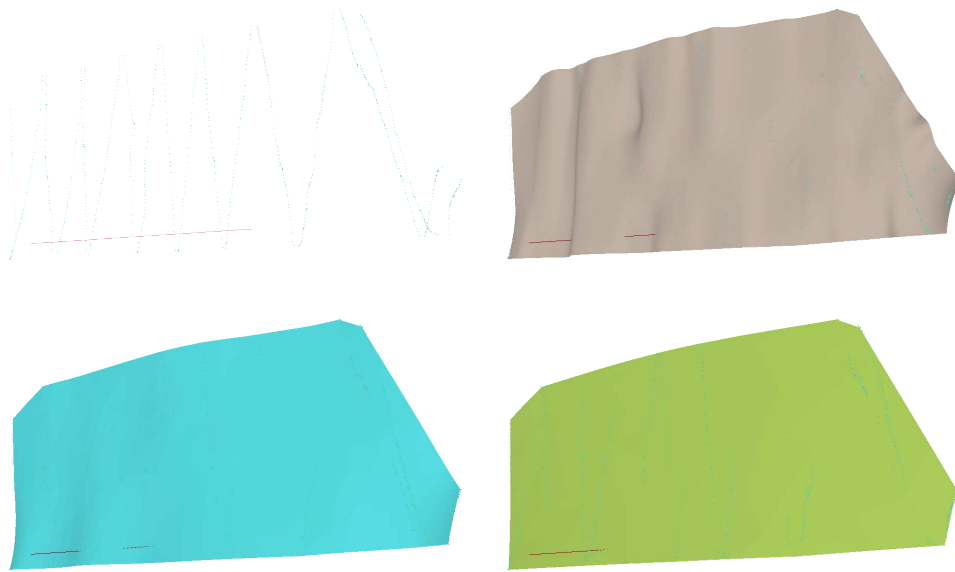


FIG. 8.4 Nuage de points obtenu par pointé dynamique (en haut à gauche) ; le trait rouge représente l'axe d'animation utilisé durant le pointé dynamique. Les trois autres images présentent des reconstructions avec paramètres $\sigma = 20, p = 2$ (en haut à droite), $\sigma = 40, p = 2$ (en bas à gauche), $\sigma = 100, p = 2$ (en bas à droite).

discuté dans les sections précédentes : la projection du nuage de points sur le plan xy permet de trouver les relations de voisinage entre les points grâce à la triangulation de Delaunay 2D.

L'algorithme que nous avons implanté est composé de quatre étapes :

1. Estimation par moindres carrés du plan de régression Π_0 à partir de tous les points \mathbf{p}_i échantillonnés sur la surface.
2. Projection des \mathbf{p}_i sur le plan Π_0 .
3. Obtention de la triangulation de Delaunay 2D associée aux projections de \mathbf{p}_i sur Π_0 .
4. Projection de chaque sommet de la triangulation de Delaunay 2D sur la surface 3D définie par les \mathbf{p}_i utilisant l'opérateur de projection défini par la technique de moindres carrés mobiles. La taille du voisinage d'estimation σ et l'ordre du modèle polynomial p sont définis par l'utilisateur.
5. Raffinement itératif de la surface par division d'arêtes en fonction d'un critère de régularité angulaire défini par l'utilisateur.

Nous avons intégré cet algorithme dans la plate-forme de développement $N'D$ du LAPS. Les images suivantes présentent quelques reconstructions qui illustrent le comportement de l'algorithme en fonction de la taille du voisinage choisie et de l'ordre du modèle polynomial.

Dans la figure 8.4 on peut voir l'effet de la taille de la fenêtre d'estimation (le paramètre σ). Au fur et à mesure que l'on augmente σ la surface devient de plus en plus lisse, ce qui permet à l'utilisateur de contrôler le degré de filtrage qu'il souhaite appliquer à son pointé.

Cependant il faut garder à l'esprit que les paramètres σ et p gardent une relation étroite : si la taille de voisinage est faible (de l'ordre de l'écart moyen entre deux trajectoires de pointé), l'ordre du modèle devra rester réduit (par exemple 2 ou 3). Les modèles d'ordre supérieur vont parvenir à faire passer la surface par les points de la trajectoire, mais l'absence de contraintes



FIG. 8.5 Reconstruction d'une faille échantillonnée par pointé dynamique avec paramètres (de haut en bas) : $\sigma = 100, p = 2$; $\sigma = 100, p = 7$; $\sigma = 40, p = 2$; $\sigma = 40, p = 7$.

dans les zones intra-trajectoires et sur les bords de la surface engendrent l'apparition d'oscillations qui augmentent avec l'ordre du modèle. Toutefois, si la taille du voisinage est assez large pour contenir plusieurs trajectoires on pourra augmenter l'ordre du modèle sans risque d'oscillations.

La figure 8.5 montre la même surface reconstruite avec des ordres polynomiaux différents. Cette perspective nous permet de comparer visuellement les caractéristiques de la reconstruction pour deux valeurs de σ (40 et 100) et deux ordres p (2 et 7). On peut identifier quelques phénomènes intéressants qui illustrent parfaitement l'influence conjointe des deux paramètres dans la reconstruction :

- La combinaison d'une valeur de σ élevée et une valeur de p faible a pour résultat le filtrage extrême de la donnée (figure 8.4, en haut à droite).
- L'augmentation de la valeur de σ peut être compensée par l'augmentation de l'ordre du modèle p pour obtenir des reconstructions de caractéristiques similaires (cf. figure 8.5, les deux reconstructions centrales).
- L'utilisation d'ordres polynomiaux élevés avec des tailles de voisinage faibles peut faire apparaître des suroscillations de grande amplitude dans les zones inter-trajectoire et les bords de la surface (cf. figure 8.5 reconstruction inférieure).

8.5 Conclusion et perspectives

Dans ce chapitre nous avons analysé les caractéristiques de l'échantillonnage par pointé dynamique et la capacité des algorithmes de reconstruction existants à traiter ce type de données. Notre analyse des contraintes sur l'algorithme de reconstruction nous a permis d'identifier les algorithmes de la famille de moindres carrés mobiles comme étant les plus adéquats par rapport aux besoins de notre application. Finalement nous avons montré la viabilité de la reconstruction de surfaces à partir du pointé dynamique dans le contexte de la reconstruction de failles sismiques, par moyen d'une mise en œuvre des moindres carrés mobiles adaptée aux caractéristiques géométriques des failles.

Notre analyse conjointe des caractéristiques de l'échantillonnage par pointé dynamique et des algorithmes de reconstruction nous a permis d'identifier quelques lignes d'action possibles pour parvenir à développer un algorithme de reconstruction de surfaces parfaitement adapté au pointé dynamique.

La première de ces lignes d'action est le développement d'une technique de moindres carrés mobiles adaptative pour le pointé dynamique. D'après notre analyse, cette technique passe par la prise en compte de l'information du pointé au niveau trajectoire, et non seulement au niveau point.

La deuxième ligne comprend l'étude des stratégies mixtes de filtrage et reconstruction par une méthode basée sur le complexe de Delaunay. Les options que nous avons proposées sont la réalisation d'un pré-filtrage sur les trajectoires de pointé suivie de l'application de l'algorithme de reconstruction sur les trajectoires filtrées ou bien l'utilisation directe de l'algorithme de reconstruction suivie par une étape de filtrage et de correction d'artefacts.

Une troisième ligne concerne l'étude de l'influence de la stratégie de pointé sur l'efficacité de la technique de reconstruction. Nous avons vu que la distribution des trajectoires sur la surface peut adopter des formes diverses, et il serait intéressant de connaître quelles sont les configurations qui permettent de réaliser les meilleures performances (par exemple en termes d'erreur de reconstruction pour une même longueur de trajectoires pointées).

Deux autres idées qui méritent d'être étudiées pour élargir les possibilités de l'interface de pointé sont le développement d'un algorithme de reconstruction de la surface en ligne, afin que l'utilisateur ait un retour visuel immédiat sur la surface qu'il est en train de construire, et la fusion d'attributs sismiques avec la donnée pointée pour compléter le pointé réalisé manuellement.

Troisième partie

Résultats et conclusion

Chapitre 9

Contribution, conclusion et perspectives

Dans les chapitres précédents de ce manuscrit nous avons présenté l'ensemble de nos travaux concernant l'étude et la conception d'outils d'aide à l'interprétation d'images sismiques. Notre objectif a été d'apporter une solution à la segmentation des failles qui soit adaptée à une station de travail standard et qui soit efficace dans le cadre des données à faible rapport signal sur bruit. Dans ce chapitre nous faisons le bilan des résultats qui ont été présentés tout au long de ce document, et présentons une conclusion et des perspectives pour des recherches futures.

Nous commençons ce dernier chapitre avec le bilan de nos contributions à la problématique de segmentation supervisée de données dans la section 9.1. Elle est suivie par la présentation des résultats de segmentation de failles par pointé dynamique dans la section 9.2. Ce chapitre se termine avec une conclusion et des perspectives de recherche dans la section 9.3.

9.1 Contribution

Les recherches que nous avons menées dans le cadre de cette Thèse ont cristallisé dans le *pointé dynamique*, une nouvelle technique de segmentation supervisée des données volumiques, dont l'intérêt a été confirmé par le dépôt du brevet #US2006190214 (concernant cette nouvelle technique) par la société *TOTAL*, le partenaire industriel du *LASIS* [104]. La société *TOTAL* a également intégré le pointé dynamique dans sa plate-forme d'interprétation d'images sismiques, *SISMAGE*, où elle est désormais disponible pour une utilisation par les géophysiciens.

La conception de cette nouvelle technique a été le fruit d'une analyse détaillée des mécanismes de perception visuelle humaine. En plus de la caractérisation de la technique de pointé dynamique, nos recherches nous ont fourni des résultats dans les domaines de la perception visuelle, de l'interaction homme-machine et de la reconstruction de surfaces. Les apports principaux que nous avons présentés dans cette Thèse sont décrits dans la liste suivante.

- *Concernant la perception visuelle :*
 - Identification des mécanismes visuels impliqués dans la perception des failles, notamment dans le contexte des mécanismes de perception de mouvement.
 - Validation expérimentale de l'apport de l'animation à la perception des contours sur des images bruitées.
- *Dans le cadre des solutions de segmentation automatiques :*

- Extraction de l’orientation des failles normales dans le plan horizontal au moyen de la technique d’analyse en composantes principales.
- *Dans le cadre des solutions de segmentation supervisées :*
 - Conception des palettes couleur adaptées au système visuel humain.
 - Identification des contraintes imposées par le pointé dynamique à l’étape de reconstruction de surfaces.

Deux de ces contributions (l’estimation de l’orientation de la faille et l’utilisation des palettes adaptées au système visuel humain) peuvent être utilisées directement pour améliorer les performances des techniques de segmentation automatiques et supervisées, tandis que les trois autres nous ont permis d’avoir une meilleure compréhension des phénomènes qui ont été étudiés (la perception des failles sismiques et la reconstruction de surfaces par pointé dynamique).

9.2 Résultats de segmentation par pointé dynamique

La technique de pointé dynamique a été intégrée dans les plate-formes *N’D* et *SISMAGE*. La première est l’interface qui regroupe les algorithmes développés par l’équipe Signal et Image du LAPS, la deuxième est l’application d’interprétation d’images sismiques du groupe *TOTAL*. Les figures 9.1 à 9.3 montrent des failles échantillonnées par pointé dynamique et reconstruites en utilisant ces deux plate-formes.

9.3 Conclusion et perspectives

Comme il a déjà été indiqué, l’objectif de ce travail de Thèse est de proposer des nouveaux outils d’aide à l’interprétation d’images sismiques, et ceci en respectant deux contraintes principales :

- la solution envisagée devait pouvoir être mise en œuvre sur une station de travail standard ;
- elle devait améliorer l’efficacité des techniques dans le contexte de données à faible rapport signal à bruit.

Pour atteindre notre objectif nous avons choisi une approche d’étude fondée sur l’analyse du système visuel humain. Ce choix trouve sa justification dans une constatation empirique : dans les contextes à faible rapport signal à bruit c’est l’opérateur humain qui réalise la segmentation de forme supervisée, puisque les algorithmes automatiques offrent des résultats de qualité médiocre. Notre étude vise donc à la compréhension des mécanismes mis en place par le système visuel humain pour analyser la donnée sismique. Les bénéfices directs que l’on espérait obtenir étaient en nombre de deux :

1. Intégrer les connaissances acquises sur le système visuel pour améliorer la qualité des méthodes automatiques de segmentation.
2. Adapter les méthodes supervisées aux caractéristiques de l’opérateur pour que la communication entre l’homme et l’ordinateur soit optimale, augmentant ainsi l’efficacité des techniques de segmentation supervisée.

Le premier objectif a été validé par notre analyse formelle des caractéristiques des failles sismiques dans le domaine de Fourier. Cette étude nous a permis d’acquérir une meilleure compréhension du fonctionnement de la technique d’*ACP* utilisée pour la détection des failles

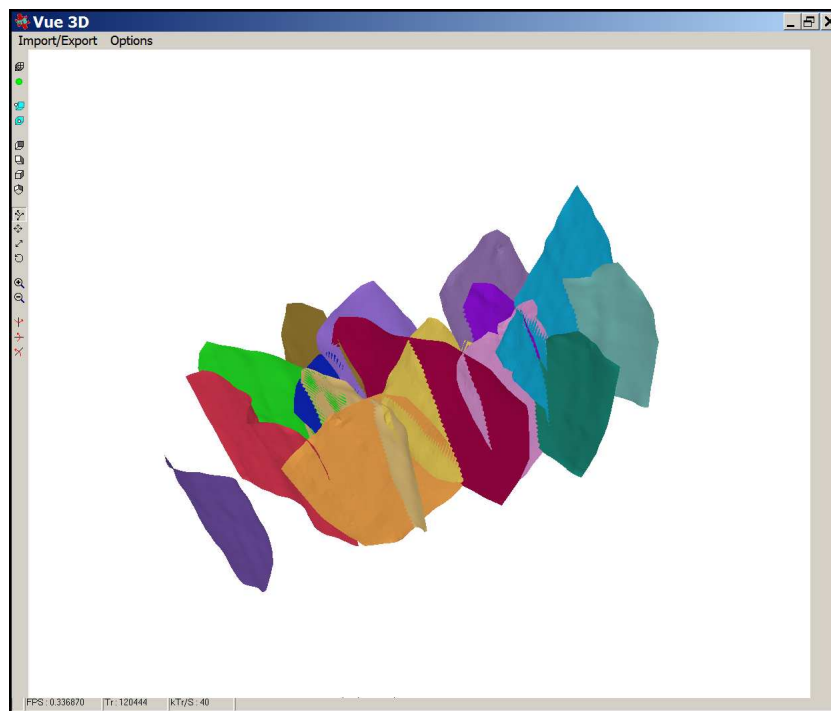
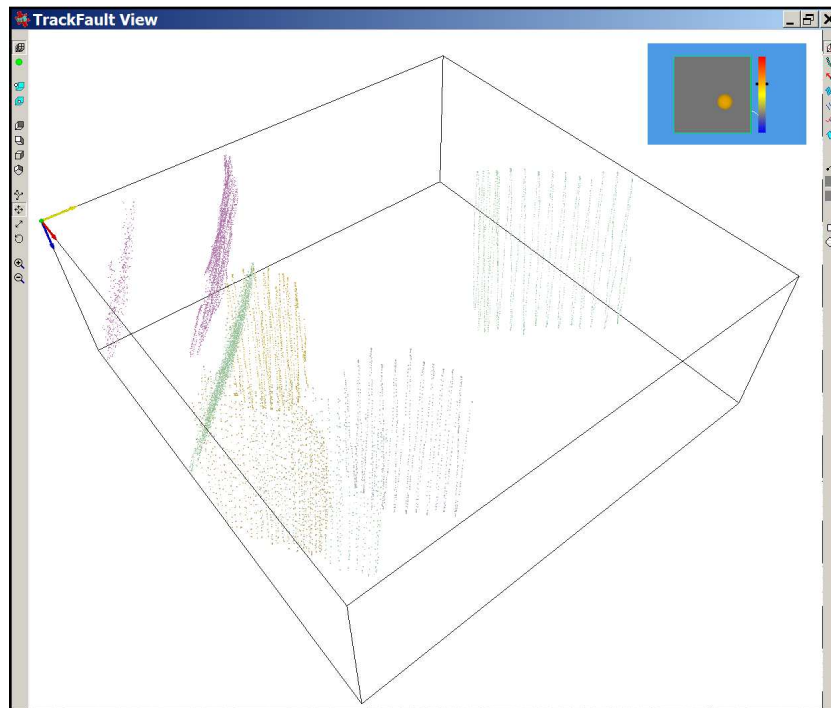


FIG. 9.1 Échantillonnage de plusieurs failles par pointé dynamique (en haut) et reconstruction d'un réseau de failles (en bas) avec la plate-forme *N'D*.

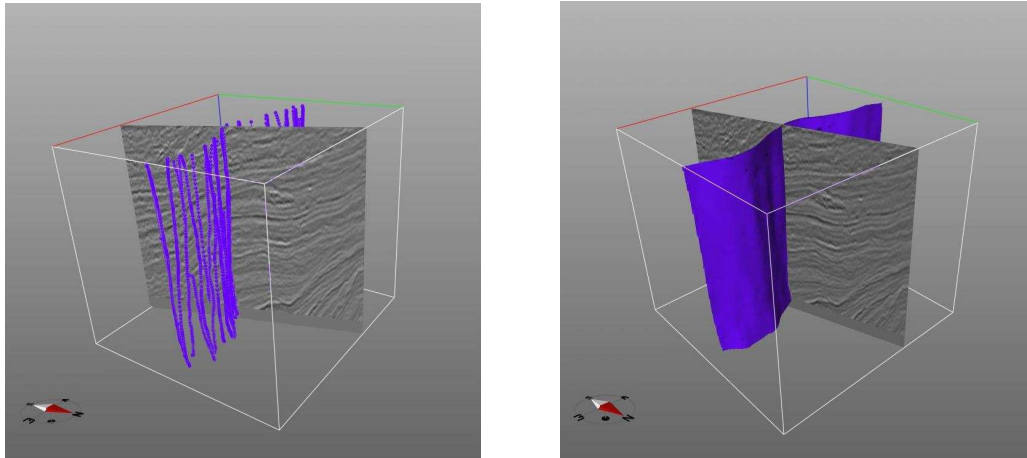


FIG. 9.2 Faille échantillonnée par *pointé dynamique* (à gauche) et reconstruite (à droite) avec la plate-forme *SIS-MAGE*.

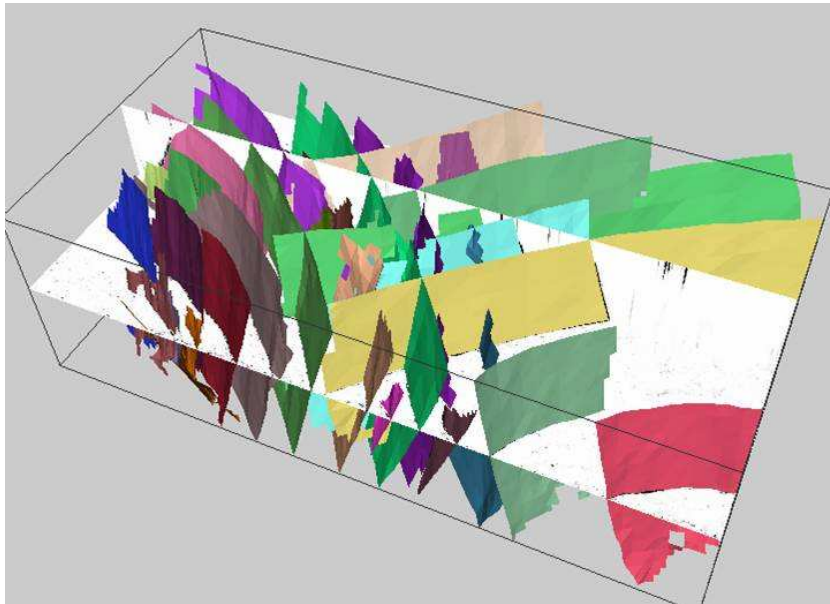


FIG. 9.3 Reconstruction d'un réseau de failles avec la plate-forme *SIS-MAGE*.

sismiques et de montrer que, sous certaines conditions, on peut récupérer l'orientation de la faille dans le plan horizontal à partir de l'analyse *ACP*.

Le deuxième objectif a été accompli par la proposition de la technique de *pointé dynamique*, une nouvelle technique de segmentation des données volumiques particulièrement adaptée à la segmentation de failles sismiques. En plus de la validation par rapport aux modèles reconnus en interaction homme-machine que nous avons présenté dans cette thèse, l'intérêt du pointé dynamique dans un contexte applicatif a été confirmé par le dépôt d'un brevet d'invention par le partenaire industriel du *LASIS*, la société *TOTAL* [104].

Cependant, bien que nous soyons parvenus à proposer des améliorations dans le contexte des techniques de segmentation automatiques et supervisées, il faut noter que les travaux contenus dans ce manuscrit n'offrent pas toutes les réponses aux problématiques que nous avons étudiées, laissant la porte ouverte à des nouvelles recherches.

Ainsi, concernant la problématique de la perception d'images sismiques qui a été traitée dans la première partie de ce manuscrit, on peut évoquer plusieurs questions qui n'ont pas été abordées, comme par exemple l'influence de la vitesse de déplacement des failles et de la vitesse d'animation dans la perception. La caractérisation de ces deux phénomènes devrait nous permettre d'ajuster les paramètres de l'animation de façon optimale par rapport à notre système visuel.

Nos recherches ont montré aussi que la technique d'*ACP* n'est pas optimale au vu de la richesse des configurations des failles sismiques. Une voie de recherche qui reste à analyser consisterait donc à développer de nouveaux outils algorithmiques adaptés aux caractéristiques particulières des failles, en partant du modèle analytique que nous avons présenté dans le chapitre 2.

Finalement, concernant la problématique des solutions supervisées de segmentation on peut évoquer deux aspects particulièrement pertinents. Le premier est lié à la problématique de reconstruction de surfaces. Nous avons montré les difficultés de développer un algorithme adaptatif robuste qui permet de réaliser l'étape de reconstruction. Le deuxième aspect concerne l'étude et la conception des nouveaux outils basés sur la technique de pointé dynamique, sujet qui fait l'objet des travaux de Thèse de Pierre Salom au sein du laboratoire *LASIS*.

Annexes

Annexe A

Théorie de détection du signal

La *théorie de détection du signal* (TDS) est un outil couramment utilisé en psychophysique depuis les années 50 pour analyser la prise de décision humaine en présence d'incertitudes [177]. De nombreux psychologues ont eu recours à cette méthode dans des problématiques aussi diverses que la détection de tumeurs cancéreuses par des médecins, le verdict de culpabilité prononcé par un jury lors d'un procès, la recherche d'objets à l'aide de rayons par des agents de sécurité, etc. Cette technique, largement inspirée par la théorie de l'information de Shannon [168], est applicable lorsqu'un opérateur humain doit déterminer la présence d'un signal spécifique à partir d'un stimulus traité par le système sensoriel humain (qu'il soit visuel, auditif, tactile. . .).

Le modèle sur lequel est fondé la TDS décompose la prise de décision en deux étapes successives [177, 82] :

1. L'énergie physique du stimulus est dans un premier temps transformée par des processus sensoriels pour aboutir une représentation interne au niveau neuronal.
2. À partir de cette représentation interne, des processus décisionnels de haut niveau définissent la réponse à prendre sur la présence du signal ou non.

Les deux notions principales à la théorie de détection du signal sont la *réponse interne* et le *critère de décision*.

- *Réponse interne* : la réponse interne est liée à l'activité neuronale du sujet engendrée par un stimulus entrant. Cette réponse est modélisée par deux fonctions gaussiennes distinctes (figure A.1). Chacune représente respectivement la densité de probabilité lors de l'absence de signal (P_b , courbe pointillée) et lorsque le signal est présent (P_s , courbe continue). La mesure de sensibilité (d') est basée sur la différence des moyennes de ces deux gaussiennes. Cette mesure renseigne sur la facilité de discriminer le signal du bruit. Plus les distributions sont voisines avec un recouvrement important et plus il sera difficile de distinguer le signal du bruit.
- *Critère de décision* : en fonction de l'intensité de la réponse interne l'opérateur humain va pouvoir statuer sur la présence ou l'absence du signal. Cette réponse dépend d'un critère de décision lié à la stratégie mise en place par l'expert qui est fonction de paramètres internes et externes : niveau de connaissance, charge de travail, contexte social et environnemental, etc. Ce critère de décision permet de distinguer quatre cas de figure (tableau A.1). Si ce critère est bas l'opérateur aura plus souvent tendance à répondre par des affirmations et donc à augmenter parallèlement ses taux de détections correctes et de fausses alarmes.

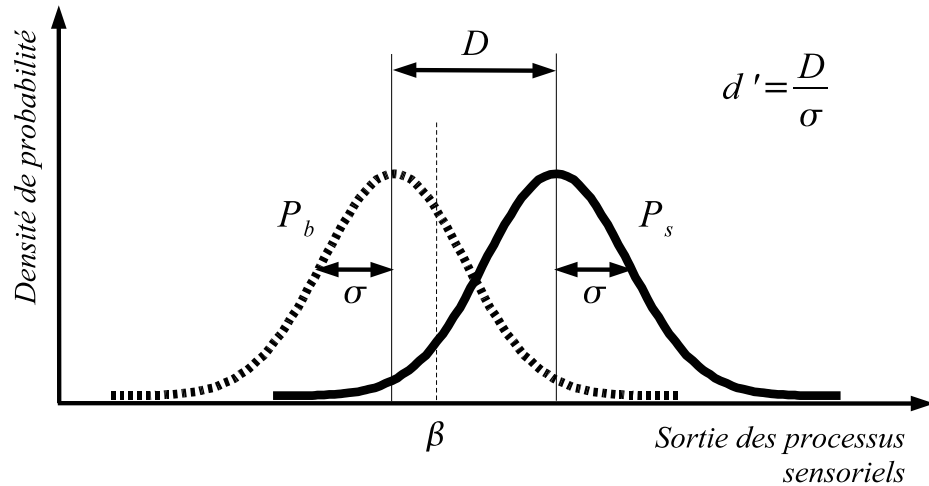


FIG. A.1 Réponse interne et critère de décision. L'axe des ordonnées représente la densité de probabilité de la réponse interne en présence du bruit interne (P_b , courbe pointillée) et du bruit interne plus signal (P_s , courbe continue). β représente le critère de décision.

	Réponse positive	Réponse négative
Signal présent	Détection correcte (DC)	Omission (O)
Signal absent	Fausse alarme (FA)	Rejet correct (RC)

TAB. A.1 Configurations de détection possibles pour le simple choix.

Le schéma de la figure A.1 montre le modèle de réponse interne et critère de décision. La probabilité de provoquer une certaine intensité de la réponse interne (axe des abscisses) est modélisée par deux processus gaussiens : un pour le cas où l'unique source d'excitation est le bruit interne du système, un deuxième pour le cas où le stimulus est formé par l'addition d'un signal au bruit interne.

A.1 Méthode expérimentale du simple choix

La méthodologie couramment utilisée en TDS est celle du simple choix *oui ou non*. L'opérateur répond pour chaque stimulus présenté par l'affirmative ou la négative sur la présence du signal à détecter. La combinaison de la réponse de l'opérateur et de la présence ou de l'absence du signal permet quatre configurations possibles (tableau A.1).

À l'aide de protocoles découlant de cette méthode il est possible de mesurer les deux paramètres principaux liés à la prise de décision : la sensibilité au niveau de la réponse interne (d') et le critère de décision propre aux processus décisionnels (β). Les résultats des expériences sont souvent présentés sous la forme de courbes *ROC* (*Receiver Operating Characteristic*), où le pourcentage de détections correctes est affiché en fonction du pourcentage de fausses alarmes (figure A.2).

La forme de la courbe ROC est définie par les distributions gaussiennes à la base du modèle

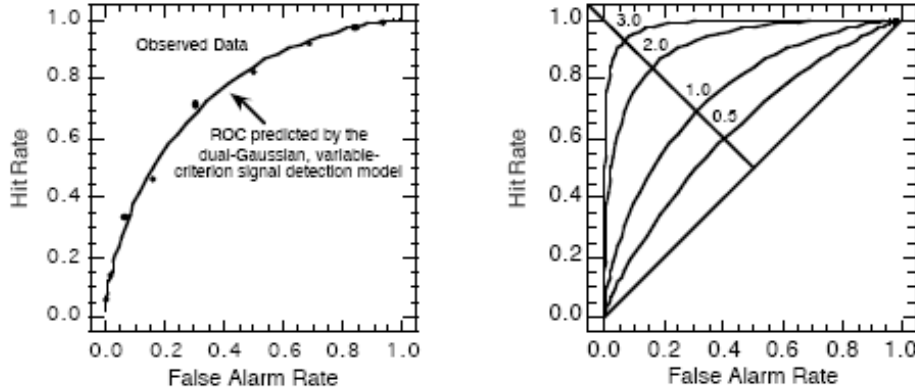


FIG. A.2 Gauche : courbe ROC pour un seul modèle de stimulus, les points échantillonnés correspondent à des valeurs de β différentes. Droite : courbes ROC pour plusieurs modèles, la distance sur la diagonal dépend de la valeur de d' [82].

de la réponse interne. À partir des valeurs de la courbe on peut retrouver d' et la valeur du critère β . Après transformation des pourcentages de détections correctes et fausses alarmes en z-score, la courbe devient une droite :

$$z(DC) = a + b \cdot z(FA), \quad (\text{A.1})$$

Le z-score est obtenu au moyen de l'équation suivante :

$$z(x) = \Phi^{-1}(P(x)) = \sqrt{2} \operatorname{erfinv}(2P(x) - 1). \quad (\text{A.2})$$

A.2 Méthode expérimentale de choix forcé à deux alternatives

La méthodologie de choix forcé à deux alternatives (*double alternative forced choice* ou *2AFC*) présente l'avantage de fixer le critère de décision pour que les variations du critère (intra- ou inter-sujets) n'interfèrent pas avec la mesure de d' .

Dans chaque essai deux stimuli sont affichés séquentiellement, avec le signal uniquement présent sur l'un des deux stimuli. Avec cette méthode on élimine deux des quatre combinaisons possibles dans le paradigme du simple choix, puisque les cas de fausse alarme et d'omission sont regroupés dans le pourcentage d'erreurs et les cas de détection et rejet corrects sont combinés dans le pourcentage de détections correctes. Cette méthode revient à étudier un utilisateur possédant un critère de décision non biaisé. Sur la courbe ROC, tous les mesures réalisées avec cette méthode se trouvent sur la diagonale qui va du point (0, 1) au point (1, 0).

Dans ce cas, les diagrammes ROC ne se montrent pas très adaptés pour la visualisation des résultats expérimentaux de la technique de choix forcé à deux alternatives. On préférera utiliser la *fonction psychométrique* [105], où le pourcentage de détections correctes est visualisé en fonction de l'intensité du stimulus. Les courbes psychométriques prennent typiquement la forme de la figure A.3.

Il existe plusieurs formules analytiques qui permettent de modéliser la courbe psychométrique. Les deux fonctions utilisées couramment dans la bibliographie sont la fonction de Weibull (eq. A.3) et la fonction logistique (eq. A.4) [176] :

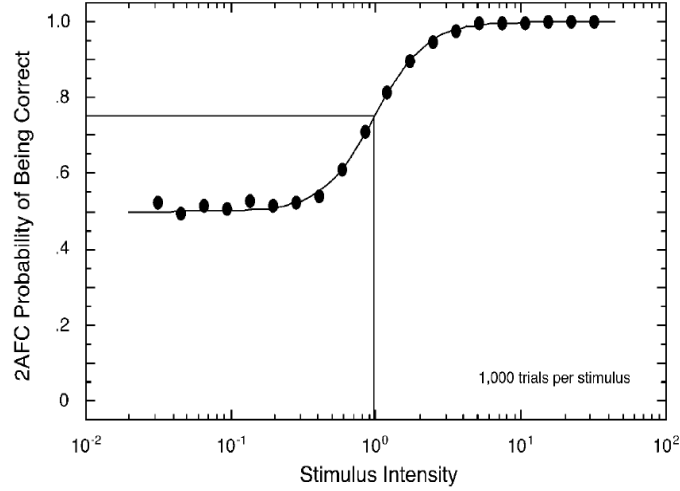


FIG. A.3 Une fonction psychométrique typique ([118])

$$P_{Wei}(x) = \gamma + (1 - \gamma - \lambda) \left(1 - e^{-(x/\alpha)^\beta}\right), \quad (\text{A.3})$$

$$P_{Logi}(x) = \gamma + (1 - \gamma - \lambda) \left(1 - (x/\alpha)^{-\beta}\right), \quad (\text{A.4})$$

où

- x : est l'intensité du stimulus ;
- $P_-(x)$: est la probabilité de détecter correctement un stimulus d'intensité x ;
- α : est l'intensité du stimulus pour laquelle le pourcentage de détection correcte est égal à 75% ;
- β : est associée à la pente de la fonction psychométrique ;
- γ : est la probabilité de détection pour l'intensité minimale du stimulus (condition de 'chance', normalement égale à 0.5) ;
- λ : est la probabilité de détection pour l'intensité maximale du stimulus (l'écart entre la performance idéale et la performance maximale que l'on peut atteindre).

Le z-score est calculé à partir de la fonction de probabilité de la même manière que dans le simple choix :

$$z(x) = \Phi^{-1}(P(x)) = \sqrt{2} \operatorname{erfinv}(2P(x) - 1). \quad (\text{A.5})$$

Dans le cas des tests du type 2AFC, la sensibilité d' est égale à :

$$d'(x) = \sqrt{2} z(x), \quad (\text{A.6})$$

où $z(x)$ est estimé comme la moyenne des pourcentages de détection correcte entre le premier et le deuxième intervalle de présentation.

Klein propose l'utilisation de la valeur moyenne des z-scores associés à chaque intervalle plutôt que le z-score de la valeur moyenne des probabilités pour réduire le biais d'estimation dans

le cas où l'utilisateur aurait une préférence par l'un de deux intervalles (par exemple, un utilisateur qui indiquerait systématiquement une détection sur le second intervalle de présentation quand il n'a pas détecté le signal) :

$$d'(x) = \sqrt{2} \frac{z_1(x) + z_2(x)}{2}. \quad (\text{A.7})$$

Bibliographie

- [1] J. ACCOT : *Les tâches trajectorielles en interaction Homme-Machine — Cas des tâches de navigation*. Thèse de doctorat, Université de Toulouse 1, France, janvier 2001.
- [2] J. ACCOT et S. ZHAI : Beyond Fitts' law : models for trajectory-based HCI tasks. *Dans CHI '97 : Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pages 295–302, New York, NY, USA, 1997. ACM Press.
- [3] J. ACCOT et S. ZHAI : Performance evaluation of input devices in trajectory-based tasks : an application of the steering law. *Dans CHI '99 : Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pages 466–472, New York, NY, USA, 1999. ACM Press.
- [4] J. ACCOT et S. ZHAI : Scale effects in steering law tasks. *Dans CHI '01 : Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pages 1–8, New York, NY, USA, 2001. ACM Press.
- [5] E. H. ADELSON : Lightness perception and lightness illusions. *Dans M. S. GAZZANIGA*, éditeur : *The New Cognitive Neurosciences*, chapitre 24, pages 339–351. MIT Press, 2000.
- [6] E. H. ADELSON et J. R. BERGEN : Spatiotemporal energy models for the perception of motion. *Journal of the Optical Society of America A*, 2:284–299, 1985.
- [7] T. D. ALBRIGHT, E. R. KANDEL et M. I. POSNER : Cognitive neuroscience. *Current Opinions in Neurobiology*, 10:612–624, 2000.
- [8] M. ALEXA, J. BEHR, D. COHEN-OR, S. FLEISHMAN, D. LEVIN et C. T. SILVA : Point set surfaces. *Dans VIS '01 : Proceedings of the conference on Visualization '01*, pages 21–28, Washington, DC, USA, 2001. IEEE Computer Society.
- [9] N. AMENTA et M. BERN : Surface reconstruction by voronoi filtering. *Dans SCG '98 : Proceedings of the fourteenth annual symposium on Computational geometry*, pages 39–48, New York, NY, USA, 1998. ACM Press.
- [10] N. AMENTA, S. CHOI, T. K. DEY et N. LEEKHA : A simple algorithm for homeomorphic surface reconstruction. *International Journal of Computational Geometry and Applications*, 12(1-2):125–141, 2002.
- [11] N. AMENTA, S. CHOI et R. K. KOLLURI : The power crust, unions of balls, and the medial axis transform. *Computational Geometry*, 19(2-3):127–153, 2001.
- [12] M. BAHORICH et S. FARMER : The coherence cube. *The Leading Edge*, 10(14):1053–1058, 1995.

- [13] A. A. BALOCH, S. GROSSBERG, E. MINGOLLA et C. NOGUEIRA : A neural model of first-order and second-order motion perception and magnocellular dynamics. *Journal of the Optical Society of America A*, 16:953–978, 1999.
- [14] A. E. BARNES : Seismic attributes in your facies. *CSEG Recorder*, pages 41–47, septembre 2001.
- [15] W. A. BARRETT et E. N. MORTENSEN : Interactive live-wire boundary extraction. *Medical Image Analysis*, 1(4):331–341, 1997.
- [16] S. A. BEARDSLEY et L. M. VAINA : Computational modelling of optic flow selectivity in MSTd neurons. *Network : Computation in Neural Systems*, 9:467–493, 1998.
- [17] S. S. BEAUCHEMIN : Non-Fourier motion in the Fourier spectrum. *Dans CISST'99 : Proceedings of the 1999 Conference on Imaging Science, Systems and Technology*, Las Vegas, Nevada, juin.
- [18] W. H. A. BEAUDOT, P. PALAGI et J. HÉRAULT : Realistic simulation tool for early visual processing including space, time and colour data. *Dans J. MIRA, J. CABESTANY et A. PRIETO, éditeurs : New Trends in Neural Computation*, volume 686 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 370–375. Springer Verlag, juin 1993.
- [19] M. BEAUDOUIN-LAFON : Designing interaction, not interfaces. *Dans AVI'04 : Proceedings of the working conference on Advanced visual interfaces*, pages 15–22, New York, NY, USA, 2004. ACM Press.
- [20] O. BEN-SHAHAR et S. ZUCKER : Sensitivity to curvatures in orientation-based texture segmentation. *Vision Research*, 44(4):257–277, 2004.
- [21] O. BEN-SHAHAR et S. W. ZUCKER : The perceptual organization of texture flow : A contextual inference approach. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(4):401–417, avril 2003.
- [22] C. P. BENTON : Gradient-based analysis of non-Fourier motion. *Vision Research*, 42:2869–2877, 2002.
- [23] C. P. BENTON : A role for contrast-normalisation in second-order motion perception. *Vision Research*, 44:91–98, 2004.
- [24] C. P. BENTON, A. JOHNSTON, P. W. MCOWAN et J. D. VICTOR : Computational modelling of non-Fourier motion : further evidence for a single luminance based mechanism. *Journal of the Optical Society of America A*, 18(2001):2204–2208, septembre 2001.
- [25] F. BERNARDINI, J. MITTLEMAN, H. RUSHMEIER, C. SILVA et G. TAUBIN : The ball-pivoting algorithm for surface reconstruction. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 5(4):349–359, 1999.
- [26] Y. BERTHOUMIEU, M. DONIAS, C. DAVID, S. GUILLON et N. KESKES : Model based method for fault detection. *Dans ISCCSP'06 : Proceedings of the second IEEE-EURASIP International Symposium on Control, Communications, and Signal Processing*, 2006.
- [27] *Bescherelle — La Conjugaison pour tous*. Hatier, 1997.
- [28] *Bescherelle — La Grammaire pour tous*. Hatier, 1997.

- [29] J. BIGÜN, G. H. GRANLUND et J. WIKLUND : Multidimensional orientation estimation with applications to texture analysis and optical flow. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(8):775–790, 1991.
- [30] J. BIGÜN et G. H. GRANLUND : Optical flow based on the inertia matrix of the frequency domain. *Dans Proceedings from SSAB Symposium on Picture Processing*, pages 132–135, Lund University, Sweden, mars 1988.
- [31] R. BLAKE, R. SEKULER et E. GROSSMAN : Motion processing in human visual cortex. *Dans J. H. KAAS et C. E. COLLINS, éditeurs : The Primate Visual System*, chapitre Motion Processing in Human Visual Cortex. CRC Press, Boca Raton, 2003.
- [32] K. A. BOAHEN et A. G. ANDREOU : A contrast sensitive silicon retina with reciprocal synapses. *Dans J. E. MOODY, S. J. HANSON et R. P. LIPPMANN, éditeurs : Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 4, pages 764–772. Morgan Kaufmann Publishers, Inc., 1992.
- [33] J.-D. BOISSONNAT et F. CAZALS : Smooth surface reconstruction via natural neighbour interpolation of distance functions. Rapport technique 3985, INRIA, 2000.
- [34] J.-D. BOISSONNAT : Geometric structures for three-dimensional shape representation. *ACM Transactions on Graphics*, 3(4):266–286, octobre 1984.
- [35] D. BOWMAN, E. KRUIJFF, J. LAVIOLA et I. POUPYREV : An introduction to 3D user interface design. *Presence : Teleoperators and Virtual Environments*, 10:96–108, 2001.
- [36] W. BUXTON : Lexical and pragmatic considerations of input structures. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 17(1):31–37, 1983.
- [37] W. BUXTON : A three-state model of graphical input. *Dans INTERACT '90 : Proceedings of the IFIP TC13 Third International Conference on Human-Computer Interaction*, pages 449–456. North-Holland, 1990.
- [38] R. CABEZA et L. NYBERG : Imaging cognition II : an empirical analysis of 275 PET and fMRI studies. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 12:1–47, 2000.
- [39] S. K. CARD, T. P. MORAN et A. NEWEL : *The Psychology of Human-Computer Interaction*. Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, NJ, 1983.
- [40] S. K. CARD, T. P. MORAN et A. NEWELL : The keystroke-level model for user performance time with interactive systems. *Communications of the ACM*, 23(7):396–410, 1980.
- [41] J. C. CARR, R. K. BEATSON, J. CHERRIE, T. J. MITCHELL, W. R. FRIGHT, B. C. MCCALLUM et T. R. EVANS : Reconstruction and representation of 3D objects with radial basis functions. *Dans Proceedings of ACM SIGGRAPH'01*, pages 67–76, Los Angeles, CA, août 2001.
- [42] J. C. CARR, R. K. BEATSON, B. C. MCCALLUM, W. R. FRIGHT, T. J. MCLENNAN et T. J. MITCHELL : Smooth surface reconstruction from noisy range data. *Dans Proceedings of ACM GRAPHITE'03*, pages 119–126, Melbourne, Australia, février 2003.
- [43] J. C. CARR, W. R. FRIGHT et R. K. BEATSON : Surface interpolation with radial basis functions for medical imaging. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 16:96–107, 1997.

- [44] P. CAVANAGH : Reconstructing the third dimension : Interactions between color, texture, motion, binocular disparity, and shape. *Computer vision, graphics, and image processing*, 37:171–195, 1987.
- [45] P. CAVANAGH : When colours move. *Nature*, 379:26–27, 1996.
- [46] P. CAVANAGH : Top-down processing in vision. Dans R. A. WILSON et F. C. KEIL, éditeurs : *The MIT Press Encyclopedia of the Cognitive Sciences*, pages 839–840. MIT Press, Cambridge, MA, 1999.
- [47] P. CAVANAGH et G. MATHER : Motion : The long and short of it. *Spatial Vision*, 4:103–129, 1989.
- [48] C. CHUBB, L. OLZAK et A. DERRINGTON : Second-order processes in vision : introduction. *Journal of the Optical Society of America A*, 18(9):2175–2178, septembre 2001.
- [49] C. CHUBB et G. SPERLING : Drift-balanced random stimuli : a general basis for studying non-Fourier motion perception. *Journal of the Optical Society of America*, 5:1986–2007, 1988.
- [50] C. CHUBB et G. SPERLING : Two Motion Perception Mechanisms Revealed through Distance-Driven Reversal of Apparent Motion. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 86(8):2985–2989, 1989.
- [51] K. G. CLAEYS, D. T. LINDSEY, E. D. SCHUTTER et G. A. ORBAN : A Higher Order Motion Region in Human Inferior Parietal Lobule : Evidence from fMRI. *Neuron*, 40:631–642, octobre 2003.
- [52] S. J. CROPPER et A. M. DERRINGTON : Rapid colour-specific detection of motion in human vision. *Nature*, 379(6560):72–74, janvier 1996.
- [53] S. C. DAKIN et R. J. WATT : The computation of orientation statistics from visual texture. *Vision Research*, 37:3181–3192, 1997.
- [54] J. DAUGMAN : Two-dimensional spectral analysis of cortical receptive field profiles. *Vision Research*, 20:847–856, 1980.
- [55] P. de BRUIN, V. DERCKSEN, F. POST, A. VOSSEPOEL, G. STREEKSTRA et F. VOS : Interactive 3D segmentation using connected orthogonal contours. *Computers in Biology and Medicine*, 35:329–346, 2005.
- [56] T. K. DEY et J. GIESEN : Detecting undersampling in surface reconstruction. Dans *SCG '01 : Proceedings of the seventeenth annual symposium on Computational geometry*, pages 257–263, New York, NY, USA, 2001. ACM Press.
- [57] T. K. DEY, J. GIESEN et J. HUDSON : Delaunay based shape reconstruction from large data. Dans *PVG '01 : Proceedings of the IEEE 2001 symposium on parallel and large-data visualization and graphics*, pages 19–27, Piscataway, NJ, USA, 2001. IEEE Press.
- [58] T. K. DEY et S. GOSWAMI : Tight cocone : a water-tight surface reconstructor. Dans *SM '03 : Proceedings of the eighth ACM symposium on Solid modeling and applications*, pages 127–134, New York, NY, USA, 2003. ACM Press.
- [59] T. K. DEY et S. GOSWAMI : Provable surface reconstruction from noisy samples. Dans *SCG '04 : Proceedings of the twentieth annual symposium on Computational geometry*, pages 330–339, New York, NY, USA, 2004. ACM Press.

- [60] T. K. DEY et J. SUN : An adaptive MLS surface for reconstruction with guarantees. Dans M. DESBRUN et H. POTTMANN, éditeurs : *SG'05 : Proceedings of the Eurographics Symposium on Geometry Processing*, 2005.
- [61] M. DOOB : *A Gentle Introduction to T_EX*. 1997.
- [62] J.-Y. DOURNON : *Dictionnaire d'orthographe et des difficultés du français*. Le livre de poche, 1987.
- [63] S. O. DUMOULIN, C. L. B. JR., R. F. HESS et A. C. EVANS : Cortical specialization for processing first- and second-order motion. *Cerebral Cortex*, 13(12):1375–1385, décembre 2003.
- [64] H. EDELSBRUNNER et E. MÜCKE : Three dimensional alpha shapes. *ACM Transactions on Graphics*, 13(1):43–72, janvier 1994.
- [65] A. X. FALCAO, K. JAYARAM, J. K. UDUPA et M. F. K. : An ultra-fast user-steered image segmentation paradigm : Live-wire-on-the-fly. Dans *IEEE Transactions on Medical Imaging*, volume 19, pages 55–62, 2000.
- [66] A. X. FALCAO, J. K. UDUPA, S. SAMARASEKERA, S. SHARMA, B. E. HIRSCH et R. A. LOTUFO : User-steered image segmentation paradigms : Live-wire and live-lane. *Graphical Models and Image Processing*, 1998(4):223–260, 60.
- [67] J. FELDMAN : Perceptual grouping by selection of a logically minimal model. *International Journal of Computer Vision*, 55(1):5–25, 2003.
- [68] P. FITTS : The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement. *Journal of Experimental Psychology*, 47:381–391, 1954.
- [69] D. J. FLEET et K. LANGLEY : Computational analysis of non-Fourier motion. *Vision Research*, 34:3057–3079, 1994.
- [70] S. FLEISHMAN, D. COHEN-OR et C. T. SILVA : Robust moving least-squares fitting with sharp features. *ACM Transactions on Graphics*, 24(3):544–552, 2005.
- [71] J. FOLEY, V. WALLACE et P. CHAN : The human factors of computer graphics interaction techniques. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 4:13–48, 1984.
- [72] P. T. FOX, L. M. PARSONS et J. L. LANCASTER : Beyond the single study : function/location metanalysis in cognitive neuroimaging. *Current Opinions in Neurobiology*, 8:178–187, 1998.
- [73] B. FRÖHLICH et J. PLATE : The cubic mouse : a new device for three-dimensional input. Dans *CHI '00 : Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pages 526–531, New York, NY, USA, 2000. ACM Press.
- [74] J. J. GIBSON : *The ecological approach to visual perception*. Lawrence Erlbaum, 1979.
- [75] M. GOPI, S. KRISHNAN et C. T. SILVA : Surface reconstruction based on lower dimensional localized Delaunay triangulation. *Computer Graphics Forum (Eurographics 2000)*, 19(3): C467–C478, 2000.
- [76] C. GRIGORESCU, N. PETKOV et M. A. WESTENBERG : Improved contour detection by non-classical receptive field inhibition. Dans *BMCV '02 : Proceedings of the Second International Workshop on Biologically Motivated Computer Vision*, pages 50–59, Londres, GB, 2002. Springer-Verlag.

- [77] Y. GUIARD : Asymmetric division of labor in human skilled bimanual action : The kinematic chain as a model. *Journal of Motor Behavior*, 19(4):486–517, 1987.
- [78] N. GUPTA et L. KANAL : Gradient based image motion estimation without computing gradients. *International Journal of Computer Vision*, 22:81–101, 1997.
- [79] M. HACHET, P. GUITTON, P. REUTER et F. TYNDIUK : The CAT for efficient 2D and 3D interaction as an alternative to mouse adaptations. *ACM Transactions on Graphics*, 23(3):731–731, 2004.
- [80] A. HANBURY et J. SERRA : Analysis of oriented textures using mathematical morphology. *Dans ÖAGM'02 : Proceedings of the annual workshop of the Austrian Association for Pattern Recognition*, 2002.
- [81] M. HARDERS, S. WILDERMUTH et G. SZEKELY : New paradigms for interactive 3D volume segmentation. *The Journal of Visualization and Computer Animation*, 13:85–95, 2002.
- [82] L. O. HARVEY, Jr. : Detection theory : Sensory and decision process. Notes de cours. Department of Psychology, University of Colorado at Boulder, 2005.
- [83] R. F. HESS et S. C. DAKIN : Absence of contour linking in peripheral vision. *Nature*, 390(6660):602–604, décembre 1997.
- [84] R. F. HESS, A. HAYES et D. J. FIELD : Contour integration and cortical processing. *Journal of Physiology - Paris*, 97:105–119, 2003.
- [85] R. F. HESS, T. LEDGEWAY et S. DAKIN : Impoverished second-order input to global linking in human vision. *Vision Research*, 40(24):3309–3318, octobre 2000.
- [86] R. F. HESS et T. LEDGEWAY : The detection of direction-defined and speed-defined contours : One mechanism or two? *Vision Research*, 43:597–606, 2003.
- [87] K. HINCKLEY, M. CONWAY, R. PAUSCH, D. PROFFIT, R. STOAKLEY et N. F. KASELL : Revisiting haptic issues for virtual manipulation. *Dans Position statement for CHI'96 Workshop on Manipulation in Virtual Environments*, 1996.
- [88] K. HINCKLEY : Input technologies and techniques. *Dans The human-computer interaction handbook : fundamentals, evolving technologies and emerging applications*, pages 151–168. Lawrence Erlbaum Associates, Inc., Mahwah, NJ, USA, 2003.
- [89] K. HINCKLEY, M. CZERWINSKI et M. SINCLAIR : Interaction and modeling techniques for desktop two-handed input. *Dans UIST '98 : Proceedings of the 11th annual ACM symposium on User interface software and technology*, pages 49–58, New York, NY, USA, 1998. ACM Press.
- [90] K. HINCKLEY, R. J. K. JACOBS et C. WARE : Input/Output Devices and Interaction Techniques. *Dans CRC Computer Science and Engineering Handbook*. CRC Press, Boca Raton, Florida, États Unis.
- [91] K. HINCKLEY, R. PAUSCH, J. C. GOBLE et N. F. KASELL : Passive real-world interface props for neurosurgical visualization. *Dans CHI '94 : Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pages 452–458, New York, NY, USA, 1994. ACM Press.

- [92] K. HINCKLEY, R. PAUSCH, D. PROFFITT et N. F. KASSELL : Two-handed virtual manipulation. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction*, 5(3):260–302, 1998.
- [93] H. HOPPE, T. DEROSE, T. DUCHAMP, J. McDONALD et W. STUETZLE : Surface reconstruction from unorganized points. *Dans SIGGRAPH '92 : Proceedings of the 19th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 71–78, New York, NY, USA, 1992. ACM Press.
- [94] B. K. P. HORN et B. G. SCHUNCK : Determining optical flow. A. I. Memo 572, Massachusetts Institute of Technology — Artificial Intelligence Laboratory, 1980.
- [95] J. HUANG et C. H. MENQ : Combinatorial manifold mesh reconstruction and optimization from unorganized points with arbitrary topology. *Computer-Aided Design*, 34(2):149–165, février 2002.
- [96] D. H. HUBEL : *Eye, Brain, and Vision*. Scientific American Library, Oxford, Angleterre, 1988.
- [97] L. ITTI : Models of bottom-up attention and saliency. *Dans* L. ITTI, G. REES et J. K. TSOTSOS, éditeurs : *Neurobiology of Attention*, pages 576–582. Elsevier, San Diego, CA, EE.UU., janvier 2005.
- [98] A. JOHNSTON et C. W. G. CLIFFORD : Perceived motion of contrast-modulated gratings : predictions of the multi-channel gradient model and the role of full-wave rectification. *Vision Research*, 35(12):1771–1783, 1995.
- [99] A. JOHNSTON, P. W. MCOWAN et C. P. BENTON : Biological computation of image motion from flows over boundaries. *Journal of Physiology - Paris*, 97:325–334, 2003.
- [100] J. P. JONES et L. A. PALMER : An evaluation of the two-dimensional Gabor filter model of simple receptive fields in cat striate cortex. *Journal of Neurophysiology*, 58(6):1233–1258, 1987.
- [101] M. J. JONES, P. SINHA, T. VETTER et T. POGGIO : Top-down learning of low-level vision tasks. *Current Biology*, 7:991–994, 1997.
- [102] B. JULESZ : Binocular depth perception of computer-generated patterns. *Bell System Technical Journal*, 39:1125–1162, 1960.
- [103] N. KANWISHER, J. MCDERMOTT et M. M. CHUN : The Fusiform Face Area : A Module in Human Extrastriate Cortex Specialized for Face Perception. *The Journal of Neuroscience*, 17(11):4302–4311, 1997.
- [104] N. KESKES, M. DONIAS, Y. BERTHOUMIEU et S. GUILLON : Method and program for fracture plane reconstruction. Brevet US2006190214.
- [105] S. A. KLEIN : Measuring, estimating, and understanding the psychometric function : A commentary. *Perception & Psychophysics*, 63:1421–1455, 2001. Special issue Psychometric Functions and Adaptive Methods.
- [106] C. KOCH et L. ITTI : Computational modeling of visual attention. *Nature Reviews Neuroscience*, 2(3):194–203, 2001.
- [107] C. KOCH : *Selective Visual Attention and Computational Models*. Caltech University, 2004. Notes du cours CNS 186.

- [108] K. KOFFKA : *Principles of Gestalt psychology*. Lund Humphries, Londres, 1935.
- [109] R. KOLLURI, J. R. SHEWCHUK et J. F. O'BRIEN : Spectral surface reconstruction from noisy point clouds. *Dans SGP '04 : Proceedings of the 2004 Eurographics/ACM SIGGRAPH symposium on Geometry processing*, pages 11–21, New York, NY, USA, 2004. ACM Press.
- [110] I. KOVÁCS et B. JULESZ : Depth, motion, and static-flow perception at metaisoluminant color contrast. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 89(21):10390–10394, novembre 1992.
- [111] G. D. LANGOLF et D. B. CHAFFIN : An investigation of Fitts' law using a wide range of movement amplitudes. *Journal of Motor Behavior*, 8:112–128, 1976.
- [112] F.-B. LAUZE, P. KORNPORST, C. LENGLET, R. DERICHE et M. NIELSEN : Sur Quelques Méthodes de Calcul de Flot Optique à partir du Tenseur de Structure : Synthèse et Contribution. *Dans Actes du 14ème Congrès Francophone AFRIF-AFIA de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle*, Toulouse, 2004.
- [113] T. LEDGEWAY et R. F. HESS : The spatial frequency and orientation selectivity of the mechanisms that extract motion-defined contours. *Vision Research*, 46(4):568–78, 2006.
- [114] D. LEVIN : *Geometric Modeling for Scientific Visualization*, chapitre Mesh-independent surface interpolation, pages 37–49. Springer Verlag, 2003.
- [115] D. LEVIN : The approximation power of moving least-squares. *Mathematics of Computation*, 67(224):1517–1531, 1998.
- [116] Z. LI : Pre-attentive segmentation in the primary visual cortex. *Spatial Visualisation*, 13:25–50, 2000.
- [117] H.-W. LIN, C.-L. TAI et G.-J. WANG : A mesh reconstruction algorithm driven by intrinsic property of point cloud. *Computer-Aided Design*, 36(1):1–9, janvier 2004.
- [118] M. R. LINSCHOTEN, L. O. HARVEY, Jr., P. M. ELLER et B. W. JAFEK : Fast and accurate measurement of taste and smell thresholds using a maximum-likelihood adaptive staircase procedure. *Perception & Psychophysics*, 63(8):1330–1347, 2001.
- [119] M. LIVINGSTONE et D. HUBEL : Psychophysical evidence for separate channels for the perception of form, color, movement, and depth. *The Journal of Neuroscience*, 7(11):3416–3468, 1987.
- [120] W. E. LORENSEN et H. E. CLINE : Marching cubes : A high resolution 3D surface construction algorithm. *Dans SIGGRAPH '87 : Proceedings of the 14th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 163–169, New York, NY, USA, 1987. ACM Press.
- [121] Z.-L. LU et G. SPERLING : The functional architecture of human visual motion perception. *Vision Research*, 35(19):2697–2722, 1995.
- [122] Z.-L. LU et G. SPERLING : Three-systems theory of human visual motion perception : review and update. *Journal of the Optical Society of America A*, 18(9):2331–2370, septembre 2001.

- [123] B. LUCAS et T. KANADE : An iterative image registration technique with an application to stereo vision. *Dans Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pages 674–6794, 1981.
- [124] I. MACHECLER et J.-P. NADAL : Pre-attentive segmentation of oriented textures. *Journal of Geophysics and Engineering*, 1:312–326, 2004.
- [125] I. S. MACKENZIE : Input devices and interaction techniques for advanced computing. *Dans W. BARFIELD et T. A. F. III, éditeurs : Virtual environments and advanced interface design*, pages 437–470. Oxford University Press, Oxford, RU, 1995.
- [126] I. S. MACKENZIE : Fitts' law as a research and design tool in human-computer interaction. *Human-Computer Interaction*, 7:91–139, 1992.
- [127] I. S. MACKENZIE et W. BUXTON : Extending Fitts' law to two-dimensional tasks. *Dans CHI '92 : Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pages 219–226, New York, NY, USA, 1992. ACM Press.
- [128] J. D. MACKINLAY, S. CARD et G. G. ROBERTSON : A semantic analysis of the design space of input devices. *Human-Computer Interaction*, 5:145–190, 1990.
- [129] S. MARCELJA : Mathematical description of the responses of simple cortical cells. *Journal of the Optical Society of America*, 70/11:1297–1300, 1980.
- [130] K. J. MARFURT, R. J. KIRLIN, S. L. FARMER et M. S. BAHORICH : 3D seismic attributes using a semblance-based coherency algorithm. *Geophysics*, 4(63):1150–1165, 1998.
- [131] K. J. MARFURT, V. SUDHAKAR, N. A. GERSZTENKORN et K. D. C. S. E. NISSEN : Coherency calculations in the presence of structural dip. *Geophysics*, 1(64):104–111, 1999.
- [132] E. MARIOTTE : *Nouvelle Découverte touchant la Veüe*. Frédéric Leonard, Paris, 1668.
- [133] D. MARR : *Vision : A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*. Freeman, San Francisco, CA, 1982.
- [134] W. H. MCILHAGGA et K. T. MULLEN : Contour integration with colour and luminance contrast. *Vision Research*, 36:1265–1279, 1996.
- [135] T. MCINERNEY et M. AKHAVAN SHARIF : Sketch initialized snakes for rapid, accurate and repeatable interactive medical image segmentation. *Dans IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*, 2006.
- [136] H. MORITA, M. MORITA et T. KUMADA : Integration process of contours defined by different attributes. *Cognitive Brain Research*, 15(3):324–327, février 2003.
- [137] B. S. MORSE, T. S. YOO, D. T. CHEN, P. RHEINGANS et K. R. SUBRAMANIAN : Interpolating implicit surfaces from scattered surface data using compactly supported radial basis functions. *Dans Proceedings of the International Conference on Shape Modeling and Applications*, pages 89–98, Genova, Italy, May 2001. IEEE Computer Society.
- [138] K. T. MULLEN, W. H. A. BEAUDOT et W. H. MCILHAGGA : Contour integration in colour vision : a common process for blue-yellow, red-green and luminance mechanisms? *Vision Research*, 40:639–655, 2000.

- [139] J.-M. ODOBEZ et P. BOUTHEMY : Robust multiresolution estimation of parametric motion models. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 6:348–365, 1995.
- [140] P. OEL, P. SCHMIDT et A. SCHMITT : Time prediction of mouse-based cursor movements. *Dans IHM-HCI'2001 : Proceedings of Joint AFIHM-BCS Conference on Human-Computer Interaction*, volume II, pages 37–40. Cépaduès-Éditions, 2001.
- [141] T. OETIKER : *The Not So Short Introduction to L^AT_EX2_ε*. 2001.
- [142] Y. OHTAKE, A. BELYAEV, M. ALEXA, G. TURK et H.-P. SEIDEL : Multi-level partition of unity implicits. *ACM Transactions on Graphics*, 22(3):463–470, 2003.
- [143] Y. OHTAKE, A. BELYAEV et H.-P. SEIDEL : 3D scattered data approximation with adaptive compactly supported radial basis functions. *Dans SMI '04 : Proceedings of the Shape Modeling International 2004 (SMI'04)*, pages 31–39, Washington, DC, USA, 2004. IEEE Computer Society.
- [144] S. OLABARRIAGA et A. SMEULDERS : Interaction in the segmentation of medical images : A survey. *Medical Image Analysis*, 5:127–142, 2001.
- [145] B. A. OLSHAUSEN et D. J. FIELD : What is the other 85% of V1 doing ? *Dans J. L. van HEMMEN et T. J. SEJNOWSKI, éditeurs : 23 Problems in Systems Neuroscience*. Oxford University Press, 2006.
- [146] B. OMMER et J. M. BUHMANN : A compositionality architecture for perceptual feature grouping. *Dans A. RANGARAJAN, M. FIGUEIREDO et J. ZERUBIA, éditeurs : Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition*, volume 2683 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 275–290. Springer, 2003.
- [147] G. A. ORBAN, P. DUPONT, B. de BRUYN, R. VOGELS et R. VANDENBERGHE : A motion area in human visual cortex. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 92:993–997, février 1995.
- [148] J. O'REGAN et A. NOË : A sensorimotor account of vision and visual consciousness. *Behavioral and Brain Sciences*, 24(4):883–917, 2001.
- [149] D. PARKHURST, K. LAW et E. NIEBUR : Modeling the role of salience in the allocation of overt visual attention. *Vision Research*, 42:107–123, 2002.
- [150] R. PEPPER et G. BEJARANO : Advances in Seismic Fault Interpretation Automation. *Dans AAPG Annual Convention*, 2005.
- [151] R. J. PETERS, A. IYER, L. ITTI et C. KOCH : Components of bottom-up gaze allocation in natural images. *Vision Research*, 45:2397–2416, 2005.
- [152] F. L. POULIQUEN : *Opérateurs discrets pour l'estimation adaptative et optimale de l'orientation — Application à l'imagerie sismique*. Thèse de doctorat, Université de Bordeaux 1, 2003.
- [153] M. PUY-COSTA : *Diccionario Moderno Langenscheidt de los idiomas Francés y Español*. Langenscheidt, 13^{me} édition, 1986.
- [154] B. M. RAMSDEN, C. P. HUNG et A. W. ROE : Real and Illusory Contour Processing in Area V1 of the Primate : a Cortical Balancing Act. *Cerebral Cortex*, 11(7):648–665, 2001.

- [155] T. RANDEN, E. MONSEN, C. SIGNER, A. ABRAHAMSEN, J. O. HANSEN, T. SAETER et J. SCHLAF : Three-dimensional texture attributes for seismic data analysis. *SEG Technical Program Expanded Abstracts*, 19(1):668–671, 2000.
- [156] A. R. RAO et B. G. SCHUNCK : Computing oriented texture fields. *CVGIP : Graphical Models and Image Processing*, 53:157–185, 1991.
- [157] W. REICHARDT : Autocorrelation, a principle for evaluation of sensory information by the central nervous system. Dans W. A. ROSENBLITH, éditeur : *Principles of Sensory Communication*, pages 303–317. John Wiley, 1961.
- [158] J. M. REINHARDT, A. J. WANG, T. P. WELDON et W. E. HIGGINS : Cue-based segmentation of 4D cardiac image sequences. *Comp. Vision and Image Understanding*, 77(2):251–262, février 2000.
- [159] P. SALOM : Evaluation de périphériques pour le pointé dynamique de failles sismiques. Mémoire de D.E.A., Université Bordeaux 2 Victor Segalen – ENSEIRB, 2003.
- [160] V. SAVCHENKO, A. PASKO, O. OKUNEV et K. T.L. : Function representation of solids reconstructed from scattered surface points and contours. *Computer Graphics Forum*, 14:181–188, 1995.
- [161] A. SCHENK, G. PRAUSE et H.-O. PEITGEN : Efficient Semiautomatic Segmentation of 3D Objects in Medical Images. Dans *MICCAI'00 : Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2000.
- [162] A. J. SCHOFIELD et M. A. GEORGESON : The temporal properties of first- and second-order vision. *Vision Research*, 40:2475–2487, 2000.
- [163] N. E. SCOTT-SAMUEL et M. A. GEORGESON : Does early non-linearity account for second-order motion? *Vision Research*, 39:2853–2865, 1999.
- [164] A. E. SEIFFERT et P. CAVANAGH : Position displacement, not velocity, is the cue to motion detection of second-order stimuli. *Vision Research*, 38:3569–3582, 1998.
- [165] A. E. SEIFFERT et P. CAVANAGH : Position-based motion perception for color and texture stimuli : effects of contrast and speed. *Vision Research*, 39:4172–4185, 1999.
- [166] L. SERRA, H. N., G. C.G., L. E., L. Y.H., Y. T.T., C. C. et K. R.A. : An interface for precise and comfortable 3D work with volumetric medical datasets. *Studies in Health Technology and Informatics*, 62:328–334, 1999.
- [167] L. SERRA, N. HERN, C. B. CHOON et T. POSTON : Interactive vessel tracing in volume data. Dans *SI3D '97 : Proceedings of the 1997 symposium on Interactive 3D graphics*, pages 131–138, New York, NY, USA, 1997. ACM Press.
- [168] C. E. SHANNON : A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*, 27:379–423, 623–656, 1948.
- [169] C. SHEN, J. F. O'BRIEN et J. R. SHEWCHUK : Interpolating and approximating implicit surfaces from polygon soup. Dans *Proceedings of ACM SIGGRAPH 2004*, pages 896–904. ACM Press, août 2004.
- [170] E. P. SIMONCELLI, E. H. ADELSON et D. J. HEEGER : Probability distributions of optical flow. Dans *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Maui, Hawaii*, 1991.

- [171] D. J. SIMONS et C. F. CHABRIS : Gorillas in our midst : sustained inattention blindness for dynamic events. *Perception*, 28:1059–1074, 1999.
- [172] M. SINGH : Modal and amodal completion generate different shapes. *Psychological Science*, 15(7):454–459, 2004.
- [173] A. T. SMITH, M. W. GREENLEE, K. D. SINGH et F. M. K. J. HENNIG : The processing of first- and second-order motion in human visual cortex assessed by functional magnetic resonance imaging (fMRI). *The Journal of Neuroscience*, 18(10):3816–3830, Mai 1998.
- [174] A. T. SMITH et N. E. S. SAMUEL : First-order and second-order signals combine to improve perceptual accuracy. *Journal of the Optical Society of America A*, 18(9):2267–2272, septembre 2001.
- [175] M. R. SPIEGEL et L. ABELLANAS : *Fórmulas y tablas de matemática aplicada*. McGraw-Hill, 1998.
- [176] H. STRASBURGER : Converting between measures of slope of the psychometric function. *Perception & Psychophysics*, 63:1348–1355, 2001. Special issue Psychometric Functions and Adaptive Methods.
- [177] J. A. SWETS, W. P. TANER, Jr. et T. G. BIRDSALL : Decision processes in perception. *Psychological Review*, 68(5):301–340, 1961.
- [178] T. TAKEUCHI, K. K. D. VALOIS et J. L. HARDY : The influence of color on the perception of luminance motion. *Vision Research*, 43:1159–1175, 2003.
- [179] T. M. TANER : Seismic attributes. *CSEG Recorder*, pages 49–56, septembre 2001.
- [180] E. TAUB, J. D. VICTOR et M. M. CONTE : Nonlinear preprocessing in short-range motion. *Vision Research*, 37(11):1459–1477, 1997.
- [181] M. TEICHMANN et M. CAPPS : Surface reconstruction with anisotropic density-scaled alpha shapes. *Dans VIS '98 : Proceedings of the conference on Visualization '98*, pages 67–72, Los Alamitos, CA, USA, 1998. IEEE Computer Society Press.
- [182] S. THORPE, D. FIZE et C. MARLOT : Speed of processing in the human visual system. *Nature*, 381:520–522, 1996.
- [183] A. TREISMAN et G. GELADE : A feature integration theory of attention. *Cognitive Psychology*, 12:97–136, 1980.
- [184] O. I. UKKONEN et A. M. DERRINGTON : Motion of contrast-modulated gratings is analysed by different mechanisms at low and at high contrasts. *Vision Research*, 40:3359–3371, 2000.
- [185] J. P. H. van SANTEN et G. SPERLING : Elaborated Reichardt detectors. *Journal of the Optical Society of America A*, 2:300–321, 1985.
- [186] R. von der HEYDT et E. PETERHANS : Mechanisms of contour perception in monkey visual cortex. I. Lines of pattern discontinuity. *The Journal of Neuroscience*, 9(5):1731–1748, 1989.
- [187] A. B. WATSON et A. J. J. AHUMADA : Model of human visual-motion sensing. *Journal of the Optical Society of America A*, 2:322–342, 1985.

- [188] H. WENDLAND : Fast evaluation of radial basis functions : Methods based on partition of unity, 2002.
- [189] C. D. WICKENS et J. G. HOLLANDS : *Engineering Psychology and Human Performance*, chapitre Attention in Perception and Display Space, pages 69–118. Prentice Hall, 2000.
- [190] H. WILSON, V. FERRERA et C. YO : A psychophysically motivated model for two-dimensional motion perception. *Visual Neuroscience*, 9(1):79–97, 1992.
- [191] P. WILSON : *The Memoir Class for Configurable Typesetting User Guide*. The Herries Press, 5me édition, 2002.
- [192] J. M. WOLFE : Visual search. Dans H. PASHLER, éditeur : *Attention*. University College London Press, 1998.
- [193] S. S. WOLFSON et M. S. LANDY : Long range interactions between oriented texture elements. *Vision Research*, 39:933–945, 1999.
- [194] S. ZHAI, P. MILGRAM et W. BUXTON : The influence of muscle groups on performance of multiple degree-of-freedom input. Dans *CHI '96 : Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pages 308–315, New York, NY, USA, 1996. ACM Press.

Résumé

Ce mémoire porte sur l'étude et la conception de nouveaux outils d'aide à l'interprétation des images sismiques. L'objectif est de permettre au géologue d'extraire de manière interactive les réseaux de failles tridimensionnelles visibles dans les blocs sismiques. Dans la première partie du manuscrit, nous abordons l'étude des mécanismes perceptifs mis en jeux lors de l'inspection visuelle des données sismiques dans le but de détecter les failles. Cette analyse nous permet de proposer une nouvelle technique de segmentation supervisée, nommée pointé dynamique, qui est présentée dans la deuxième partie du manuscrit. Le mémoire se termine par la présentation de résultats de segmentation obtenus par pointé dynamique.

Abstract

This thesis concerns the design of new tools for the analysis and interpretation of seismic images. Its main goal is the interactive extraction of three-dimensional fault networks found in volumetric seismic data. The first part of this work is devoted to the study of perceptual mechanisms that occur during the visual inspection of seismic data for fault detection. This analysis leads to the proposal of a new technique for the supervised segmentation of volumetric data, called dynamic pointing, which is introduced in the second part of this document. It concludes with the presentation of several segmentations obtained using the technique of dynamic pointing.