Évaluation de performance d'un système de fusion d'informations : application au traitement d'images 3D

Abdellah Lamallem

▶ **To cite this version:**

Abdellah Lamallem. Évaluation de performance d'un système de fusion d'informations : application au traitement d'images 3D. Autre [cs.OH]. Université de Grenoble, 2012. Français. NNT : 2012GRENA019 . tel-00768212

HAL Id: tel-00768212

https://theses.hal.science/tel-00768212

Submitted on 21 Dec 2012

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

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

UNIVERSITÉ DE GRENOBLE

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE GRENOBLE

Spécialité : STIC Traitement de l'Information

Arrêté ministériel : 7 août 2006

Présentée par

Abdellah LAMALLEM

Thèse dirigée par **Didier COQUIN** et
codirigée par **Lionel VALET**

Préparée au sein du **Laboratoire d'Informatique, Systèmes, Traitement de l'Information et de la Connaissance**
dans **l'École Doctorale SISEO**

Évaluation de performances d'un système de fusion d'informations : application au traitement d'images 3D

Thèse soutenue publiquement le **17 Juillet 2012**,
devant le jury composé de :

Mme. Su RUAN
Professeur à l'Université de Rouen, Président
M. Olivier COLOT
Professeur à l'Université de Lille 1, Rapporteur
M. Christophe ROSENBERGER
Professeur à l'Ecole National Supérieure d'Ingénieurs de Caen, Rapporteur
M. Didier COQUIN
Maître de Conférence HDR à l'Université de Savoie, Directeur de thèse
M. Lionel VALET
Maître de Conférence à l'Université de Savoie, Codirecteur de thèse

Université Joseph Fourier / Université Pierre Mendès France /
Université Stendhal / Université de Savoie / Grenoble INP

Mots-clés : système de fusion, système complexe, évaluation de performance, classification, image 3D.

Résumé

Les systèmes de fusion d'informations sont principalement composés, d'outils mathématiques permettant de réaliser la représentation et la combinaison des données. L'objectif de ces systèmes peut s'exprimer comme un problème de décision sur la vérité ou la vraisemblance d'une proposition étant donné une ou plusieurs informations issues de différentes sources. Les systèmes de fusion cherchent à exploiter au mieux les propriétés des sources de données en tenant compte de l'imperfection de l'information (imprécis, incomplet, ambigu, incertain, etc.) ainsi que l'aspect redondant, complémentaire et conflictuel des informations.

Le système de fusion concerné par cette thèse a la capacité d'intégrer dans ses traitements de la connaissance experte. On le nomme système de fusion coopératif. Puisque ce système cherche à intégrer pleinement les experts dans son fonctionnement, il est important de mettre à disposition des utilisateurs des informations aidant à mieux comprendre la fusion réalisée. De tels systèmes disposent de nombreux paramètres à régler et ces derniers ont un impact important sur la qualité des résultats obtenus.

Une des grandes problématiques liées à ces systèmes de fusion d'informations porte sur l'évaluation de leurs performances. L'évaluation doit permettre d'améliorer la qualité de la fusion, d'améliorer l'interaction expert/système et d'aider à mieux ajuster les paramètres du système. En général, l'évaluation de tels systèmes est réalisée en fin de chaîne par une évaluation globale du résultat. Mais, celle-ci ne permet pas de savoir précisément l'endroit de la chaîne qui nécessite une intervention. Une autre difficulté réside dans le fait qu'une vérité terrain complète sur le résultat n'est pas toujours disponible, ce qui complique la tâche d'évaluation de performances de ce type de systèmes. Le contexte applicatif de ce travail est l'interprétation d'images tridimensionnelles (images tomographiques, images sismiques, images synthétiques, ...).

Dans ce contexte une évaluation locale des systèmes de fusion d'informations, a été mise en place. L'approche a montré son intérêt dans l'ajustement efficace des paramètres et dans la coopération avec l'expert.

Keywords : fusion system, complex system , performance evaluation , classification, 3D image.

Abstract

Information fusion systems are mainly composed from mathematical tools allowing to realize data representation and combination. The aim of these systems can be expressed as a decision problem on the truth or plausibility of a proposition based on several information coming from different sources. Fusion try to manage the characteristics of the sources taking into account the information imperfection (inaccurate, incomplete, ambiguous, uncertain, etc.) and the redundant aspect, the complement and the conflictual aspect of information.

Fusion systems concerned by this thesis have the ability to integrate the expert knowledge in their treatments. They are called cooperative fusion systems. Since these systems are trying to associate experts, it is important to provide to the users some informations that help them to better understand the fusion process. Such systems have many parameters that must be adjusted. These parameters have an important impact on the quality of the obtained results.

One of the major problems associated to information fusion systems concerns the evaluation of their performance. A pertinent evaluation will allow to improve the quality of the fusion, to improve expert/system interaction and to better adjust the parameters of the system. Generally, the evaluation of such systems is made in the ouput of the processing chain by a global evaluation of the results. But it does not allow to know the precise subpart of the treatement chain that requires an adjustment of its parameters. Another difficulty releases in the fact that a complete ground truth of the result is not always available, which complicates the performance evaluation task. The application context of this work is the interpretation of 3D images (tomographic images, seismic images, synthetic images, ...).

In this context, a local evaluation of the information fusion systems has been implemented. The approach has shown its interest in the efficient adjustment of parameters and the cooperation with expert.

Remerciements

Cette thèse a été menée au sein du Laboratoire d'Informatique, Systèmes, Traitement de l'Information et de la Connaissance (LISTIC) de l'Université de Savoie. Mes premiers remerciements vont donc naturellement à ces deux structures qui m'ont accueilli dans leurs locaux.

Je tiens à remercier Madame Su Ruan, Professeur à l'université de Rouen pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury de ma thèse. Mes remerciements et et ma gratitude vont à Monsieur Christophe Rosenberger, Professeur à l'École National Supérieure d'Ingénieurs de Caen et à Monsieur Olivier Colot, Professeur à l'université de Lille 1 pour avoir accepté de rapporter sur ma thèse. Les remarques constructives qui accompagnèrent leur rapport ont été, d'un grand bénéfice.

Ce travail n'aurait pu être complet sans l'encadrement de Didier Coquin, Maître de Conférences HDR à l'université de Savoie et Lionel Valet, Maître de Conférences à l'université de Savoie. Leurs disponibilité, leurs conseils et leurs qualités humaines m'ont été précieux tout au long de ce travail.

Je remercie également tous les membres du LISTIC pour leur accueil, leurs encouragements et leur sympathie. Je remercie en particulier le personnel administratif, Joëlle et Samia pour m'avoir aidé dans les formalités administratives tout le long de ces années.

Avec ce manuscrit qui représente plus de trois ans de travail c'est une période marquante de ma vie qui s'achève. En effet, ces études doctorales m'ont permis de faire la connaissance de nombreux doctorants et stagiaires. Mention spéciale à mes camarades de bureau avec qui j'ai passé de très bons moments : Fabien et Renaud (allias les Cous'). Je n'oublie pas les autres avec qui j'ai passé de bons moments (par ordre alphabétique) : Ahmed, Alain, Andrea, Azadeh, Carmen, Cristina, Fernanda, Florent, Freddy, Greg, Haiyang, Ha Thai, Iulia, Livou, Nabil, Séb, Tiberius, Violaine, Yajing et Zizou.

Je ne pourrais suffisamment remercier ma campagne, Dolorès, pour son soutien sans faille. Je tiens à remercier de tout mon Cœur, toute ma famille. Enfin, je remercie affectueusement mon papa sans qui je n'aurais pu en arriver là.

Table des matières

Introduction **1**

1 L'évaluation des systèmes de fusion d'informations **5**

1.1 Généralités sur la fusion d'informations 5

1.1.1 Introduction 5

1.1.2 Notion d'information 6

1.1.3 Les différentes imperfections et natures de l'information . . . 7

1.1.4 La fusion d'informations 8

1.1.4.1 Définitions de la fusion d'informations 9

1.1.5 La position de la fusion dans la chaîne de traitement de l'information 11

1.2 Systèmes de fusion d'informations 12

1.2.1 Architectures d'un système de fusion d'informations 12

1.2.2 Les modèles de fusion existants 13

1.2.2.1 Le modèle JDL 13

1.2.2.2 Le modèle DFD (Data-Feature-Decision) de Dasarathy 15

1.2.2.3 Le modèle en cascade (Waterfall Model) 16

1.2.2.4 La boucle de contrôle de Boyd (OODA) 17

1.2.2.5 Le modèle Omnibus 18

1.2.2.6 Le modèle du cycle de renseignement (*The intelligence cycle*) 19

1.2.3 Le modèle retenu 20

1.3 Systèmes coopératifs de fusion d'informations 22

1.3.1 Coopération et interprétation d'images 23

1.3.2 Exemple de systèmes coopératifs de fusion pour l'interprétation d'images . . . 23
1.3.3 Problématiques des systèmes coopératifs de fusion pour l'interprétation d'images . . . 24
1.4 Évaluation des systèmes de fusion dédiés à l'interprétation d'images 25
1.4.1 Classifications des méthodes d'évaluation . . . 25
1.4.1.1 Vision de Zhang . . . 25
1.4.1.2 Vision de Chabrier . . . 27
1.4.1.3 Positionnement par rapport aux classifications des méthodes d'évaluation . . . 28
1.4.2 Mesures quantitatives pour l'évaluation du système de fusion 29
1.4.2.1 Matrice de confusion . . . 29
1.4.2.2 Courbe ROC . . . 30
1.4.2.3 D'autres mesures quantitatives . . . 31
1.5 Conclusion . . . 32

2 Vers une évaluation locale des systèmes de fusion d'informations 35
2.1 Introduction . . . 35
2.2 Notions sur la théorie des systèmes . . . 36
2.2.1 Définition d'un système . . . 37
2.2.2 Les caractéristiques d'un système . . . 37
2.2.3 Notion de sous-système . . . 38
2.2.3.1 Conséquences sur l'évaluation des systèmes de fusion 39
2.3 Le système de fusion dédié à l'interprétation d'image 3D . . . 40
2.3.1 Extraction d'attributs . . . 40
2.3.2 Représentation des attributs . . . 41
2.3.3 Agrégation . . . 41
2.3.4 Interprétation . . . 41
2.3.5 Les paramètres du système . . . 42
2.3.6 Illustration de la fusion . . . 42
2.3.7 Plans d'expériences . . . 45
2.4 L'évaluation locale du système coopératif de fusion dédié à l'interprétation d'image 3D . . . 46
2.4.1 Les missions des entités du système . . . 47

2.4.2 La construction d'une mesure de séparabilité 47
2.4.3 Mesures associées à la comparaison d'histogrammes 49
2.4.4 Critères utilisés pour l'évaluation de la séparabilité 51
2.4.4.1 Distance de Manhattan 51
2.4.4.2 EMD-L_1 - Earth Mover's Distance 52
2.4.4.3 Plage de variation de l'EMD-L_1 54
2.5 Illustration de l'évaluation locale 55
2.6 Une évaluation multi-niveaux pour améliorer l'interaction avec le système de fusion 58
2.6.1 Limites de l'évaluation locale 58
2.6.2 Synthèse symbolique de plusieurs mesures de séparabilité . . 58
2.6.3 Une évaluation hiérarchique 60
2.6.4 Illustration de l'évaluation multi-niveaux 62
2.7 Conclusion 66

3 Interprétation d'images 3D : application à l'analyse d'images complexes 67
3.1 Introduction 67
3.2 La fusion d'une grande masse de données 69
3.3 Application à l'interprétation des images tomographiques 3D 74
3.3.1 Contexte industriel 74
3.3.2 Tomographie à rayon X 75
3.3.3 Les régions recherchées dans les images tomographiques . . . 76
3.3.4 Évaluation multi-niveaux pour l'interprétation d'une image tomographique 3D 77
3.3.4.1 Fusion des attributs 77
3.3.5 Réglage des paramètres avec un algorithme d'optimisation . 80
3.3.5.1 Principe des algorithmes génétiques 81
3.3.5.2 Application sur les images tomographiques 82
3.3.5.3 L'optimisation des paramètres de l'intégrale de Choquet 85
3.3.6 Choisir les informations à fusionner 86
3.3.6.1 L'importance des attributs 86
3.3.6.2 Sélection des attributs avec des critères basés sur la séparabilité 87

3.4 Application à l'interprétation d'une image sismique 3D 90
3.4.1 L'image sismique 91
3.4.2 Les régions recherchées 92
3.4.3 Fusion des attributs 93
3.5 Conclusion 96

Conclusion générale & perspectives **97**

Bibliographie **101**

Publications de l'auteur **111**

Liste des figures **113**

Liste des tables **117**

Introduction

« L'expérience est une observation provoquée dans le but de faire naître une idée. »

Claude Bernard

La fusion d'informations est apparue dans les années 60 afin de gérer des flux très importants d'informations multi-sources dans le domaine militaire. Aujourd'hui elle tend à devenir une véritable discipline de recherche au champ applicatif relativement vaste, allant de la poursuite de cibles et de surveillance de champ de bataille pour les applications de défense à la surveillance de procédés industriels, en passant par le diagnostic médical, etc. Aujourd'hui les systèmes de fusion d'informations sont utilisés dans un large éventail d'applications grâce à l'évolution rapide des moyens de calcul et la prolifération des capteurs. C'est par exemple le cas pour des applications de la vie courante, comme les logiciels utilisés sur les téléphones portables, où les informations provenant de plusieurs sources (annuaire téléphonique, position GPS, base de données géographiques, etc.) sont fusionnées pour fournir des informations contextuelles pertinentes à l'usager.

Le concept même de la fusion d'informations peut être illustré à l'aide d'une analogie avec le raisonnement humain. Le système humain utilise les cinq sens pour percevoir son environnement (au sens large). Les capteurs sensoriels acquièrent des informations par la vue, l'odorat, le toucher, l'ouïe et le goût. Ces informations sont traitées et associées à une logique par le cerveau. Pour ce faire, le cerveau va en plus utiliser d'autres sources d'informations : sa mémoire, son expérience, et ses connaissances a priori. En faisant appel à ses capacités de raisonnement, le cerveau « fusionne » toutes les informations afin de produire éventuellement une décision. La pertinence et la performance de ce système naturel génère une forte motivation et inspiration pour la conception des systèmes de fusion.

Le développement de tels systèmes mène à implémenter toute une chaîne de traitement, allant de l'extraction de l'information, à sa représentation puis sa combinaison avec d'autres connaissances jusqu'à sa mise en forme finale. Cette chaîne de traitement est hétérogène, non linéaire et souvent irréversible (du point de vue information parcourant la chaîne de traitement), ce qui fait de tels systèmes des systèmes complexes, pour lesquels il est bien souvent difficile de trouver les bons paramètres pour les régler. Cela va de l'extraction des attributs (comment les choisir ? combien en choisir ? ....) à leurs représentations (dans quel espace ?) puis leurs combinaisons (quelles méthodes choisir ? comment régler ses paramètres ?).

Dans de nombreux domaines d'application (militaire, géophysique, médicale, etc.), les spécialistes manipulent des quantités de données importantes qui peuvent provenir d'origines diverses. Dans leur raisonnement, les experts fusionnent différentes informations en intégrant également la connaissance qu'ils possèdent sur le procédé dans le but de prendre une décision.

Dans le domaine du traitement et de l'interprétation des images, les experts sont amenés à rechercher différents types de régions d'intérêt dans une image. La tâche d'interprétation confiée aux experts est souvent très fastidieuse de part la complexité de l'analyse et également de part le volume important de données à analyser. Les experts sont demandeurs d'outils informatiques qui travaillent en coopération avec eux, afin de les aider dans cette tâche. Les systèmes **coopératifs** de fusion d'informations cherchent à répondre à ces demandes.

Problématique et objectifs :

La problématique traitée dans cette thèse réside dans **l'évaluation** d'un système de fusion d'informations appliquée à l'interprétation d'images tridimensionnelles en niveaux de gris. Il s'agit d'un système coopératif qui a la capacité d'intégrer dans ses traitements de la connaissance experte. Généralement, la coopération entre le système et l'expert se déroule de la manière suivante : l'expert fournit sa connaissance sous forme de pointés de référence sur des régions d'intérêt, puis à partir de ces informations, le système fournit une cartographie de ces régions sur l'ensemble du bloc 3D.

Puisque ce type de système cherche à intégrer pleinement les experts dans son fonctionnement, il est important de mettre à leurs dispositions des informations aidant à mieux comprendre la fusion réalisée. En conséquence, quels critères d'évaluation choisir ? Comment guider l'expert sans que le nombre de paramètres à ajuster soit trop grand ? Voilà quelques questions qui seront abordées dans cette thèse.

La problématique de l'évaluation a largement été étudiée dans la littérature, que ce soit pour évaluer des traitements, des algorithmes, des méthodes, de manière supervisée ou non supervisée. Cette thèse aborde l'évaluation de la chaîne complète

de traitement d'images qui constitue le système de fusion.

Cette problématique nécessite une évaluation fine du comportement du système afin de bien maîtriser son fonctionnement. En général, l'évaluation de tels systèmes est réalisée en fin de chaîne par une évaluation globale de l'image segmentée. Mais, celle-ci ne permet pas de savoir précisément l'endroit de la chaîne qui nécessite un ajustement de ses paramètres. Une autre difficulté réside dans le fait qu'une vérité terrain complète sur le résultat n'est pas toujours disponible, ce qui complique la tâche d'évaluation de performances de ce type de système.

Les domaines d'application porteront surtout sur des applications industrielles et géophysiques. Les images traitées dans cette thèse, sont des images tridimensionnelles synthétiques, tomographiques issues d'une application industrielle dans un but de contrôle de qualité non destructif et finalement des images sismiques issues d'une application d'exploration pétrolière.

Structure du mémoire

Ce mémoire s'articule autour de trois chapitres :

Le chapitre 1 présente le positionnement de la thèse et la problématique de l'évaluation des systèmes de fusion au travers de la définition de leurs objectifs et leurs structures. Ensuite, les caractéristiques spécifiques des systèmes coopératifs sont exposées. Dans ce cadre, une vue sur les méthodes d'évaluation des systèmes de fusion dédiés à l'interprétation d'images est présentée.

Le chapitre 2 propose une évaluation locale des systèmes de fusion d'informations au lieu d'une évaluation globale classique. La décomposabilité du système de fusion en sous systèmes communicants est étudiée. Puis, le principe de l'évaluation locale et les mesures associées sont présentées. L'approche locale est réalisée sur un système coopératif de fusion (fusion basée sur l'intégral de Choquet) dédié à l'interprétation d'image 3D. La mise en œuvre d'une évaluation à plusieurs niveaux d'abstraction (du niveau symbolique vers le niveau numérique) est détaillée. Enfin, la coopération entre le système de fusion et l'expert est illustrée sur une image synthétique 3D.

Le chapitre 3 illustre l'intérêt des outils proposés dans différentes situations. Tout d'abord, une analyse du comportement du système lors de l'utilisation d'un grand nombre d'attributs est réalisée. Puis le système de fusion est utilisé pour l'interprétation d'une image tomographique issue d'une application industrielle en collaboration avec Schneider Electric. Dans cette application différentes utilisations de la mesure locale sont proposées. Finalement, le système est testé sur une nouvelle application concernant l'interprétation d'une image sismique pour la prospection pétrolière du bassin de Campos au Brésil.

1 L'évaluation des systèmes de fusion d'informations

« L'observation recueille les faits ; la réflexion les combine ; l'expérience vérifie le résultat de la combinaison. »

Denis Diderot

1.1 Généralités sur la fusion d'informations

1.1.1 Introduction

La fusion d'informations a beaucoup évolué ces dernières années dans différents domaines et en particulier en vision et en robotique. Les sources d'informations se sont multipliées, qu'il s'agisse de capteurs, d'informations *a priori*, de connaissances génériques, etc. Chaque source d'informations étant en général imparfaite, il est important d'en combiner plusieurs afin d'avoir une meilleure connaissance de ce que l'on souhaite observer. La fusion d'informations peut alors se définir comme une combinaison d'informations (souvent imparfaites et hétérogènes) visant à obtenir une information globale plus complète et de meilleure qualité, et permettant de mieux décider ou de mieux agir. Parallèlement, les méthodes pour modéliser et combiner les connaissances et informations imparfaites ont connu des développements théoriques importants et leurs champs d'applications se sont étendus. Ces méthodes souvent issues des théories de la décision, de l'incertain et de intelligence artificielle, peuvent être soit numériques, soit symboliques. L'ampleur que prend la fusion d'informations suit celle que prennent les technologies et le traitement de l'information en général [1].

Dans ce contexte, ce chapitre va présenter les principales modélisations des systèmes de fusion dans le but ensuite d'aborder leur évaluation. La première section, expose les notions d'information et de fusion. La deuxième section présente les différents modèles de fusion existants. La troisième section décrit le cadre de cette thèse et expose la problématique liée à l'évaluation des systèmes coopératifs de fusion, dédiés à l'interprétation des images 3D. La quatrième section aborde la façon dont ces systèmes sont évalués.

1.1.2 Notion d'information

Il existe dans la littérature trois concepts clés de la ressource appelée grossièrement « information », il s'agit des notions : de donnée (*data*), d'information (*information*) et de la connaissance (*knowledge*). Ces trois concepts clés sont interdépendants et la nature des relations qui les lient est souvent discutée, tout comme leurs significations.

De nombreux chercheurs affirment que les données, les informations, et les connaissances font partie d'une hiérarchie ou d'un ordre séquentiel. Il s'agit d'une échelle des compétences cognitives qui va de la perception du monde (le niveau bas de l'abstraction) au raisonnement (niveau haut de l'abstraction). En effet, les données sont la matières premières pour l'information et cette dernière est la matière première de la connaissance [2]. Russell Ackoff, théoricien des systèmes et professeur de changement organisationnel, donne la définition suivante à ces trois concepts [3] :

1. les **données** sont la matière brute. Elles existent tout simplement et n'ont aucune signification au-delà de leurs existences (en soi). Elles peuvent exister sous n'importe quelle forme, utilisable ou non. Par exemple, une grandeur qui sort d'un capteur n'a aucun sens en elle même si elle n'est pas associée à une unité de mesure.

2. **l'information** est une donnée disposée ou interprétée de manière à donner un sens.

3. la **connaissance** est la collecte d'informations appropriées, qui soient utiles. La connaissance englobe les informations comprises et mémorisées.

Paul Bierly [4] propose un modèle hiérarchique illustré sur la figure 1.1, représentant les transitions entre les données, les informations, les connaissances et enfin la **sagesse** ou bien l'expertise (le terme en anglais est *wisdom*). La sagesse est la capacité à mieux utiliser les connaissances pour atteindre les objectifs visés.

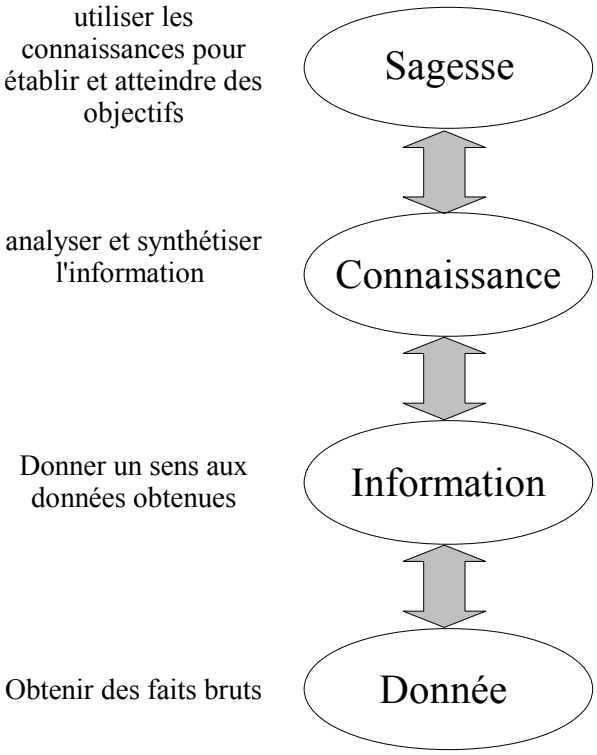


Figure 1.1 — Une hiérarchie cognitive extraite de *organizational learning, knowledge and wisdom* de Paul E. Bierly.

1.1.3 Les différentes imperfections et natures de l'information

Il est possible de classer l'information en deux types [5]. Le premier type concerne l'information **numérique** (i.e. qui s'exprime sous forme de nombre). C'est ce type d'information qui est le plus étudié. Il peut s'agir de l'intensité d'un signal, de niveaux de gris, etc.

Le deuxième type concerne l'information **symbolique**. L'information symbolique est une information qui s'exprime sous la forme d'un symbole, d'une proposition (ex. ce qui est grand, moyen, petit, etc.), d'une règle d'association (ex. si le feu est rouge et s'il s'agit d'un véhicule, alors arrêt). Les informations à fusionner dépendent du contexte applicatif, elles peuvent être numériques, symboliques ou les deux à la fois.

Les informations d'entrée d'un système de fusion peuvent être entachées par différentes **imperfections**. Cette imperfection peut se présenter sous différentes manières [6] car l'information peut être :

- ambiguë, si on ne sait pas de manière sûre à quoi elle se rapporte.
- bruitée, si elle est soumise à une erreur aléatoire.
- biaisée, si elle est sujette à une erreur systématique.
- incomplète, s'il en manque une partie nécessaire pour caractériser correctement une situation.
- imprécise, si son contenu ne correspond pas au standard de précision attendue. Elle peut aussi être graduelle (floue) si l'ensemble des valeurs auquel elle renvoie n'a pas de contour net.
- incertaine, si on n'a qu'une confiance partielle dans la vérité de l'information.
- incohérente (ou conflictuelle), si elle contredit une ou plusieurs autres informations.
- redondante, si elle est disponible sous plusieurs formes. La redondance n'est cependant pas toujours un défaut car elle peut contribuer à rendre l'information plus explicite.

Chaque source d'information étant en général imparfaite, il est important d'en combiner plusieurs afin d'avoir une meilleure connaissance du « monde ». Cela constitue l'un des principaux atouts des systèmes de fusion d'informations.

1.1.4 La fusion d'informations

La fusion d'informations est apparue dans les années 60, comme une activité de recherche portant le nom de *data fusion* dont les applications étaient liées principalement au domaine militaire. Depuis, cette activité a considérablement évolué, surtout au cours de la dernière décennie où une quantité considérable de travaux a été consacrée aux problèmes de la fusion. Aujourd'hui, une conférence internationale [1] annuelle et deux revues [2] sont entièrement consacrées à la fusion d'informations.

Les premiers travaux étaient centrés autour de la fusion des données multi-capteurs mais des travaux plus récents considèrent en plus des capteurs, d'autres sources d'informations plus hétérogènes, telles que des bases de données, des ontologies, la connaissance humaine ...

Le concept de la fusion d'informations est facile à comprendre, mais la diversité du vocabulaire utilisée dans le domaine peut parfois prêter à confusion. En anglais, on trouve plusieurs termes qui désigne la fusion comme *merging*, *combination*, *aggregation*, *alliance*, *integration*, *multisensor data fusion*. En français, les termes utilisés sont principalement agrégation et combinaison. Ces termes sont parfois considérés comme des cas particuliers, et parfois des synonymes de la fusion d'informations. Cette diversité de vocabulaire se reflète également dans l'éventail des définitions données à ce concept.

1. *La conférence International Conference on Information Fusion*
2. Les deux revues internationales *Journal of Advances in Information Fusion* et *Information Fusion*.

1.1.4.1 Définitions de la fusion d'informations

Il n'y a pas de consensus sur la définition de la fusion d'informations. Différentes façons d'exprimer cette notion ont été proposées dans la littérature. Les principales définitions rencontrées sont listées ci-dessous :

1. **JDL**[3] **(1987)**
   « *. . . Data fusion is a process dealing with the association, correlation, and combination of data and information from single and multiple sources to achieve refined position and identity estimates, and complete and timely assessments of situations and threats, and their significance. The process is characterized by continuous refinements of its estimates and assessments, and the evaluation of the need for additional sources, or modification of the process itself, to achieve improved results. . .* » [7].
2. **Llinas (1987)**
   « *. . . Fusion can be defined as a process of integrating information from multiple sources to produce the most specific and comprehensive unified data about an entity, activity or event. This definition has some key operative words : specific, comprehensive, and entity. From an information-theoretic point of view, fusion, to be effective as an information processing function, must (at least ideally) increase the specificity and comprehensiveness of the understanding we have about a battlefield entity or else there would be no purpose in performing the function. . .* » [8].
3. **Hugh Durrant-Whyte (1988)**
   « *. . . The basic problem in multi-sensor systems is to integrate a sequence of observations from a number of different sensors into a single best-estimate of the state of the environment. . .* » [9].
4. **Abidi et Gonzalez (1992)**
   « *. . . Data fusion deals with the synergistic combination of information made available by various knowledge sources such as sensors, in order to provide a better understanding of a given scene. . .* » [10].
5. **Hall (1992)**
   « *. . . Multisensor data fusion seeks to combine data from multiple sensors to perform inferences that may not be possible from a single sensor alone. . .* » [11].
6. **M. Kokar (1994)**
   « *. . . Multisensor fusion is defined as the process of combining inputs from sensors with information form other sensors, information processing blocks, data bases, or knowledge bases, into one representational format. . .* » [12].
7. **Malhotra (1995)**
   « *. . . The process of sensor fusion involves gathering sensory data, refining and interpreting it, and making new sensor allocation decisions. . .* » [13].

3. Joint Directors of Laboratories, Data Fusion Lexicon, Technical Panel for C3, Data Fusion Subpanel, 1987.

8. **Hall et Llinas (1997)**
   « *. . . Data fusion techniques combine data from multiple sensors, and related information from associated databases, to achieve improved accuracy and more specific inferences than could be achieved by the use of single sensor alone. . .* » [14].

9. **Paradis, Chalmers, Carling et Bergeron (1997)**
   « *. . . Data fusion is fundamentally a process designed to manage (i.e., organize, combine and interpret) data and information, obtained from a variety of sources, that may be required at any time by operators or commanders for decision making. ... data fusion is an adaptive information process that continuously transforms available data and information into richer information, through continuous refinement of hypotheses or inferences about real-world events, to achieve a refined (potentially optimal) kinematics and identity estimates of individual objects, and complete and timely assessments of current and potential future situations and threats (i.e., contextual reasoning), and their significance in the context of operational settings. . .* » [15].

10. **Wald (1998)**
    « *. . . Information fusion is a formal framework in which are expressed the means and tools for the alliance of data originating from different sources. It aims at obtaining information of greater quality ; the exact definition of greater quality will depend upon the application. . .* » [16].

11. **Dasarathy (2001)**
    « *. . . Information fusion encompasses the theory, techniques, and tools conceived and employed for exploiting the synergy in the information acquired from multiple sources (sensor, databases, information gathered by human, etc.) such that the resulting decision or action is in some sense better (qualitatively or quantitatively, in terms of accuracy, robustness and etc.) than would be possible, if these sources were used individually without such synergy exploitation. . .* » [17].

12. **Llinas (2001)**
    « *. . . Information fusion is an Information Process dealing with the association, correlation, and combination of data and information from single and multiple sensors or sources to achieve refined estimates of parameters,characteristics, events, and behaviors for observed entities in an observed field of view. It is sometimes implemented as a Fully Automatic process or as a Human-Aiding process for Analysis and/or Decision Support. . .* » [18].

13. **Bloch (2003)**
    « . . . La fusion d'information consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision. . . » [1].

14. **Mastrogiovanni et al (2007)**
    « *. . . The aim of a data fusion process is to maximize the useful information content acquired by heterogeneous sources in order to infer relevant situations and events related to the observed environment. . .* » [19].

La majorité des définitions proposées ont fait ressortir des points importants qui caractérisent la fusion d'informations comme, les **méthodes et les techniques** utilisées dans ce domaine et l'aspect **multi-sources** tout cela dans un but **d'aide à la décision**. Malgré le consensus des définitions autour de ces trois points, très peu d'entre elles ont évoqué **la qualité de l'information** résultat de la fusion.

Le groupe européen SEE (Société d'électricité et d'électronique), la branche française de l'IEEE (*Institute of Electric and Electronics Engineers*), et la branche européenne de l'ISPRS (*International Society for Photogrammetry and Remote Sensing*) ont adopté la définition de Wald [16]. La version française de cette définition est la suivante : **la fusion de données constitue un cadre formel dans lequel s'expriment les moyens et techniques permettant l'alliance des données provenant de sources diverses. La fusion de données vise à l'obtention d'information de plus grande qualité ; la définition exacte de l'expression « plus grande qualité » dépendra de l'application**. Cette définition met clairement l'accent sur le concept et non sur les méthodes, les techniques ou les stratégies de fusion. La qualité du résultat de la fusion est également abordée dans cette définition. Elle précise que le résultat de la fusion doit être plus satisfaisant pour l'usager que l'ensemble de l'information originale. Pour notre part, cette définition est intéressante car elle permet d'englober les différentes facettes de la fusion d'informations.

1.1.5 La position de la fusion dans la chaîne de traitement de l'information

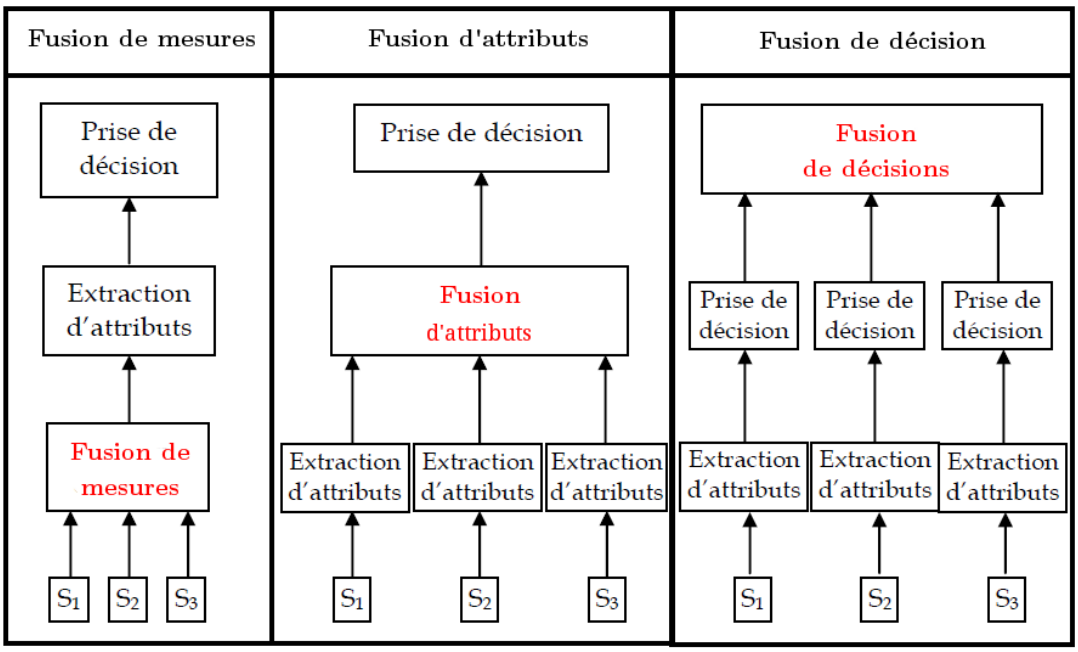


Figure 1.2 — Niveaux de la fusion.

La détermination de la meilleure organisation pour la fusion d'informations reste un problème ouvert. En effet, la variété des applications est telle qu'il n'est pas facile de trouver une stratégie générique et applicable à tous les cas. Cette diversité provient principalement du niveau où l'opération de fusion est accomplie (il s'agit bien du « niveau » au sens de la hiérarchie cognitive). Dasarathy [20] considère trois niveaux de fusion :

- **fusion de mesures** ou fusion bas niveau, il est appelé aussi le niveau signal ; il concerne la fusion de données directement issues des capteurs.
- **fusion d'attributs** ou des caractéristiques, c'est le niveau intermédiaire ; il concerne la combinaison d'informations extraites après diverses phases de traitement des mesures.
- **fusion de décisions** il correspond au niveau d'abstraction le plus élevé ; pour chaque information d'entrée une décision est prise. La fusion consiste à fournir en sortie une décision globale à partir des décisions d'entrée.

La figure 1.2 extraite de [21] illustre les différents niveaux de fusion pour des données issues de trois sources notées S_1, S_2 et S_3. L'extraction de l'information décisionnelle est effectuée de bas en haut dans les trois schémas de fusion, qui se différencient par les différents niveaux de fusion fusion.

La fusion bas niveau permet de combiner des données avant qu'elles ne soient déformées par les procédures de traitement. Par contre, la fusion aux niveaux intermédiaire et haut permet de se rapprocher davantage du raisonnement humain.

1.2 Systèmes de fusion d'informations

1.2.1 Architectures d'un système de fusion d'informations

L'architecture d'un système de fusion se présente sous trois facettes [22] : l'architecture fonctionnelle dite aussi modèle, l'architecture matérielle et un troisième aspect qui est l'architecture système. Dans la littérature, on remarque parfois un amalgame entre ces facettes.

Une **architecture fonctionnelle**, ou plus précisément un **modèle** [23], est une description d'un ensemble de processus. Cet ensemble de processus devrait être entrepris avant que le système puisse être considéré comme pleinement opérationnel. Comme tel, il met en évidence les fonctions des composants dont le système dispose, mais il ne fait aucune déclaration concernant leurs mises en œuvre mathématiques ou logicielle.

Il existe dans la littérature deux principales **architectures matérielles** [24]. Dans le premier cas, il s'agit d'une **architecture centralisée**, où le système possède un nœud de fusion unique. Toutes les informations arrivent à ce centre de fusion qui

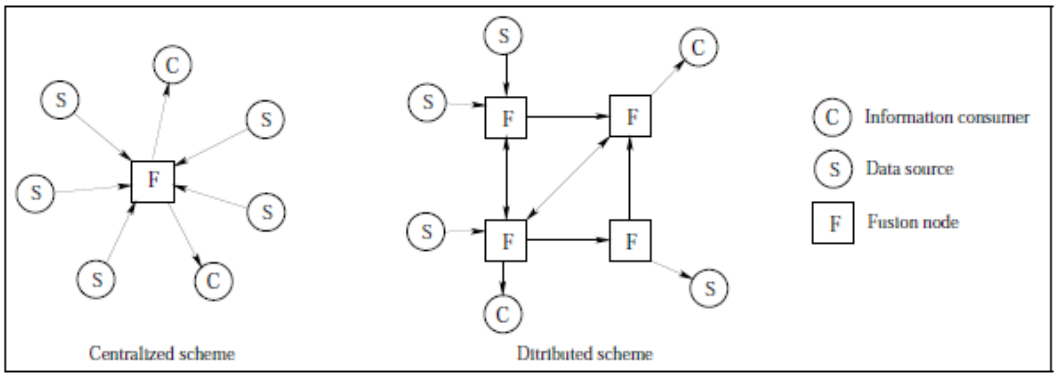


Figure 1.3 — Architectures matérielles de la fusion : les flèches matérialisent le sens des canaux de communications.

s'organise pour les combiner. L'avantage de ce type d'architecture est qu'elle fournit le meilleur résultat possible car la décision est prise en considérant toute la connaissance disponible. Dans le second cas, il s'agit d'une **architecture distribuée**. Elle dispose de plusieurs centres de fusion, ces centres ont la possibilité de communiquer entre eux. Ce type d'architecture offre une grande flexibilité et modularité. D'autres architectures matérielles peuvent être conçues, à partir des deux précédentes, elles sont appelées **hybrides** [25]. La figure 1.3 extraite de [24] permet d'illustrer les deux principaux types d'architectures.

L'**architecture système** décrit l'ensemble des sources, la manière dont elles sont combinées et les techniques mathématiques ou statistiques pour le traitement. A ce stade, il s'agit de la dernière phase avant la mise en œuve logicielle du système.

L'une des approches les plus pragmatiques pour la conception des systèmes de fusion consiste à choisir un modèle de fusion ensuite définir une architecture matérielle. Finalement, l'architecture système est souvent utilisée pour arriver à des briques fonctionnelles simples qui sont implémentées par des techniques de fusion d'informations et de prises de décision.

1.2.2 Les modèles de fusion existants

Un système de fusion d'informations comme pour tout processus, doit être structuré et organisé de manière à être efficace. En conséquence, la fusion d'informations dépend fortement de l'application. Il n'existe pas de modèle générique pour la fusion d'informations. Au cours des deux dernières décennies, plusieurs modèles ont été proposés [26, 27].

1.2.2.1 Le modèle JDL

Le modèle JDL proposé par le **J**oint **D**irectors of **L**aboratories du ministère de la défense au État-Unis d'Amérique, est un modèle extrêmement populaire dans le do-

maine militaire qui a fait l'objet de nombreuses études [28, 29, 30]. Ce modèle a une certaine complexité qui est due à l'association d'une structure fonctionnelle et d'une structure hiérarchique composée de quatre niveaux. Le modèle est illustré dans la figure 1.4. Il existe dans la littérature plusieurs variantes du modèle, adaptées selon les besoins.

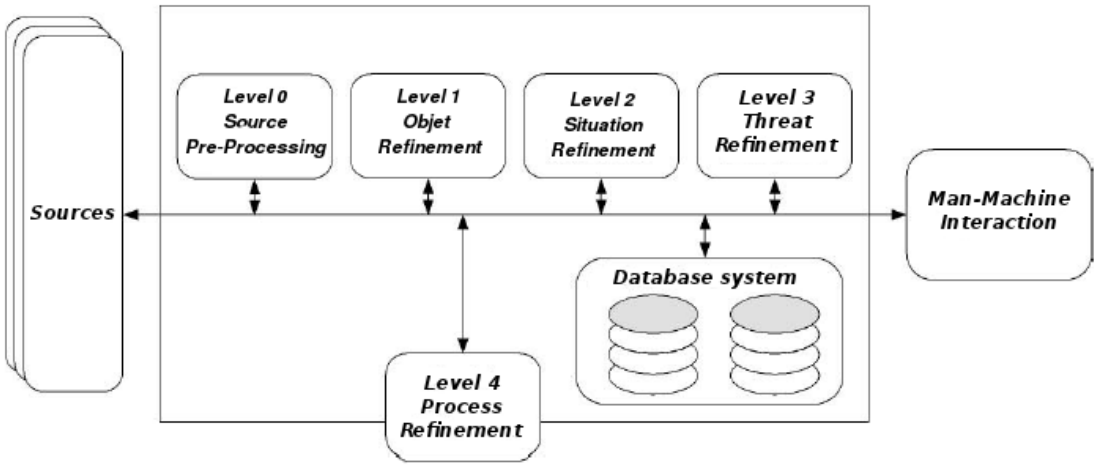


Figure 1.4 — Le modèle JDL.

Ci-dessous, voici un résumé des processus et des niveaux du modèle JDL [14] :

- **Sources** : les sources fournissent des informations à différents niveaux d'abstraction allant des données issues des capteurs à des informations a priori et des bases de données à la connaissance humaine.
- **Niveau 0** (Pré-traitement des sources) : extraction de caractéristiques ou de prémisses et l'affectation des données sur les processus appropriés. Il permet aussi de réduire les charges du système de fusion d'informations par la sélection des informations pertinentes permettant l'analyse de la situation actuelle (utilisation de filtres).
- **Niveau 1** (Évaluation d'objet) : alignement des informations reçues de multiples sources dans un référentiel commun pour réaliser une représentation raffinée des objets (émetteur, plate-forme, contrainte militaire géographique, etc.). Il combine ou classe les observations des multiples capteurs qui traitent de la même situation.
- **Niveau 2** (Évaluation de la situation) : raisonnement pour l'évaluation de la situation courante. Ce traitement fait une description des relations entre les événements dans le cadre de leur environnement. L'évaluation de la situation met l'accent sur l'information relationnelle comme la proximité physique de l'ennemi, les communications et autres relations afin de déterminer le sens d'une collection d'événements. Les résultats de ce niveau sont des indications sur des modèles de comportements hostiles.

- **Niveau 3** de traitement (Évaluation des menaces) : le niveau 3 projette la situation actuelle dans l'avenir pour tirer des conclusions sur les menaces ennemies, les vulnérabilités et les possibilités d'opérations. L'évaluation de la menace est particulièrement difficile car elle traite non seulement les résultats d'engagement possible, mais elle essaie aussi de prédire l'intention de l'ennemi sur la base des connaissances sur l'idéologie ennemi, le niveau de formation, l'environnement politique, et la situation actuelle.
- **Niveau 4** (Évaluation du processus) : supervision et contrôle du processus de fusion. Ce niveau de traitement peut être considéré comme un méta-processus, c'est-à-dire, un processus supervisant d'autres processus. Le niveau 4 de traitement assure quatre fonctions principales :
  1. surveillance des performances du processus de fusion pour fournir des informations sur le contrôle en temps réel et le rendement à long terme.
  2. préciser quelles informations sont nécessaires pour améliorer le résultat de fusion multi-niveaux (inférences, positions, identités, etc).
  3. détermine les besoins spécifiques en sources pour recueillir des informations pertinentes (par exemple, le type de capteurs, de bases de données, etc).
  4. alloue et dirige les ressources pour atteindre les objectifs de la mission.
- **Système de gestion de bases de données** : son rôle est d'apporter le soutien à l'opération de fusion par exemple le stockage, l'apprentissage, l'archivage, la compression, les requêtes relationnelles et la protection des données.
- **Interface Homme-Machine (IHM)** : l'IHM comprend des méthodes pour permettre à l'utilisateur de surmonter ses difficultés à gérer toutes les informations. Il permet en plus de fournir un mécanisme pour les entrées de l'homme et facilite la communication des résultats de la fusion aux utilisateurs.

Les niveaux 0, 1, 2, 3 sont définis comme des niveaux de fusion, le niveau 4 est plutôt considéré comme de la gestion de ressources, et enfin l'interface homme-machine qui permet **la coopération** entre le système de fusion et l'utilisateur et permet également d'introduire l'homme dans la boucle de décision. Le modèle JDL ne donne aucun détail sur les flux d'informations entre les niveaux [22]. Il s'agit d'un modèle qui conjugue une organisation fonctionnelle et hiérarchique ce qui rend difficile sa compréhension. Une littérature abondante existe concernant les modifications et adaptation du modèle JDL pour le rendre plus expressif et donc plus opérationnel.

1.2.2.2 Le modèle DFD (Data-Feature-Decision) de Dasarathy

De nombreux travaux (précédemment cités dans 1.2) ont identifié trois principaux niveaux d'abstraction lors du processus de fusion niveau bas (donnée), niveau

intermédiaire (attribut) et niveau haut (décision). Dasarathy précise dans [20] que la fusion peut se produire à la fois au sein de ces niveaux et elle peut aussi être un moyen de transition d'un niveau à un autre. **Le modèle DFD**, (en anglais *Data-Feature-Decision*) identifie cinq catégories de fusion possibles, en fonction de l'entrée et de la sortie du système de fusion comme le montre la figure 1.5 (extraite de [20]).

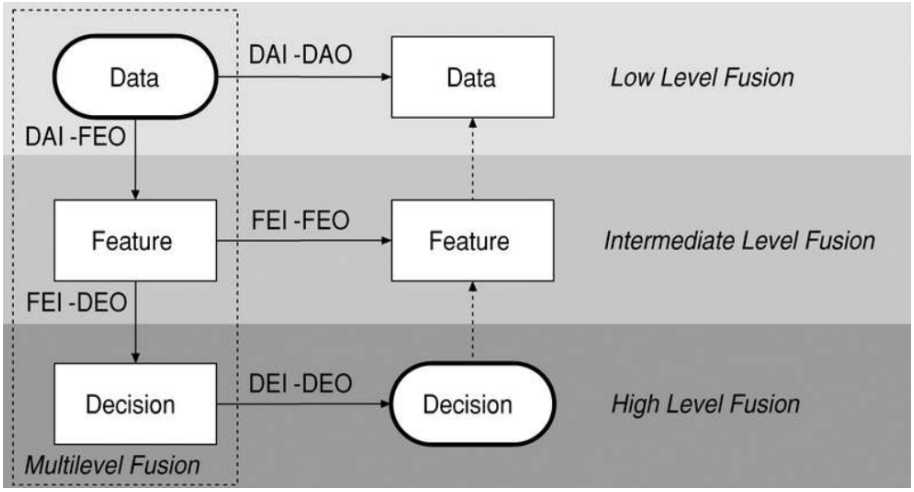


Figure 1.5 — Le modèle DFD.

Entrée	Sortie	Acronyme	Signification en anglais
données	donnée	DAI-DAO	Data input - Data output
données	attribut	DAI-FEO	Data input - feature output
attributs	attribut	FEI-FEO	Feature input - Feature output
attributs	décision	FEI-DEO	Feature input - Decision output
décisions	décision	DEI-DEO	Decision input - Decision output

Tableau 1.1 — Les cinq catégories de fusion du modèle DFD.

Le modèle DFD caractérise les étages de fusion par le type des entrées et des sorties du système. Le tableau 1.1 présente les cinq catégories de fusion possibles dans ce modèle. Le cas multi-niveau (*Multilevel Fusion*, figure 1.5) où une donnée est en entrée et une décision est en sortie, n'est pas assez explicite car le modèle ne précise pas à quel niveau (bas, intermédiaire ou haut) l'opération de fusion est effectuée. Il s'agit d'une analyse fonctionnelle de type montante qui présente l'avantage de pouvoir traiter de gros flux de données en diminuant le volume de l'information au fur et à mesure que la sémantique augmente et en étiquetant le mécanisme de fusion par le type de données entrantes.

1.2.2.3 Le modèle en cascade (Waterfall Model)

Harris décrit un autre exemple de modèle hiérarchique couramment utilisé par la communauté de la fusion de données [31], appelé le modèle en cascade. Une

représentation de ce modèle est donnée sur la figure 1.6. La figure montre que le flux de données opère du niveau de données vers le niveau de la prise de décision. Le système de capteurs est continuellement mise à jour avec les informations de la rétroaction en provenance du module de prise de décision. Il y a trois niveaux dans le modèle cascade, comme le montre la figure 1.6 extraite de [31].

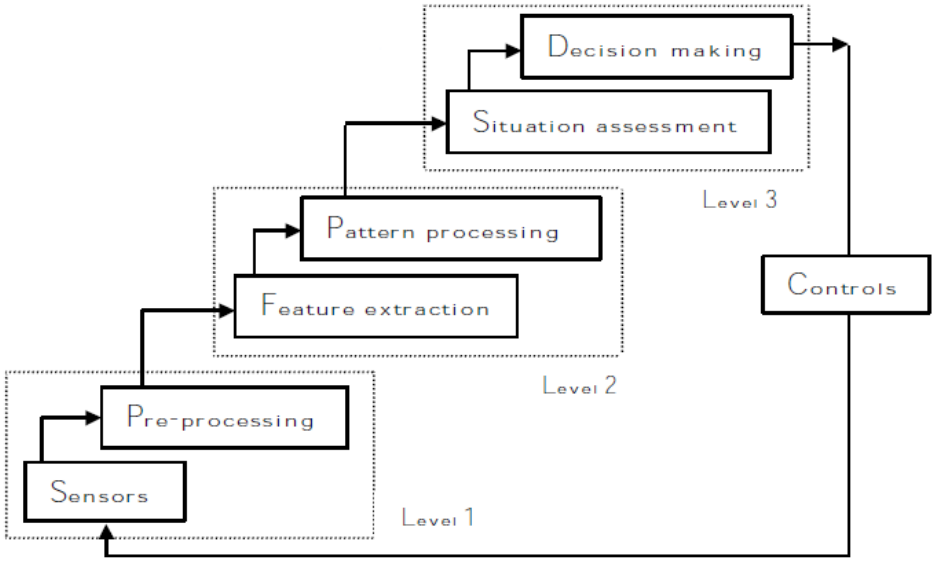


Figure 1.6 — Le modèle en cascade (*Waterfall model*).

Niveau 1 : les données brutes sont traitées et transformées en fournissant les informations nécessaires sur l'environnement.

Niveau 2 : ce niveau est composé de l'extraction des attributs et de la fusion de ces attributs. Ce processus consiste à obtenir un niveau d'abstraction plus haut par apport aux données. Son but est de minimiser la quantité de données, tout en maximisant l'information livrée à la sortie de ce processus.

Niveau 3 : il consiste à rassembler et évaluer les informations qui ont été recueillies afin de prendre une décision.

L'élément **contrôle** assure la rétroaction et oriente le système multi-capteurs sur les aspects de collecte, réétalonnage et reconfiguration de données.

Comme le modèle JDL, ce modèle est également destiné aux applications militaires. Il a été largement utilisé dans la communauté de la défense Britannique, mais n'a pas été significativement adopté par ailleurs.

1.2.2.4 La boucle de contrôle de Boyd (OODA)

La boucle de contrôle de Boyd [32] a d'abord été utilisée pour la modélisation du processus de commandement militaire, et depuis a été largement utilisée pour

la fusion de données. La boucle de Boyd ou OODA (pour *Observe, Orient, Decide and Act*) possède quatre phases comme le montre la figure 1.7 (extraite de [32]). Les modèles Boyd et JDL montrent des similitudes, bien que le modèle Boyd soit explicitement de forme itérative. Les différentes actions sont :

- **Observer** : avoir une perception de la situation courante, qui est largement comparable au niveau 0 du modèle JDL.
- **Orienter** : avoir une compréhension de la situation courante. Ce niveau consiste à rassembler des objets et des relations entre objets, en proposant une compréhension de la situation courante. Cette fonction englobe les niveaux 1, 2 et 3 du modèle JDL.
- **Décider** : ce niveau est celui qui a en charge la résolution du problème et qui prend les décisions. Il est similaire au niveau 4 du modèle JDL.
- **Agir** : n'a pas d'équivalent direct dans le modèle JDL et est le seul processus qui ferme la boucle de manière explicite en prenant en compte l'effet des décisions dans le monde réel.

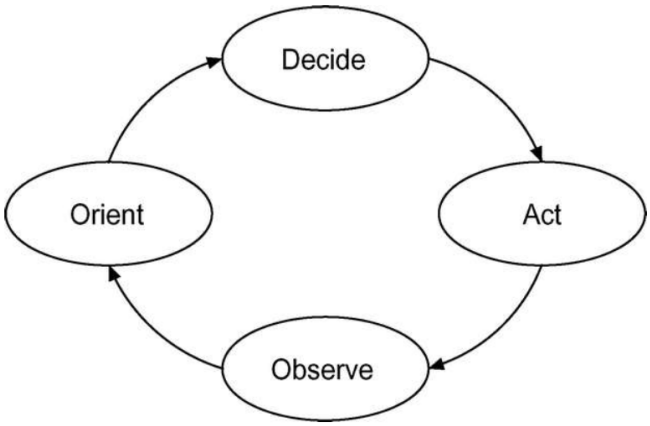


Figure 1.7 — Le modèle OODA.

Le modèle OODA ne donne aucun détail sur les quatre fonctionnalités. En plus, il concentre plusieurs fonctionnalités du modèle JDL. Une variante de ce modèle est proposée par Bedworth [23] (présenté dans la section suivante) dans laquelle les fonctionnalités sont plus précisément décrites pour chaque niveau.

1.2.2.5 Le modèle Omnibus

Bedworth et O'Brien [23] décrivent un autre modèle appelé le modèle Omnibus. Ce modèle de processus est un hybride de trois autres modèles : la boucle de Boyd, le modèle DFD de Dasarathy, et le modèle en cascade. La figure 1.8 montre la disposition générale de ce modèle, qui se compose de quatre modules principaux. Ces modules sont utilisés pour répondre aux diverses tâches de la fusion d'informations.

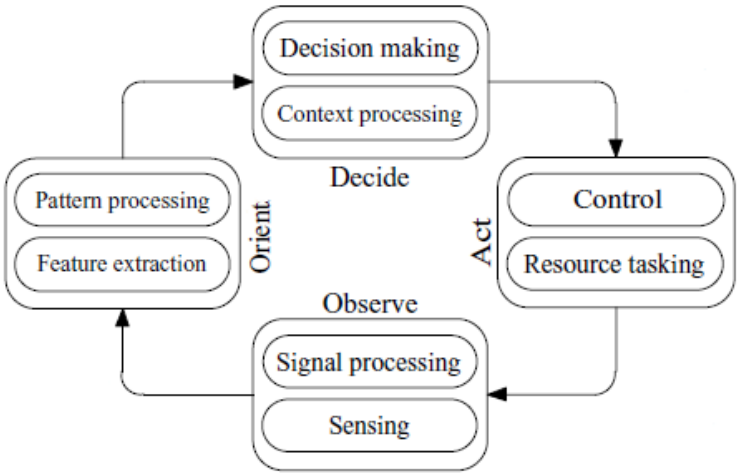


Figure 1.8 — Le modèle Omnibus.

Le schéma de la figure 1.8 (extraite de [23]) est basé autour de la nature cyclique de la boucle de Boyd comme un processus itératif avec les quatre éléments (observer, orienter, décider et agir) fonctionnant en boucle fermée, chacun de ces quatre éléments est subdivisé en deux niveaux et chaque niveau est analogue à un niveau du modèle en cascade (*Waterfall Model*). D'autre part, chacun des processus peut être associé à l'un des trois niveaux du modèle de Dasarathy (donnée, attribut et décision). Ce modèle rassemble les avantages et également les inconvénients des trois modèles dont il est composé.

1.2.2.6 Le modèle du cycle de renseignement (*The intelligence cycle*)

Une autre approche cyclique pour modéliser la fusion d'informations est donnée par le cycle de renseignement *The intelligence Cycle model* [33]. Ce modèle est un concept qui décrit le cycle fondamental de traitement de l'information dans une agence de renseignements civile ou militaire. Le cycle représenté dans la figure 1.9 (extraite de [33]) comporte quatre phases :

Collection (en anglais *collection*) : En réponse aux exigences, une équipe de renseignement élabore un plan de collecte de renseignements. Selon l'organisation, les sources peuvent inclure des renseignements humains (HUMINT), en déployant des agents sur le terrain ou des renseignements d'autres agences, renseignement par imagerie (IMINT), renseignement électronique (ELINT), ... Dans le monde du renseignement, les informations sont souvent présentées sous la forme d'un rapport de renseignement qui se situe déjà à un haut niveau d'abstraction.

Classement (en anglais *collation*) : les rapports de renseignements collectés sont traités pour être prêts à l'exploitation, traduits, corrélés, toutefois ils peuvent être simplement classés ensemble pour la fusion à l'étape suivante.

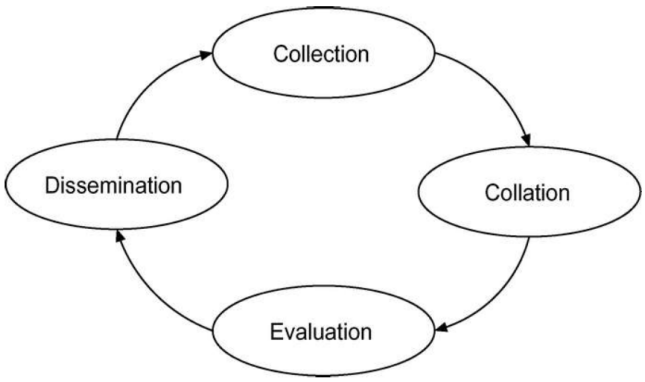


Figure 1.9 — Le modèle du cycle de renseignement *The Intelligence Cycle*.

Évaluation (en anglais *evaluation*) : les rapports de renseignements collectés sont fusionnés et analysés. L'analyse peut identifier les lacunes dans la collecte du renseignement.

Diffusion (en anglais *dissemination*) : les renseignements fusionnés sont distribués aux utilisateurs (en général les commandants militaires, politiques, ...) qui utilisent ces informations pour prendre des décisions.

Ce modèle est comparable au modèle OODA, sauf qu'il est orienté vers les applications de renseignements. Il a été utilisé dans les services Américain de renseignements et de la défense. Ces trois derniers modèles ont une architecture cyclique qui met en avant les flux d'informations circulant entre les niveaux fonctionnels. Le bouclage est réalisé au travers du monde réel ce qui amène une simplification notable au niveau du système d'exploitation mais ne conduit pas à des systèmes opérationnels dans la pratique [22].

L'inconvénient commun des modèles de fusion précédemment cités est qu'ils sont orientés principalement vers des applications militaires, cela est compréhensible vu les origines de la fusion d'informations. Dans la littérature, on rencontre plusieurs adaptations de ces modèles à d'autres applications, mais qui ne correspondent pas à nos attentes.

1.2.3 Le modèle retenu

Avec l'utilisation croissante des techniques de fusion pour d'autres applications (principalement en traitement d'images), un modèle composé de quatre modules a été proposé dans [34, 35, 36, 37]. Ces travaux proposent un découpage fonctionnel des systèmes de fusion en quatre étapes principales, présentées sur le schéma de la figure 1.10. De ce point de vue, le système de fusion d'informations peut être vu comme un ensemble de sous-systèmes en interaction. Les entités rencontrées dans

ce modèle sont :

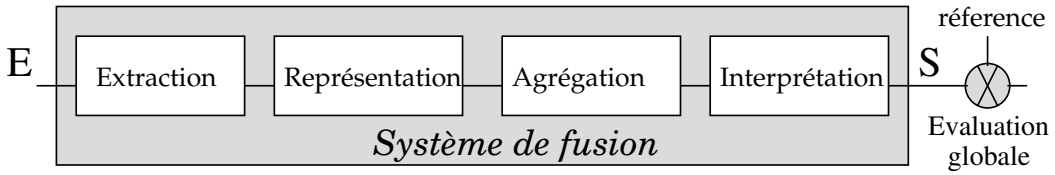


Figure 1.10 — Les principales étapes d'un processus de fusion.

Extraction : cette étape consiste à décider quelles sont les informations pertinentes nécessaires pour élaborer une décision ou une interprétation du phénomène traité. En sortie de cette étape on trouve des attributs, des caractéristiques d'objets ou des informations au sens large obtenues à partir des données brutes ou des capteurs. Cette entité contient les outils et les méthodes adaptés pour réduire la quantité d'informations contenue dans la donnée d'entrée tout en conservant les éléments pertinents nécessaire à formaliser l'information de sortie.

Représentation : les données à fusionner sont souvent hétérogènes, il est difficile de les combiner sous leur forme initiale. Pour agréger les différentes informations, il est nécessaire de les transformer dans un espace de représentation commun dans lequel elles sont comparables et commensurables. L'étape de représentation consiste donc à transformer certaines de ces informations initiales, en informations équivalentes dans un espace commun, dans lequel s'effectuera l'agrégation.

Agrégation d'informations : pendant l'étape d'agrégation, les informations représentées sont combinées selon une règle de combinaison propre au cadre théorique choisi afin d'en retirer une information de meilleure qualité. Chaque technique de fusion de données a ses avantages et ses inconvénients. Le degré de succès est toujours dépendant de l'application. Parmi les nombreuses méthodes de fusion rencontrées dans la littérature on trouve : l'approche bayésienne, les réseaux de neurones artificiels, la théorie de l'évidence, la logique floue, la théorie des possibilités, etc.

Interprétation : la dernière étape du système de fusion est l'endroit de la chaîne où la décision pourrait être prise. En effet, d'après la définition de la fusion adoptée (celle de L. Wald), la combinaison est réalisée en vue d'améliorer la prise de décision. Les informations issues de la fusion peuvent être utilisées par un autre système comme un organe de commande, ou un utilisateur humain.

On retrouve dans ce modèle des concepts présents dans les autres modèles comme l'extraction d'informations, la prise de décision et l'opération de fusion qui est d'ailleurs bien explicite ici contrairement aux autres modèles. De plus, ce modèle spécifie une étape de pré-traitement avant la combinaison des informations car souvent les informations recueillies ne peuvent pas être fusionnées directement, d'où l'intérêt du processus de représentation. La méthode de représentation dépend sou-

vent du cadre théorique choisi pour la fusion (théorie des possibilités, de l'évidence, des probabilités, ...).

1.3 Systèmes coopératifs de fusion d'informations

L'implication de l'homme dans les systèmes de fusion a donné lieu aux systèmes de fusion d'informations coopératifs, il s'agit de systèmes qui ont la capacité d'intégrer des informations fournies par un utilisateur humain afin d'avoir un comportement proche de celui des experts [38]. De nombreuses méthodes ont été développées [39, 40] pour intégrer la connaissance de l'expert dans le système (sous une forme numérique, symbolique ou linguistique).

Les informations fournies par les experts peuvent être employées dans différentes étapes du processus de fusion, par exemple pour représenter les informations extraites par le système dans l'espace de connaissance de l'expert et dans l'évaluation du résultat à la sortie du système.

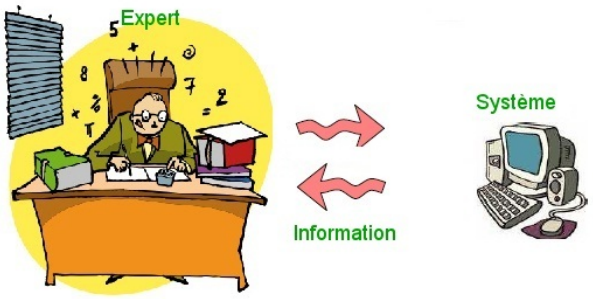


Figure 1.11 — Système coopératif de fusion d'informations.

Puisque ces systèmes cherchent à intégrer pleinement les experts dans leurs fonctionnement, il est important de mettre à disposition de ces utilisateurs des informations aidant à mieux comprendre la fusion réalisée. La figure 1.11 met en évidence les échanges bidirectionnels d'informations entre l'expert et le système de fusion. Ceux-ci sont décrits de la manière suivante : l'expert fournit au système de fusion la connaissance qu'il possède sur le domaine d'application. En échange, le système utilise cette connaissance et délivre des informations explicites et compréhensible afin d'aider l'expert à prendre ces décisions. Ce point a été introduit dans la littérature par B. Dasarathy [41] sous le terme *Elucidative Fusion System* qui peut être traduit par « système explicatif de fusion », ce concept se matérialise par un système qui offre non seulement une décision mais fournit aussi une explication et les raisons pour lesquelles la décision est prise.

1.3.1 Coopération et interprétation d'images

Un des objectifs de l'analyse d'image réside dans la description (forme, couleur, texture) et la quantification des divers objets qui composent l'image étudiée. L'analyse trouve sa place dans de nombreux domaines tels que la robotique, les sciences de la vie ou encore la médecine. En effet, bien souvent, les experts établissent un diagnostic en fonction de leurs acquis, de leurs expériences. La segmentation est une description objective des composants formant l'image offrant à l'expert un complément d'informations qui va l'aider à établir son diagnostic.

La cible de ce travail est un **système de fusion dédié à l'interprétation d'image 3D**. Ce système a comme informations d'entrée une image 3D et donne en sortie une description symbolique de cette image.

L'interprétation des images 3D, c'est-à-dire l'attribution d'une classe symbolique à chacun des voxels, est une tâche complexe, qui est rendue difficile par la taille et le caractère tridimensionnel des données (une image 3D contient plusieurs millions de voxels). Les systèmes coopératifs de fusion d'informations permettent d'impliquer les interprètes dans la chaîne de traitement de manière à les aider (et non de les remplacer).

1.3.2 Exemple de systèmes coopératifs de fusion pour l'interprétation d'images

Le domaine **militaire** a été le premier utilisateur des systèmes coopératifs de fusion d'informations. Les problèmes concernent tout d'abord la détection et le suivi de cibles [42, 43]. Un second groupe d'applications porte sur la surveillance de champs de bataille, l'évaluation de situations, de menaces ou encore d'objets [44]. En utilisant la connaissance a priori sur un ennemi par exemple et des observations de terrain comme la position des troupes, ou le nombre de chars, il est possible d'évaluer la situation tactique de la scène.

La télédétection est une science à part entière avec des applications s'étendant du domaine civil de la surveillance jusqu'aux applications militaires. Elle permet de bénéficier de l'information fournie par des satellites d'observation de la Terre ou par la photographie aérienne. Certaines problématiques sont semblables à celles évoquées dans le cadre de cette étude, et elles se préoccupent de la détection de régions d'intérêt dans les images. A titre d'exemple, certains travaux portent sur la reconnaissance de types de végétation ou sur la détection de zones urbaines comme les routes et les aéroports [45, 46]. Dans ces applications, l'expert fournit sa connaissance sur le site étudié puis cette connaissance est représentée sous forme d'objets et fusionnée avec d'autres objets extraits de l'image.

La plupart des traitements **médicaux** où des diagnostics nécessitent l'identifica-

tion de régions d'intérêt sur les images [47, 48] mettent en œuvre des approches collaboratives. Ces opérations sont souvent effectuées manuellement par un spécialiste qui trace sur l'image la région appropriée [49]. L'amélioration de la qualité et l'augmentation des possibilités de diagnostic sont les principaux objectifs des différentes méthodes de traitement d'images **médicales** [50, 51, 52].

Pour de multiples **applications industrielles** (contrôle de qualité, usinage, supervision,...), les systèmes de fusion coopératifs permettent de détecter l'usure et la casse d'une pièce afin de la changer à temps [53, 54], le contrôle non-destructif pour détecter les défauts de fabrication dans des pièces d'isolation électriques [37] ou bien pour la validation des soudures ou encore pour contrôler la qualité du bois [39].

1.3.3 Problématiques des systèmes coopératifs de fusion pour l'interprétation d'images

Développer des systèmes coopératifs mettant en œuvre une intervention ciblée de l'utilisateur et qui soient robustes aux variations des caractéristiques des images d'une acquisition à l'autre, est assujetti à plusieurs contraintes. Généralement, les systèmes s'appuient sur des **approches supervisées**, où les classes sont définies à partir des besoins de l'expert. De tels systèmes font appel à l'utilisateur pour le réglage de certains de leurs paramètres (de façon directe ou indirecte).

Les systèmes de fusion sont modélisés sous forme d'un ensemble de processus en interaction (voir la section 1.2.2). À chaque étape de traitement, les paramètres de réglage ont une influence notable sur le comportement des algorithmes et sur la qualité finale des résultats. De plus, chaque sortie d'un sous-système constitue l'entrée d'un autre, donc un réglage influe sur les sous-systèmes suivants.

Avec l'augmentation du nombre des processus et de paramètres propres à chaque sous-système, il est en effet devenu de plus en plus difficile de tester, en pratique, l'ensemble des configurations possibles, qui permettent d'obtenir « un bon » résultat de fusion. En plus d'ajuster les différents paramètres du système, l'utilisateur a également la possibilité d'ajouter et/ou de supprimer des sources, ajouter de la connaissance, ...tout cela dans le but d'améliorer la qualité de la fusion en cherchant à utiliser le système d'une manière optimale.

Le problème est certes un problème d'ingénierie des systèmes, parce que le système de fusion est devenu **complexe**. En l'absence d'une définition formelle, un système est qualifié de complexe lorsqu'il est constitué d'un grand nombre d'entités en interaction, dont on ne peut décrire le comportement ou l'évolution par un raccourci de calcul [55]. Mais, il s'agit également d'un problème d'évaluation de performance.

En général, l'évaluation de tels systèmes est réalisée en fin de chaîne par **une évaluation globale**. Cette dernière consiste à comparer le résultat de la fusion avec une vérité terrain lorsque elle est disponible, en définissant une métrique pour me-

surer les écarts avec cette référence. Mais bien souvent, la vérité terrain n'est pas disponible ou reste controversée.

L'approche globale classique, basée sur l'évaluation du résultat issue de la fusion n'est pas toujours suffisante, surtout quand il s'agit d'un système complexe où l'expert est amené à régler de nombreux paramètres, car il ne sait pas à **quel endroit** de la chaîne de traitement, il doit agir ni **comment**.

Notre travail consiste à trouver une méthode pour guider l'utilisateur vers le sous-système nécessitant le réglage de ses paramètres, en améliorant la coopération entre le système de fusion et l'expert qui n'a pas forcément les compétences pour effectuer ces réglages.

1.4 Évaluation des systèmes de fusion dédiés à l'interprétation d'images

Cette section présente un aperçu des critères d'évaluation des systèmes de fusion d'information dans un contexte de segmentation d'image, qui représentera le champ d'application de cette thèse.

D'une manière générale les systèmes de fusion d'informations sont évalués en s'appuyant sur la qualité de « l'image résultat » [4] issue de la fusion.

La segmentation est une étape importante pour l'interprétation d'une image. Elle consiste à séparer et classer les pixels d'une image en catégories. Une multitude de méthodes de fusion pour la segmentation d'images existe, mais aucune n'est absolue et optimale. En effet, la complexité des images à traiter (texture, résolution, ...) rend difficile la conception d'une méthode objective universelle pour évaluer la qualité de la segmentation. De plus, il est difficile de dire si une méthode est meilleure qu'une autre d'une façon inconditionnelle.

De nombreuses méthodes d'évaluation ont été publiées et des études ont proposé une classification des critères d'évaluation des résultats de segmentation [56, 57].

1.4.1 Classifications des méthodes d'évaluation

1.4.1.1 Vision de Zhang

Dans le contexte de l'évaluation de segmentations d'images, Zhang présente une classification des méthodes d'évaluation en trois groupes [56] : analytiques, quantitatives et qualitatives.

4. dite abusivement image car il s'agit généralement d'une cartographie, segmentation, calcification, etc. d'un niveau sémantique plus important que l'image d'entrée.

Les **méthodes analytiques** quantifient la performance des algorithmes de fusion en analysant leurs principes ainsi que leurs propriétés (besoin, utilité, complexité, convergence, continuité, stabilité, etc). Pedrycz [58] propose une étude de convergence de la méthode C-mean dans les problèmes de fusion d'informations. Ce genre d'évaluation reste très méthodologique, faite souvent par des mathématiciens et nécessite une grande connaissance théorique générale. L'utilisation des méthodes analytiques se fait en amont de l'implémentation concrète (au sens informatique) des algorithmes de segmentation. Cependant, la robustesse de ces algorithmes ne peut pas être obtenue par une simple étude analytique.

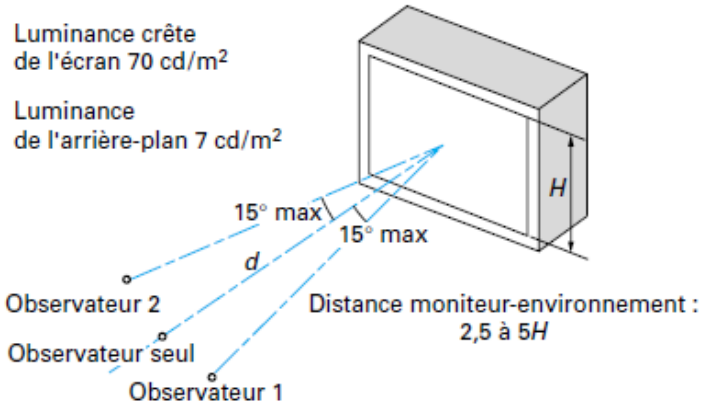


Figure 1.12 — Exemple de conditions de mesures présentées dans [59].

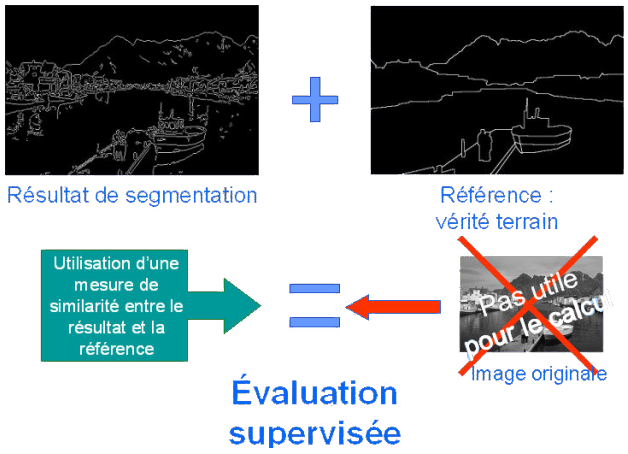
Les **méthodes qualitatives** dites aussi subjectives, sont basées sur une expertise visuelle, réalisées par des experts. Il s'agit d'obtenir la meilleure qualité d'image choisie par des juges [60], ou par un modèle de perception visuel (HVS human visual system) [61, 62, 63]. Ces méthodes consistent à mesurer la qualité de l'image en essayant de reproduire la perception visuelle humaine. Les méthodes d'évaluation subjective ont été établies comme des méthodes fiables pour la qualité générale de l'image et de la vidéo, avec des protocoles et des procédures expérimentales bien établies. Ce type d'évaluation nécessite un temps de calcul important. Les tests qualitatifs sont peu pratiques dans de nombreux cas, car ils demandent une organisation lourde, avec des besoins en équipements et des conditions d'essai strictes [64]. Par exemple, une méthode très simple et usuelle est d'évaluer des résultats de segmentation avec un grand nombre de juges. Pour chaque paire d'images résultats, les juges doivent choisir le résultat qu'ils considèrent être le meilleur. Les conditions de mesures comportent les conditions de visualisation. Elles tiennent compte de la position de l'observateur et des conditions liées à son environnement. La figure 1.12 illustre un exemple de conditions de l'évaluation psychovisuelle. L'avantage principal des méthodes d'évaluation psychovisuelle est de permettre d'évaluer et de classifier des algorithmes de segmentation lorsque aucune vérité de terrain sur les objets à segmenter n'est disponible.

Les **méthodes quantitatives** dites aussi objectives reposent sur des critères quan-

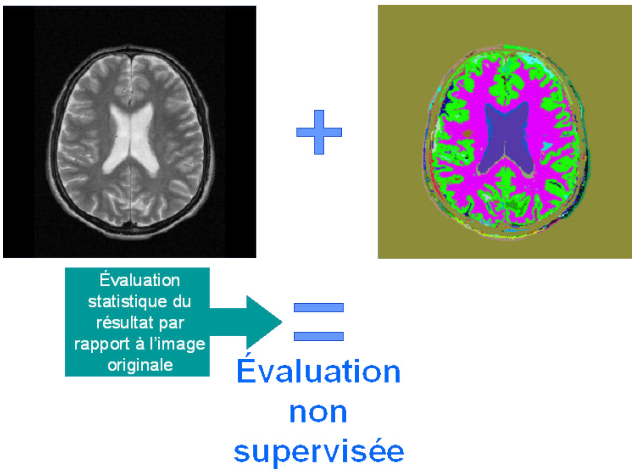
titatifs calculés à partir du résultat de la fusion. Il s'agit souvent de quantités statistiques résumant les similitudes et différences entre les références et le produit de la fusion [25]. Ces méthodes n'ont pas toujours besoin d'une vérité de terrain. Qu et al [65] ont utilisé l'information mutuelle pour évaluer les performances de la fusion. Xydeas et Petrovic [66] ont utilisé la quantité d'informations transmise de l'image d'entrée à l'image fusionnée. En 2002, un indice de qualité basée sur la mesure de distorsions dans une image a été proposé par Wang et Bovik [67].

1.4.1.2 Vision de Chabrier

Une autre classification des méthodes d'évaluation de la segmentation a été proposée par Chabrier dans [57]. Cette classification (illustrée dans la figure 1.13 [5]) dissocie les méthodes d'évaluation en deux classes :



(a) Illustration de l'approche supervisée.



(b) Illustration de l'approche non supervisée.

Figure 1.13 — Classification des méthodes d'évaluation proposée par Chabrier.

5. http ://pages.upf.pf/Sebastien.Chabrier/recherchethese.php

– Les méthodes d'évaluation **non supervisées** qui rassemblent les critères d'évaluation ne nécessitant aucune connaissance sur les résultats de segmentation à évaluer. Leurs principes consistent à estimer la qualité d'un résultat de segmentation à partir de statistiques calculées sur chaque région, contour ou texture détectés.

– Les méthodes d'évaluation **supervisées** qui regroupent les critères qui évaluent la qualité d'un résultat de segmentation en exploitant des connaissances a priori. Ces connaissances consistent le plus souvent en une comparaison par rapport à une image segmentée de référence appelée vérité terrain (VT).

1.4.1.3 Positionnement par rapport aux classifications des méthodes d'évaluation

Dans le cas des systèmes coopératifs de fusion étudiés dans cette thèse, la vérité terrain n'est connue qu'en des zones pointées par l'expert. Cette connaissance partielle et très locale servira à l'évaluation du système. Dans la littérature, on distingue trois types de vérité terrain [68] :

– Une référence complète du résultat notée FR (full reference), comme dans le cas des images synthétiques ou la vérité terrain est connue avec précision.

– Une référence partielle notée RR (reduce reference), où la vérité de terrain est connue uniquement à l'endroit pointé par l'expert. Ce type de référence pose le problème de la confiance dans la vérité terrain qui est souvent subjective. Elle nécessite en outre d'avoir à disposition un expert du domaine applicatif.

– Dans de nombreuses applications, aucune vérité de terrain n'est disponible notée NR (no reference).

Ce travail se positionne donc dans un cadre **supervisé** (par rapport à la classification proposée par Chabrier [57]) avec une vérité terrain partielle (RR) car seuls les pointés de l'expert seront disponibles.

Une évaluation analytique nécessite d'établir une équation du système de fusion, ce qui est extrêmement difficile dans le cas d'un système de fusion complexe. L'évaluation qualitative est difficile à mettre en place vue la nature des régions recherchées dans les images traitées dans cette thèse. Les critère qualitatifs sont également gourmands en terme de ressources et temps de calcul pour le volume des images 3D traitées. Ce travail se focalise sur les méthodes d'évaluation **quantitatives** (par rapport à la classification proposée par Zhang [56]).

1.4.2 Mesures quantitatives pour l'évaluation du système de fusion

Les systèmes de fusion dédiés à l'interprétation d'image peuvent fournir en sortie une image. L'évaluation du système passe alors par l'évaluation de la qualité de l'image obtenue. La littérature propose pour cela de nombreuses méthodes d'évaluation. Cette section n'établit pas une liste exhaustive de tous les critères existants, mais elle fournit un bref aperçu des méthodologies rencontrées.

1.4.2.1 Matrice de confusion

La matrice de confusion est aussi connue sous les termes de matrice d'erreur ou bien de tableau de contingence. C'est une matrice ou un tableau affichant les statistiques sur la précision de la classification d'une image.

La matrice de confusion est obtenue en comparant les données classées (en colonnes) avec des données de référence (en lignes). L'élément $C_{i,j}$ désigne le nombre de points de la classe originelle C_i classée par l'algorithme dans la classe π_j . Voici un exemple de matrice de confusion présenté dans le tableau 1.2 :

Classification \ Référence	π_1	π_2	$\dots$	π_j	$\dots$	π_n
C_1	$C_{1,1}$	$C_{1,2}$	$\dots$	$C_{1,j}$	$\dots$	$C_{1,n}$
C_2	$C_{2,1}$	$C_{2,2}$	$\dots$	$C_{2,j}$	$\dots$	$C_{2,n}$
$\vdots$			$\ddots$			
C_i	$C_{i,1}$	$C_{i,2}$	$\dots$	$C_{i,j}$	$\dots$	$C_{i,n}$
$\vdots$					$\ddots$	
C_m	$C_{m,1}$	$C_{m,2}$	$\dots$	$C_{m,j}$	$\dots$	$C_{m,n}$

Tableau 1.2 — Exemple de matrice de confusion.

La matrice de confusion est un très bon moyen pour représenter la précision d'une classification parce que les précisions individuelles pour chaque classe sont données avec les erreurs d'inclusions (dites aussi erreurs de commission) et les erreurs d'exclusions (erreurs d'omission) [69]. L'erreur d'inclusion est faite quand un pixel qui n'appartient pas à une classe est inclus dans la classe, et l'erreur d'exclusion quand un pixel qui devait appartenir à une classe est exclu de la classe. Chaque erreur de classification entraîne à la fois une erreur d'inclusion et d'exclusion. En plus de ces erreurs, la matrice de confusion peut être utilisée pour calculer d'autres mesures de précision comme la précision globale (*overall accuracy*), la précision du producteur (*producer's accuracy*) et la précision de l'utilisateur (*user's accuracy*).

La précision globale est la somme des éléments de la diagonale principale (les pixels classifiés correctement dans chaque classe) divisée par le nombre de pixels

comptabilisés dans la matrice de confusion. La précision du producteur indique quel pourcentage d'une classe particulière est classifiée correctement (taux de bonne détection d'une région particulière). La précision de l'utilisateur est une statistique qui peut indiquer quel pourcentage d'une classe correspond réellement à la vérité de terrain. Les formules mathématiques utilisées pour calculer ces grandeurs sont données ci dessous :

La précision globale est calculée avec :

$$T_{global} = \frac{\sum_j C_{j,j}}{\sum_i \sum_j C_{i,j}} \tag{1.1}$$

La précision du producteur est calculée avec :

$$T_{\pi_j} = \frac{C_{j,j}}{\sum_i C_{i,j}} \tag{1.2}$$

La précision de l'utilisateur est calculée avec :

$$T_{C_i} = \frac{C_{i,i}}{\sum_j C_{i,j}} \tag{1.3}$$

1.4.2.2 Courbe ROC

La Courbe ROC en anglais, Receiver Operating Characteristic, est une mesure de la performance d'un classifieur binaire, c'est-à-dire d'un système qui a pour objectif de catégoriser des entités en deux groupes distincts sur la base d'une ou plusieurs de leurs caractéristiques. Graphiquement, on représente souvent la mesure ROC sous la forme d'une courbe qui donne le taux de classifications correctes dans un groupe (dit taux de vrais positifs) en fonction du nombre de classifications incorrectes (taux de faux positifs) pour ce même groupe. La limitation de cette méthode est qu'elle traite tous les types d'erreur (non classification/mauvaise classification) de la même façon.

	Positif	Négatif
Classé Positif	VP	FP
Classé Négatif	FN	VN

Tableau 1.3 — Matrice de confusion.

- vrais positifs (VP) : les pixels appartenant à la classe et identifiés comme tels.
- vrais négatifs (VN) : les pixels n'appartenant pas à la classe et identifiés comme tels.
- faux positifs (FP) : les pixels appartenant à la classe et classés comme négatifs.

– faux négatifs (FN) : les pixels n'appartenant pas à la classe et classés positifs.

La courbe ROC utilise la matrice de confusion (tableau 1.3) qui permet la différenciation des erreurs selon chaque classe en vue d'évaluer un classificateur. Ces quatre catégories permettent de calculer des indices caractérisant la justesse de la classification, et en particulier :

– La sensibilité (Se) : probabilité que le test soit positif si le pixel appartient réellement à la classe.

$$Se = \frac{VP}{VP + FN}$$

– La spécificité (Sp) : probabilité d'avoir un test négatif quand le pixel n'appartient pas à la classe.

$$Sp = \frac{VN}{FP + VN}$$

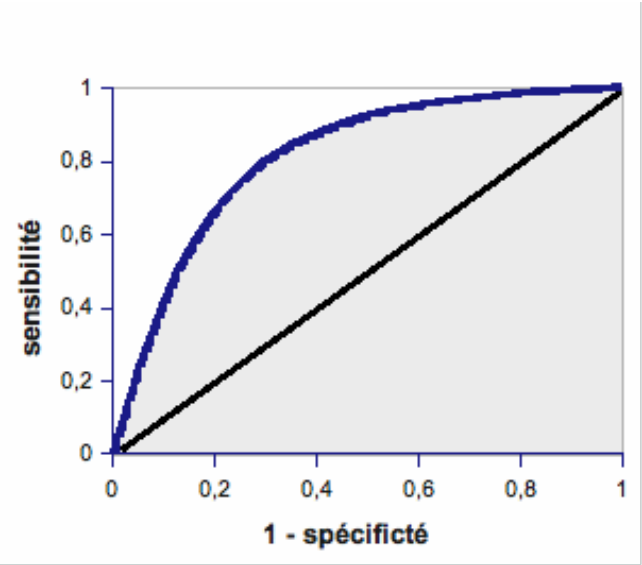


Figure 1.14 — Un exemple de courbe ROC.

Une courbe ROC est le tracé de la sensibilité en fonction de la spécificité (figure 1.14). Un test avec un fort pouvoir discriminant occupera la partie supérieure gauche du graphique. Un test avec un pouvoir discriminant moins puissant montrera une courbe ROC qui s'aplatira vers la première diagonale du graphique.

1.4.2.3 D'autres mesures quantitatives

Comparer une segmentation par rapport à une référence consiste à vérifier que chaque région de la référence est correctement représentée dans la segmentation. Lorsque la vérité terrain est disponible, il existe de nombreuses mesures pour la comparaison comme la mesure de Vinet [70] qui s'appuie sur l'appariement itératif

des régions dont le recouvrement est maximal, la mesure de Martin [71] qui définit la cohérence entre segmentations, la mesure de Yasnoff [72] basée sur la position des pixels mal segmentés, la distance de Baddelley [73] qui prend en compte la position et l'intensité d'un pixel dans l'image, etc.

D'après la classification des méthodes de segmentation proposée dans [74], ces critères se répartissent dans deux catégories : les critères de contraste et les critères d'adéquation à un modèle. Les premiers sont liés à une variabilité inter-régions alors que les seconds concernent l'uniformité en intensité ou en couleur à l'intérieur des régions. Chabrier [75] a proposé récemment une étude des différentes mesures utilisées en segmentation d'images. Les méthodes développées dans le cadre de l'évaluation non supervisée sont basées sur l'adaptation du critère d'évaluation en fonction de l'image et sur la fusion de plusieurs critères par combinaison linéaire dont le poids et le choix des critères à fusionner sont déterminés par un algorithme génétique. Un état de l'art de la segmentation non supervisée d'images est disponible dans [76].

La qualité d'une segmentation peut être évaluée à partir de méthodes employées en classification avec des critères géométriques tels que l'aire, le périmètre, des facteurs de formes comme la circularité, des distances de similarité, etc. La segmentation peut aussi être évaluée à partir de la qualité de la classification des objets extraits. Les classifieurs flous sont ainsi de bons indicateurs pour la qualité de la segmentation à partir du degré d'appartenance aux classes [77].

Il existe dans la littérature plusieurs études comparatives des critères d'évaluation de la qualité de segmentation mais aucune d'entre elles, confirme la supériorité absolue d'un critère par rapport aux autres, cela dépend vraiment de l'application.

1.5 Conclusion

La fusion d'informations est un concept récent par rapport à des disciplines ancestrales (comme les mathématiques, ou les probabilités). À ce titre, sa formalisation n'en est qu'a son balbutiement. Ce concept s'est cependant largement répandu dans de nombreuses communautés comme celles concernant l'aide à la décision, les systèmes intelligents, l'intelligence artificielle, etc. Dans ce chapitre, nous avons tenté de montrer que la manipulation du terme de «fusion d'informations» a donné lieu à de nombreuses définitions. Même si elles ont toutes des traits en commun, elles vont différer sur de nombreux points particuliers (sur la notion d'information, sur l'information construite, sur les objectifs, sur les applications, etc.). La définition proposée par L. Wald [16] a finalement été retenue pour le cadre de ces travaux.

Des travaux scientifiques ont également cherché à formaliser la fusion d'information au travers de modèles. La recherche de modèle est très caractéristique de la démarche scientifique. Un modèle rassure et donne un sentiment de maîtrise du

phénomène étudié, tout en permettant l'application de nombreuses techniques existantes. Là encore, le chapitre a montré qu'il n'existait pas de consensus au sein des modèles existants et que différents points de vue conduisent à différentes descriptions. Dans le paysage existant, il a été décidé de s'appuyer sur un modèle décrivant la chaîne de traitement allant des données à la prise de décision. Cette approche est adaptée aux applications en lien avec l'interprétation d'image ce qui sera le cas dans la suite de ces travaux.

Ce chapitre s'est focalisé ensuite sur les particularités des systèmes de fusion dédiés à l'interprétation d'images. C'est une particularité qui porte à la fois sur leur interaction avec l'expert (notion de système coopératif) et à la fois sur leur complexité intrinsèque. L'enjeu aujourd'hui est d'être capable de proposer des systèmes « ouverts » adaptatifs où les experts se sentiront acteurs, tout en restant dans leur espace de travail. L'analyse montre que la simple évaluation du résultat final fourni par le système ne permet pas cette ouverture. La complexité du système due notamment au nombre croissant des sous-ensembles qui le compose, ouvre le besoin d'une évaluation plus pertinente. Cette évaluation devra permettre de comprendre et de mieux maîtriser le fonctionnement du système. Elle permettra d'agir en priorité aux endroits du système qui le nécessite le plus (choix des entrées, ajustement de certains paramètres, etc.). Malgré les nombreux travaux existants autour de l'évaluation d'image, cette tâche reste difficile et assujettie à de nombreux choix lorsqu'elle est appliquée aux système de fusion d'informations.

2 Vers une évaluation locale des systèmes de fusion d'informations

« Le vrai génie réside dans l'aptitude à évaluer l'incertain, le hasardeux, les informations conflictuelles. »

Winston Churchill

2.1 Introduction

Le contexte applicatif de ces travaux porte sur l'aide à l'interprétation d'images par la détection de régions d'intérêt. La mise au point d'une chaîne de traitement reste une tâche délicate et nécessite de nombreux réglages difficile à réaliser. A chaque étape du traitement, les paramètres de réglage ont une influence notable sur le comportement des algorithmes et sur la qualité finale des résultats.

La plupart des méthodes d'évaluation de performances de tels systèmes se basent sur une évaluation globale en sortie de la chaîne de traitement. Lorsque la vérité terrain est disponible, on peut directement comparer les résultats en définissant une métrique pour mesurer les écarts par rapport à cette référence. Parfois, cette vérité terrain n'est pas disponible ou reste controversée et on préfère se baser sur l'avis d'experts proches de l'application par une simple appréciation visuelle. Mais ce type d'évaluation ne permet pas de savoir précisément l'endroit de la chaîne qui nécessite un ajustement de ses paramètres.

Ce chapitre propose la mise en place d'une évaluation locale du système de fusion d'informations, permettant de mieux comprendre son fonctionnement. Cette

évaluation locale servira également de guide dans l'ajustement des paramètres du système. Afin d'agir localement sur le système de fusion, un découpage de la chaîne de traitement en sous-systèmes est utilisé. Se pose alors la question de la décomposabilité d'un système de fusion.

D'un point de vue mathématique, une fonction F est décomposable [78] en F_1 et F_2 si F est séparable et si, de plus, F est strictement monotone par rapport à sa deuxième variable.

- F est séparable : $F(x,y) = F_1(x, F_2(y))$
- F est strictement monotone par rapport à sa deuxième variable :
  $\forall x : \quad z_1 < z_2 \Longrightarrow F_1(x,z_1) < F_1(x,z_2)$
  $z_1 = z_2 \Longrightarrow F_1(x,z_1) = F_2(x,z_2)$
  Dans la pratique, cette définition se traduit par :

$$F(x_o, ..., x_N) = F_0(x_0) \circ F_1(x_1) \circ ... \circ F_N(x_N)$$

où ($\circ$) est un opérateur de composition qui doit satisfaire la propriété de monotonie telle que l'addition (+), le produit (x), le minimum ou le maximum, etc. Ces conditions sont difficilement vérifiables pour un système dit complexe pour lequel il n'y a pas d'équation analytique explicite qui relie son entrée à sa sortie.

L'analyse systémique se présente alors comme une approche alternative et complémentaire à la logique cartésienne. L'apparition du concept de système peut être expliquée en grande partie par **la complexité** croissante des phénomènes économiques, sociologiques, etc. et la multiplication **des interactions** entre ces différents phénomènes. Les approches traditionnelles (la logique cartésienne) devenaient insuffisantes pour maîtriser cette double évolution. Il devenait donc nécessaire de construire une nouvelle approche scientifique qui aurait une vision plus globale des phénomènes (l'analyse systémique).

Ce chapitre est composé de cinq sections, la première étudie la décomposabilité du système de fusion en sous systèmes. La deuxième section présente le système coopératif de fusion pour l'aide à l'interprétation d'image 3D. La troisième section propose une évaluation locale du système coopératif de fusion. Au lieu d'une évaluation globale classique, elle présente également les mesures associées à cette évaluation locale. La quatrième section propose une évaluation hiérarchique afin de faciliter l'interaction entre le système et l'utilisateur. Finalement, la cinquième section est une conclusion de ce chapitre.

2.2 Notions sur la théorie des systèmes

Le concept « moderne » de système a été construit aux États-Unis depuis les années 1940. Le champ d'application est très large, il provient de différents domaines

mais il faut signaler les contributions spéciales provenant de la biologie [79], de l'économie [80], de la cybernétique [81] et de l'informatique [82].

Un système est une perception de la réalité par un observateur. Lorsque la réalité est complexe, il devient nécessaire de la modéliser sous forme de système afin de mieux l'appréhender [83]. La complexité peut résider dans la structure d'un système, mais elle peut aussi se trouver dans l'œil d'un observateur de ce système [84].

2.2.1 Définition d'un système

Le mot système est issu du grec ancien « systema », signifiant ensemble organisé. L. Van Bertallanfy définit un système comme étant « un ensemble d'entités dépendantes » [79]. Dans le même sens, J. De Rosnay propose la définition suivante : « un système est un ensemble d'entités qui **interagissent** dynamiquement et sont **organisées** en fonction d'une **finalité** » [85]. E. Morin reprend cette définition et rajoute qu'un système peut avoir plusieurs finalités [86]. Le Moigne [83] dans sa définition souligne le rôle de l'environnement qui échange avec le système, il définit un système comme étant une « représentation d'un phénomène actif, perçu identifiable par ses projets, dans un **environnement** actif, dans lequel il fonctionne et se transforme téléologiquement [1] ».

A partir de ces définitions, quatre concepts sont fondamentaux pour comprendre ce qu'est un système, ces concepts sont : sa(es) finalité(s), son environnement, son organisation et son comportement. Par ailleurs, un des principaux avantages de la vision systémique est de considérer un système à différents niveaux d'abstraction. En effet un système peut être vu, d'une part comme une entité unique qui échange avec son environnement, c'est la vision « boite noire ». D'autre part, il peut être vu comme un ensemble d'entités en interaction qui échangent entre elles et avec l'environnement, c'est la vision « boite blanche ».

2.2.2 Les caractéristiques d'un système

La finalité d'un système exprime sa raison d'être, sa vocation. Face à un « objet » à modéliser, le concepteur doit se poser la question « pour quoi faire ? » avant de se demander « comment ça marche ? ». Un système peut avoir plusieurs finalités, pour les systèmes vivants à titre d'exemple, les finalités sont généralement multiples. Ainsi du point de vue de l'employé, l'entreprise sert à gagner sa vie, du point de vue de l'actionnaire elle sert à engranger des profits, du point de vue du chercheur, c'est un champ d'action pour sa créativité, etc.

L'environnement d'un système est défini par l'ensemble des éléments qui lui sont extérieurs. Ce qui sépare le système de son environnement est la frontière. Le

1. Doctrine philosophique qui repose sur l'idée de finalité.

choix des frontières du système, qui permet de le distinguer de son environnement, dépend du point de vue de l'observateur. Un système est dit *ouvert* lorsqu'il échange de la matière ou de l'information avec son environnement. Il est *fermé* dans le cas contraire, évidemment, cette distinction n'est pas tranchée : aucun système n'est complètement fermé sur lui-même, ni complètement perméable.

L'organisation est le concept central pour comprendre ce qu'est un système. L'organisation comporte deux ensembles bien identifiés : l'ensemble des entités composant le système et l'ensemble des interactions de ces entités. De manière générale, on s'aperçoit donc que la notion d'organisation recouvre un aspect structurel (comment est construit la totalité ?) et un aspect fonctionnel (ce que la structure lui permet de faire).

Mintzberg explique dans [87] que **le comportement** d'un système s'interprète par rapport à ses finalités. Pour atteindre ses finalités, le système se comporte de deux façons :

- il **se transforme** ou modifie son organisation pour élaborer les sorties attendues par son environnement.
- **il fonctionne** ou élabore des sorties conformément à ses objectifs.

Le contrôle d'un système est l'action qui consiste à **mesurer les performances**, ou les comportements du système, afin de le guider vers l'accomplissement de ses finalités.

2.2.3 Notion de sous-système

Appréhender un système par son organisation permet de le "décomplexifier", c'est-à-dire appréhender des entités (des sous-systèmes) qui sont moins complexes et dont le comportement est mieux connu. Une entité E_i est définie comme étant une partie de ce système ayant, tout comme un système, ses propres entrées et sorties. Il y a une **interaction** entre deux entités E_i et E_j si une variation d'une sortie de E_i entraîne une variation d'une sortie de E_j ou inversement [79].

Toute entité décomposée est considérée comme un nouveau système qualifié de sous-système qui a sa (es) propre(s) finalité(s). Ce dernier interagit avec les autres sous-systèmes qui constituent alors son environnement [88]. Un sous-système peut, si nécessaire, se décomposer à son tour en sous-systèmes sur autant de niveaux que nécessaire [89].

Dans le souci de « simplifier » le système de fusion d'informations, on propose de le décomposer en sous-systèmes moins complexes. Ce système peut être décomposable selon le modèle proposé dans la figure 1.10 (modèle en quatre entités présenté à la page 21) et ces quatre entités vont être elles-mêmes instanciées en plusieurs sous-systèmes. Mesurer les performances de chacun de ces sous-systèmes permettra d'aider à mieux comprendre le comportement du système global, afin de le guider vers l'accomplissement de ses finalités.

2.2.3.1 Conséquences sur l'évaluation des systèmes de fusion

La décomposition du système de fusion a des conséquences sur la façon dont on va pouvoir l'évaluer [68]. Les entités composant le système ne peuvent pas être considérées complètement indépendantes car chacune d'entre elles interagit avec les autres. Un schéma d'évaluation du système de fusion pour l'interprétation d'images est proposé dans la figure 2.1. Ce schéma peut être résumé par trois questions :

- quel type de critères d'évaluation utiliser ?
- existe t-il des références à la sortie du système ?
- et de quel type d'entrée le système dispose-t-il ?

Les deux premières questions ont été discutées dans la section 1.4.1. La dernière, concerne le type de la ressource à l'entrée du système. Deux situations sont répertoriées :

- *information brute* qui est imposée par l'environnement (considérée comme non modifiable).
- *information intermédiaire* (provenant d'une autre entité) considérée comme une information relative.

Soit un système de fusion représenté par sa fonction de transfert notée f, entre un espace d'entrée E et un espace de sortie S. L'évaluation locale consiste à évaluer chacune des entités du système notées f_i. Dans ce contexte, les entités du système de fusion (notées f_i) ne peuvent pas être considérées comme des systèmes génériques parce que leurs entrées sont conditionnées par les sorties des entités précédentes.

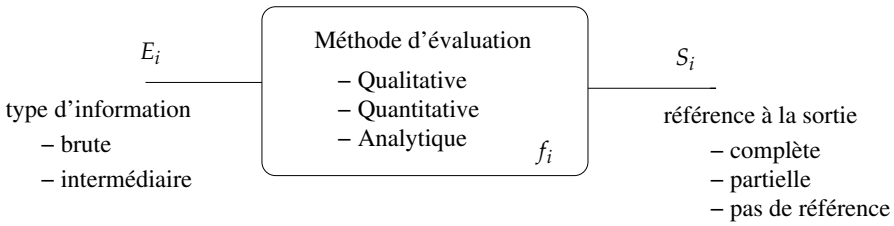


Figure 2.1 — Le schéma d'évaluation des entités du système de fusion.

L'évaluation locale consiste donc à évaluer **la mission** (la finalité) de l'entité f_i et non pas la qualité de l'information à la sortie de ces sous-systèmes. En effet, deux types d'informations peuvent être rencontrées, une information dite *brute* généralement imposée à l'entrée du système par l'application et une information *intermédiaire* provenant d'un autre sous-système considérée comme une information relative.

L'évaluation locale repose alors sur un critère **qualité-mission** qui consiste à définir la mission de chacune des entités du système et de mesurer son degré de réalisation. Alors, en faisant la distinction entre les deux types d'informations citées

précédemment, cela permettra d'évaluer la fonction du sous-système et non pas la qualité de l'information qui en découle.

2.3 Le système de fusion dédié à l'interprétation d'image 3D

Le système de fusion étudié (figure 2.2) a été conçu dans le cadre de travaux précédents [37] pour segmenter des images 3D (images à niveaux de gris) en régions d'intérêts. Le système travaille en collaboration avec un expert qui donne quelques exemples des régions recherchées dans l'image, ensuite le système les propage sur tout le bloc 3D. Ce système de fusion est décomposable en quatre blocs, conformément au modèle décrit dans 1.2.3 (extraction, représentation, agrégation et interprétation).

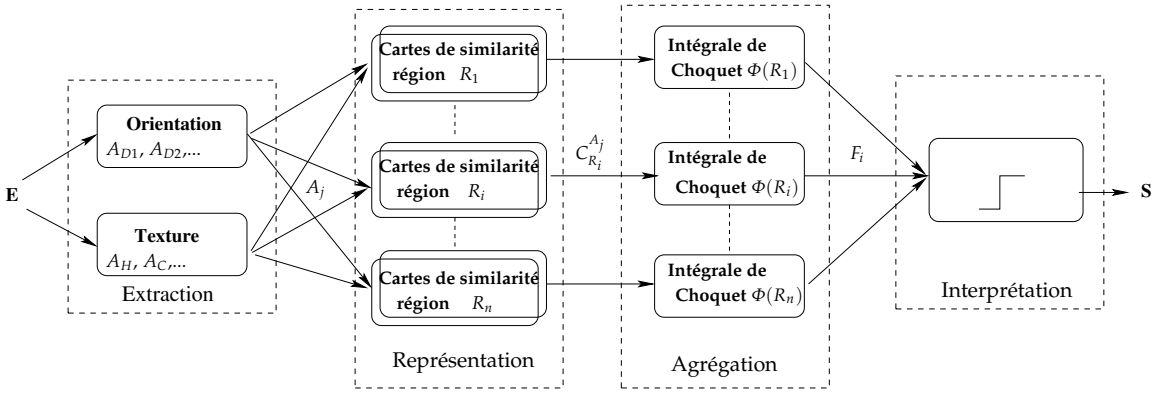


Figure 2.2 — Le système de fusion conçu pour l'analyse des images 3D.

2.3.1 Extraction d'attributs

À partir de l'image 3D à l'entrée du système de fusion, plusieurs attributs sont calculés. Ces derniers fournissent des informations complémentaires sur les régions recherchées dans l'image. Le bloc d'extraction est composé de deux familles d'attributs, la première famille permet de caractériser les différentes orientations dans une image et la deuxième permet de caractériser les textures.

Les attributs d'orientation : cette famille d'attributs est basée sur l'ACP (l'analyse en composantes principales) des gradients d'intensité. L'opérateur dérivatif gradient est utilisé pour mesurer les variations brusques de niveau de gris, alors que sur un voisinage uniforme le gradient est nul. Si on a une transition dans le voisinage, le module du gradient est proportionnel à la différence entre les niveaux de gris et sa direction est perpendiculaire à la limite de cette transition. L'ACP est appliquée sur les directions des gradients pour identifier facilement les principales

orientations dans l'images. L'ACP est également utilisée pour réduire les dimensionalités sans trop perdre d'informations. Les trois valeurs propres (λ_1,λ_2 et λ_3) obtenues sont donc synthétisées en attributs caractérisant les différentes directions dans l'image [90]. Les attributs sont A_{D_1} pour λ_1, A_{D_2} pour λ_2, A_{D_3} pour λ_3, A_{D_4} pour la direction moyenne $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3$ et A_{D_5} pour l'énergie calculée à partir des valeurs propres.

Les textures sont des modèles visuels complexes dont les propriétés créent une impression générale d'uniformité, de densité et de rugosité, perçue par le système visuel comme un tout. **Les attributs de textures** utilisés dans ce système sont calculés à partir de la matrice de coocurrence. Cette dernière contient une grande masse d'informations sur la texture dans une image [91]. Les principaux attributs sont A_H homogénéité, A_C contraste, A_{Cor} corrélation, A_E entropie et A_{LH} homogénéité locale, calculés à partir de la matrice de coocurrence.

2.3.2 Représentation des attributs

L'étape de **représentation** consiste à construire des cartes de similarité appelées aussi cartes d'appartenance pour chaque attribut et pour chaque région. La méthode utilisée pour construire ces cartes est issue de [92]. Elle transforme chaque valeur de l'attribut compris entre 0 et 255 en un degré de possibilité (au sens de la théorie des possibilités) d'appartenir à une région d'intérêt. L'ensemble des informations est ainsi exprimé dans un espace commun et commensurable.

2.3.3 Agrégation

La méthode d'agrégation utilisée pour fusionner les cartes d'appartenances est basée sur l'intégrale de Choquet. Elle est fréquemment utilisée en classification de donnée [93, 94] ainsi que dans le domaine de l'aide à la décision [95]. Cette méthode est une forme de généralisation de la moyenne ordonnée pondérée. L'intérêt de cet opérateur est qu'il permet de prendre en compte toutes les interactions entre les attributs.

La méthode d'apprentissage des paramètres de l'intégrale de Choquet est basée sur l'entropie relative [96]. Cette méthode se base sur les connaissances fournies par les experts sous forme de pointés de références. Les coefficients obtenus sont interprétés comme la confiance en chaque carte d'appartenance.

2.3.4 Interprétation

Dans le bloc **interprétation**, on attribue à chaque voxel le label de la région à laquelle il a le plus grand degré d'appartenance. Un seuil de sévérité est fixé par

l'expert, les voxels ayant un degré d'appartenance inférieur au seuil seront rejetés (classés dans une classe appelée classe de rejet). A la sortie de cette entité, on obtient une image 3D segmentée en régions.

2.3.5 Les paramètres du système

Le système de fusion dispose de nombreux paramètres à ajuster en fonction de la résolution de l'image, la région recherchée, la connaissance intégrée, etc. Les principaux paramètres du système sont résumés dans le tableau 2.1.

Processus	**Paramètres**
Attributs d'orientation	α (coefficient de Derich), G_x, G_y, G_z (la taille de la fenêtre du gradient), A_x, A_y, A_z (taille de la fenêtre de l'ACP), d_1 (ajustement de la dynamique)
Attributs de texture	W_x, W_y, W_z (taille de la fenêtre de la matrice de coocurence), D_x, D_y, D_z (direction d'analyse)
Représentation	pointés de références (construction des cartes de similarité)
Agrégation	pointés de références (apprentissage des paramètres de Choquet)
Interprétation	s (degré de sévérité)

Tableau 2.1 **—** Liste des paramètres du système de fusion.

Les dépendances entre ces paramètres et leur impact sur le résultat final sont méconnues notamment pour un non spécialiste en traitement d'images. La section suivante présente un exemple de fusion appliqué sur une image synthétique pour illustrer la difficulté du réglage de ces paramètres.

2.3.6 Illustration de la fusion

La fusion est illustrée sur une image 3D de synthèse (voir figure 2.3), les dimensions de l'image sont $245 \times 200 \times 250$. Elle est composée de trois régions représentant des textures différentes : R_1 est une région dont le niveau de gris suit une loi gaussienne avec une faible variance, R_2 est une région avec une forte variance d'intensité par rapport à R_1 et finalement R_3 est composée d'une succession de deux textures formant une région orientée. L'avantage d'une image synthétique est qu'on dispose d'une référence complète (FR) sur le résultat de la segmentation en fin de chaîne de traitement.

Généralement, les approches de segmentation basées sur le seuillage classique sont insuffisantes pour ce type d'image. La figure 2.4 montre l'histogramme de l'image, en rouge la distribution de la région R_1 , en bleu la distribution de la région R_2 et en vert la distribution de la région R_3. La figure 2.5 montre le résultat

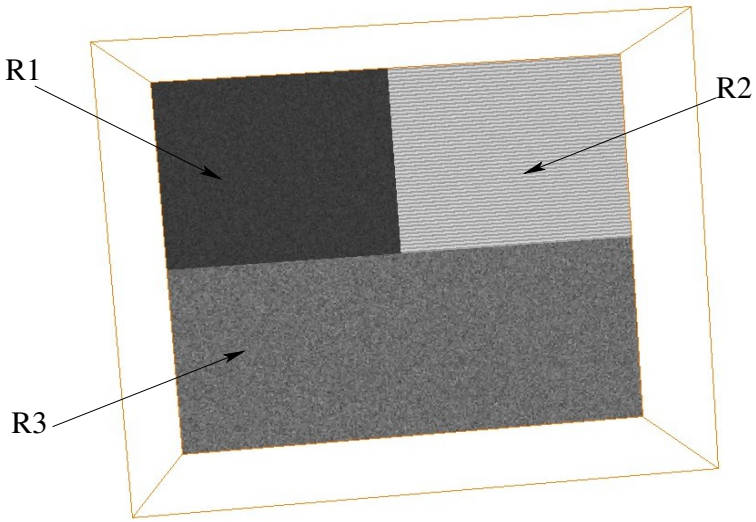


Figure 2.3 — L'image 3D de synthèse étudié.

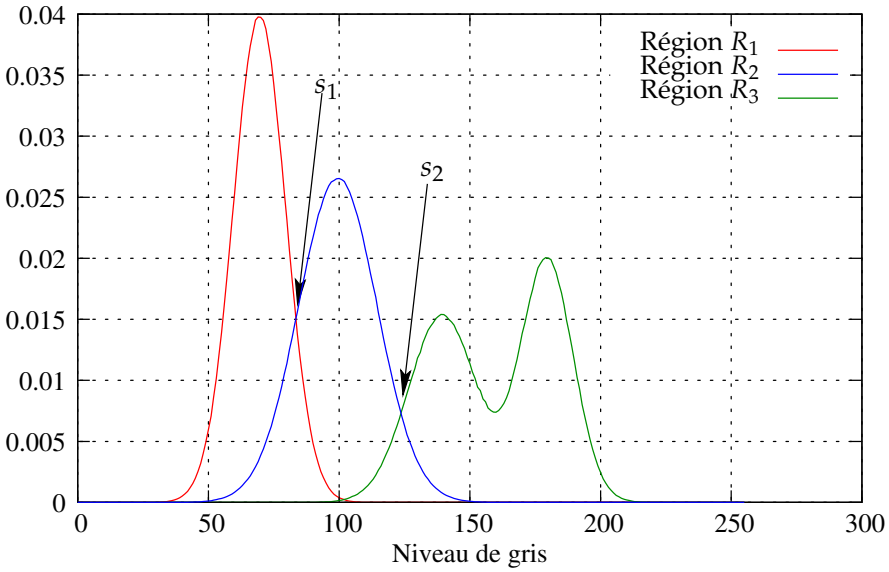
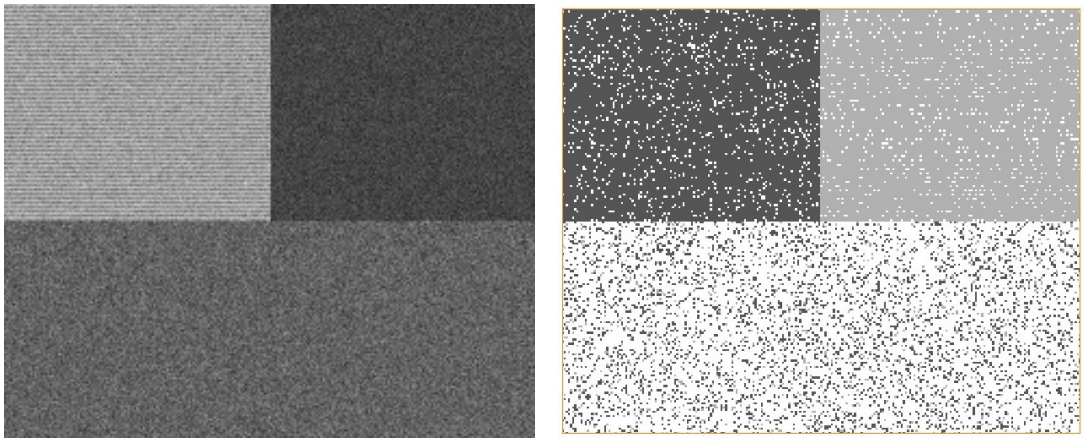


Figure 2.4 — L'histogramme de l'image synthétique 3D.

d'un seuillage manuel de cette image. Les valeurs des seuils choisis sont $s_1 = 84$ (seuil séparant les régions R_1 et R_2) et $s_2 = 125$ (seuil séparant les régions R_2 et R_3). Après la segmentation, le taux de détection obtenue est $T_{Global} = 63.3\%$. Le taux de détection obtenu est très faible, et si on déplace les seuils cela augmentera le taux de la fausse détection et donc diminuera le taux de détection global. Le résultat du seuillage est insuffisant et cet exemple montre bien le besoin des approches de fusion pour l'interprétation des images complexes.

À partir de l'image synthétique présentée dans la figure 2.3, deux attributs ont été calculés, le premier noté A_{D_3} est basé sur l'ACP des gradients (la troisième direction



(a) section 125 de l'image synthétique 3D. (b) Le résultat de la segmentation ($T_{Global} = 63.3\%$).

Figure 2.5 **—** La segmentation par seuillage manuel.

dans le sens des vecteurs propres), le deuxième attribut A_{LH} est basé sur l'homogénéité locale calculée à partir de la matrice coocurrence. Les paramètres initiaux des attributs (voir tableau 2.2) ont été fixés par défaut en fonction de la résolution de l'image et les régions recherchées. Le degré de sévérité du bloc interprétation est fixé à 0.5 (les voxels ayant un degré d'appartenance à la classe inférieure à 0.5 ne seront pas classés).

Attributs	paramètres
A_{D3}	$\alpha = 0.5$, $(G_x, G_y, G_z) = 5 \times 5 \times 5$, $(A_x, A_y, A_z) = 5 \times 5 \times 5$, $d_1 = 50$
A_{LH}	$(W_x, W_y, W_z) = 7 \times 7 \times 7$, $(D_x, D_y, D_z) = (2, 2, 2)$

Tableau 2.2 **—** Les paramètres initiaux des attributs.

La figure 2.6 montre le résultat de la segmentation obtenu à la sortie du système de fusion, les voxels dont le niveau de gris est foncé, représentent la région R_1, en gris clair la région R_2, le blanc représente la région R_3 et en noir sont les voxels non classés (classe de rejet). Le taux de détection globale obtenu est de $T_{Global} = 75.15\%$, ce qui reste relativement faible pour cette image.

Derrière le problème de la qualité du résultat synthétisée ici par le taux de détection globale, plusieurs questions surgissent. Pour améliorer ce résultat de détection :

- sur quels paramètres du système doit-on agir ?
- doit-on rajouter d'autres attributs ?
- doit-on apporter de la connaissance (d'autres pointés de référence) au système ?

La réponse est certes difficile surtout quand il s'agit d'utilisateurs non spécialistes en traitement d'images.

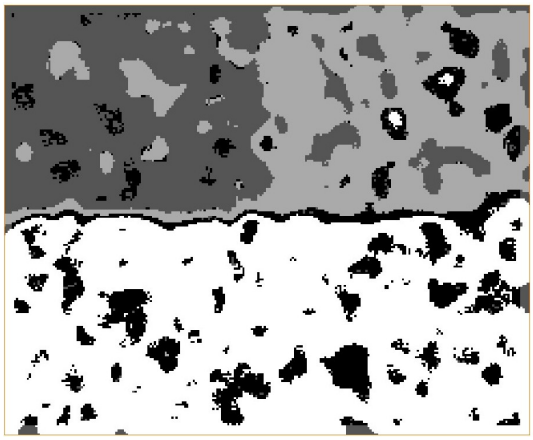


Figure 2.6 — Résultat de segmentation obtenu par une fusion avec les paramètres initiaux $T_{Global} = 75.15\%$.

Pour répondre à ces questions, on pourrait utiliser les **plans d'expériences** qui permettent d'organiser une suite ordonnée d'essais, afin d'acquérir de nouvelles connaissances en contrôlant un ou plusieurs paramètres d'entrée pour obtenir un résultat « satisfaisant ».

2.3.7 Plans d'expériences

Les plans d'expériences s'inscrivent dans la démarche qualité au même titre que d'autres outils statistiques. Ils sont applicables à de nombreuses disciplines et à toutes les industries à partir du moment où l'on recherche le lien qui existe entre une grandeur d'intérêt, y (appelée **réponse**) et des variables x_i (appelées **facteurs**). La modélisation mathématique consiste à trouver une fonction f telle que $y = f(x_i)$.

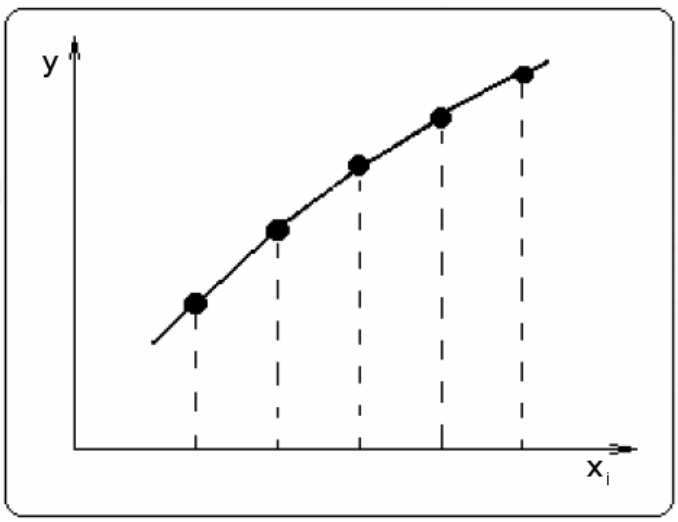


Figure 2.7 — Exemple de courbe $y = f(x_i)$.

La fonction f ou le **modèle de comportement** du système est la relation mathématique donnant la réponse en fonction, entre autres, des facteurs (illustration figure 2.7). Le but des essais est d'identifier ce modèle de comportement [97]. Une première catégorie de plans d'expériences est destinée à fournir une information la plus complète possible sur des systèmes présentant relativement peu de facteurs. Ces plans consistent à tester toutes les combinaisons possibles, en faisant varier tous les facteurs à tous leurs niveaux de manière exhaustive, d'où leur nom de plans factoriels complets ou plus simplement **plans complets**.

Dans le cadre du système de fusion étudié, tous les traitements sont réalisés dans l'espace 3D, ce qui rend le temps de calcul important. Dans le tableau 2.3, un exemple du temps de calcul pour la fusion de deux attributs extraits à partir d'une image tomographique 3D de taille $271 \times 522 \times 215$ (30 414 330 voxels).

Les valeurs des paramètres	temps
$\alpha = 0,3$, $(G_x, G_y, G_z) = 15 \times 15 \times 15$, $(A_x, A_y, A_z) = 15 \times 15 \times 15$, $d_1 = 5$	$1m21s$
$(W_x, W_y, W_z) = 15 \times 15 \times 15$, $(D_x, D_y, D_z) = 2 \times 2 \times 2$	$10m46s$
Construction des cartes de similarité, intégrale de Choquet, Décision avec $s = 0,5$	$20m58s$
Total	$33m05s$

Tableau 2.3 — Exemple de calcul pour un échantillon d'image de taille $271 \times 522 \times 215$.

Le nombre de facteurs identifiés est 17. Pour étudier ces facteurs en utilisant une approche « naïve » (faire varier un facteur à la fois), avec N points expérimentaux par facteur, cela donne N^{17} essais. La durée globale de l'expérience est $33m05s \times N^{17}$ ce qui devient un temps considérable.

Les plans d'expériences s'appuient sur un modèle mathématique pour identifier le comportement d'un système, mais cela est difficile dans le cas des systèmes complexes. Le très grand nombre de combinaisons possibles et le temps de calcul important, rend l'utilisation des plans d'expériences inadaptée pour ce type de système de fusion. Ceci est d'autant plus vrai, qu'un ajustement optimal obtenu pour une image donnée n'est pas obligatoirement le meilleur pour une autre image, d'où l'intérêt d'une évaluation locale du système de fusion pour l'interprétation d'images.

2.4 L'évaluation locale du système coopératif de fusion dédié à l'interprétation d'image 3D

L'évaluation locale consiste à décomposer le système de fusion en petites entités. Associant une **mission** à chacune de ces entités et en mesurant son **degré de réalisation**, cela permettra de guider l'utilisateur vers le sous-système qui nécessite un

ajustement.

2.4.1 Les missions des entités du système

Dans le contexte de l'interprétation d'images, on cherche à classifier cette dernière en régions d'intérêt. L'objectif du système de fusion consiste à **séparer** certaines régions par rapport aux autres afin qu'elles soient facilement identifiables. Ce concept de **séparabilité** va être décliné sur les entités composant le système de fusion [98].

- **Extraction** : ce bloc extrait des informations à partir de l'image d'origine. La sortie contient une information plus ciblée permettant de caractériser les régions recherchées. Chaque attribut doit donc apporter de la séparabilité entre les régions.
- **Représentation** : consiste à représenter les informations extraites dans un autre espace commensurable. L'objectif est de préserver l'information (et donc la séparabilité) au cours de la transformation.
- **Agrégation** : Cette étape consiste à combiner les différentes informations afin de construire une information de meilleure qualité. La mission de ce bloc est d'augmenter la séparabilité entre les régions recherchées.
- **Interprétation** : la mission de ce bloc est de prendre la décision finale et de l'exprimer dans l'espace de sortie. Cette action est associée à une augmentation de la sémantique des informations (niveau supérieur de l'information). Puisque la sortie devient une détection. La notion de séparabilité va permettre de détecter les différentes régions.

L'évaluation locale va consister à mesurer la réalisation de ces différentes missions.

2.4.2 La construction d'une mesure de séparabilité

Généralement, dans le cas des systèmes coopératifs de fusion pour l'interprétation d'images, la vérité de terrain disponible est une vérité de terrain partielle. Elle se présente souvent sous forme de pointés réalisés par les experts sur l'image d'entrée. Ces références sont ensuite utilisées pour évaluer le système en calculant un taux de détection (ou un autre critère de qualité d'image).

Il est important de noter que les experts ne sont pas capables de donner des références dans les différents sous-espaces, correspondant à la sortie de chacune des entités du système (sur les attributs, les cartes de similarités, etc.), car les résultats intermédiaires n'ont pas de signification particulières pour les utilisateurs du système. La question qui se pose est donc : comment peut-on évaluer localement la mission de séparabilité à partir des régions de référence pointées sur l'image d'entrée ?

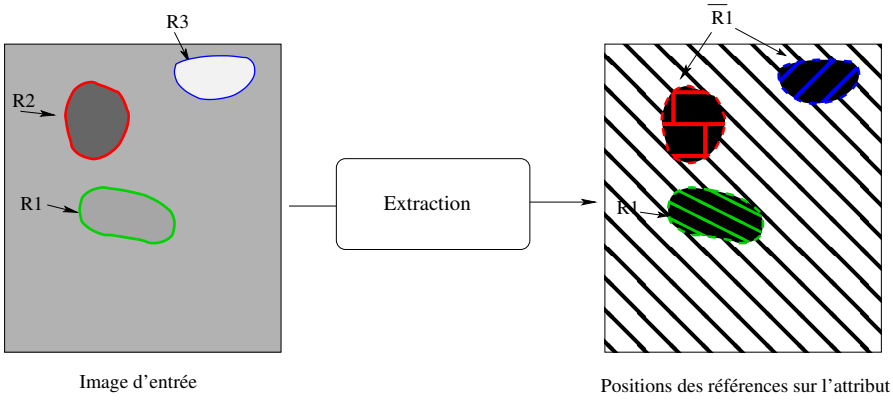


Figure 2.8 — Le report des pointés de l'expert dans l'espace des attributs.

L'évaluation de la séparabilité utilisera les positions des voxels dans ces régions de références pour construire un masque. Ce dernier sera reporté par la suite dans l'espace de sortie de chaque entité, car il contient à la fois le type de région et sa localisation. La position (x, y, z) d'un voxel appartenant à une région quelconque est la même sur les images intermédiaires ainsi que sur l'image originale. En s'appuyant sur ces deux informations, les histogrammes des régions recherchées peuvent être construits dans les différents espaces.

Dans la littérature, la comparaison d'histogrammes est une technique très utilisée par la reconnaissance d'objets. La motivation principale de la comparaison d'histogrammes est son faible volume de calcul. Les informations statistiques de la région d'intérêt sont utilisées, permettant la reconnaissance robuste en présence de changements importants d'apparence. L'histogramme de chaque région apportera des informations sur l'organisation (la distribution) des niveaux de gris dans cette région et écartera les informations concernant la forme des objets dans l'image, cette dernière information n'est pas nécessaire dans notre cas, parce que les régions dans les applications étudiées n'ont pas de formes spécifiques connues.

Le processus d'évaluation consiste alors à comparer la distribution de voxels des régions recherchées entre elles et à mesurer leurs séparabilités. Par exemple, dans le cas de la figure 2.8 où trois régions sont recherchées (notées R_1, R_2 et R_3), la distribution de la région R_1 est comparée à $\overline{R_1} = R_2 \cup R_3$ qui n'est rien d'autre que la distribution de l'ensemble des autres régions (resp. R_2 est comparée à $\overline{R_2} = R_1 \cup R_3$ et R_3 est comparée à $\overline{R_3} = R_1 \cup R_2$).

L'expression de l'histogramme (noté H) pour un attribut A_j et à partir de tous les voxels v appartenant à la région R_i est formulée par :

$$H_{R_i}^{A_j}(index) = \sum_{\forall v \in R_i} \delta[A_j(v) - index] \tag{2.1}$$

avec :

- $A_j(v)$ la valeur de l' attribut A_j, pour le voxel v
- $\delta[A_j(v) - index] = \begin{cases} 1 & si \quad A_j(v) = index \\ 0 & ailleurs \end{cases}$
- R_i une région recherchée dans l'ensemble $\{R_1, \ldots, R_n\}$.
- $j \in \{H, C, Cor, E, LH, D_1, D_2, D_3, D_4, D_5\}$ l'ensemble des attributs disponibles.
- $index$: représente toutes les valeurs possibles que l'attribut A_j peut prendre.

Les histogrammes obtenus sont ensuite normalisés par le nombre de points appartenant à chacune des régions, car le nombre de voxels n'est pas le même d'une région à une autre, d'où l'intérêt de la normalisation des histogrammes afin qu'ils soient facilement comparables. L'expression de l'histogramme normalisé s'écrit :

$$\widetilde{H}_{R_i}^{A_j}(index) = \frac{H_{R_i}^{A_j}(index)}{Card(R_i)} \tag{2.2}$$

Où $Card(R_i)$ est le cardinal de R_i (c-à-d. le nombre de voxels de la région R_i). La mesure de séparabilité entre les régions sera construite en comparant deux histogrammes normalisés $\widetilde{H}_{\{R_i\}}$ et $\widetilde{H}_{\{\overline{R_i}\}}$ (figure 2.9).

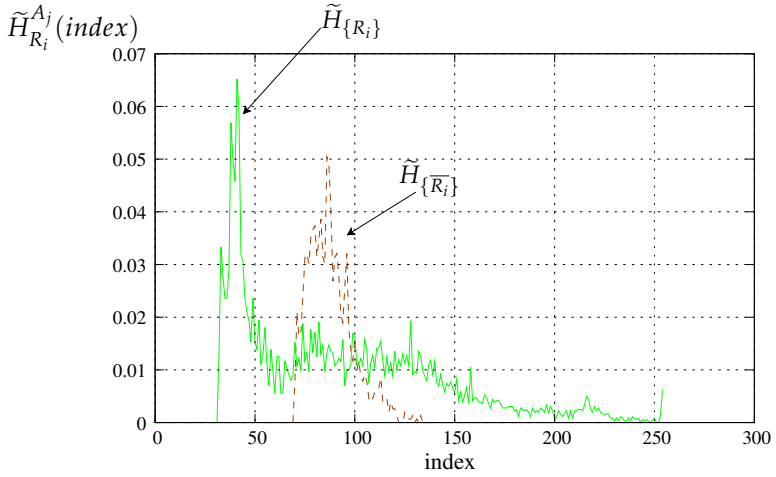


Figure 2.9 — Illustration de deux histogrammes normalisés (issus d'une application industrielle).

2.4.3 Mesures associées à la comparaison d'histogrammes

Il existe dans la littérature différentes méthodes pour comparer deux histogrammes $H = \{h_i\}$ et $K = \{k_i\}$. Généralement, il s'agit des mesures de similarité/dissimilarité. Elles sont divisées en deux catégories [99] :

- Les mesures de dissimilarité dites ***bin-by-bin*** qui comparent seulement les «

bins »[2] analogues, c'est-à-dire qu'elles ne comparent que les h_i avec les k_i, et ne tiennent pas compte des k_j tel que $i \neq j$.

– Les mesures de dissimilarité dites ***cross-bin*** qui comparent également les « bins » non analogues.

La première catégorie est plus simple à mettre en place et le temps de calcul est rapide. La seconde est plus complexe, en revanche, elle fournit une comparaison plus robuste.

Dans la catégorie des mesures bin-by-bin, on trouve les différentes distances définies dans l'espace Euclidien. La distance L_1 est souvent utilisée pour calculer la dissimilarité entre les images couleurs [100], les autres utilisations courantes concernent L_2 et L_∞ [101]. Swain et Ballard ont proposé la métrique d'intersection d'histogrammes basée sur une représentation vectorielle [100].

En théorie de l'information, la divergence de **Kullback-Leibler** (ou entropie relative) est une mesure de dissimilarité entre deux distributions de probabilités. Bien souvent considérée comme une distance, elle n'en remplit pas tous les axiomes : elle n'est pas symétrique et ne respecte pas l'inégalité triangulaire. La distance de Kullback Leibler (K-L) est définie par :

$$d_{KL}(H,K) = \sum_i h_i \log \frac{h_i}{k_i} \tag{2.3}$$

La divergence empirique de Jeffrey est une modification de la distance K-L qui est symétrique et numériquement plus stable.

$$d_J(H,K) = \sum_i (h_i \log \frac{h_i}{m_i} + k_i \log \frac{k_i}{m_i}) \qquad avec \quad m_i = \frac{h_i + k_i}{2} \tag{2.4}$$

Des travaux ultérieurs [102] ont introduit la divergence de Skew qui est une approximation de la distance k-L. Elle permet de palier les problèmes de divergence de la distance K-L quand $k_i = 0$, son expression est :

$$d_{Skew}(H,K) = \sum_i h_i \log \frac{h_i}{\alpha h_i + (1-\alpha) k_i} \tag{2.5}$$

Les distances issues de la théorie de l'information permettent de quantifier l'information transmise via un support de communication, mais dans le cas du système de fusion l'espace d'entrée (espace image) est différent de celui de sortie (espace attributs), donc il est difficile de donner un sens à ces mesures.

2. l'indice d'un niveau de gris sur les pixels (dans le cas des images 8 bits) ou autrement l'indice d'un intervalle de niveau de gris.

Dans la catégorie des distances dites cross-bin, il existe deux principales mesures. La première est la forme quadratique [103]. Elle s'écrit :

$$d_A(H,K) = \sqrt{(h-k)^T A(h-k)} \tag{2.6}$$

Avec H et K deux vecteurs (histogrammes) et $A = [a_{ij}]$ est la matrice de similarité, où a_{ij} indique la distance entre le bin i et le bin j. Lorsque la matrice de similarité est l'inverse de la matrice de covariance, la distance quadratique est appelée la distance de Mahalanobis. Dans le contexte de la recherche d'images Niblack et *al.* [104] ont recommandé et utilisé $a_{ij} = 1 - dij/dmax$ où $d_{ij} = |i-j|$ est appelée **la distance au sol** (ground distance). Pele et Werman dans [103] ont présenté une nouvelle variante, en utilisant χ^2 comme distance au sol. La deuxième distance qui tient compte de la relation cross-bin est appelée **Earth Mover's Distance (EMD)**. L'EMD a été défini par Rubner et al. [99] comme le coût minimum à payer pour transformer un histogramme H en un autre histogramme K.

L'évaluation locale sera réalisée à la sortie de chaque entité du système par le calcul d'une distance entre les histogrammes représentant les régions d'intérêts. Pour mesurer la séparabilité, nous avons utilisé deux distances la première est bin-by-bin et la deuxième est cross-bin.

2.4.4 Critères utilisés pour l'évaluation de la séparabilité

2.4.4.1 Distance de Manhattan

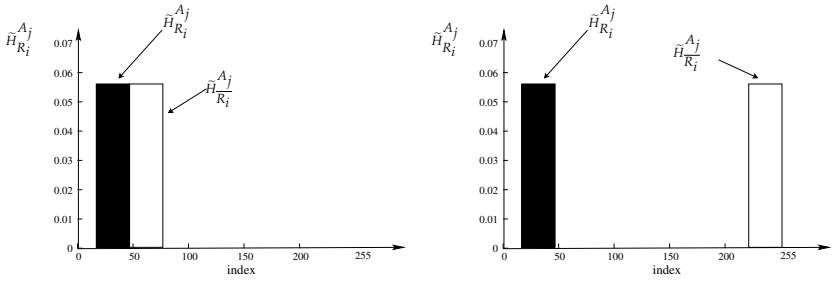
Le choix a été guidé par la mission principale qui est la séparabilité entre deux histogrammes normalisés indépendamment de leurs formes. Dans ce cas, **la distance de Manhattan** est un choix intéressant pour l'évaluation de la surface d'intersection entre deux histogrammes. En effet, l'expression de la mesure de séparabilité notée $S_{R_i}^{A_j}$ pour la région R_i et l'attribut A_j, est donnée par :

$$S_{R_i}^{A_j} = \frac{1}{2} \sum_{\forall index} |\widetilde{H}_{R_i}^{A_j}(index) - \widetilde{H}_{\overline{R_i}}^{A_j}(index)| \tag{2.7}$$

La mesure est normalisée afin de générer une valeur comprise entre 0 et 1, où $S_{R_i}^{A_j} = 0$ quand les deux histogrammes se chevauchent complètement, et $S_{R_i}^{A_j} = 1$ lorsque les deux histogrammes ont une intersection vide.

Un attribut est intéressant pour la fusion lorsqu'il apporte de l'information discriminante sur au moins une des régions recherchées. L'attribut A_j sépare complètement la région R_i lorsque $S_{R_i}^{A_j} = 1$.

La distance de Manhattan est symétrique et respecte l'inégalité triangulaire. Mais, elle atteint ces limites une fois que les deux histogrammes sont complète-



(a) $d_{Man.}(\widetilde{H}_{R_i}^{A_j}, \widetilde{H}_{\overline{R_i}}^{A_j}) = 1.$ (b) $d_{Man.}(\widetilde{H}_{R_i}^{A_j}, \widetilde{H}_{\overline{R_i}}^{A_j}) = 1.$

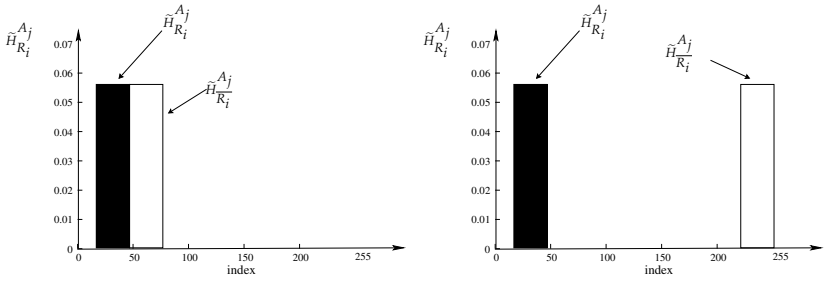
Figure 2.10 — Comportement de la distance de Manhattan.

ment séparés. La figure 2.10 illustre deux situations différentes pour lesquelles la valeur de la distance est la même pour ces deux situations. Dans ce cas de figure, d'autres mesures plus avancées peuvent être utilisées pour comparer les histogrammes, comme la distance **Earth Mover's Distance** (EMD) qui prend en compte également la dissimilarité entre les parties qui ne se chevauchent pas.

2.4.4.2 EMD-L_1 - Earth Mover's Distance

L'EMD (Earth Mover's Distance) est une mesure de dissimilarité entre deux distributions basée sur le coût minimal à payer (ou le minimum de travail à effectuer) pour transformer une distribution en une autre. Le calcul de l'EMD est basé sur une solution du problème de transport. Rachev (1984) suppose que plusieurs fournisseurs, chacun avec une quantité donnée de marchandises, sont tenus de fournir plusieurs consommateurs, chacun avec une capacité de stockage limitée. Le problème est alors de trouver le flux de marchandises le plus économique pour aller des fournisseurs aux consommateurs.

Tout d'abord, cette distance a été proposée pour des problèmes de vision par Werman [105] et al. pour la recherche d'images. Rubner et Guibas ont montré que cette mesure est robuste et surmonte le problème des parties qui ne se chevauchent pas [106].



(a) $EMD(\widetilde{H}_{R_i}^{A_j}, \widetilde{H}_{\overline{R_i}}^{Image}) = 0.19.$ (b) $EMD(\widetilde{H}_{R_i}^{A_j}, \widetilde{H}_{\overline{R_i}}^{Image}) = 0.78.$

Figure 2.11 — Comparaison de la distance de Manhattan et L'EMD-L_1.

La distance EMD a également été utilisée par Rubner et al. [99], pour mesurer la dissimilarité entre signatures. Les signatures sont extraites des distributions par un regroupement « clustering ». Une signature de taille N est définie comme un ensemble $S_j = \{(\omega_j, m_j)\}_{j=1}^{N}$ tel que m_j est le centre du cluster et ω_j est son poids. La définition du cluster est ouverte, l'histogramme peut être vue comme un cas particulier de signatures [99, 107], dans lequel chaque indice « bin » peut être considéré comme un cluster. Un histogramme H peut être écrit sous forme de vecteur $H = \{h_i\}_{i=1}^{N}$ tel que i est l'indice de l'histogramme. En représentant l'histogramme sous forme de signature, l'écriture précédente devient $H = \{(i, h_i)\}_{i=1}^{N}$. L'EMD reste valable même si les tailles des vecteurs histogrammes sont différentes.

L'EMD entre deux histogrammes H et K est le minimum de travail nécessaire pour transformer $H = \{(i, h_i)\}_{i=1}^{M}$ en $K = \{(j, k_j)\}_{j=1}^{N}$. On revient un instant au problème de transport pour mieux comprendre le principe de cette mesure, tel que H représente l'ensemble des fournisseurs et K l'ensemble des consommateurs. L'EMD est définit :

$$EMD(H, K) = \min_{F=[f_{ij}]} \frac{\sum_i^M \sum_j^N f_{ij} d_{ij}}{\sum_i^M \sum_j^N f_{ij}} \tag{2.8}$$

sous les contraintes suivantes :

$$\begin{cases} f_{ij} \geq 0 & 1 \leq i \leq M,\ 1 \leq j \leq N \quad (1) \\ \sum_j^N f_{ij} \leq h_i & 1 \leq i \leq M \quad (2) \\ \sum_i^M f_{ij} \leq k_j & 1 \leq j \leq N \quad (3) \\ \sum_i^M \sum_j^N f_{ij} = \min(\sum_i^M h_i, \sum_j^N k_j) & \quad (4) \end{cases}$$

Où $F = [f_{ij}]$ est le flux de H vers K c'est-à-dire la quantité « de marchandises » transportée des fournisseurs au consommateurs. $D = [d_{ij}]$ est la matrice de « ground distance », c'est la distance au sol qui sépare le fournisseur i du consommateur j. Dans la littérature, différentes distances ont été utilisées comme « ground distance », comme la distance L_1, la distance quadratique, la distance de Kolmogorov-Smirnov, la distance cosinus, le χ^2, etc. Haibin [99] a montré que EMD-L_1 (L_1 comme « ground distance ») est une méthode robuste. Pour notre part, la « ground distance » retenue est donc la distance L_1 définie par $d_{ij} = |i - j|$.

La contrainte (1) permet de déplacer « les marchandises » de H à K et non l'inverse. La contrainte (2) limite la quantité « de marchandises » livrées au consommateur par sa capacité de stockage. La contrainte (3) limite la quantité « de marchandises » livrées par le fournisseur par sa capacité de livraison. La contrainte (4) force

à transporter autant que possible la quantité maximale de « marchandises ».

Lorsque la distance de Manhattan vaut 1, nous ne pouvons pas dire si les histogrammes sont éloignés ou non. Ce n'est pas le cas de l'EMD-L1 pour laquelle, plus la valeur de $D_{EMD}(H;K)$ est proche de 1, plus les histogrammes sont éloignés. La figure 2.11 reprend le même exemple que la figure 2.10 où la distance de Manhattan traite de la même façon les cas présents dans 2.10(a) et 2.10(b) et montre que l'EMD permet de distinguer ces deux cas (figure 2.11(a) et 2.11(b)).

Nous allons nous servir de cette différence pour le réglage de la chaîne de traitements en deux temps : tout d'abord, la distance de Manhattan afin d'avoir le maximum de séparabilité possible entre les histogrammes puis dans un deuxième temps la distance EMD sera utilisée afin de les éloigner le plus possible [108]. La distance de Manhattan est comprise entre 0 et 1, par contre, l'EMD est utilisée dans la littérature comme est une distance non bornée.

2.4.4.3 Plage de variation de l'EMD-L_1

L'EMD est une mesure efficace pour comparer les histogrammes, utilisées dans plusieurs applications comme : la recherche, l'indexation d'images, dans la comparaison de document, etc. Généralement dans ces applications, le but est de calculer la similarité entre deux histogrammes H et K, ces deux histogrammes sont identiques quand le travail à fournir pour transformer l'un vers l'autre est nul, c'est-à-dire $EMD(H,K) = 0$. Le problème se résume donc à minimiser l'EMD. Dans notre application, nous cherchons le maximum de dissimilarité entre les régions recherchées, donc pour quantifier les performances de chacun des blocs du système de fusion, il est nécessaire de connaître une *borne supérieure* pour l'EMD, ce qui permettra d'avoir une mesure entre 0 et 1.

Démonstration

Considérons deux histogrammes normalisés H et K, leurs signatures s'écrivent :
$H = \{(i, H_i)\}_{i=1}^{N} \qquad K = \{(j, H_j)\}_{j=1}^{N} \qquad \forall (i,j) \in \{0, 1.., N\}$

L'expression de l'EMD minimisant le flux de H vers K s'écrit :

$$EMD(H,K) = \frac{\sum_i^N \sum_j^N f_{ij} d_{ij}}{\sum_i^N \sum_j^N f_{ij}}$$

où d_{ij} est la *ground distance* (la distance L_1) :

$$d_{ij} = |i - j| \qquad \forall (i,j) \in \{0, 1.., N\}$$

Puisque

$$(i,j) \in \{0, 1.., N\}$$

$$\max(d_{ij}) = |N - 0| = |0 - N| = N$$

D'où

$$d_{ij} \leq N \qquad \forall (i,j) \in \{0, 1.., N\}$$

et

$$EMD(H,K) \leq N \frac{\sum_i^N \sum_j^N f_{ij}}{\sum_i^N \sum_j^N f_{ij}}$$

donc

$$EMD(H,K) \leq N \qquad\qquad C.Q.F.D$$

d'où une normalisation par N permet d'obtenir une distance entre 0 et 1.

$$0 \leq \frac{1}{N} EMD(H,K) \leq 1$$

Puisque nous manipulons des histogrammes d'images en niveau de gris codés sur 8 bits, le facteur de normalisation vaudra $N = 255$. Donc l'EMD est nulle quand les deux histogrammes sont identiques et égale à 1 quand ils sont le plus éloignés possible.

2.5 Illustration de l'évaluation locale

L'évaluation locale est illustrée sur l'exemple de la fusion présentée dans la section 2.3.6. Deux attributs ont été calculés à partir de l'image synthétique 3D présentée dans la figure 2.3. Le premier noté A_{D_3} est basé sur l'ACP des gradients, le deuxième attribut A_{LH} est basé sur l'homogénéité locale calculée à partir de la matrice de coocurrence. Les paramètres initiaux des attributs ont été présentés dans le tableau 2.2 (page 44).

Les résultats de l'évaluation locale du système de fusion sont indiqués dans le tableau 2.4. Le taux de détection T_{R_i} de chaque région recherchée et le taux de détection globale T_{Global} sont obtenus en calculant la matrice de confusion et les séparabilités $S_{R_i}^{A_j}$ sont obtenues à l'aide de la distance de Manhattan.

Le taux de détection global obtenu ($T_{Global} = 75.15\%$) est relativement faible pour une image synthétique de ce type. La région R_2 a le plus faible taux de détection ($T_{R_2} = 68.21\%$). Elle présente également une faible séparabilité dans la partie extraction. L'utilisateur peut donc concentrer son action sur cette région afin d'améliorer son taux de détection. L'attribut A_{LH} a une faible séparabilité, d'une part, il ne fournit pas assez d'informations, d'autre part, il pourrait pénaliser le résultat de la fusion. Deux actions peuvent être envisagées, la première consiste à retirer l'attribut A_{LH} pour la détection de la région R_2 et donc seul A_{D_3} est utilisé pour cette région. Avec cette action, le taux de détection global et celui de la région $R2$ aug-

		Séparabilité			Taux de détection	
		Extract.	Représ.	Agrég.	Interprét.	T_{Global}
R_1	$\frac{S^{A_{D_3}}}{S^{\overline{A_{LH}}}}$	$\frac{0.80}{0.49}$	$\frac{0.80}{0.45}$	0.76	79.23%	75.15%
R_2	$\frac{S^{A_{D_3}}}{S^{\overline{A_{LH}}}}$	$\frac{0.76}{\mathbf{0.20}}$	$\frac{0.75}{\mathbf{0.20}}$	0.72	**68.21%**	
R_3	$\frac{S^{A_{D_3}}}{S^{\overline{A_{LH}}}}$	$\frac{0.92}{0.43}$	$\frac{0.92}{0.43}$	0.86	78.10%	

Tableau 2.4 — L'évaluation locale du système de fusion avec les paramètres initiaux.

mentent légèrement ($T_{Global} = 76.23\%(+1.08\%)$ et $T_{R2} = 70.08\%(+1.87\%)$). Cette action montre bien qu'une information de mauvaise qualité vient pénaliser la détection.

La deuxième action proposée consiste à ajuster les paramètres de l'attribut A_{LH} afin d'augmenter sa séparabilité pour la région R_2. Les nouveaux paramètres sont présentés dans le tableau 2.5, (augmentation de la taille des fenêtres et adaptation de la direction d'analyse de la texture).

Attributs	paramètres
A'_{LH}	$(W_x, W_y, W_z) = 15 \times 15 \times 15$, $(D_x, D_y, D_z) = (1, 1, 4)$

Tableau 2.5 — Nouvel ajustement des paramètres de l'attribut A_{LH}.

		Séparabilité			Taux de détection	
		Extract.	Représe.	Agrég.	Interprét.	T_{Global}
R_1	$\frac{S^{A_{D_3}}}{S^{\overline{A_{LH}}}}$	$\frac{0.80}{0.49}$	$\frac{0.80}{0.45}$	0.76	88.76%	88.16%
R_2	$\frac{S^{A_{D_3}}}{S^{\overline{A'_{LH}}}}$	$\frac{0.76}{\mathbf{0.76}}$	$\frac{0.75}{\mathbf{0.76}}$	0.75	**75.74%**	
R_3	$\frac{S^{A_{D_3}}}{S^{\overline{A_{LH}}}}$	$\frac{0.92}{0.43}$	$\frac{0.92}{0.43}$	0.86	92.54%	

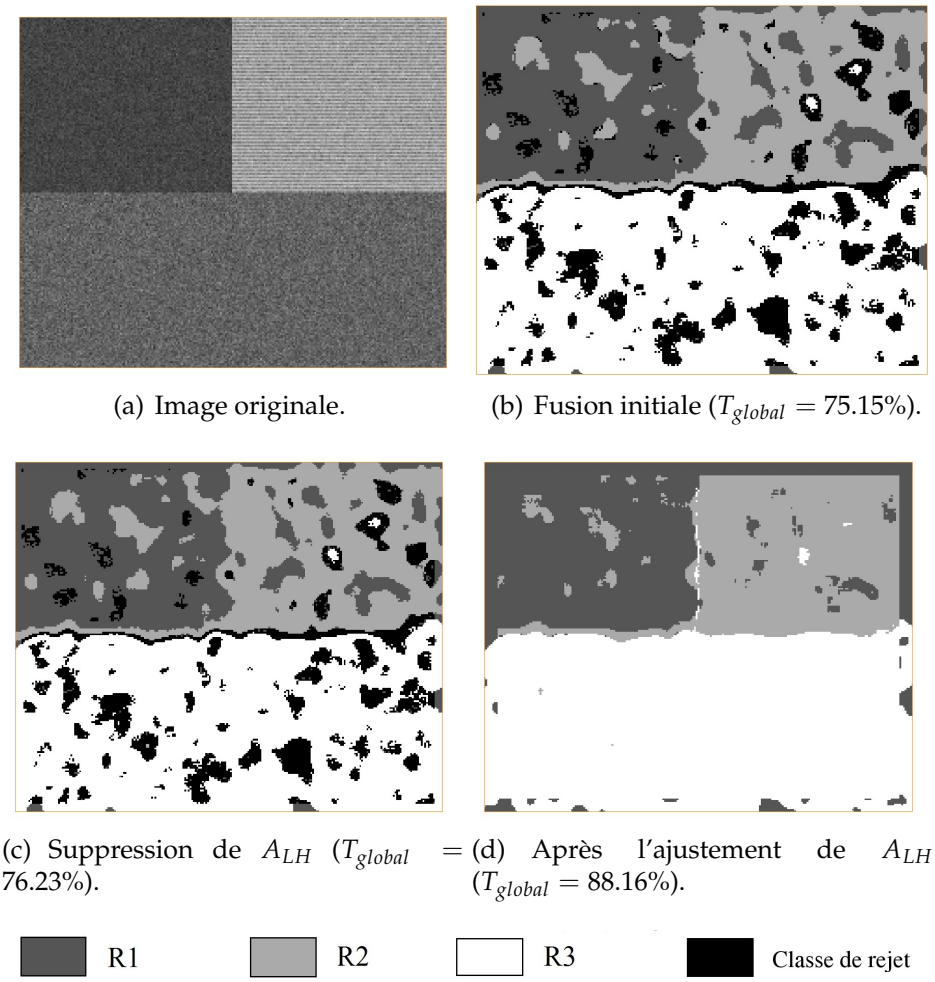
Tableau 2.6 — L'évaluation locale du système de fusion après l'ajustement.

Avec ces nouveaux paramètres, la séparabilité $S_{R_2}^{A'_{LH}}$ atteint 0,76 et le taux de détection global passe à 88.16%. Le tableau 2.6 montre les résultats de l'évaluation locale obtenus avec l'ajustement de A_{LH}.

Après l'ajustement de A_{LH}, le taux de détection de la région R_2 s'est nettement amélioré ($T_{R_2} = 75.74\%$ +7.53%) bien que la séparabilité (au sens de Manhattan) dans l'étape d'agrégation n'ait augmenté que de 0.03. Cela s'explique par le fait que les parties qui ne se chevauchent pas des histogrammes de la région R_2 et de la région $\overline{R_2}$ se sont éloignées, ce qui a permis de réduire l'ambiguïté au moment de la décision. Le tableau 2.7 montre que la distance EMD entre l'histogramme de la région R_2 et celui de la région $\overline{R_2}$ a significativement augmenté.

		$EMD(\widetilde{H}_{R_2}, \widetilde{H}_{\overline{R_2}})$
		Agrégation
R_2	avant l'ajustement	0.27
	après l'ajustement	0.52

Tableau 2.7 — Évaluation de l'étape d'agrégation avec la distance EMD.



(a) Image originale.

(b) Fusion initiale ($T_{global} = 75.15\%$).

(c) Suppression de A_{LH} ($T_{global} = 76.23\%$).

(d) Après l'ajustement de A_{LH} ($T_{global} = 88.16\%$).

Figure 2.12 — Les résultats successifs de segmentation.

La figure 2.12, présente une section 2D des cartographies obtenues à chaque étape. Les voxels de niveaux de gris foncé représentent la région R_1, les voxels de niveau de gris clair représentent la région $R2$, les voxels blancs représentent la région R_3 et les voxels noirs représentent la classe de rejet en raison de leur faible degré d'appartenance à toutes les régions recherchées. Ces résultats montrent le faible impact de l'attribut A_{LH} dans la fusion initiale et sa nécessité d'être ajusté.

2.6 Une évaluation multi-niveaux pour améliorer l'interaction avec le système de fusion

2.6.1 Limites de l'évaluation locale

Le réglage des paramètres et des attributs est fortement nécessaire pour obtenir des résultats pertinents. Malheureusement, les utilisateurs finaux ne sont pas des spécialistes en traitement d'images et ont besoin d'aide pour interagir avec le système. La mesure de séparabilité a été réalisée par le calcul d'une distance entre les histogrammes représentant les régions à la sortie de chaque entité du système. La distance de Manhattan et la distance EMD (Earth Mover Distance) ont montré leurs intérêts dans une telle caractérisation.

L'évaluation locale permet une meilleure compréhension du système et de ses entités. Néanmoins, elle peut générer un trop grand nombre d'indicateurs numériques lorsque le nombre des attributs à l'entrée du système augmente. Par ailleurs, le format numérique de ce type d'évaluation n'est pas assez objectif pour guider les utilisateurs. Supposons que nous ayons n attributs à l'entrée du système et m régions à étudier, le nombre total d'indicateurs à analyser est environ $2(n \times m) + 2m + 1$.

La section suivante propose une représentation de cette évaluation numérique sous une forme symbolique, sur plusieurs niveaux d'abstraction, plus facile à comprendre par les utilisateurs finaux.

2.6.2 Synthèse symbolique de plusieurs mesures de séparabilité

Un utilisateur expérimenté est en mesure de donner un sens empirique aux valeurs de séparabilité dans l'analyse des informations calculées le long de la chaîne de traitement. Cela conduit à l'interprétation suivante : « *la séparabilité commence à être bonne* » autour de 0.8, la séparabilité « *n'est clairement pas suffisante* » en dessous de 0.5, et entre ces deux valeurs, la séparabilité est « *moyenne* ». Ces seuils empiriques comporte une incertitude qui est d'ailleurs clairement exprimée avec les termes de « autour de ». De la même façon, les mesures de séparabilités calculées de façon précises contiennent également de l'incertitude. Il est donc important d'utiliser des outils adaptés pour la comparaison de ces mesures par rapport à des seuils empiriques et de ne pas se contenter d'un simple seuillage.

La représentation de l'incertitude peut être réalisée d'une manière efficace en utilisant la théorie des possibilités [109]. Cette théorie a également proposé des règles d'agrégation pour des données incomplètes et imprécises. Une distribution de possibilité (noté π) est une application d'un espace X vers $[0,1]$ telle que $\pi(x) = 1$, pour au moins une valeur de x. Elle est formellement équivalente à une fonction d'appartenance floue normalisée [110]. La figure 2.13, propose une représentation

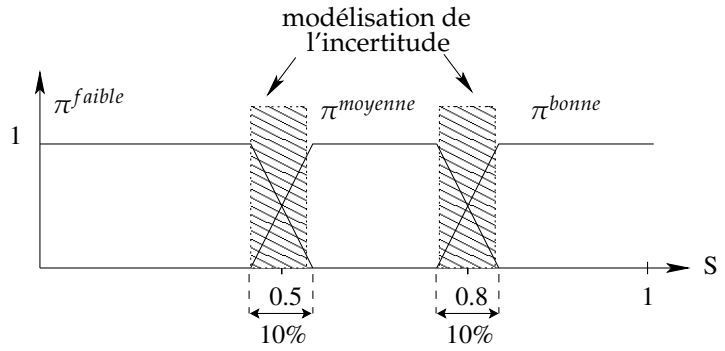


Figure 2.13 — Une représentation symbolique de la séparabilité par trois distributions de possibilité.

de l'indice de séparabilité par trois distributions de possibilité. L'incertitude autour de la valeur des seuils est fixée à 10%. Chaque distribution correspond à un symbole w avec $w \in W = \{bonne, moyenne, faible\}$. La variation linéaire de la distribution est une approximation intéressante de nombreux types d'incertitude, comme il est montré dans [111].

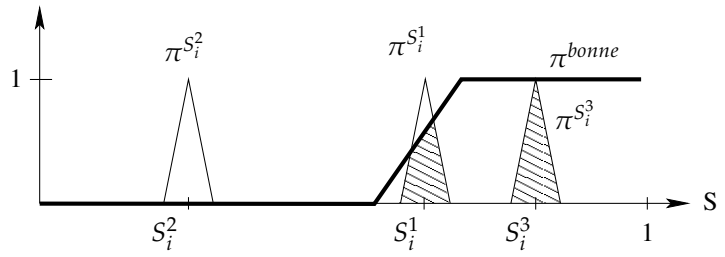


Figure 2.14 — Représentation des mesures de séparabilité S_i^j par des distributions de possibilité. (Exemple pour une région donnée R_i, quand trois attributs sont utilisés ($j = 1..3$)).

L'incertitude sur l'indice de séparabilité mesurée est représentée par un intervalle autour de la valeur mesurée. Ceci est représenté par une distribution de possibilité triangulaire comme indiqué dans la figure 2.14.

Synthétiser plusieurs mesures de séparabilité S_i^j par rapport aux différents symboles peut se réaliser en évaluant le consensus des sources S_i (représenté par π^{S_i}) à l'ensemble des symboles (représenté par π^w). Dubois et Prade [109, 112] dans leur indicateur de conflit (noté h dans la littérature) ont proposé d'utiliser un opérateur conjonctif entre les distributions.

Le consensus noté $C_w^{S_i^j}$ d'une mesure de séparabilité S_i^j avec le symbole π^w peut être évalué par :

$$C_w^{S_i^j} = \min(\pi^{S_i^j}, \pi^w) \tag{2.9}$$

Le consensus obtenu est un ensemble flou qui peut être caractérisé par sa car-

dinalité (initialement introduite par De Luca et Termini [113]). Pour éviter des mesures de consensus déséquilibrées entre les différents symboles, une moyenne de tous les consensus venant des mesures qui ont une intersection non nulle avec le symbole étudié w (c-à-d une intersection non vide de leurs supports) est finalement appliquée. Le degré d'appartenance à un symbole est ainsi obtenu par la formule suivante :

$$\mu_w^{S_i} = \frac{\sum_{\forall j} \int_{s \in S} C_w^{S_i^j}(s) ds}{card\left(S_i^j / s(S_i^j) \cap s(w) \neq \oslash\right)} \tag{2.10}$$

Où

- $s(w)$ est le support associé au symbole w.
- $s(S_i^j)$ est le support associé à la séparabilité S_i^j.

Finalement, le symbole ayant la plus grande cardinalité de consensus avec les mesures est sélectionné et présenté à l'utilisateur :

$$w_{global} = \underset{w}{argmax}(\mu_w^{S_i}) \tag{2.11}$$

Le symbole w_{global} obtenu est une représentation qualitative de l'ensemble des mesures obtenues à la sortie d'un sous-système donné du système de fusion. Trois pictogrammes sont utilisés pour présenter les résultats d'une manière attractive pour les utilisateurs finaux :

- ❌ quand $w_{global} = faible$.
- ⚠ quand $w_{global} = moyenne$.
- 🙂 quand $w_{global} = bonne$.

2.6.3 Une évaluation hiérarchique

Il est proposé d'appliquer l'évaluation symbolique sur le système de fusion à deux niveaux (figure 2.15). Le premier niveau se focalise sur les trois premières fonctions du système de fusion (extraction, représentation et agrégation). Par exemple un seul symbole est calculé pour caractériser l'étape d'extraction, en utilisant tous les indices de séparabilité qui correspondent à cette étape. Le mot obtenu est noté $w/extract$. (figure 2.15). Cette opération est répétée pour l'étape de représentation ($w/représent.$) et pour l'étape d'agrégation ($w/agrég.$). On obtient ainsi trois mots qui décrivent de façon macroscopique l'évolution de l'information au fil du système.

Le deuxième niveau est plus précis et concerne l'évaluation symbolique de la même fonction, mais pour chaque région recherchée indépendamment les unes des

autres. La figure 2.15 illustre cette évaluation au niveau symbolique, lorsque trois régions sont recherchées. Par exemple, l'étape d'extraction est évaluée par trois symboles notés *w/ région* R_1, *w/ région* R_2 et *w/ région* R_3 (idem pour les étapes de représentation et d'agrégation).

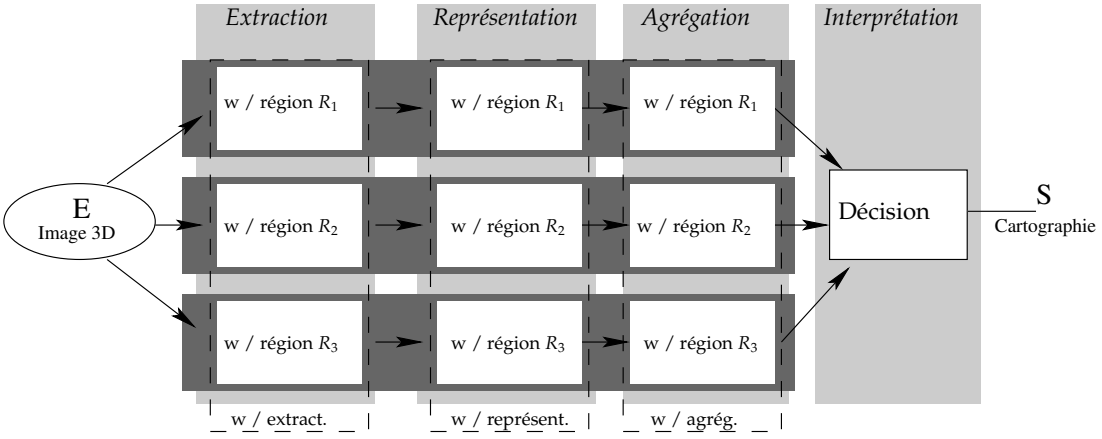


Figure 2.15 — Application de l'évaluation symbolique sur deux niveaux.

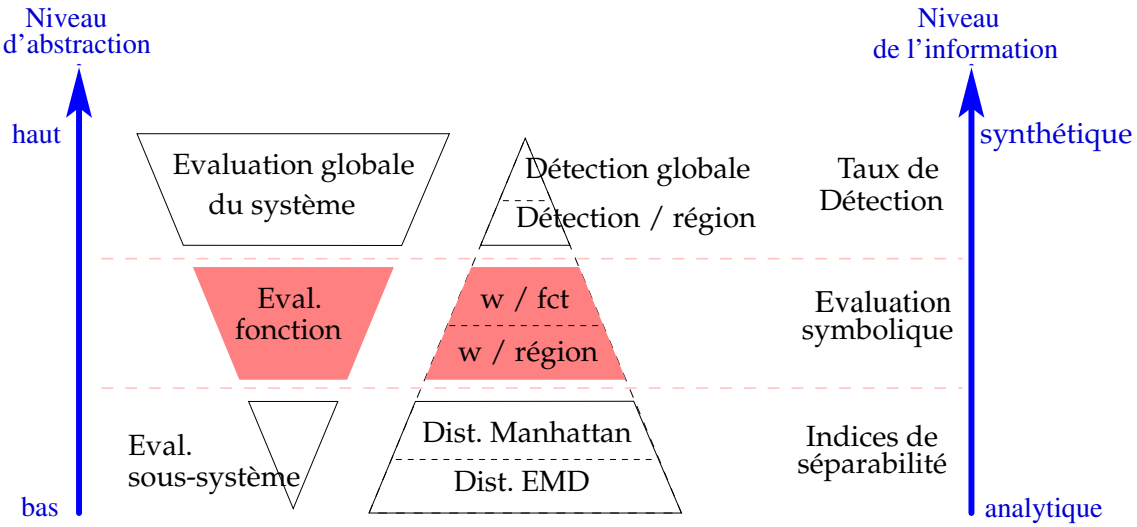


Figure 2.16 — Une vision pyramidale de l'évaluation du système de fusion.

L'ensemble des évaluations possibles qui peuvent être réalisées sur le système de fusion sont synthétisées et organisées sur la figure 2.16 sous une forme pyramidale. Le processus d'évaluation fonctionne à différents niveaux d'abstraction sur le système : les taux de détection sont les informations synthétiques qui caractérisent l'ensemble du système (haut niveau d'abstraction). D'autre part, les indices de séparabilité sont des informations analytiques permettant d'évaluer précisément les entités du système. Entre ces deux niveaux extrêmes, les évaluations symboliques apportent une information intermédiaire. L'utilisation de ces évaluations au travers d'un tableau de bord pour mieux interagir avec le système est maintenant illustrée dans la section suivante.

2.6.4 Illustration de l'évaluation multi-niveaux

Tout d'abord, cinq attributs ont été calculés à partir de l'image synthétique présentée dans la figure 2.3. Trois d'entre eux (A_{D_3}, A_{D_4}, A_{D_5}) sont basés sur l'analyse en composantes principales (ACP) des gradients de l'image et ils donnent des informations sur l'organisation dans différentes directions. Deux d'entre eux (A_{LH}, A_H) caractérisent la texture mesurée à partir de la matrice de co-occurrence. Les paramètres initiaux des attributs sont montrés dans le tableau 2.8.

Attributs	A_j	paramètres
homogénéité locale	A_{LH}	$(W_x, W_y, W_z) = 7 \times 7 \times 7$, $(D_x, D_y, D_z) = (2, 2, 2)$
ACP des gradients (troisième direction)	A_{D_3}	$\alpha = 0.5$, $(G_x, G_y, G_z) = 5 \times 5 \times 5$, $(A_x, A_y, A_z) = 5 \times 5 \times 5$, $d_1 = 50$
homogénéité	A_H	$(W_x, W_y, W_z) = 15 \times 15 \times 15$, $(D_x, D_y, D_z) = (1, 1, 4)$
ACP des gradients (direction moyenne)	A_{D_4}	$\alpha = 0.5$, $(G_x, G_y, G_z) = 3 \times 3 \times 3$, $(A_x, A_y, A_z) = 5 \times 5 \times 5$, $d_1 = 50$
ACP des gradients (énergie)	A_{D_5}	$\alpha = 0.35$, $(G_x, G_y, G_z) = 5 \times 5 \times 5$, $(A_x, A_y, A_z) = 9 \times 9 \times 9$, $d_1 = 50$

Tableau 2.8 — Les paramètres initiaux.

Ces cinq attributs sont utilisés pour la fusion initiale et donc ils sont tous les cinq utilisés pour chaque région. Les performances du système sont d'abord d'analysées de manière synthétique (Tab. 2.9). Le taux de détection global est 82,08% et l'évaluation symbolique de chaque fonction (noté $w/extract.$, $w/représent.$, $w/agrég$) montre qu'une amélioration des étapes d'extraction et de représentation du système de fusion est possible.

Séparabilité			Taux de détection
Extract.	Représ.	Agrég.	T_{Global}
❌	❌	⚠	82,08%

Tableau 2.9 — Niveau 2 : le tableau de bord synthétisant les performances du système de fusion.

Pour savoir plus précisément où l'on peut agir sur le système afin d'améliorer le taux de détection global, l'évaluation symbolique au niveau des régions recherchées est donnée dans le tableau 2.10, qui montre que la région R_2 a le taux de détection le plus bas et une mauvaise évaluation symbolique sur l'étape d'extraction. Les valeurs numériques de la séparabilité des attributs pour la région R_2 sont maintenant analysées (Tab. 2.11). On constate que l'attribut A_{D_4} a une séparabilité trop faible et il est décidé de le supprimer (pour la détection de la région R_2 seulement). En même temps, d'autres paramètres de l'attribut A_{LH} ont été testés pour améliorer sa séparabilité pour la région R_2. Les nouveaux paramètres sont $(W_x, W_y, W_z) = 15 \times 15 \times 15$ et $(D_x, D_y, D_z) = (1, 1, 4)$.

	Séparabilité			Taux de détection	
	Extract.	Représ.	Agrég.	Interprét.	T_{Global}
R_1	❌	❌	⚠	87,44%	82,08%
R_2	❌	❌	⚠	67,05%	
R_3	⚠	⚠	⚠	86,96%	

Tableau 2.10 — Le tableau de bord à l'échelle de la région pour la fusion initiale.

	Attribut A_j	Séparabilité S_2^j
R_2	A_{LH}	**0.20**
	A_{D_3}	0.76
	A_H	0.76
	A_{D_4}	**0.11**
	A_{D_5}	0.57

Tableau 2.11 — Les séparabilités de la région R_2.

L'évaluation symbolique obtenue au niveau des régions après cet ajustement est donnée dans le tableau 2.12. La détection de la région R_2 a augmenté de 5% et maintenant les indicateurs symboliques de cette région sont bons sur toutes les étapes. Cela signifie que pour améliorer sensiblement la détection de cette région R_2, il faudra privilégier l'ajout de nouvelles informations.

	Séparabilité			Taux de détection	
	Extract.	Représ.	Agrég.	Interprét.	T_{Global}
R_1	❌	❌	⚠	88,02%	83,60%
R_2	🙂	🙂	🙂	72,54%	
R_3	⚠	⚠	⚠	86,96%	

Tableau 2.12 — Le tableau de bord au niveau des régions, après l'amélioration de l'étape d'extraction pour la région R_2.

La région R_3 peut maintenant être étudiée en raison de son taux de détection plus faible que la région R_1 et de ses symboles de séparabilité moyens. Le tableau 2.13 présente les indices numériques de séparabilités des attributs pour la région R_3. Les mêmes actions précédentes sont donc appliquées (retirer A_{D_4} et appliquer de nouveaux paramètres pour A_{LH}). La détection obtenue est donnée dans le tableau 2.14 et elle montre une augmentation de 3% du taux de détection pour la région R_3. Avec ces attributs, le symbole de séparabilité est devenu « bon », après l'étape d'agréga-

tion, même si certaines améliorations pourraient être encore atteintes sur les étapes d'extraction et de représentation.

	Attribut A_j	Séparabilité S_1^j
R_3	A_{LH}	**0.43**
	A_{D_3}	0.93
	A_H	0.75
	A_{D_4}	**0.15**
	A_{D_5}	0.57

Tableau 2.13 — Les séparabilités des attributs pour la région R_3.

	Séparabilité			Taux de détection	
	Extract.	Représ.	Agrég.	Interprét.	T_{Global}
R_1	❌	❌	⚠	88,03%	84,77%
R_2	🙂	🙂	🙂	72,80%	
R_3	⚠	⚠	🙂	89,15%	

Tableau 2.14 — Le tableau de bord au niveau de la région R_3 après l'ajustement des attributs.

Finalement, certaines actions peuvent également être destinées à la région R_1 qui a un symbole de séparabilité « mauvais » sur ses deux étapes extraction et représentation. Le tableau 2.15 présente les indices de séparabilités pour la région R_1. Dans ce cas, l'attribut A_{D_4} pourrait également être supprimé en raison de sa faible séparabilité et il a été décidé de le remplacer par un nouvel attribut (noté A_{D_2}). Ce nouvel attribut appartient à la famille qui caractérise les orientations dans l'image.

	Attribut A_j	Séparabilité S_1^j
R_1	A_{LH}	0.49
	A_{D_3}	0.81
	A_H	0.79
	A_{D_4}	**0.09**
	A_{D_5}	0.44
	A_H	0.73

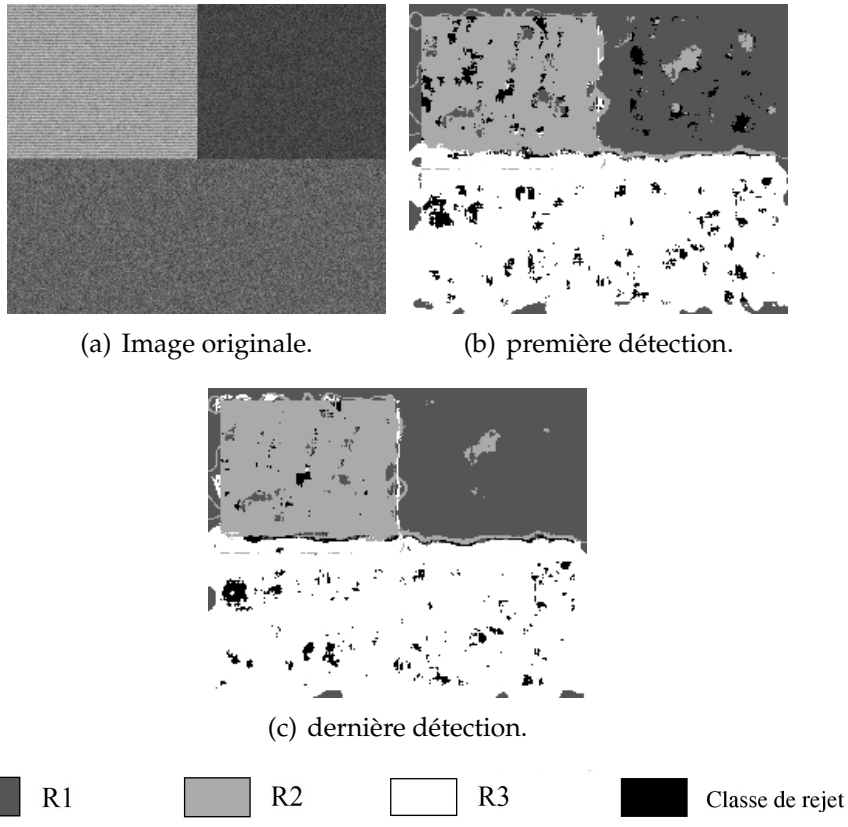
Tableau 2.15 — Les séparabilités des attributs pour la région R_1.

La dernière évaluation est donnée dans le tableau 2.16. Cette nouvelle configuration d'attributs pour la région R_1 a deux conséquences : d'abord, elle a augmenté largement le taux de détection de R_1 mais elle a aussi diminué l'ambiguïté entre les régions R_1 et R_3 ce qui a également augmenté le taux de détection de la région R_3 (sans aucune modification de l'attribut pour la région R_3). Le taux de détection

global a ainsi atteint 87%. Même si ces taux sont intéressants, le tableau de bord montre que les attributs utilisés pour la détection de la région R_1 ne sont pas optimaux et certains d'entre eux ont encore une faible séparabilité. Ils pourraient être supprimés pour réduire le temps de calcul ou potentiellement être mieux régler. Il montre également que pour la région R_2, les entités du système sont bien efficaces et pour augmenter la détection de cette région, il est maintenant nécessaire d'ajouter de nouveaux attributs qui permettraient de mieux la caractériser. La figure 2.17 illustre l'évolution du résultat de la détection, on remarque que le nombre de voxels rejetés et de voxels mal classés a considérablement diminué pour les régions R_1 et R_3 dans la dernière cartographie par rapport à la première.

	Séparabilité			Taux de détection	
	Extract.	Représ.	Agrég.	Interprét.	T_{Global}
R_1	✗	✗	⚠	92,49%	87,17%
R_2	☺	☺	☺	72,89%	
R_3	⚠	⚠	☺	91,68%	

Tableau 2.16 — Le tableau de bord au niveau de la région R_1 après l'ajustement des attributs.



(a) Image originale. (b) première détection.

(c) dernière détection.

Figure 2.17 — Illustration sur une section 2D de l'amélioration de la détection.

2.7 Conclusion

Ce chapitre a décrit le problème de l'évaluation de la performance des systèmes de fusion dédiés à l'interprétation d'images. Le système de fusion étudié est un système complexe qui doit être compréhensible par les utilisateurs finaux. Des indicateurs pertinents sont donc cruciaux pour aider les experts et les concepteurs à interagir efficacement avec un tel système.

Afin de rendre le système de fusion d'informations moins complexe, une évaluation locale a été proposée. La mesure locale est basée sur un critère mission-qualité. Une mission est proposée pour chaque entité et sa réalisation est évaluée grâce à des mesures de similarité/dissimilarité.

En effet, dans le cadre d'une application liée à l'interprétation d'images, une séparabilité faible entre les régions est synonyme de peu de discrimination et donc pénalise la détection. Pour ce faire, la chaîne a été décomposée en sous-systèmes et en sortie de chaque sous-système le degré de réalisation de sa mission a été calculé dans un premier temps en utilisant la distance de Manhattan, puis par l'EMD-L_1 afin de réaliser un ajustement plus fin.

Dans certaine situation et notamment lorsque le nombre d'attributs augmente, les indicateurs numériques de séparabilité proposés sont nombreux et pas assez qualitatifs (pour un utilisateur non avisé). Une description symbolique des principales entités qui composent le système a été proposée. Pour éviter l'application d'un seuil, l'incertitude sur la mesure numérique est modélisée grâce à des distributions de possibilité. Le consensus entre les différentes sources est ensuite évaluée afin de mesurer leur conformité aux symboles. L'évaluation qualitative est appliquée à deux niveaux de résolution sur le système. Un tableau de bord est enfin présenté à l'utilisateur pour lui permettre d'agir rapidement sur les entités qui doivent être ajustées. L'illustration sur l'interprétation d'une image synthétique 3D a montré que cette démarche permet une meilleure compréhension du comportement du système et permet de guider les actions pour améliorer en quelques étapes le résultat.

3 Interprétation d'images 3D : application à l'analyse d'images complexes

« Une confrontation permanente entre théorie et expérience est une condition nécessaire à l'expression de la créativité. »

Pierre Joliot

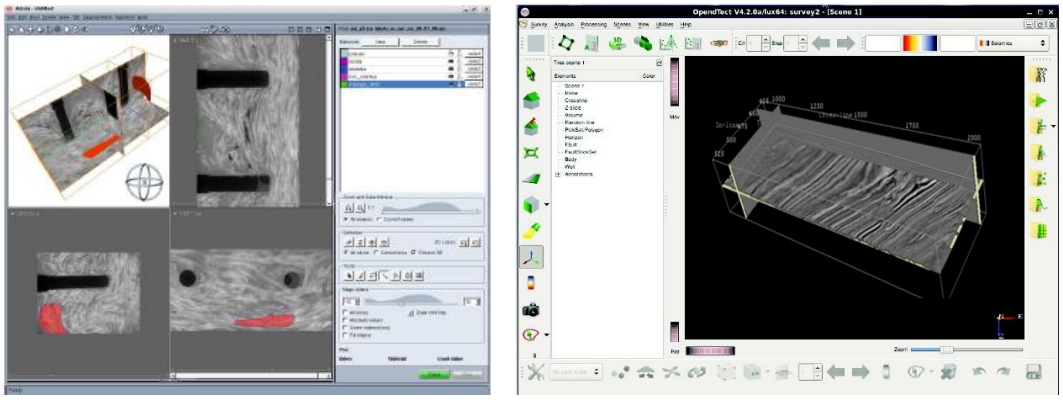
3.1 Introduction

L'analyse des images 3D nécessite un certain nombre d'outils afin de visualiser et de faciliter la manipulation des images par l'expert. Une plate-forme matérielle présentée dans la figure 3.1 a été mise en place au sein du laboratoire pour faciliter la coopération entre l'expert et le système de fusion. Cette dernière est composée d'une machine de calcul puissante qui permet de stocker et de traiter efficacement les images tridimensionnelles. De plus, elle est complétée par un écran tactile, utilisé principalement pour la réalisation des pointés de référence sur différents plans de l'image. Enfin, une « souris 3D » permet de manipuler plus facilement les images (pivoter, « zoomer », naviguer à l'intérieur du volume, etc.). Sur la machine deux logiciels de manipulation d'images 3D sont utilisés (figure 3.2), le premier est un logiciel commercial appelé Avizo et le deuxième est un logiciel libre nommé OpenDetect.

Le système proposé dans [37] a montré son intérêt pour segmenter les images 3D mais il dispose de nombreux paramètres difficile à ajuster. L'évaluation locale proposée dans le cadre de ces travaux de thèse a été illustrée sur des données syn-

Figure 3.1 — La plate-forme matérielle.

thétiques au cours du chapitre 2. Le but de ce chapitre est de valider l'approche présentée dans le chapitre précédent sur des données réelles. Le critère de séparabilité permet plusieurs scénarios d'utilisation du système de fusion (évaluation, optimisation, sélection d'informations), ces scénarios sont mis en œuvre sur un problème d'interprétation d'images tomographique 3D.



(a) Avizo : réalisation de pointés de référence sur une image tomographique 3D.

(b) OpendTect : un bloc sismique 3D.

Figure 3.2 — Logiciels utilisés pour la visualisation des images 3D.

Ce chapitre est organisé comme suit : la section 2 étudie le comportement du système pour la fusion d'une grande masse de données. La section 3 concerne l'utilisation du système de fusion pour l'interprétation d'une image tomographique issue d'une application industrielle, cette section présente également différents scénario d'interaction avec le système de fusion. La section 4 de ce chapitre étudie la généralisation du système de fusion et l'efficacité de l'approche locale pour l'interprétation d'une image sismique 3D pour la prospection pétrolière.

3.2 La fusion d'une grande masse de données

Cette partie pose des questions liées au comportement du système lorsqu'un grand nombre d'attributs sont utilisés pour la fusion. Dans ce contexte, il est intéressant de savoir à partir de quel moment l'information ajoutée n'apporte rien sur la détection.

L'interaction avec le système sera donc limitée à ajouter ou à supprimer de l'information à l'entrée du système. La problématique du réglage des paramètres est traité dans la section suivante. Le problème restant concerne le choix des informations qui doivent être sélectionnées et fusionnées afin d'obtenir une détection intéressante.

Pour cette partie, l'approche sera encore illustrée avec l'image synthétique 3D présentée dans la section 2.3.6 (page 42). Un ensemble de 13 attributs a été calculé pour mesurer les différentes orientations et textures dans l'image. Le tableau 3.1 donne les séparabilités des régions d'intérêt pour chaque attribut.

A_i	$S_i^{R_1}$	$S_i^{R_2}$	$S_i^{R_3}$
A_1	0.81	0.76	0.93
A_2	0.79	0.76	0.75
A_3	0.89	0.30	0.44
A_4	0.28	0.80	0.39
A_5	0.73	0.70	0.85
A_6	0.00	0.00	0.00
A_7	0.84	0.86	0.95
A_8	0.63	0.64	0.76
A_9	0.00	0.00	0.00
A_{10}	0.09	0.11	0.15
A_{11}	0.69	0.84	0.69
A_{12}	0.09	0.11	0.15
A_{13}	0.44	0.39	0.57

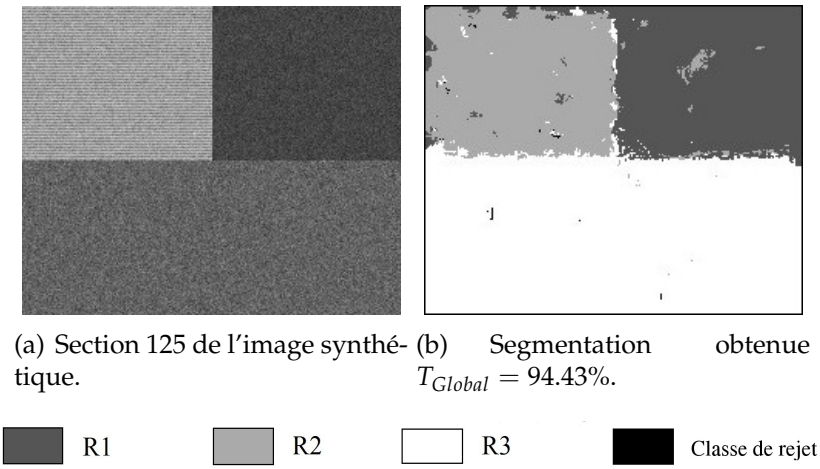
Tableau 3.1 — Séparabilités des 13 attributs, calculées pour chaque région.

Une première fusion est réalisée en utilisant, pour chaque région recherchée, 10 premiers attributs $\{A_1, A_2, .., A_{10}\}$. Les résultats de l'évaluation symbolique et les taux de détection obtenus sont présentés dans le tableau 3.2.

La représentation symbolique des séparabilités montre que l'ensemble des attributs sélectionnés forment une quantité assez intéressante d'informations pour toutes les régions recherchées (le symbole « bon » est affiché pour toutes les entités du système). Les taux de détection sont également élevés, la figure 3.3 montre la segmentation obtenue. Dans cette situation, il est donc intéressant d'essayer d'ajouter de nouveaux attributs à l'entrée du système de fusion afin de tenter d'améliorer les résultats.

		Séparabilité			Taux de détection	
		Extract.	Représent.	Agrég.	Interprét.	T_{Global}
Fusion 1 10 attributs $\{A_1, A_2, .., A_{10}\}$ Temps de calcul : 19h	R_1	☺	☺	☺	95.18%	94.43%
	R_2	☺	☺	☺	84.08%	
	R_3	☺	☺	☺	99.25%	

Tableau 3.2 — La fusion initiale (10 attributs).



(a) Section 125 de l'image synthétique.

(b) Segmentation obtenue $T_{Global} = 94.43\%$.

Figure 3.3 — Fusion 1 : illustration de la fusion obtenue avec 10 attributs.

Le $11^{ième}$ attribut A_{11} est ainsi ajouté en entrée du système. Ce nouvel attribut a globalement de bonnes séparabilités pour les 3 régions (tableau 3.1), l'évaluation du système de fusion est présentée dans le tableau 3.3. L'évaluation qualitative obtenue montre que l'ensemble des entités du système présente une performance intéressante. Globalement les taux de détection sont restés similaires aux précédents, même si une légère baisse du taux de détection global (-0.43%) est constatée. L'ajout de l'attribut A_{11} a donc été globalement sans grand effet sur le système. Par contre, le temps de calcul est passé de 19h à 44h. Ce temps ne tient pas compte du temps

		Séparabilité			Taux de détection	
		Extract.	Représent.	Agrég.	Interprét.	T_{Global}
Fusion 2 11 attributs $\{A_1..A_{11}\}$ Temps de calcul : 44h	R_1	☺	☺	☺	96.49%	94.00%
	R_2	☺	☺	☺	83.81%	
	R_3	☺	☺	☺	97.89%	

Tableau 3.3 — Fusion 2 : ajout de l'attribut A_{11} à la fusion 1.

nécessaire au calcul des attributs mais uniquement les étapes de représentation, d'agrégation et d'interprétation. Cette augmentation du temps de calcul est due à la méthode d'agrégation utilisée dans le système de fusion (l'intégrale de Choquet), car cette méthode prend en compte les interactions entre les attributs deux à deux. En conséquence, le temps de calcul augmente d'une façon exponentielle chaque fois que l'on rajoute un attribut.

Les tableaux 3.4 et 3.5 présentent deux résultats obtenus en ajoutant successivement un nouvel attribut à la fusion (ajout de A_{12} dans la fusion 3 puis ajout de A_{13} dans la fusion 4). Ces deux fusions sont très informatives sur le comportement du système de fusion.

Dans la fusion 3, l'attribut A_{12} ajouté a une faible séparabilité pour toutes les régions recherchées, ce qui a d'abord affecté la région R_3. Le symbole "*faible*" est affiché pour les étapes d'extraction et de représentation de cette région.

		Séparabilité			Taux de détection	
		Extract.	Représent.	Agrég.	Interprét.	T_{Global}
Fusion 3 12 attributs $\{A_1..A_{12}\}$ Temps de calcul : 95h	R_1	☺	☺	☺	96.49%	94.00%
	R_2	☺	☺	☺	83.81%	
	R_3	✗	✗	☺	97.89%	

Tableau 3.4 — Fusion 3 : ajout de l'attribut A_{12} à la fusion 2.

		Séparabilité			Taux de détection	
		Extract.	Représent.	Agrég.	Interprét.	T_{Global}
Fusion 4 13 attributs $\{A_1..A_{13}\}$ Temps de calcul : 167h	R_1	✗	✗	☺	96.49%	94.00%
	R_2	✗	✗	☺	83.81%	
	R_3	✗	✗	☺	97.89%	

Tableau 3.5 — Fusion 4 : ajout de l'attribut A_{13} à la fusion 3.

Cependant, l'étape d'agrégation et les taux de détection n'ont pas changer, ils sont restés similaires à ceux obtenus dans les fusions précédentes. L'explication de ce résultat est due à l'intégrale de Choquet utilisée dans le processus de fusion. L'intégrale de Choquet est capable de prendre en compte l'impact d'un attribut sur les résultats grâce aux coefficients d'interaction. Dans ce cas, l'apprentissage des coefficients a permis de minimiser l'effet de cet attribut peu informatif.

La fusion 4 renforce ce comportement. En effet, lorsque l'attribut A_{13} est ajouté, l'évaluation symbolique des étapes d'extraction et de représentation deviennent mauvaises pour toutes les régions, mais l'étape d'agrégation et les taux de détec-

tion sont restés inchangés. Ainsi, pour ce genre de système, l'impact de l'ajout de certains attributs peu informatifs est limité par la méthode d'agrégation.

Fusion 5
8 attributs
$\{A_1..A_5, A_7, A_8, A_{10}..A_{13}\}$
A_6 et A_9 supprimés à partir de la fusion 1
Temps de calcul : 4h

	Séparabilité			Taux de détection	
	Extract.	Représent.	Agrég.	Interprét.	T_{Global}
R_1	☺	☺	☺	97.04%	94.94%
R_2	☺	☺	☺	85.79%	
R_3	☺	☺	☺	98.48%	

Tableau 3.6 — Fusion 5 : suppression des attributs A_6 et A_9.

Pour gagner en temps de calcul, ces attributs pourraient être supprimés parce qu'ils n'apportent pas suffisamment d'informations sur les régions recherchées. A partir de ce constat, le temps de calcul de la fusion 1 (19h) pourrait être diminué en gardant la même performance du système. Afin de réduire le temps de calcul de la fusion initiale, les attributs A_6 et A_9 sont supprimés, car ils ont une séparabilité nulle pour toutes les régions. En conséquence, 8 attributs ($\{A_1..A_5, A_7, A_8, A_{10}..A_{13}\}$) sont fusionnés dans la fusion 5. Le tableau 3.6 montre les résultats de cette fusion. Le taux de détection global a augmenté ($T_{Globale} = 94.94\%$) et le symbole « bon » est affiché pour toutes les entités du système. Le temps de calcul est passé de 19h à 4h pour une performance égale (voir légèrement meilleure).

Fusion 6
7 attributs
$\{A_1..A_5, A_7, A_8, A_{11}..A_{13}\}$
A_{10} supprimé
Temps de calcul : 1,6h

	Séparabilité			Taux de détection	
	Extract.	Représent.	Agrég.	Interprét.	T_{Global}
R_1	☺	☺	☺	95.18%	94.43%
R_2	☺	☺	☺	85.08%	
R_3	☺	☺	☺	99.25%	

Tableau 3.7 — Fusion 6 : suppression de l'attribut A_{10}.

Dans la fusion 6, l'attribut A_{10} est supprimé, parce qu'il a également des séparabilités faibles sur toutes les régions. Le tableau 3.7 montre les résultats de la fusion. Le taux de détection global à légèrement diminué (-0.51%) ce qui signifie que l'attribut A_{10} apportait tout de même un peu d'informations. La représentation symbolique montre que ces 7 attributs conservés apportent une quantité suffisante d'informations pour les régions recherchées. Le temps de calcul est passé à 1,6h au lieu de 19h dans la fusion initiale, et avec un résultat similaire. La figure 3.4 montre l'évolution exponentielle du temps de calcul en fonction du nombre d'attributs utilisé en entrée du système.

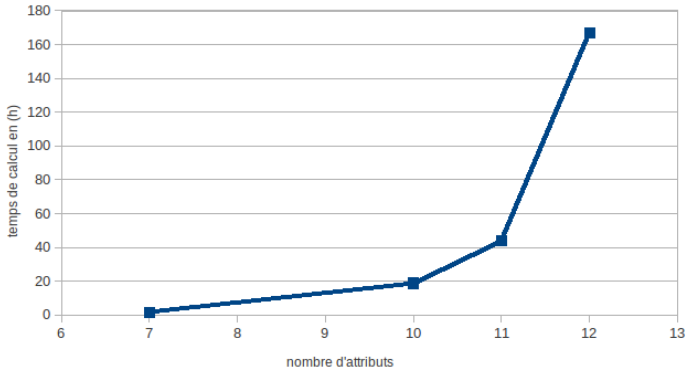
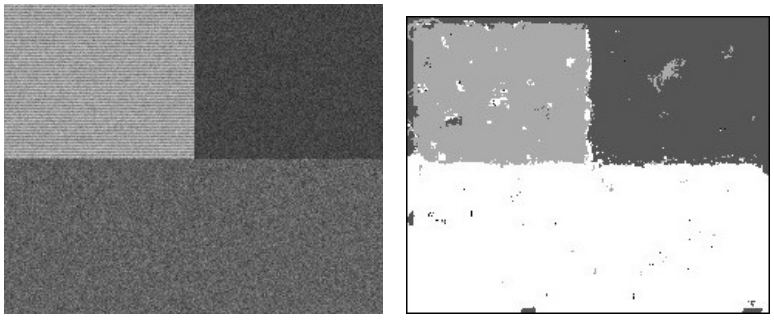
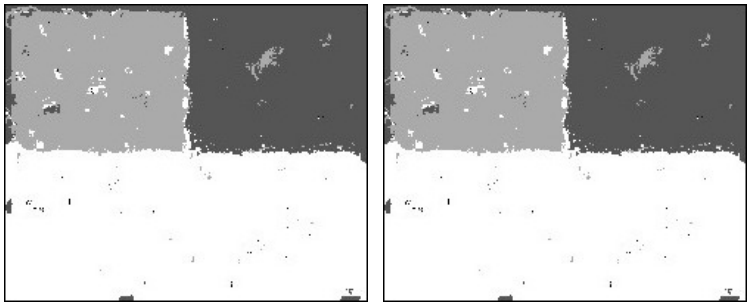


Figure 3.4 — Évolution du temps de calcul en fonction du nombre d'attributs.



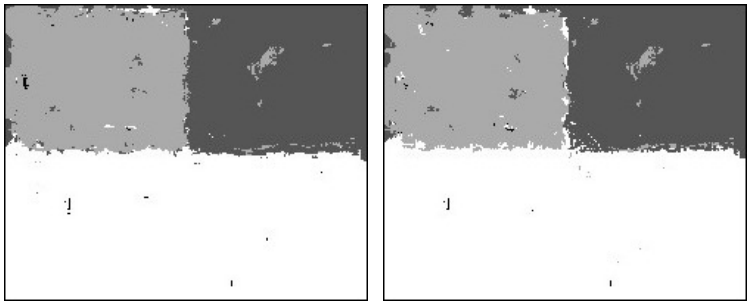
(a) Section 125 de l'image synthétique.

(b) Fusion 2 ($T_{Global} = 94.00\%$).



(c) Fusion 3 ($T_{Global} = 94.00\%$).

(d) Fusion 4 ($T_{Global} = 94.00\%$).



(e) Fusion 5 ($T_{Global} = 94.94\%$).

(f) Fusion 6 ($T_{Global} = 94.43\%$).

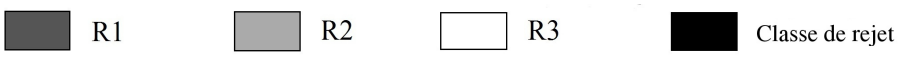


Figure 3.5 — Segmentations obtenues.

La figure 3.5 présente les segmentations obtenues sur la section 125 du bloc 3D de l'image synthétique. Globalement, les détections sont assez similaires, les régions sont détectées de manière homogènes. La différence apparaît sur quelques voxels de images. La détection de la région R_1 (voxels sombres) est stable pour toutes les fusions. Les variations peuvent être observées pour la région R_2, où les voxels sont mal classés avec la région R_3.

3.3 Application à l'interprétation des images tomographiques 3D

Cette section traite d'un cas concret, concernant des images tomographiques tridimensionnelles issue d'une application industrielle. L'évaluation locale basée sur la séparabilité, sera illustrée sur plusieurs scénarios d'utilisations du système de fusion.

3.3.1 Contexte industriel

Les images tomographiques mises à notre disposition dans cette application sont issues d'une collaboration entre la société Schneider Electric et le laboratoire LISTIC. Schneider Electric offre des solutions, des produits et des services pour les installations électriques. Pour que les produits soient de qualité optimale et pour obtenir les meilleurs performances mécaniques et diélectriques, la société a comme objectif de fabriquer les pièces les plus fiable possibles.

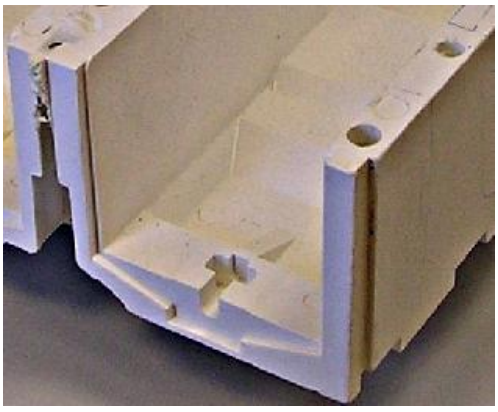


Figure 3.6 — Exemple de pièce électrotechnique en fibre de verre réalisée par Schneider Electric.

Cette application concerne le contrôle de qualité de pièces isolantes fabriquées en matériaux composites, un mélange principalement composé d'une résine polymère et de fibres de verre. La figure 3.6 montre un exemple de pièce électrotechnique. Le contrôle de la fabrication est très important car certaines phases jouent un rôle

essentiel, comme la phase de moulage (trouver le meilleur point d'injection de la résine), ou encore la phase de cuisson (température, durée,...). Pour cela, l'analyse de la structure interne des pièces est nécessaire. Grâce à des tomographies à rayon X, les principaux caractères structuraux à analyser dans les pièces sont :

- Les vides appelés porosités.
- Les zones "orientées" où les fibres de verres sont toutes orientées dans une même direction.
- Le manque d'homogénéité dans le matériau (zone sans fibre).

Comme le découpage des pièces détériorait l'organisation des fibres et de résine, Schneider Electric s'est tournée vers une méthode non destructive pour obtenir de l'information sur la composition interne des pièces.

3.3.2 Tomographie à rayon X

La technique de la tomographie à rayon X a été développée dans les années 1970 et son fondement est l'enregistrement des images du contraste de l'absorption qui s'appellent des radiogrammes, pendant que la pièce pivote autour d'un axe perpendiculaire au faisceau du rayon X. Le récepteur de rayon X mesure la quantité de rayonnement transmise par la pièce.

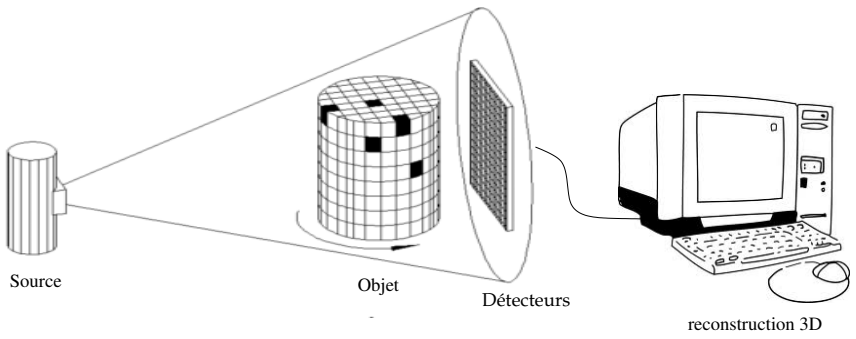


Figure 3.7 — Schéma de principe de la tomographie.

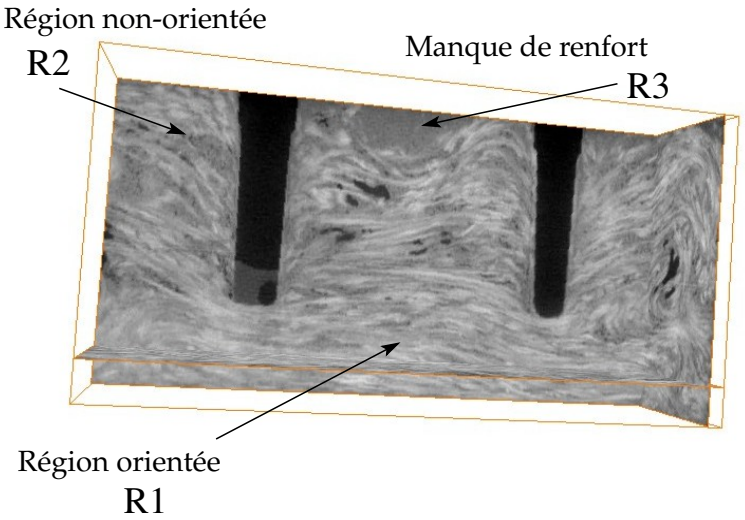
À partir de l'intensité du rayonnement transmis pour une position angulaire, on peut reconstruire une image, puis distinguer les différents matériaux présents en tenant compte de la variation du coefficient d'atténuation (atténuation du rayonnement dû à la présence de l'objet) et de l'énergie initiale des rayons.

À partir des images 2D obtenues, on peut alors reconstituer des images 3D, en empilant ces premières. L'analyse des images tomographiques 3D est très intéressante et elle peut révéler des informations pertinentes concernant la structure interne des pièces. La figure 3.7 illustre le principe de la tomographie.

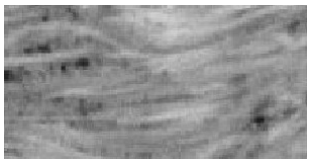
3.3.3 Les régions recherchées dans les images tomographiques

Les images tomographiques sont difficiles à interpréter et cette tâche est souvent confiée à des experts. Dans le contexte de cette application, l'expert est un géophysicien qui a la lourde tâche de comprendre l'organisation interne de la pièce. Cette analyse consiste entre autre à détecter des régions spécifiques. Trois types de régions ont été considérées dans nos travaux :

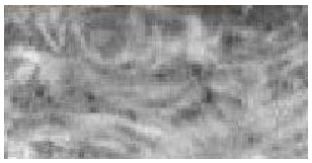
- Les régions **orientées** (noté R_1) : contenants des fibres de verre orientées dans une même direction privilégiée.
- Les régions **non orientées** (noté R_2) : contenants des fibres de verre qui s'enchevêtrent dans des directions aléatoires formant une zone "chaotique".
- Les régions de **manque de renfort** (noté R_3) : principalement composées de résine avec très peu de fibres de verre.



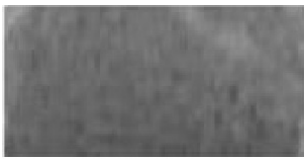
(a) Exemple d'une image tomographique étudiée.



(b) Région orientée.



(c) Région non orientée.



(d) Région de manque de renfort.

Figure 3.8 — Les regions d'intérêt recherchées dans les images tomographiques.

Les images mises à notre disposition sont des images en niveau de gris, codées sur 8 bits non signés. La figure 3.8(a) présente un exemple d'images étudiées. Les figures 3.8(b), 3.8(c) et 3.8(d) illustrent les régions d'intérêt recherchées dans ces images.

3.3.4 Évaluation multi-niveaux pour l'interprétation d'une image tomographique 3D

3.3.4.1 Fusion des attributs

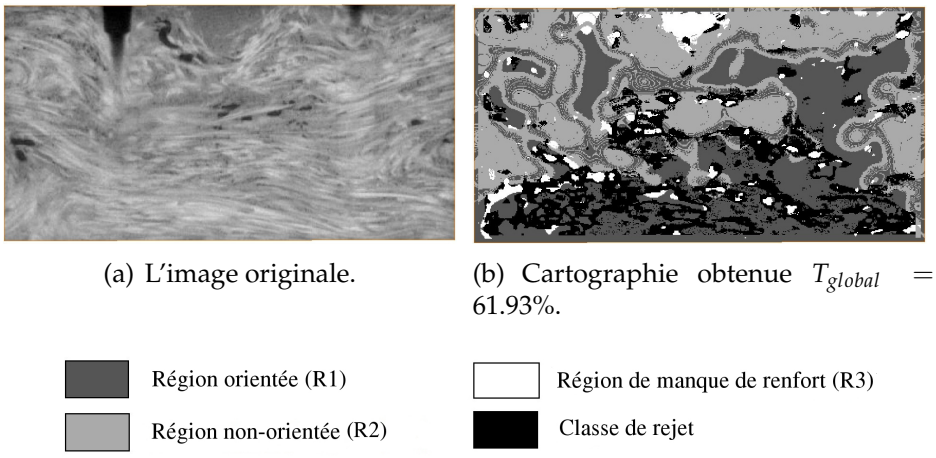
Deux attributs sont tout d'abord calculés : A_{Con} et A_H (contraste et homogénéité à partir de la matrice de coocurence), avec les paramètres de la table 3.8. Les résultats des évaluations locales sont présentés dans le tableau 3.9. Le taux de détection global obtenu après la fusion ($T_{Global} = 61,93\%$) n'est pas très satisfaisant.

Attributs	paramètres
A_{Con}	$(W_x, W_y, W_z) = 17 \times 17 \times 17$, $(D_x, D_y, D_z) = (0, 5, 0)$
A_H	$(W_x, W_y, W_z) = 8 \times 8 \times 8$, $(D_x, D_y, D_z) = (2, 2, 2)$

Tableau 3.8 — Les paramètres initiaux des attributs.

	Séparabilité			Taux de détection	
	Extract.	Représent.	Agrég.	Interprét.	T_G
R_1	⚠	⚠	⚠	77.09%	61.93%
R_2	⚠	⚠	⚠	25.14%	
R_3	☺	☺	☺	60.58%	

Tableau 3.9 — Le tableau de bord obtenu après la première fusion.



(a) L'image originale.

(b) Cartographie obtenue $T_{global} = 61.93\%$.

Figure 3.9 — Cartographie obtenue après la première action.

Les indicateurs symboliques montrent que les régions orientées R_1 et non orientées R_2 ne sont pas suffisamment séparées, en particulier la région R_2 qui présente

un taux de détection faible ($T_{R_2} = 25.14\%$) par rapport aux autres régions. La figure 3.9 reflète ce resultat car les régions sont fragmentées et le nombre de voxels rejetés est important pour la région R_2.

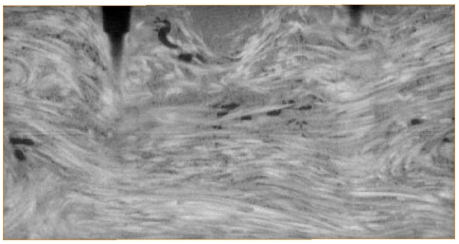
Un moyen pour augmenter le taux de détection est d'ajouter plus d'informations concernant les régions recherchées (R_1 et R_2) à l'entrée du système. Ainsi, un attribut A_{D3} est ajouté. Les paramètres de l'attribut sont donnés dans le tableau 3.10.

Attributs	paramètres
A_{D3}	$\alpha = 0.49$, $(G_x, G_y, G_z) = 13 \times 13 \times 13$, $(A_x, A_y, A_z) = 9 \times 19 \times 13$, $d_1 = 30$

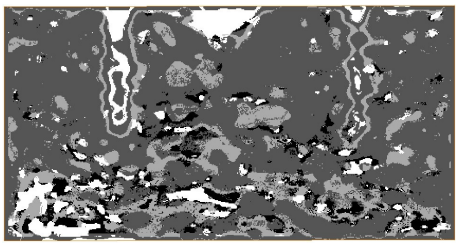
Tableau 3.10 — Deuxième étape : paramètres de l'attribut ajouté A_{D3}.

	Séparabilité			Taux de détection	
	Extract.	Représent.	Agrég.	Interprét.	T_{Global}
R_1	⚠	⚠	☺	85.72%	80.55%
R_2	⚠	⚠	⚠	45.76%	
R_3	☺	☺	☺	95.19%	

Tableau 3.11 — Le tableau de bord du système de fusion avec l'ajout de A_{D3}.



(a) L'image originale.



(b) Cartographie obtenu après la deuxième action $T_{global} = 80.55\%$.

Figure 3.10 — La cartographie obtenue.

Après l'ajout de l'attribut A_{D_3}, le taux de détection global a considérablement augmenté $T_{global} = 80.55\%$. La figure 3.10 présente la cartographie obtenue. On remarque que les régions sont moins fragmentées et le taux de rejet a baissé mais on remarque aussi que la région orientée est sur-détectée, c'est-à-dire que beaucoup de voxels de la région non-orientée sont faussement classées comme appartenant à la région orientée. Les résultats de l'évaluation symbolique sont présentés dans le

tableau 3.11, il montre que l'ajout de l'information a permis d'améliorer la fusion pour la région R_1 qui est passé du symbole « moyen » au symbole « bon ». Ceci est également confirmé sur son taux de détection $T_{R_1} = 85.72\%$. La détection de la région R_2 a augmenté mais son taux de détection reste faible. Afin d'améliorer sa détection, il est décidé de concentrer les actions sur cette région, en regardant les indices de séparabilité numériques (tableau 3.12).

	Séparabilité			Taux de détection	
	Extract.	Représent.	Agrég.	Interprét.	T_{Global}
R_1	⚠	⚠	☺	85.72%	80.55%
R_2	0.54 **0.32** 0.52	⚠	⚠	45.76%	
R_3	☺	☺	☺	95.19%	

Tableau 3.12 — Image tomographique : zoom sur la région R_2.

L'attribut A_H présente une faible séparabilité pour la région R_2, ce qui peut pénaliser le résultat de la fusion. Après plusieurs ajustements, aucun paramétrage intéressant n'a été trouvé pour cet attribut qui n'apporte pas une séparabilité significative pour la région R_2. Donc il a été décidé de remplacer cet attribut par l'attribut A_{D_2} (uniquement pour la région R_2). Les paramètres du nouvel attribut sont présentés dans le tableau 3.13.

Attributs	paramètres
A_{D_2}	$\alpha = 0.03$, $(G_x, G_y, G_z) = 27 \times 27 \times 27$,$(A_x, A_y, A_z) = 23 \times 21 \times 19$, $d_1 = 7$

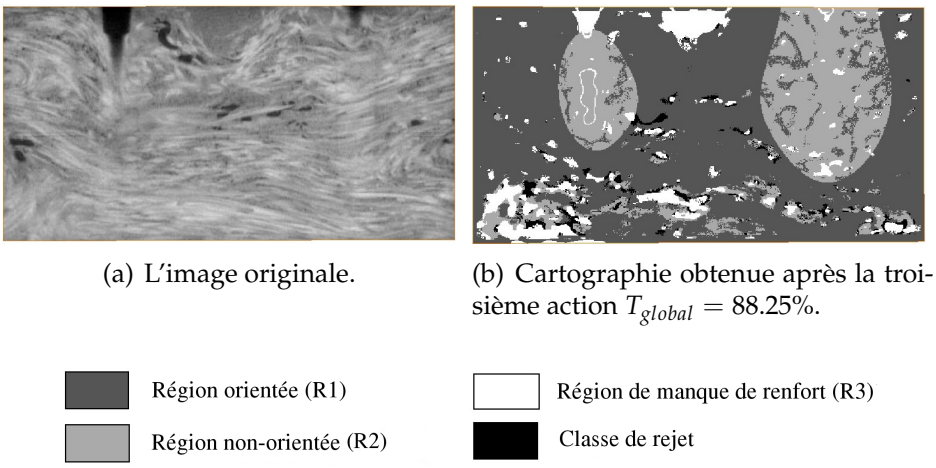
Tableau 3.13 — Troisième étape : paramètres de l'attribut ajouté A_{D2}.

Le taux de détection global obtenu après cette action est de $T_{global} = 88,25\%$, ce qui est un taux de détection intéressant pour ce type application. Les taux de détection obtenus pour les régions R_1 et R_3 sont intéressants (resp. 95.63% et 95.56%). Le taux de détection de la région R_2 a augmenté ($T_{R_2} = 58,59\%$). L'évaluation qualitative montre qu'il est encore possible d'améliorer l'extraction pour les régions R_1 et R_2. Le processus d'ajustement et de sélection peut être continué ainsi et ce jusqu'à obtenir un résultat satisfaisant pour l'utilisateur.

La figure 3.11, montre la classification obtenue sur une section 2D de l'image 3D. Cette image montre clairement l'augmentation de la qualité de la classification avec moins de voxels rejetés, moins de fragmentation et la région non-orientée autour des deux trous de perçage de la pièce (dont l'un est visible sur l'image initiale Fig 3.11(a)) est mieux segmentée.

	Séparabilité			Taux de détection	
	Extract.	Représent.	Agrég.	Interprét.	T_G
R_1	⚠	⚠	☺	95.63%	88.25%
R_2	⚠	⚠	⚠	58.59%	
R_3	☺	☺	☺	95.56%	

Tableau 3.14 — Après avoir supprimé l'attribut A_H pour la région R_2.



(a) L'image originale.

(b) Cartographie obtenue après la troisième action $T_{global} = 88.25\%$.

Figure 3.11 — La cartographie obtenue.

3.3.5 Réglage des paramètres avec un algorithme d'optimisation

Dans le système de fusion étudié, l'étape d'extraction a un grand impact sur le reste du système. En effet, la plupart des paramètres à ajuster (coefficient du filtrage, taille des fenêtres d'analyse, coefficient de normalisation, etc.) concernent cette étape. Le temps de calcul élevé rend parfois un réglage manuel très difficile, même pour des utilisateurs expérimentés. Afin de palier ce problème, nous proposons d'associer l'évaluation locale basée sur le critère de séparabilité, à l'utilisation d'un algorithme d'optimisation.

La coopération avec l'université Fédérale de Rio de Janeiro (UFRJ) au Brésil, dans le cadre du projet CAPES-COFECUB, nous a amené à utiliser les algorithmes génétiques, qui ont montré leurs intérêts pour l'ajustement des paramètres du système étudié [114]. Les résultats obtenus montrent qu'il s'agit d'une approche intéressante pour optimiser les paramètres des attributs.

3.3.5.1 Principe des algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques (AG) sont des méthodes stochastiques basées sur une analogie avec les systèmes biologiques. Les algorithmes génétiques développés par J. Holland [115] présentent des propriétés intéressantes pour la résolution de problèmes d'optimisation complexes. Ils tentent de simuler le processus d'évolution des espèces dans leur milieu naturel au travers d'une transposition artificielle du concept basique de la génétique et des lois de survie énoncées par Darwin.

Rappelons que la génétique représente un **individu** par un ensemble de données (appelées chromosomes), identifiant complètement l'individu. **La reproduction** est, dans ce domaine, un mixage aléatoire de chromosomes de deux individus, donnant naissance à des individus enfants ayant une empreinte génétique nouvelle, héritée des parents. Les points de mixage des chromosomes sont tirés aléatoirement selon une probabilité P_c, appelée **taux de croisement** (ou bien la probabilité de croisement). **La mutation** génétique est caractérisée dans le code génétique de l'enfant par l'apparition d'un chromosome nouveau, inexistant chez les individus parents. Ce phénomène génétique d'apparition de "mutants" est rare mais permet d'expliquer les changements dans la morphologie des espèces, toujours dans le sens d'une meilleure adaptation au milieu naturel. Un **taux de mutation** est utilisé lors des changements de population. Il est généralement compris entre 0.001 et 0.01. Il est nécessaire de choisir pour ce taux une valeur relativement faible de manière à ne pas tomber dans une recherche aléatoire et conserver le principe de sélection et d'évolution. **La disparition** de certaines espèces est expliquée par " les lois de survie " selon lesquelles seuls les individus les mieux adaptés auront une longévité suffisante pour générer une descendance. Les individus peu adaptés auront une tendance à disparaître. C'est une sélection naturelle qui conduit de génération en génération à une **population** composée d'individus de plus en plus adaptés.

Un algorithme génétique est construit de manière tout à fait analogue. Dans l'ensemble des solutions d'un problème d'optimisation, une population de taille N est constituée de N solutions (les individus de la population) convenablement marquées par un codage qui les identifie complètement. Une procédure d'évaluation est nécessaire à la détermination de la force de chaque individu de la population. Viennent ensuite une phase de sélection (en sélectionnant les individus au prorata de leur force) et une phase de recombinaison (opérateurs artificiels de croisement et de mutation) qui génèrent une nouvelle population d'individus, qui ont de bonnes chances d'être plus forts que ceux de la génération précédente. De génération en génération, la force des individus de la population augmente et après un certain nombre d'itérations, la population est entièrement constituée d'individus tous forts, c'est-à-dire des solutions quasi-optimales au problème posé. Enfin, le fonctionnement d'un AG [116] est alors basé sur les phases suivantes :

1. **Initialisation** : une population initiale de N chromosomes est tirée aléatoire-

ment.

2. **Évaluation** : chaque chromosome est évalué.
3. **Reproduction** : création d'une nouvelle population de N chromosomes par l'utilisation d'une méthode de sélection appropriée.
4. **Opérateurs génétiques** : croisement et mutation de certains chromosomes au sein de la nouvelle population.
5. **Retour** à la phase 2 tant que la condition d'arrêt du problème n'est pas satisfaite.

Pour optimiser les paramètres des attributs, nous avons utilisé un logiciel libre basé sur les algorithmes génétiques appelé GENESIS [2] et développé par J. J. Grefenstette [117]. Les paramètres du problème étudié sont codés sous forme binaire. Ce codage est rassemblé dans une seule chaîne binaire s'apparentant à un chromosome. Chaque individu représente une solution et est défini par un chromosome. GENESIS crée alors une population d'individus à tester. L'évaluation de la solution nécessite la définition d'une fonction objectif ou de coût, elle dépend de l'objectif recherché. Pour notre problème, la fonction objectif sera la mesure de séparabilité calculée avec la distance de Manhattan.

3.3.5.2 Application sur les images tomographiques

Les algorithmes génétiques sont utilisés pour régler les paramètres des attributs dans le but d'obtenir la meilleure performance possible du système de fusion. Afin d'illustrer l'approche, on considère deux attributs A_1 et A_2.

Le premier attribut noté A_1 caractérise les orientations dans l'image, il mesure l'orientation principale de la fibre dans la pièce. Le deuxième attribut noté A_2 caractérise la texture, il représente l'indice d'homogénéité calculé à partir de la matrice de coocurrence. A_1 et A_2 ont été initialement calculés avec les paramètres par défaut et présentés dans le tableau 3.15. Les séparabilités et les taux de détection obtenus sont présentés dans le tableau 3.16.

	α	A_x	A_y	A_z	W_g	N
A_1	0.5	9	9	9	15	10
	W_x	W_y	W_z	d_x	d_y	d_z
A_2	8	8	8	2	2	2

Tableau 3.15 — Paramètres initiaux des attributs.

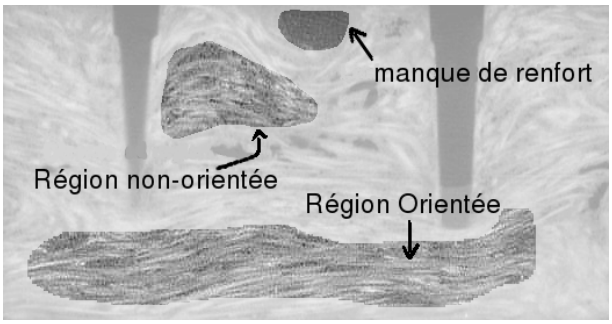
La figure 3.12 présente la cartographie obtenue à la sortie du système de fusion. Les contours des régions de référence sont également tracées sur la figure 3.12(a). Les zones hachurées dans la figure 3.12(b) correspondent aux trous dans la pièce.

2. Le "package" GENESIS 5.0, peut être télécharger sur : http ://www.cs.cmu.edu/afs/cs/project/airepository/ai/areas/genetic/ga/systems/genesis/0.html

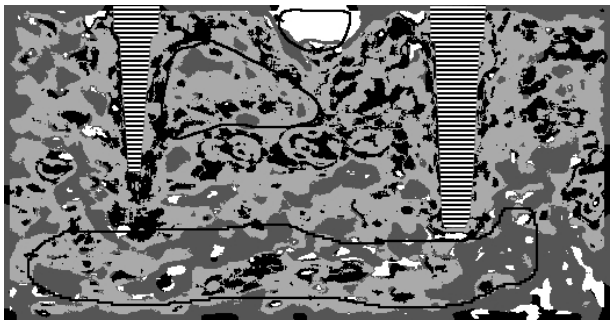
	R_1	R_2	R_3	T_{Global}
S_{A_1}	0,32	0,35	0,66	52%
S_{A_2}	0,22	0,30	**0,74**	
$Fusion(A_1, A_2)$	45%	69%	**74%**	

Tableau 3.16 — Fusion initiale : les indices de séparabilité et les taux de détection.

Ce résultat montre clairement la faiblesse de la détection, les régions sont trop fragmentées et ne correspondent pas au résultat attendu par les utilisateurs finaux. Les indices de séparabilité sont tous faibles ce qui signifie que ces attributs ne sont pas capables de discriminer les régions recherchées. Seul A_2 est parvenu à une meilleure séparabilité pour la région R_3. Les taux de détection sont également faibles, même pour la troisième région qui est la mieux détectée. Par conséquent, le taux de détection global $T_{Global} = 52\%$ est nettement insuffisant.



(a) Les régions recherchées, pointés par l'expert.



(b) Cartographie obtenue.

Figure 3.12 — Résultat de la fusion des attributs A_1 et A_2.

Les gènes (ou bien chromosomes) doivent être déclarés et configurés pour bien explorer l'ensemble des paramètres adaptés à l'image. Six gènes ont été utilisés, un pour chacun des six paramètres. Les chromosomes x_i de la population sont des chaînes binaires. La déclaration des gènes est présentée dans le tableau 3.17. Les chromosomes x_i sont composés de 26 éléments binaires au total. Les tailles de fenêtres (qui ne peuvent être impaires). Les valeurs minimales et maximales et le nombre d'éléments binaires sont été également données dans le tableau.

paramètres	α	A_x	A_y	A_z	W_g [3]	N
gènes	1	2	3	4	5	6
taille de la chaîne binaire	5	4	4	4	4	5
valeurs possibles du paramètre	$[0, 1.0]$	$\{3..33\}$	$\{3..33\}$	$\{3..33\}$	$\{3..33\}$	$[0, 200]$
nombre de valeurs possibles	32	16	16	16	16	32

Tableau 3.17 — Définition des gènes de l'attribut A_1.

L'attribut est obtenu par une fonction des chromosomes $x_i : A_1 = g(x_i)$, où $g(x_i)$ est la fonction d'optimisation. La fonction objectif f est l'indice de séparabilité au sens de la distance de Manhattan présentée dans la section 2.4.4.1 pour une région donnée. $f : (A_1, R_i) \rightarrow S_{R_i}$. Cette fonction est directement dépendante des chromosomes x_i. L'objectif principal ici, est de trouver le meilleur ensemble de paramètres dans l'étape d'extraction qui maximise la séparabilité entre les régions recherchées.

L'optimisation est appliquée sur l'attribut A_1 pour améliorer la séparabilité de la région R_1 qui a le plus faible taux de détection. La taille de la population de l'AG est de 20 individus, le taux de croisement est fixé à 0.8 et le taux de mutation est égale à 0.01. Le critère d'arrêt est fixé en fonction du nombre maximum d'évaluations. La population initiale est choisie aléatoirement.

α	W_x	W_y	W_z	W_g	N	S_{R_1}
0.03	**19**	**31**	**11**	**3**	**10.00**	**1.00**

Paramètres de l'attribut optimisé A_1''.

	R_1	R_2	R_3	T_{Global}
$S_{A_1''}$	**1,0**	**0,91**	0,77	92%
$Fusion(A_1'', A_2)$	**93%**	94%	**81%**	

Tableau 3.18 — Résultat de la fusion de l'attribut optimisé A_1'' et l'attribut A_2.

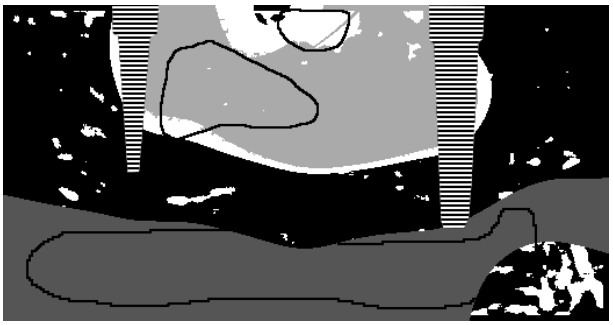


Figure 3.13 — La classification obtenue après l'optimisation.

Dans la population obtenue, plusieurs individus peuvent apporter une séparabilité complète au sens de Manhattan de la région R_1. Par ailleurs, la population finale

3. W_g correspond à la taille de la fenêtre du gradient qui est généralement cubique $W_g = G_x = G_y = G_z$.

a également apporté des informations intéressantes sur le comportement des paramètres en fonction des régions recherchées. Elle montre que le coefficient de Derich doit être faible (un lissage fort est nécessaire) et la taille de la fenêtre du gradient doit également être faible (une taille de fenêtre égale à 3 est suffisante).

En ce qui concerne les dimensions de la fenêtre pour l'analyse de la composante principale, une grande taille [31, 33] est nécessaire pour W_y, et finalement des tailles plus classiques ont été rencontrées pour W_z et W_x. D'autres valeurs plus grandes pour ces deux paramètres ont été également rencontrées. Cela signifie que ces deux paramètres ont moins d'influence sur le résultat.

Les paramètres de l'attribut optimisé (noté A_1''), les séparabilités et les taux de détections sont donnés dans le tableau 3.18. La fusion de l'attribut optimisé A_1'' avec A_2 donne de bons taux de détection et le taux de détection global atteint 92%. Les régions détectées sont moins fragmentées comme le montre la cartographie obtenue (figure 3.13).

La limite de cette approche est qu'elle fournit de meilleurs résultats uniquement sur les régions de référence et pas sur l'ensemble de l'image, d'où la quantité énorme de voxels rejetés (voir la figure 3.13) en dehors des pointés de références. Mais elle a permis de trouver un ensemble de paramètres qui n'aurait pas été donnés naturellement par un spécialiste du traitement d'image, comme par exemple une taille de fenêtre $19 \times 31 \times 11$.

3.3.5.3 L'optimisation des paramètres de l'intégrale de Choquet

Le critère de séparabilité (basé sur l'EMD) développé dans cette thèse a servi dans [118] pour l'optimisation des paramètres de l'intégrale de Choquet. L'opérateur d'agrégation floue (intégrale de Choquet) est utilisé pour combiner les cartes de similarités présentes à l'entrée du bloc d'agrégation du système de fusion. L'objectif est d'obtenir une carte de similarité de meilleure qualité en sortie de ce bloc. La carte de similarité obtenue contient, pour chaque voxel, un degré de similarité (ou d'appartenance) à chacune des régions recherchées.

L'apprentissage des paramètres de la mesure floue, se faisait habituellement en calculant une entropie relative sur les pointés de référence fournis par l'expert. De cette manière supervisée, l'importance de chaque attribut est déterminée pour la fusion réalisée. La façon unique pour la modification de ces paramètres était d'ajouter quelques nouveaux pointés de référence qui permettaient d'améliorer la signature des régions.

Dans [118], l'ajustement des valeurs de la mesure floue, est fait en utilisant le critère de séparabilité en tant que fonction objective à maximiser par des algorithmes génétiques. L'approche a montré son intérêt pour explorer des valeurs autour des paramètres initiaux, définis à partir de la connaissance des experts, et de trouver

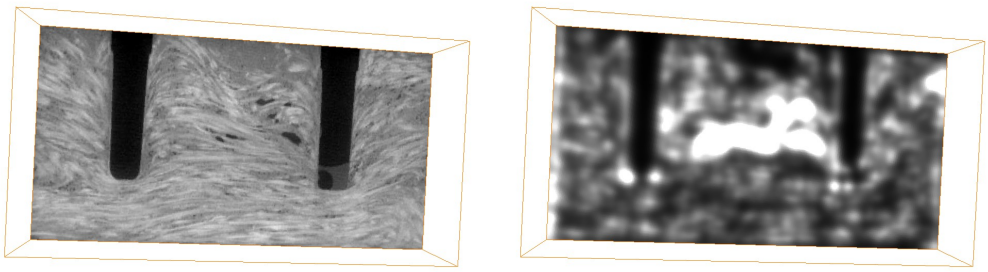
ainsi de meilleurs coefficients.

3.3.6 Choisir les informations à fusionner

3.3.6.1 L'importance des attributs

La sélection des attributs dans le domaine du traitement d'images est un sujet de recherche très actif depuis une dizaine d'années [119, 120]. Une image peut être décrite par un très grand nombre d'attributs. La sélection consiste à choisir parmi un ensemble d'attributs un sous-ensemble d'attributs intéressants pour le problème étudié.

Le critère de séparabilité peut servir également pour choisir des attributs pertinent en amont de la fusion lorsqu'un ensemble d'attributs pré-calculés sont disponibles. Le choix des attributs est fortement dépendant des images traitées et des régions recherchées dans l'image (texture, contour, couleur, forme, etc.). Les attributs qui donnent d'excellents résultats sur une région donnée peuvent générer des résultats médiocres sur une autre région. Il n'y a pas non plus d'attribut universel donnant de bons résultats sur l'ensemble des régions recherchées dans une image. La figure 3.14 montre un exemple d'attributs calculés à partir de l'image étudiée.



(a) Le bloc 3D étudié.

(b) L'attribut isotropie calculé à partir du bloc 3D.

Figure 3.14 — Exemple d'attribut extrait à partir d'un bloc 3D.

Un scénario basé sur la sélection d'attributs peut être une manière d'aider l'utilisateur à interagir avec le système de fusion. Dans cette situation, l'expert dispose de plusieurs attributs avec des paramètres par défaut, en amont de la fusion. Pour obtenir une bonne cartographie de l'image, l'expert va sélectionner uniquement les attributs pertinents pour la fusion c'est-à-dire ayant de bonnes séparabilités.

3.3.6.2 Sélection des attributs avec des critères basés sur la séparabilité

Deux approches de sélection d'attributs utilisant le critère de séparabilité sont exposées dans [121]. La première approche consiste à choisir les attributs qui ont une **« séparabilité intéressante »** ($S_{R_i}^{A_j} \geqslant 0.7$ seuil fixé de façon empirique) sur toutes (voir la plupart) les régions recherchées. Ce critère noté C_1, favorise les attributs les plus « polyvalents » (par rapport aux régions recherchées). La deuxième approche est basée sur un point de vue « collaboratif » entre les attributs. Ce critère qu'on notera C_2, consiste à choisir l'attribut ayant la séparabilité maximale pour chaque région recherchée.

	Attributs	Paramètres			
		α	G_x, G_y, G_z	A_x, A_y, A_z	d_1
Orientation	A_{D1}	0.5	$5 \times 5 \times 5$	$5 \times 5 \times 5$	100
	A_{D2}	0.5	$5 \times 5 \times 5$	$5 \times 5 \times 5$	100
	A_{D3}	0.5	$11 \times 11 \times 11$	$5 \times 5 \times 5$	100
	A_{D4}	0.3	$15 \times 15 \times 15$	$9 \times 9 \times 9$	50
	A'_{D1}	0.3	$15 \times 15 \times 15$	$5 \times 5 \times 5$	100
			W_x, W_y, W_z	D_x, D_y, D_z	
Texture	A_{LH}		$7 \times 7 \times 7$	$(2, 2, 2)$	
	A_C		$7 \times 7 \times 7$	$(0, 2, 0)$	
	A_{Cor}		$8 \times 8 \times 8$	$(2, 2, 2)$	
	A_H		$8 \times 8 \times 8$	$(2, 2, 2)$	
	A'_C		$8 \times 8 \times 8$	$(0, 2, 0)$	
	A_E		$8 \times 8 \times 8$	$(2, 2, 2)$	

Tableau 3.19 — Paramètres des attributs.

Pour obtenir des informations pertinentes sur chacune des trois régions recherchées (présentées dans la figure 3.8), onze attributs ont été calculés. Leurs paramètres sont présentés dans le tableau 3.19.

Les séparabilités $S_{R_i}^{A_j}$ pour chacune des régions recherchées R_i et pour chaque attribut A_j sont représentées dans le tableau 3.20.

Attributs	$S_{R_1}^{A_j}$	$S_{R_2}^{A_j}$	$S_{R_3}^{A_j}$	critère de sélection
A_{D1}	**0.82**	0.47	0.59	-
A_{D2}	0.58	**0.94**	0.63	C_2
A_{D3}	0.54	**0.78**	**0.78**	C_1
A_{D4}	0.37	0.40	**0.93**	-
A'_{D1}	**0.92**	0.53	0.49	C_2
A_{LH}	0.64	0.33	**0.80**	-
A_C	0.67	0.65	0.50	-
A_{Cor}	0.48	0.63	**0.79**	-
A_H	0.52	0.64	**1**	C_2
A_E	0.69	**0.78**	**0.72**	C_1
A'_C	**0.84**	0.51	**0.79**	C_1

(Les valeurs en gras correspondent aux régions suffisamment séparées)

Tableau 3.20 — Séparabilité entre les régions recherchées pour chaque attributs.

Attributs	$S_{R_1}^{A_j}$	$S_{R_2}^{A_j}$	$S_{R_3}^{A_j}$
A'_C	**0.84**	0.51	**0.79**
A_E	0.69	**0.78**	**0.72**
A_{D3}	0.54	**0.78**	**0.78**

(Les valeurs en gras correspondent aux régions bien séparées)

Région	taux de détection
R_1	67.26%
R_2	72.72%
R_3	81.85%

$T_{Global} = 73.55\%$

Tableau 3.21 — Sélection selon le critère C_1.

Attributs	$S_{R_1}^{A_j}$	$S_{R_2}^{A_j}$	$S_{R_3}^{A_j}$
A_{D2}	0.58	**0.94**	0.63
A_H	0.52	0.64	**1**
A'_{D1}	**0.92**	0.53	0.49

(Les valeurs en gras correspondent aux régions bien séparées)

Région	taux de détection
R_1	82.63%
R_2	97.2 %
R_3	73.57%

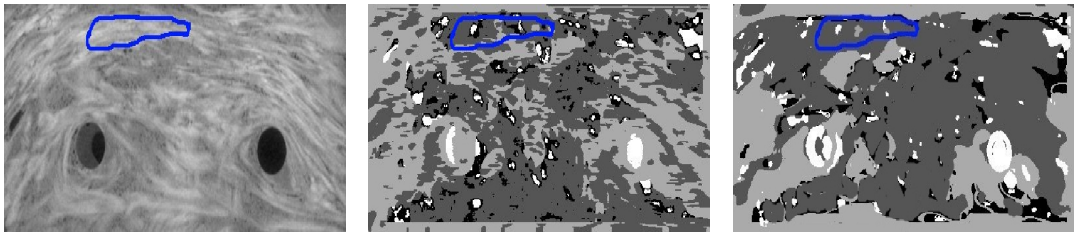
$T_{Global} = 81.3\%$

Tableau 3.22 — Sélection selon le critère C_2.

Le critère C_1 conduit à choisir les attributs A_{D_3}, A_E, et A'_C qui ont une séparabilité intéressante pour la plupart des régions recherchées. Les résultats de la fusion selon ce critère sont présentés dans le tableau 3.21. Le taux de détection global obtenu après la fusion est $T_{Global} = 73,55\%$, ce qui est relativement faible. Cela est dû à la forte redondance des attributs A_E et A_{D3} et à l'absence de complémentarité entre eux. Ce critère favorise les attributs qui fournissent des informations sur toutes les régions. Bien que les informations soient redondantes, la quantité d'informations n'est pas suffisante. Cela explique le nombre important de voxels mal classés et de voxels rejetés dans la cartographie obtenue (figures 3.15(b) et 3.15(e)).

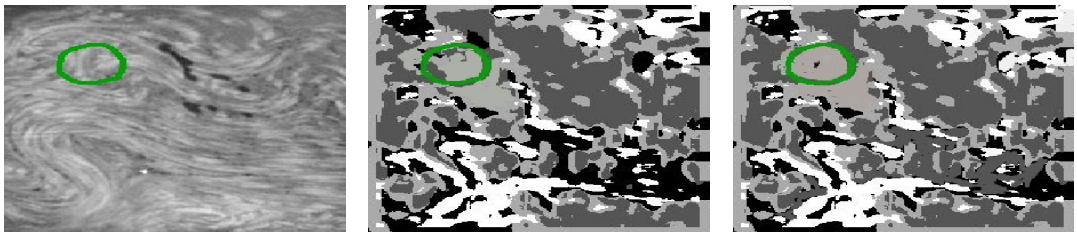
Les attributs sélectionnés selon le critère C_2 sont A_{D2}, A'_{D1} et A_H. Les résultats de la fusion selon ce critère sont présentés dans le tableau 3.22. Le taux de détection global obtenu est de $T_{global} = 81,3\%$, qui est un taux de détection intéressant pour ce type d'application. Cette approche permet une meilleure performance par rapport à la précédente. Chaque attribut caractérise une région d'intérêt et grâce au processus de fusion une meilleure cartographie de l'image est obtenue. Le taux de voxels rejetés a également diminué (figures 3.15(c) et 3.15(f)).

Les régions de référence pointées par l'expert ont été faites sur différentes sections de l'image tomographique 3D étudiée. La figure 3.15 montre les cartographies obtenues pour ces sections. Celles obtenues grâce au critère C_2 sont plus intéressantes, car moins de voxels sont rejetés, les régions sont également moins fragmentées et les taux de détections sont meilleurs. Cette analyse est un peu moins vraie pour la région R_3. Les figures 3.15(h), 3.15(i) représentent les cartographies obtenues pour la région R_3. Le taux de détection obtenu en utilisant le critère C_1 ($T_{R_3} = 81,85\%$) est supérieur à celui obtenu en utilisant C_2 ($T_{R_3} = 73,57\%$), parce que les trois attributs sélectionnés selon le premier critère présentent une séparabilité intéressante pour la région R_3, contrairement aux attributs choisis selon le deuxième critère, où seul l'attribut A_H est intéressant pour cette région. Mais globalement, la deuxième approche reste plus intéressante que la première pour cette application.



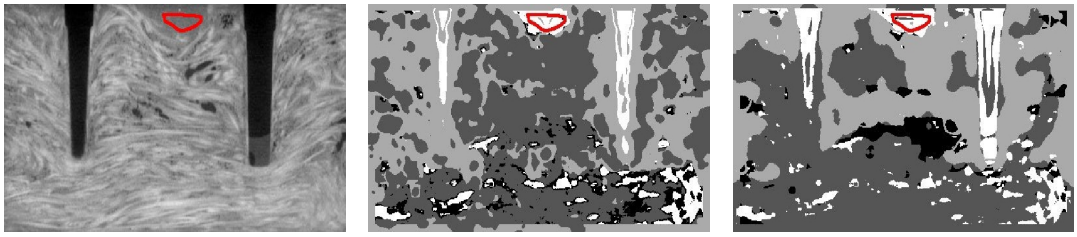
(a) pointé de la région R_1 donné par l'expert. (b) cartographie obtenue (critère C_1, $T_{R_1} = 67.26\%$). (c) cartographie obtenue (critère C_2, $T_{R_1} = 82.63\%$).

Section numéro 173, direction YZ.



(d) pointé de la région R_2 donné par l'expert. (e) cartographie obtenue (critère C_1, $T_{R_2} = 72.72\%$). (f) cartographie obtenue (critère C_2, $T_{R2} = 97.2\%$).

Section numéro 29, direction XY.



(g) pointé de la région R_3 donné par l'expert. (h) cartographie obtenue (critère C_1, $T_{R_3} = 81.85\%$). (i) cartographie obtenue (critère C_2, $T_{R_3} = 73.57\%$).

Section numéro 118, direction XY.

Figure 3.15 — La cartographie obtenue par sélection d'attributs.

3.4 Application à l'interprétation d'une image sismique 3D

Cette section porte sur l'étude de l'aptitude du système de fusion étudié et de l'approche locale mise en place a être utilisées pour l'interprétation d'un bloc sismique 3D. Dans le cadre d'une coopération avec l'université Fédérale de Rio de Janeiro (UFRJ) au Brésil, une image sismique 3D de taille importante, est mise à

notre disposition par le partenaire brésilien. L'interprétation de cette nouvelle donnée consiste à détecter des régions d'intérêts typiques présentes dans l'image sismique 3D.

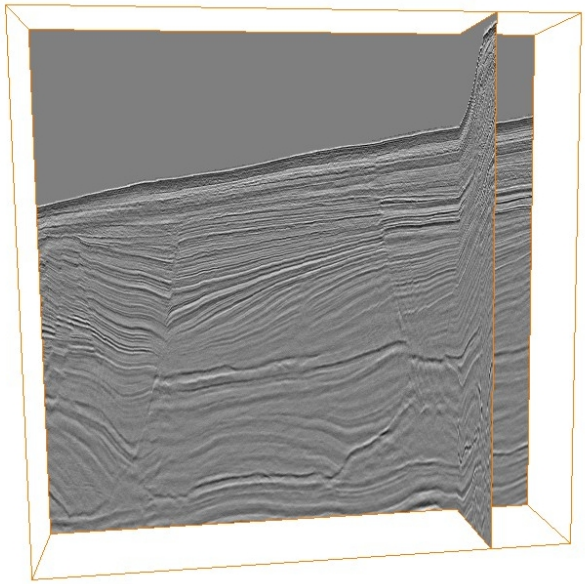
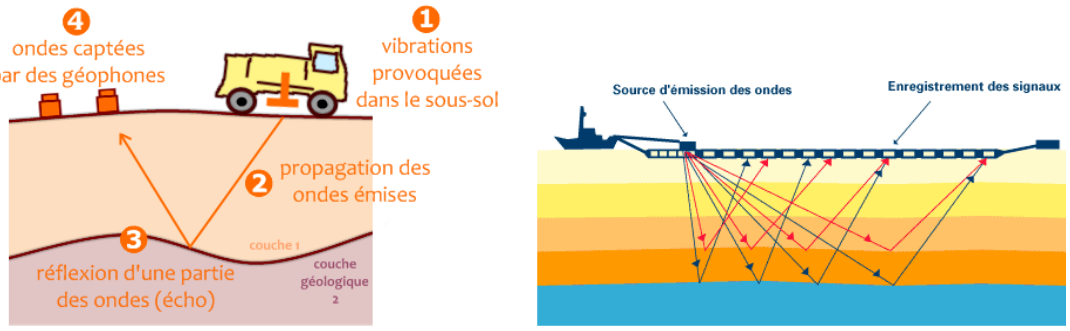


Figure 3.16 — Une partie du bloc sismique étudié.

L'image traitée dans cette application concerne un bloc sismique 3D du bassin de Campos situé dans le sud-est du Brésil. Le bassin de Campos contient quarante et un puits de pétrole. Un groupe d'entre eux est identifié sous le nom de Marlim. La figure 3.16 présente un échantillon ($1/27^{ième}$) de ce bloc sismique. La détection de réservoirs nécessite de nombreuses études associant des experts de différents domaines. L'étude des images sismiques 3D en niveaux de gris vise à isoler certaines régions d'intérêt afin de mieux comprendre l'organisation du sous-sol.

3.4.1 L'image sismique

La réflexion sismique sert à explorer le sous-sol en profondeur. C'est une technique de mesure indirecte qui consiste à enregistrer en surface à l'aide de géophones (ou hydrophones dans le cas de l'exploration maritime), des échos issus de la propagation dans le sous-sol d'une onde sismique (sonore) provoquée par un choc à la surface (figure 3.17). Ces échos sont générés par les couches qui composent le sous-sol qui renvoient les ondes à cause d'un changement assez brutal des propriétés physiques. Cette méthode sismique permet de calculer les vitesses des milieux traversés et d'avoir ainsi accès aux profondeurs des interfaces. Enfin, un traitement informatique de ces enregistrements va produire une image précise du sous-sol en trois dimensions, appelée bloc sismique.



(a) terrestre. [3] (b) marine. [4]

Figure 3.17 — Illustration du principe de la réflexion sismique.

L'objectif de cette interprétation est l'analyse des déformations ou des ruptures des horizons sismiques. Ces fractures, appelées failles, s'identifient par le glissement vertical d'une partie du bloc (figure 3.16). La cartographie de ces failles est obtenue par la détection des points de rupture. Elle est indispensable pour la localisation de certains pièges à pétrole et pour comprendre les voies de migration des hydrocarbures.

3.4.2 Les régions recherchées

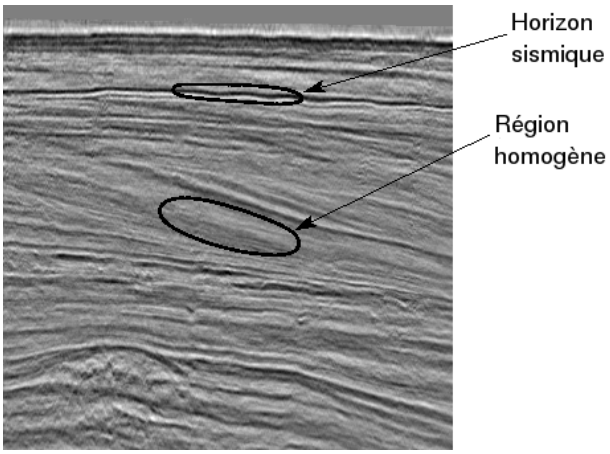


Figure 3.18 — Exemple de régions d'intérêt : les horizons sismiques R_1 et les régions homogènes R_2.

Pour cartographier le bloc sismique, les connaissances des interprètes doivent être fournies au système. Dans cette étude, on s'intéresse à deux types de régions :

1. les horizons sismiques (notés R_1) qui sont caractérisés par une variation d'intensité forte sur la direction orthogonale des horizons.

3. source :http ://fr.wikipedia.org
4. source : http ://tpepetrole09.free.fr/TPE/exploration.html

2. les régions homogènes composées d'une texture fine (noté R_2).

La figure 3.18 donne un exemple de ces régions d'intérêt. Bien entendu, d'autres types de régions pourrait être recherchée de la même manière avec le système proposé.

3.4.3 Fusion des attributs

Attributs	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7	A_8	A_9
Séparabilité R_1/R_2	0.37	0.33	0.51	0.50	**0.60**	**0.66**	0.0	0.0	0.03

A_{10}	A_{11}	A_{12}
0.65	0.49	0.0

Tableau 3.23 — Séparabilité des attributs.

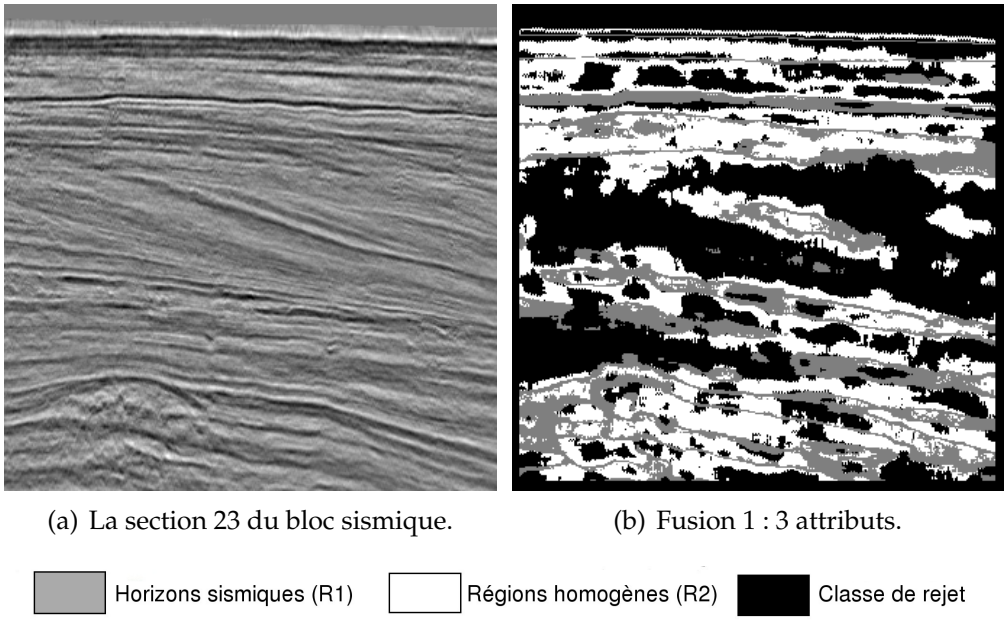
Plusieurs attributs ont été calculés pour apporter différents types d'informations. Comme dans l'application précédente, ils sont basés sur la mesure de la texture et les différentes orientations dans l'image. Les séparabilités des deux régions recherchées sont données dans le tableau 3.23. Dans ce cas, comme seulement deux régions sont étudiées, la séparabilité de la première est la même que la séparabilité de la seconde. À partir de ce tableau on constate également que toutes les séparabilités sont moyennes ou faibles, il n'y a pas d'attributs qui permettent de dissocier clairement les deux régions.

Trois fusions ont été testées dans cette application. La fusion 1 utilise trois attributs : A_5, A_6 et A_{10} représentant les attributs les plus informatifs parmi l'ensemble des attributs calculés. Les résultats de la fusion sont présentés dans le tableau 3.24. Les évaluations symboliques sont moyennes et le taux de détection global est faible (environ 39%), ce qui est cohérent au vu des séparabilités insuffisantes des attributs fusionnées. La figure 3.19 montre la cartographie obtenue pour cette fusion. Plusieurs voxels de la région homogène R_2 sont classés comme des horizons sismiques (région R_1), et le taux de rejet est important pour la région R_2. Cela signifie qu'il y a trop de conflits entre les attributs et que le système de fusion n'est pas en mesure d'affecter le poids nécessaire à chacun des attributs dans la fusion réalisée.

Pour tenter d'améliorer le résultat de la fusion les attributs A_3, A_4 et A_{11} ont été rajoutés à l'entrée du système (fusion 2). Le résultat obtenu montre que l'évaluation

	Séparabilité			Taux de détection	
	Extract.	Représent.	Agrég.	Interprét.	T_G
R_1	⚠	⚠	⚠	46.30%	39.05%
R_2	⚠	⚠	⚠	13.96%	

Tableau 3.24 — Fusion 1 : la fusion des attributs $\{A_4..A_6\}$.



(a) La section 23 du bloc sismique. (b) Fusion 1 : 3 attributs.

Figure 3.19 — La cartographie obtenue avec la fusion 1.

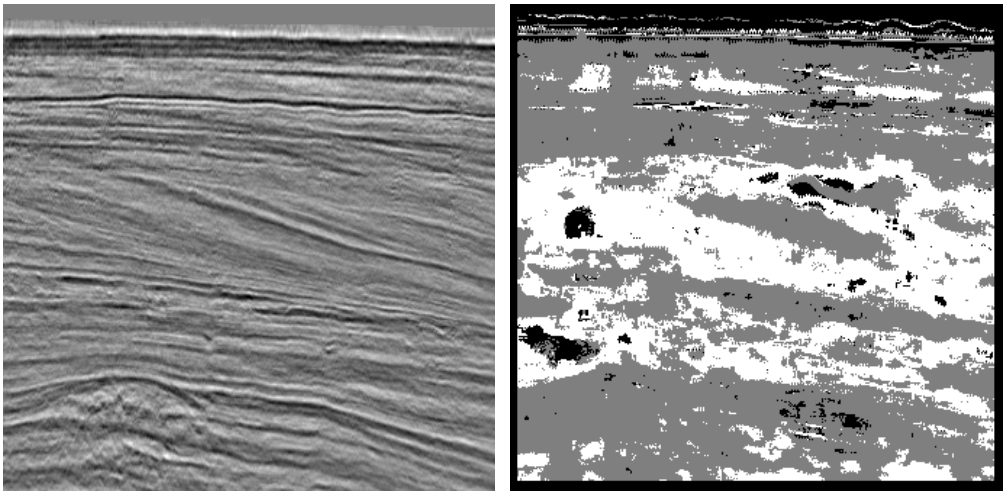
	Séparabilité			Taux de détection	
	Extract.	Représent.	Agrég.	Interprét.	T_G
R_1	⚠	⚠	⚠	86.68%	84.33%
R_2	⚠	⚠	⚠	76.20%	

Tableau 3.25 — Fusion 2 obtenue avec les attributs $\{A_3, A_4, A_5, A_6, A_{10}\}$.

locale reste moyenne (tableau 3.25). Mais le taux de détection global a augmenté fortement $T_{Global} = 84.33\%$. Bien que les trois attributs rajouté ont une séparabilité moyenne, ils ont aidé le système de fusion à mieux calculer le poids de chacun des attributs dans la fusion. La figure 3.20 montre la cartographie obtenue, le nombre de voxels rejetés a fortement diminué ainsi que le taux de mauvaise détection.

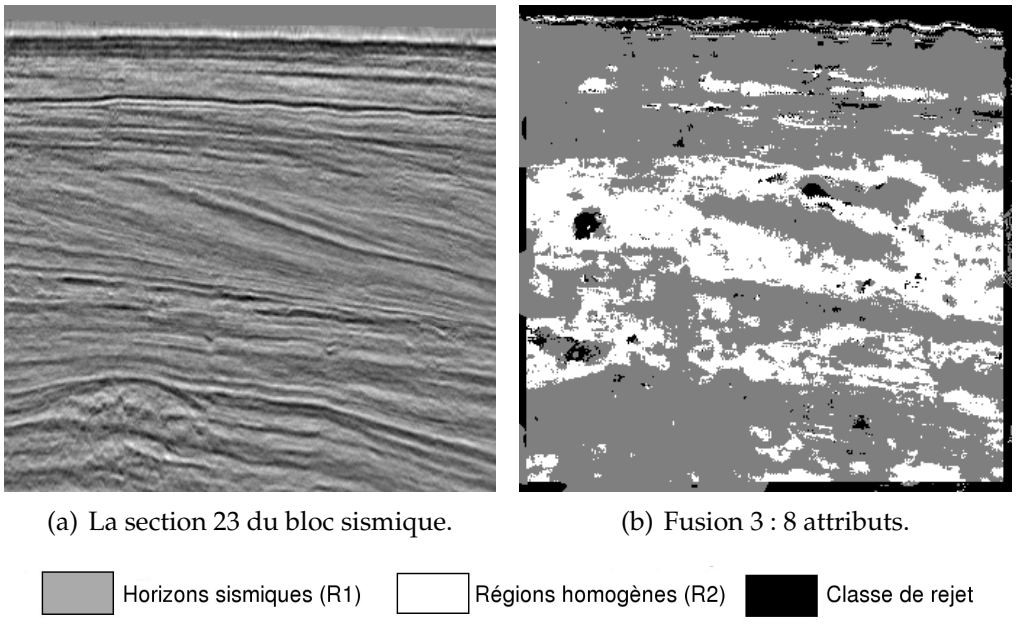
	Séparabilité			Taux de détection	
	Extract.	Représent.	Agrég.	Interprét.	T_{Global}
R_1	❌	❌	⚠	88.89%	85.59%
R_2	❌	❌	⚠	73.84%	

Tableau 3.26 — Fusion 3 obtenue avec les attributs $\{A_1, ..., A_6, A_{10}, A_{11}\}$.



(a) La section 23 du bloc sismique. (b) Fusion 2 : 6 attribus.

Figure 3.20 — La cartographie obtenue avec la fusion 2.



(a) La section 23 du bloc sismique. (b) Fusion 3 : 8 attributs.

Figure 3.21 — La cartographie obtenue avec la fusion 3.

La troisième fusion (fusion 3) est réalisée en rajoutant à la fusion précédente le sous-ensemble d'attributs $\{A_1, A_2\}$. L'évaluation symbolique devient mauvaise pour les deux régions (tableau 3.26) car les deux attributs ajoutés ont des séparabilités faibles ($S_{R_i}^{A_j} < 0.5$). Malgré cela, le système de fusion a gardé une interaction juste entre les attributs et le taux de détection a légèrement augmenté (+1.26%). Les résultat de l'évaluation locale montre qu'il est possible d'améliorer les performances

du système en augmentant la séparabilité des attributs. La cartographie obtenue après la fusion 3 (figure 3.21) montre que le nombre de voxels rejetés a légèrement diminué par rapport à la fusion 2.

3.5 Conclusion

La première partie de ce chapitre concerne la fusion d'un grand nombre d'attributs pour la classification des voxels d'une image synthétique 3D. Les fusions réalisées sur cette donnée ont utilisé beaucoup plus d'attributs que les expériences précédemment réalisées (pour lesquelles au maximum 5 attributs étaient fusionnés [37]). Dans le contexte, de la sélection des attributs, l'intention derrière ce scénario est d'utiliser l'évaluation symbolique pour identifier le comportement du système pour un nombre important de données à l'entrée du système.

Dans l'application tomographique, différentes utilisations de la mesure de séparabilité ont été réalisées. La première montre que l'évaluation locale basée sur la séparabilité permet de guider l'expert dans l'ajustement des paramètres et l'approche symbolique facilite la coopération avec le système. La seconde utilisation concerne l'emploi des algorithmes d'optimisation automatique pour régler les paramètres des attributs. Un algorithme génétique nécessite généralement la définition d'une fonction rendant compte de la pertinence des solutions potentielles, à partir des grandeurs à optimiser. La séparabilité a été utilisée comme une fonction objectif.

Dans l'application concernant l'interprétation de l'image sismique. Les premières expériences ont porté sur deux régions d'intérêts. Les résultats montrent les difficultés de l'analyse des images naturelles. Les attributs sont moins discriminantes et une bonne détection est assez difficile à obtenir. Les résultats montrent également la capacité de l'intégrale de Choquet à minimiser l'impact des attributs non discriminants sur les résultats fusionnés [122].

Grâce à l'évaluation locale, une action propre à chaque région recherchée peut être entreprise et non plus uniquement sur l'ensemble du système. Dans les applications réelles, où une vérité terrain complète n'est pas disponible, le taux de détection est toujours une vue partielle de la qualité du résultat. Cet indicateur est calculé uniquement sur les régions de référence données par les experts. Une évaluation qualitative est nécessaire, est pour cela, la coopération avec un expert du domaine d'application est indispensable. L'évaluation symbolique est utilisée comme un complément à cette évaluation partielle.

Conclusion générale & perspectives

« Parfois monter un escalier est la seule façon de savoir où il mène. »
Antoine Bello

Ces dernières années, la fusion d'informations a été largement utilisée dans de nombreux domaines. L'implication de l'homme dans le processus de fusion, grâce à ses connaissances sur le problème considéré, a un impact important sur la conception de ces systèmes et a donné naissance au système coopératif de fusion d'informations. Les systèmes de fusion sont des systèmes complexes composés de différentes entités ayant des comportements non linéaires et non-continues. L'évaluation de la performance est nécessaire pour aider non seulement à la conception de tels systèmes mais également pour apporter une aide dans les réglages de leurs nombreux paramètres. Notre travail s'est inscrit dans ce cadre en se focalisant sur des applications dédiées à l'analyse d'images 3D.

Dans l'objectif de définir un système de fusion d'informations, la notion d'information a d'abord été abordée, puis la notion de fusion et pour finir le modèle et l'architecture du système ont été décrits. Les systèmes coopératifs de fusion et quelques exemples d'applications ont été également présentés. Dans le but d'améliorer la coopération entre l'utilisateur et le système, une étude synthétique des différentes méthodes d'évaluation a été réalisée. Le spectre des critères d'évaluation utilisés dans la littérature est très large.

L'évaluation des systèmes de fusion est une tâche délicate et fortement guidée par l'application. Généralement, elle est effectuée en fin de chaîne de traitement. Cette évaluation globale n'est pas assez objective et ne permet pas de savoir précisément l'endroit de la chaîne qui nécessite un ajustement de ses paramètres. L'objectif

de l'évaluation, ne doit pas être limité seulement à proposer des mesures de qualité du résultat mais aussi d'expliquer ce qui s'est réellement passé et ce qui a mené à obtenir ce résultat ainsi que de guider l'expert dans la démarche d'ajustement des paramètres pour améliorer la qualité du résultat.

Ce travail de thèse a permis de mettre au point une évaluation locale des systèmes de fusion d'informations. La décomposabilité d'un système complexe n'est pas évidente puisque il est difficile d'établir une équation qui relie l'entrée du système à sa sortie. L'approche systémique a apporté une réponse à ce problème, car elle permet de décomposer un système (complexe) en sous-systèmes (moins complexes) selon des finalités (missions).

Un critère de mission/qualité associé à chacun des sous-systèmes a été proposé. Une mission basée sur la séparabilité entre les classes recherchées est définie et un degré de réalisation de cette mission est calculé en sortie de chaque sous-système. Deux critères de dissimilarité ont été utilisés pour mesurer la séparabilité. Le premier critère utilise la distance de Manhattan et permet d'évaluer l'intersection entre les histogrammes caractérisant les régions. La deuxième utilise l'EMD et permet d'évaluer plus finement l'écart entre les histogrammes.

L'évaluation locale basée sur la mesure de séparabilité permet d'avoir une connaissance plus précise sur la performance de chaque entité du système de fusion. Néanmoins, lorsque le nombre d'entrées augmente, le nombre d'entités augmente également et le nombre d'indicateurs numériques à analyser devient important. Une description symbolique de ces indicateurs a été proposée afin de les synthétiser et ainsi mieux guider l'expert dans sa démarche d'ajustement des paramètres. L'approche est basée sur la théorie des possibilités pour modéliser les incertitudes et la signification des mesures numériques est représentée par des symboles. La description symbolique a permis de mettre en œuvre une procédure d'évaluation multi-niveaux, cette procédure est composée de cinq niveaux d'abstractions :

- un niveau synthétique (le plus haut) représenté par le taux de détection global et les taux de détection de chaque région. Ce niveau permet d'évaluer le système dans sa totalité.
- un niveau symbolique par grande fonction (extraction, représentation, agrégation et interprétation). Ce niveau permet de représenter la performance de chacune des fonctions du système et d'avoir ainsi une idée sur le comportement global du système.
- un niveau symbolique par fonction et par région permettant d'orienter l'utilisateur vers le sous système qui nécessite une amélioration.
- un niveau numérique, à ce stade chaque sous système est évalué grâce à la distance de Manhattan.
- un niveau d'affinement (le plus bas), où la séparabilité est évaluée avec l'EMD Ce niveau va permettre d'effectuer des réglages fin sur les paramètres des sous-

systèmes concernés.

Les résultats obtenus sont prometteurs pour l'ajustement des paramètres et pour la sélection des informations à fusionner. Ils permettent aux utilisateurs d'avoir une meilleure compréhension du comportement du système qui est important dans un contexte de coopération. Si l'objectif principal de ce travail se concentre sur le caractère explicite du comportement du système, il n'apporte aucune information sur la façon dont les paramètres doivent être ajustés.

La mise en œuvre de cette approche a été effectuée sur un système coopératif de fusion dédié à l'interprétation d'images 3D, développé au LISTIC dans le cadre de travaux antérieurs. Les méthodes proposées ont été validées lorsque le système de fusion est appliqué à des images tomographique 3D. Nous avons montré que les critères de séparabilités peuvent être utiles pour réaliser une optimisation avec les algorithmes génétiques et également pour la sélection d'informations pertinentes en amont de la fusion. L'approche locale a enfin été appliquée sur l'analyse d'une nouvelle image sismique 3D, issues d'une application portant sur l'exploration pétrolière. Ce portage du système sur cette application nouvelle sur laquelle aucun recul n'était disponible a montré l'intérêt des indicateurs locaux pour structurer l'utilisation du système.

Les perspectives de ce travail sont les suivantes :

- Étudier l'impact du nombre de symboles (faible, moyenne, bonne) dans l'évaluation symbolique du système. L'expérience a montré que trois symboles, n'étaient parfois pas suffisants. Une granularité plus fine (avec cinq symboles par exemple) permettra de mieux identifier différents comportements du système et d'établir un ordre de priorité plus fin pour les actions de l'expert.
- Étudier la façon dont les humains interagissent avec le système et faire évoluer le tableau de bord mis en place afin de converger vers une réelle interface homme-machine pour que l'utilisateur puisse facilement contrôler et communiquer avec le système.
- Le système de fusion étudié est basé sur une intégrale de Choquet. La méthode d'apprentissage des paramètres de Choquet a un impact important sur le résultat de la fusion car elle détermine le poids donné à chaque attribut. La méthode d'apprentissage actuelle est basée sur l'entropie relative calculée à partir des régions d'intérêt pointés par l'expert. Il serait intéressant d'étudier d'autres méthodes d'apprentissage et d'intégrer l'incertitude sur les pointés de références car le comportement du système change selon si l'on pointe l'intérieur de la région d'intérêt ou bien l'extérieur. La théorie des fonctions de croyance permettrait de modéliser l'incertitude sur les pointés de l'expert.
- Généraliser l'approche locale sur d'autres systèmes de fusion et sur d'autres jeux de données comme par exemple en imagerie médicale qui est relativement proche de l'application tomographique étudiée dans ce manuscrit.

- Étudier la généricité de la démarche en utilisant d'autres mesures de séparabilité et en définissant d'autres missions pour chaque sous-système.
- Fournir une approche générique qui permette une surveillance et un contrôle permanent des systèmes de fusion qui évoluent dynamiquement dans le temps, pour garantir le respect des besoins de l'utilisateur. On parle alors de qualité de service (QoS). L'ensemble des processus, le comportement de chacune des entités ainsi que les scénarios d'évolution après l'évaluation peuvent être modélisés sous la forme d'une architecture orientée service (SOA) et plus particulièrement la notion d'orchestration de services.

Des perspectives à long terme concernent le problème difficile de la façon dont les paramètres du systèmes doivent être ajustés. Actuellement un utilisateur expérimenté en traitement d'images ou en fusion peut appréhender le sens de l'ajustement des paramètres mais un utilisateur non avisé procède bien souvent par tâtonnements. Établir des consignes d'ajustement pour l'utilisateur reste un problème ouvert.

Bibliographie

[1] I. Bloch, B. Collin, F. Ealet, C. Garbay, J. Le Cadre, H. Maître, V. Nimier, R. Reynaud, and M. Rombaut. *Fusion d'informations en traitement du signal et des images*. Traitement du Signal et de l'Image. Hermès Science / Lavoisier, 2003.

[2] E. Bossé, A. Jousselme, and P. Maupin. Knowledge, uncertainty and belief in information fusion and situation analysis. In *Data Fusion for Situation Monitoring, Incident Detection, Alert and Response Management*, volume 198, pages 61–80. Nato Science Series III, 2005.

[3] R. L. Ackoff. From data to wisdom. *Journal of Applied Systems Analysis*, 16 :3–9, 1989.

[4] P. E. Bierly, E. H. Kessle, and E. W. Christensen. Organizational learning, knowledge and wisdom. *Journal of Organizational Change Management*, 13(6) :595 – 618, 2000.

[5] C. Rouchouze. Fusion de données : exemple défense et axes de recherche. *Traitement du Signal*, 11(6) :459–464, 1994.

[6] D. Dubois and H. Prade. La problématique scientifique du traitement de l'information. *Information - Interaction - Intelligence (I3)*, 1(2), 2001.

[7] F. E. White. *Data Fusion Lexicon*. Joint Directors of Laboratories, Technical Panel for C3, Data Fusion Subpanel, Naval Ocean Systems Center, San Diego, CA, 1987.

[8] J. Llinas. Toward the utilization of certain elements of ai technology for multi sensor data fusion. In C. J. Harris, editor, *Application of artificial intelligence to command and control systems*. Peter Peregrinus Ltd, 1987.

[9] H. F. Durrant-Whyte. *Integration, coordination and control of multi-sensor robot systems*. Kluwer Academic Publishers, 1988.

[10] M. A. Abidi and R. C. Gonzalez. *Data fusion in robotics and machine intelligence*. Academic Press Professional, Inc., San Diego, CA, USA, 1992.

[11] D. L. Hall. *Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion*. Artech House Publishers, Boston, 1992.

[12] M. Kokar and K. Kim. Preface to the special section on data fusion : Architectures and issues. *Control Engineering Practice*, 2(5) :803 – 809, 1994.

[13] R. Malhotra. Temporal considerations in sensor management. In *Proceedings of the IEEE national aerospace and electronics conference*, volume 1, pages 86–93, 1995.

[14] D. L. Hall and J. Llinas. An introduction to multisensor data fusion. *Proceedings of the IEEE*, 85(1) :6–23, 1997.

[15] S. Paradis, B. A. Chalmers, R. Carling, and P. Bergeron. Toward a generic model for situation and threat assessment. volume 3080, pages 171–182. SPIE, 1997.

[16] L. Wald. A European proposal for terms of reference in data fusion. In *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing Commission VII Symposium Resource and Environmental Monitoring*, volume XXXII, pages 651–654, Budapest Hongrie, 1998.

[17] B. V. Dasarathy. what, where, why, when, and how ? *Information Fusion*, 2(2) :75–76, 2001.

[18] D. L. Hall and J. Llinas. *Handbook of Multisensor Data Fusion*. CRC Press, June 2001.

[19] F. Mastrogiovanni, A. Sgorbissa, and R. Zaccaria. A distributed architecture for symbolic data fusion. In *International Joint Conference on Artificial Intelligence IJCAI'07*, pages 2153–2158, 2007.

[20] B. V. Dasarathy. Sensor fusion potential exploitation-innovative architectures and illustrative applications. *Proceedings of the IEEE*, 85(1) :24–38, 1997.

[21] M. Mangolini. *Apport de la fusion d'images satellitaires multicapteurs au niveau pixels en télédétection et photo-interprétation*. PhD thesis, Université de Nice Sophia Antipolis, 1994.

[22] R. Reynaud and S. Bouaziz. Architecture de systémes multicapteurs. *Traitement du signal (Méthodologie de la gestion intelligente des senseurs)*, 22(4) :393 – 405, 2005.

[23] M. Bedworth and J. O'Brien. The omnibus model : a new model of data fusion. In *IEEE Aerospace and Electronics Systems Magazine*, pages 30–36, 2000.

[24] M. E. Liggins, C. Y. Chong, I. Kadar, M. G. Alford, V. Vannicola, and S. Thomopoulos. Distributed fusion architectures and algorithms for target tracking. *Proceedings of the IEEE*, 85(1) :95–107, jan 1997.

[25] L. Wald. *Data Fusion Definitions and Architectures Fusion of Images of Different Spatial Resolutions*. Les Presses, Ecole des Mines de Paris, 2002.

[26] M. Kokar and K. Kim. Review of multisensor data fusion architectures and techniques. In *Proceedings of the 1993 IEEE International Symposium on Intelligent Control (ISIC'93)*, pages 261–266, 1993.

[27] J. Esteban, A. Starr, R. Willetts, P. Hannah, and P. Bryanston-Cross. A review of data fusion models and architectures : towards engineering guidelines. *Neural Computing & Applications*, 14 :273–281, 2005.

[28] P. Blasch and Susan Plano. JDL level 5 fusion model "user refinement" issues and applications in group tracking. In *Storage and Retrieval for Image and Video Databases*, 2002.

[29] A. N. Steinberg, C. L. Bowman, and F. E. White. Revisions to the JDL data fusion model. In *Storage and Retrieval for Image and Video Databases*, 1999.

[30] J. Llinas, C. Bowman, G. Rogova, A. Steinberg, E. Waltz, and F. White. Revisiting the JDL data fusion model II. In *P. Svensson and J. Schubert (Eds.), Proceedings of the Seventh International Conference on Information Fusion ICIF*, pages 1218–1230, 2004.

[31] C.J. Harris, A. Bailey, and T.J. Dodd. Multi-sensor data fusion in defence and aerospace. *Aeronautical Journal*, 102(1015) :229–244, 1998.

[32] J. Boyd. *A Discourse on Winning and Losing*. Maxwell AFB lecture, 1987.

[33] F. E. White. A model for data fusion. In *Proceedings of the First National Symposium on Sensor Fusion*, 1998.

[34] L. Valet. *Un système flou de fusion coopérative application au traitement d'images naturelles*. PhD thesis, Université de Savoie, 2001.

[35] L. Trasoudaine, P. Checchin, J. Alizon, F. Collange, and J. Gallice. Gestion intelligente de capteurs et fusion multisensorielle pour la détection et le suivi d'obstacles sur route. *Traitement du signal*, 13(2) :127–142, 1996.

[36] P. K. Varshney. Scanning the issue. *Proceeding of the IEEE*, 85(1) :3–5, 1997.

[37] S. R. Julien. *Systèmes coopératifs de fusion explicitant les dépendances entre les informations : application à l'interprétaion d'images tomographiques 3D et à la sélection de films d'animation*. PhD thesis, Université de Savoie, 2008.

[38] L. Valet, G. Mauris, P. Bolon, and N. Keskes. A fuzzy rule-based interactive fusion system for seismic data analysis. *Information Fusion*, 4(2) :123 – 133, 2003.

[39] V. Bombardier, C. Mazaud, P. Lhoste, and R. Vogrig. Contribution of fuzzy reasoning method to knowledge integration in a defect recognition system. *Computers in Industry*, 58(4) :355 – 366, 2007.

[40] N. M. Wanas, D. A. Rozita, and K. S. Mohamed. Adaptive fusion and cooperative training for classifier ensembles. *Pattern Recognition*, 39(9) :1781–1794, September 2006.

[41] B.V. Dasarathy. Elucidative fusion systems - an exposition. *International journal on information fusion*, 1(1) :5–15, 2000.

[42] A. Bastière. Methods for multisensor classification of airborne targets integrating evidence theory. *Aerospace Science and Technology*, 2(6) :401 – 411, 1998.

[43] M. Kam, C. Rorres, W. Chang, and X. Zhu. Performance and geometric interpretation for decision fusion with memory. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 29(1) :52 – 62, 1999.

[44] N.G. Brannon, J.E. Seiffertt, T.J. Draelos, and D.C. Wunsch II. Coordinated machine learning and decision support for situation awareness. *Neural Networks*, 22(3) :316 – 325, 2009.

[45] J. Desachy, L. Roux, and E. Zahzah. Numeric and symbolic data fusion : A soft computing approach to remote sensing images analysis. *Pattern Recognition Letters*, 17(13) :1361 – 1378, 1996.

[46] N. Milisavljevic. *Analysis and fusion in the theory of Belief function of multi-sensor data for humanitarian mine detection*. PhD thesis, ENST, Paris France, 2008.

[47] C. Ciofolo and C. Barillot. Atlas-based segmentation of 3D cerebral structures with competitive level sets and fuzzy control. *Medical Image Analysis*, 13(3) :456 – 470, 2009.

[48] C. Ciofolo and C. Barillot. Brain segmentation with competitive level sets and fuzzy control. In Gary Christensen and Milan Sonka, editors, *Information Processing in Medical Imaging*, volume 3565, pages 489–517. Springer Berlin Heidelberg, 2005.

[49] J. L. Foo, G. Miyano, T. Lobe, and E. Winer. Three-dimensional segmentation of tumors from CT image data using an adaptive fuzzy system. *Comput. Biol. Med.*, 39 :869–878, October 2009.

[50] P. Jannin, C. Grova, and B. Gibaud. Fusion de données en imagerie médicale : revue méthodologique basée sur le contexte clinique. *ITBM-RBM*, 22(4) :196 – 215, 2001.

[51] W. Dou, S. Ruan, Y. Chen, D. Bloyet, and J. Constans. A framework of fuzzy information fusion for the segmentation of brain tumor tissues on MR images. *Image Vision Comput.*, 25 :164–171, February 2007.

[52] K. J. Worsley and K. J. Friston. Analysis of FMRI time-series revisited–again. *NeuroImage*, 2(3) :173 – 181, 1995.

[53] G. Niu and B. Yang. Intelligent condition monitoring and prognostics system based on data-fusion strategy. *Expert Systems with Applications*, 37(12) :8831 – 8840, 2010.

[54] C.S. Wu, J. Xu, and L. Wu. A diagnostic expert system for weld defects. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 4(1) :65 – 69, 1991.

[55] M. Mitchell. Complex systems : Network thinking. *Artificial Intelligence*, 170(18) :1194 – 1212, 2006.

[56] Y. J. Zhang. A survey on evaluation methods for image segmentation. *Pattern Recognition*, 29(8) :1335 – 1346, 1996.

[57] A. Hafiane, S. Chabrier, C. Rosenberger, and H. Laurent. A new supervised evaluation criterion for region based segmentation methods. In *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems ACIVS07*, pages 439–448, 2007.

[58] W. Pedrycz, L. Yang, and M. Ha. On the fundamental convergence in the (c) mean in problems of information fusion. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 358(2) :203 – 222, 2009.

[59] J. Dubus. Mesure par analyse d'image analyse multirésolution et psychovisuelle. In *Traités des Techniques de l'Ingénieur*, pages 1–20. Techniques de l'Ingénieur, mars 1998.

[60] F. Laporterie-Déjean, H. de Boissezon, G. Flouzat, and M. Lefèvre-Fonollosa. Thematic and statistical evaluations of five panchromatic/multispectral fusion methods on simulated pleiades-hr images. *Information Fusion*, 6(3) :193 – 212, 2005.

[61] H. Chen and P. K. Varshney. A human perception inspired quality metric for image fusion based on regional information. *Information Fusion*, 8(2) :193–207, 2007.

[62] Y. Chen and R. S. Blum. A new automated quality assessment algorithm for image fusion. *Image and Vision Computing*, 27(10) :1421 – 1432, 2009.

[63] V. Petrovic. Subjective tests for image fusion evaluation and objective metric validation. *Information Fusion*, 8(2) :208 – 216, 2007.

[64] A. Toet and E. M. Franken. Perceptual evaluation of different image fusion schemes. *Displays*, 24(1) :25 – 37, 2003.

[65] G. Qu, D. Zhang, and P. Yan. Information measure for performance of image fusion. *Electronics Letters*, 38(7) :313–315, 2002.

[66] C. S. Xydeas and V. Petrovic. Objective image fusion performance measure. *Electronics Letters*, 36(4) :308–309, february 2000.

[67] Z. Wang and A. C. Bovik. A universal image quality index. *International Journal of Signal Processing*, 9(3) :81–84, March 2002.

[68] A. Lamallem, L. Valet, and D. Coquin. Performance evaluation of a fusion system devoted to image interpretation. In *13th International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty IPMU*, pages 464–473, Dortmund, Germany, June 2010.

[69] F. Bujor. *Extraction - fusion d'informations en imagerie radar multi-temporelle*. PhD thesis, Université de Savoie, 2004.

[70] L. Vinet. *Segmentation et mise en correspondance de régions de paires d'images stéréoscopiques*. PhD thesis, Université de Paris IX Dauphine, 1991.

[71] D. R. Martin. *An Empirical Approach to Grouping and Segmentation*. PhD thesis, University of California, Berkeley, August 2003.

[72] W. A. Yasnoff., J. K. Mui, and J. W. Bacus. Error measures for scene segmentation. *Pattern Recognition*, 9(4) :217 – 231, 1977.

[73] A. J. Baddeley. An error metric for binary images. In *Proceedings of the second International Workshop on Robust Computer Vision : Quality of Vision Algorithms*, pages 59 – 78, Karlsruhe, Germany, 1992.

[74] S. X. Yu and J. Shi. Segmentation given partial grouping constraints. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 26 :173–183, January 2004.

[75] S. Chabrier. *Contribution à l'évaluation de performances en segmentation d'images*. PhD thesis, Université d'Orléans, Décembre 2004.

[76] H. Zhang, J. E. Fritts, and S. A. Goldman. Image segmentation evaluation : A survey of unsupervised methods. *Comput. Vis. Image Underst.*, 110 :260–280, May 2008.

[77] F. Huet and S. Philipp. Fusion of images interpreted by a new fuzzy classifier. *Pattern Analysis & Applications*, 1 :231–247, 1998.

[78] H. Mine and K. Ohno. Decomposition of mathematical programming problems by dynamic programming and its application to block-diagonal geometric problems. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 32 :370–385, 1970.

[79] L. V. Bertalanffy. *General System theory : Foundations , Development , Applications*. George Braziller, New York, 1976.

[80] K. E. Boulding. *The Image : knowledge in life and society*. The University of Michigan Press, Ann Arbor, 1956.

[81] W. R. Ashby. *An introduction to cybernetics*. Chapman & Hall LTD, London, 1957.

[82] N. Wiener. *Cybernetics or control and communication in the animal and the machine*. MIT Press, 1948.

[83] J. L. Le Moigne. *La modélisation des systèmes complexes*. Dunod, Paris, 1990.

[84] H. Crowther-Heyck. Herbert simon and the gsia : building an interdisciplinary community. *Journal of the History of the Behavioral Sciences*, 42(4) :311–334, 2006.

[85] J. De Rosnay. *Le macroscope : vers une vision globale*. Editions du Seuil, 1975.

[86] E. Morin. *La méthode Tome 1, La nature de la nature*. Editions du Seuil, 1977.

[87] H. Mintzberg and J. B. quinn. *The strategy process : concepts, contexts, cases*. Prentice Hall, 1996.

[88] H. A. Simon. *Models of bounded rationality*. MIT Press, Cambridge, Mass, 1982.

[89] V. Clivillé. *Approche systémique et méthode multicritère pour la définition d'un système d'indicateurs de performance*. PhD thesis, Université de Savoie, 2004.

[90] P. J. B. Hancock, R. J. Baddeley, and L. S. Smith. The principal components of natural images. *Network : Computation in Neural Systems*, 3(1) :61–70, 1992.

[91] R. M. Haralick and L. G. Shapiro. *Computer and robot vision*, volume 1. Addison Wesley Publishing Compagny, 1992.

[92] M. Grabisch and M. Sugeno. Multi-attribute classification using fuzzy integral. In *Proc. IEEE Int Fuzzy Systems Conf*, pages 47–54, 1992.

[93] M. Grabisch and Jean-Marie Nicolas. Classification by fuzzy integral : Performance and tests. *Fuzzy Sets and Systems*, 65(2-3) :255 – 271, 1994.

[94] T. Chaira and A.K. Ray. Fuzzy measures for color image retrieval. *Fuzzy Sets and Systems*, 150(3) :545 – 560, 2005.

[95] M. Grabisch. The application of fuzzy integrals in multicriteria decision making. *European Journal of Operational Research*, 89(3) :445–456, March 1996.

[96] S. Jullien, L. Valet, G. Mauris, P. Bolon, and S. Teyssier. An attribute fusion system based on the choquet integral to evaluate the quality of composite parts. *IEEE T. Instrumentation and Measurement*, 57(4) :755–762, 2008.

[97] G .E. P. Box, W. G. Hunter, and J. S. Hunter. *Statistics for Experimenters*. deuxième édition. John Wiley and Sons, 2005.

[98] A. Lamallem, D. Coquin, and L. Valet. Aggregation evaluation of a fusion system devoted to image interpretation. In *International Conference on Information Fusion (ICIF)*, Edinburgh, U.K, July 2010.

[99] Y. Rubner, C. Tomasi, and L. Guibas. The earth mover's distance as a metric for image retrieval. *International Journal of Computer Vision*, 40(2) :99–121, 2000.

[100] M. J. Swain and D. H. Ballard. Color indexing. *International Journal of Computer Vision, IJCV*, 7(1) :11–32, novembre 1991.

[101] M. Stricker and M. Orengo. Similarity of color images. In *Storage and Retrieval for Image and Video Databases*, volume SPIE–2420, pages 381–392, San Jose United States, February 1995.

[102] L. Lee. Measures of distributional similarity. In *Proceedings of the 37th annual meeting of the Association for Computational Linguistics on Computational Linguistics*, ACL, pages 25–32, Stroudsburg, PA, USA, 1999. Association for Computational Linguistics.

[103] O. Pele and M. Werman. The quadratic-chi histogram distance family. In *European Conference on Computer Vision*, 2010.

[104] W. Niblack, R. Barber, W. Equitz, M. Flickner, E. H. Glasman, D. Petkovic, P. Yanker, C. Faloutsos, and G. Taubin. The qbic project : Querying images by content, using color, texture, and shape. In *Storage and Retrieval for Image and Video Databases (SPIE)*, pages 173–187, 1993.

[105] M. Werman, S. Peleg, and A. Rosenfeld. A distance metric for multidimensional histograms. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 32(3) :328 – 336, 1985.

[106] C.T. Yossi Rubner and L.J. Guibas. A metric for distributions with applications to image database. In *International Conference on Computer Vision IEEE*, pages 59–66, New York, 1998.

[107] H. Ling and K. Okada. An efficient earth mover's distance algorithm for robust histogram comparison. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29 :840–853, 2007.

[108] A. Lamallem, L. Valet, and D. Coquin. A separability index based on earth mover's distance for local evaluation of fusion system. In *IEEE International Symposium of Optomechatronic Technologies ISOT*, Toronto, Canada, September 2010.

[109] D. Dubois and H. Prade, editors. *Fundamentals of Fuzzy Sets*. The Handbooks of Fuzzy Sets Series. Kluwer, Boston, Mass., 2000.

[110] A. Lamallem, L. Valet, and D. Coquin. Towards the supervision of a fusion system for 3d image interpretation. In *IEEE International Conference on Intelligent Systems Design and Applications ISDA*, page cdrom, Cordoba, Spain, November 2011.

[111] G. Mauris. Representing and approximating symmetric and asymmetric probability coverage intervals by possibility distributions. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 58(1) :41–45, january 2009.

[112] S. Destercke, D. Dubois, and E. Chojnacki. Possibilistic information fusion using maximal coherent subsets. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 17(1) :79 –92, february 2009.

[113] A. De Luca and S. Termini. A definition of a nonprobabilistic entropy in the setting of fuzzy sets theory. *Information and Control*, 20(4) :301 – 312, 1972.

[114] L. Valet, B. S.L.P. de Lima, and A. G. Evsukoff. A genetic-algorithm-based fusion system optimization for 3D image interpretation. In *15th Iberoamerican Congress on Pattern Recognition, CIARP2010*, LNCS 6419, pages 338–345. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2010.

[115] J. Holland. *Adaptation in Natural and Artificial Systems : An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*. The MIT Press, apr 1992.

[116] O. Guenounou. *Méthodologie de conception de contrôleurs intelligents par l'approche génétique- application à un bioprocédé*. PhD thesis, Université de Toulouse, 2009.

[117] J. J. Grefenstette. A user's guide to genesis 5.0. Technical report, Navy Centre for Applied Research in Artificial Intelligence, Washington D.C., 1990.

[118] M. Beckmann, L. Valet, and B. S. L. P. De Lima. Choquet integral parameter optimization for a fusion system devoted to image interpretation. In *14th International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty IPMU*, Catania, Italy, 2012.

[119] S. Singh, M. Singh, and M. Markou. Feature selection for face recognition based on data partitioning. In *Proceedings of the 16 th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, volume 1, pages 680–683, Washington, DC, USA, 2002.

[120] K. Fukunaga. *Statistical pattern recognition : Second edition*. Morgan Kaufmann, 1990.

[121] A. Lamallem, L. Valet, and D. Coquin. Local evaluation of a fusion system for 3D tomographic image interpretation. *International Journal of Optomechatronics*, 4(4) :362–378, 2010.

[122] A. Lamallem, L. Valet, D. Coquin, B. S.L.P de Lima, and S. Galichet. Symbolic evaluation of a fusion system devoted to 3D image interpretation. In *32th Iberian Latin American Congress on Computational Methods in Engineering (CILAMCE)*, Ouro Preto, Brazil, November 2011.

Publications de l'auteur

Revues d'audience internationale

1. A. Lamallem, L. Valet, D. Coquin, *Local evaluation of a fusion system for 3D tomographic image interpretation*, International Journal of Optomechatronics, Vol. 4, No. 4, 2010, pp. 362-378.

Conférences d'audience internationale avec actes

2. A. Lamallem, L. Valet, D. Coquin, *A multi level evaluation for fusion system interaction*, International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems (IPMU) 2012, Catania, Italy, 2012.

3. A. Lamallem, L.Valet, D. Coquin *Towards the Supervision of a Fusion System for 3D Image Interpretation*, IEEE International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA), Cordoba, Spain , 2011, cdrom.

4. A. Lamallem, L. Valet, D. Coquin , B. S.L.P. de Lima, S. Galichet, *Symbolic evaluation of a fusion system devoted to 3D image interpretation*, XXXII Congresso Ibero Latino Americano de Méthodos Computacionais em Engenharia CILAMCE, Ouro Preto, Brasil, 2011, cdrom.

5. A. Lamallem, Valet, D. Coquin, *A Separability Index Based on Earth Mover's Distance for Local Evaluation of Fusion System*, IEEE International Symposium of Optomechatronic Technologies (ISOT), Toronto, Canada, 2010, cdrom.

6. A. Lamallem, D. Coquin, L. Valet, *Aggregation evaluation of a fusion system devoted to image interpretation*, International Conference on Information Fusion (ICIF), Edinburgh, U.K., 2010, cdrom.

7. A. Lamallem, L. Valet, D. Coquin, *Performance evaluation of a fusion system devoted to image interpretation*, International Conference on Information Processing

and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems (IPMU), Dortmound, Allemagne, 2010, pp. 464-473.

8. A. Lamallem, L. Valet, D. Coquin, *Local versus global evaluation of a cooperative fusion system for 3D image interpretation*, IEEE International Symposium of Optomechatronic Technologies (ISOT), Istanbul, Turkey, 2009, pp. 360-365.

Conférences d'audience nationale et francophone avec actes

9. A. Lamallem, D. Coquin, L. Valet, *Evaluation locale de la performance basée sur un critère Mission/Qualité*, 23ème colloque GRETSI en Traitement du Signal et des Images, 2011, Bordeaux, France, cdrom.

Liste des figures

1.1 Une hiérarchie cognitive extraite de *organizational learning, knowledge and wisdom* de Paul E. Bierly. 7
1.2 Niveaux de la fusion. 11
1.3 Architectures matérielles de la fusion : les flèches matérialisent le sens des canaux de communications. 13
1.4 Le modèle JDL. 14
1.5 Le modèle DFD. 16
1.6 Le modèle en cascade (*Waterfall model*). 17
1.7 Le modèle OODA. 18
1.8 Le modèle Omnibus. 19
1.9 Le modèle du cycle de renseignement *The Intelligence Cycle*. 20
1.10 Les principales étapes d'un processus de fusion. 21
1.11 Système coopératif de fusion d'informations. 22
1.12 Exemple de conditions de mesures présentées dans [59]. 26
1.13 Classification des méthodes d'évaluation proposée par Chabrier. . . 27
1.14 Un exemple de courbe ROC. 31

2.1 Le schéma d'évaluation des entités du système de fusion. 39
2.2 Le système de fusion conçu pour l'analyse des images 3D. 40
2.3 L'image 3D de synthèse étudié. 43
2.4 L'histogramme de l'image synthétique 3D. 43
2.5 La segmentation par seuillage manuel. 44
2.6 Résultat de segmentation obtenu par une fusion avec les paramètres initiaux $T_{Global} = 75.15\%$. 45
2.7 Exemple de courbe $y = f(x_i)$. 45
2.8 Le report des pointés de l'expert dans l'espace des attributs. 48

2.9 Illustration de deux histogrammes normalisés (issus d'une application industrielle). 49
2.10 Comportement de la distance de Manhattan. 52
2.11 Comparaison de la distance de Manhattan et L'EMD-L_1. 52
2.12 Les résultats successifs de segmentation. 57
2.13 Une représentation symbolique de la séparabilité par trois distributions de possibilité. 59
2.14 Représentation des mesures de séparabilité S_i^j par des distributions de possibilité. (Exemple pour une région donnée R_i, quand trois attributs sont utilisés ($j = 1..3$)). 59
2.15 Application de l'évaluation symbolique sur deux niveaux. 61
2.16 Une vision pyramidale de l'évaluation du système de fusion. 61
2.17 Illustration sur une section 2D de l'amélioration de la détection. . . . 65

3.1 La plate-forme matérielle. 68
3.2 Logiciels utilisés pour la visualisation des images 3D. 68
3.3 Fusion 1 : illustration de la fusion obtenue avec 10 attributs. 70
3.4 Évolution du temps de calcul en fonction du nombre d'attributs. . . . 73
3.5 Segmentations obtenues. 73
3.6 Exemple de pièce électrotechnique en fibre de verre réalisée par Schneider Electric. 74
3.7 Schéma de principe de la tomographie. 75
3.8 Les regions d'intérêt recherchées dans les images tomographiques. . 76
3.9 Cartographie obtenue après la première action. 77
3.10 La cartographie obtenue. 78
3.11 La cartographie obtenue. 80
3.12 Résultat de la fusion des attributs A_1 et A_2. 83
3.13 La classification obtenue après l'optimisation. 84
3.14 Exemple d'attribut extrait à partir d'un bloc 3D. 86
3.15 La cartographie obtenue par sélection d'attributs. 90
3.16 Une partie du bloc sismique étudié. 91
3.17 Illustration du principe de la réflexion sismique. 92
3.18 Exemple de régions d'intérêt : les horizons sismiques R_1 et les régions homogènes R_2. 92
3.19 La cartographie obtenue avec la fusion 1. 94

3.20 La cartographie obtenue avec la fusion 2. 95
3.21 La cartographie obtenue avec la fusion 3. 95

Liste des tableaux

1.1 Les cinq catégories de fusion du modèle DFD. 16
1.2 Exemple de matrice de confusion. 29
1.3 Matrice de confusion. 30

2.1 Liste des paramètres du système de fusion. 42
2.2 Les paramètres initiaux des attributs. 44
2.3 Exemple de calcul pour un échantillon d'image de taille $271 \times 522 \times 215$. 46
2.4 L'évaluation locale du système de fusion avec les paramètres initiaux. 56
2.5 Nouvel ajustement des paramètres de l'attribut A_{LH}. 56
2.6 L'évaluation locale du système de fusion après l'ajustement. 56
2.7 Évaluation de l'étape d'agrégation avec la distance EMD. 57
2.8 Les paramètres initiaux. 62
2.9 Niveau 2 : le tableau de bord synthétisant les performances du système de fusion. 62
2.10 Le tableau de bord à l'échelle de la région pour la fusion initiale. . . . 63
2.11 Les séparabilités de la région R_2. 63
2.12 Le tableau de bord au niveau des régions, après l'amélioration de l'étape d'extraction pour la région R_2. 63
2.13 Les séparabilités des attributs pour la région R_3. 64
2.14 Le tableau de bord au niveau de la région R_3 après l'ajustement des attributs. 64
2.15 Les séparabilités des attributs pour la région R_1. 64
2.16 Le tableau de bord au niveau de la région R_1 après l'ajustement des attributs. 65

3.1 Séparabilités des 13 attributs, calculées pour chaque région. 69

3.2 La fusion initiale (10 attributs). 70
3.3 Fusion 2 : ajout de l'attribut A_{11} à la fusion 1. 70
3.4 Fusion 3 : ajout de l'attribut A_{12} à la fusion 2. 71
3.5 Fusion 4 : ajout de l'attribut A_{13} à la fusion 3. 71
3.6 Fusion 5 : suppression des attributs A_6 et A_9. 72
3.7 Fusion 6 : suppression de l'attribut A_{10}. 72
3.8 Les paramètres initiaux des attributs. 77
3.9 Le tableau de bord obtenu après la première fusion. 77
3.10 Deuxième étape : paramètres de l'attribut ajouté A_{D3}. 78
3.11 Le tableau de bord du système de fusion avec l'ajout de A_{D3}. 78
3.12 Image tomographique : zoom sur la région R_2. 79
3.13 Troisième étape : paramètres de l'attribut ajouté A_{D2}. 79
3.14 Après avoir supprimé l'attribut A_H pour la région R_2. 80
3.15 Paramètres initiaux des attributs. 82
3.16 Fusion initiale : les indices de séparabilité et les taux de détection. . . 83
3.17 Définition des gènes de l'attribut A_1. 84
3.18 Résultat de la fusion de l'attribut optimisé A_1'' et l'attribut A_2. . . . 84
3.19 Paramètres des attributs. 87
3.20 Séparabilité entre les régions recherchées pour chaque attributs. . . . 88
3.21 Sélection selon le critère C_1. 88
3.22 Sélection selon le critère C_2. 88
3.23 Séparabilité des attributs. 93
3.24 Fusion 1 : la fusion des attributs $\{A_4..A_6\}$. 93
3.25 Fusion 2 obtenue avec les attributs $\{A_3,A_4,A_5,A_6,A_{10}\}$. 94
3.26 Fusion 3 obtenue avec les attributs $\{A_1,...,A_6,A_{10},A_{11}\}$. 94