

UNIVERSITÉ DE SAVOIE
Laboratoire d’Informatique, Systèmes, Traitement de
l’Information et de la Connaissance

THÈSE

en vue d’obtenir le grade de
DOCTEUR DE L’UNIVERSITÉ DE SAVOIE
spécialité : ÉLECTRONIQUE, ÉLECTROTECHNIQUE ET AUTOMATIQUE

présentée le 25 Avril 2008 par

Sylvie RAMASSO-JULLIEN

*Systèmes coopératifs de fusion explicitant les dépendances
entre les informations :*

*application à l’interprétation d’images tomographiques 3D
et à la sélection de films d’animation*

M. L. WALD	Professeur à l’Ecole des Mines de Paris	Président
M. J. CHANUSSOT	Professeur à l’Institut Polytechnique de Grenoble	Rapporteur
M. M. GRABISCH	Professeur à l’Université Paris I	Rapporteur
M. J. MONTMAIN	Professeur à l’Ecole des Mines d’Alès	Examinateur
M. Ph. BOLON	Professeur à l’Université de Savoie	Directeur de thèse
M. G. MAURIS	Maître de Conférences à l’Université de Savoie	Co-directeur de thèse
M. L. VALET	Maître de Conférences à l’Université de Savoie	Co-directeur de thèse

De nombreuses études se sont penchées sur les vertus du rire. Et la liste des bienfaits est longue. Ainsi, l'humour pourrait réduire les sensations de douleur, booster le système immunitaire, améliorer les fonctions cognitives, prévenir les maladies cardio-vasculaires, chasser le stress... Sans oublier les fonctions sociales du rire, qui permet de faciliter les rapports avec les autres, de s'intégrer à un groupe... Difficile aujourd'hui d'imaginer une vie sans humour!

par Alain Sousa

Remerciements

Cette thèse a été financée par une bourse Emergence de la Région Rhône-Alpes et menée en collaboration avec Schneider Electric et la Cité de l'image en mouvement.

Je tiens à remercier Lucien Wald qui m'a fait l'honneur de présider le jury. Je remercie Michel Grabisch et Jocelyn Chanussot d'avoir accepté de rapporter sur ma thèse. Je remercie également Jacky Montmain d'avoir bien voulu examiner ces travaux.

Mille mercis au jury pour leurs remarques et leurs conseils avisés qui ont permis de faire progresser ces travaux et de les éclairer de perspectives intéressantes.

Ce travail n'aurait pu être complet sans l'encadrement de Philippe Bolon, Gilles Mauris et Lionel Valet. Leurs compétences, leurs conseils et leur écoute m'ont aidé tout au long de la thèse.

Je remercie grandement les experts de Schneider Electric, Juan Aymami, Sylvie Teyssier, Brigitte Ohl, Emmanuelle Ackermann ainsi que les membres de la Cité de l'image en mouvement, Tiziana Loschi, Géraldine Baché, Laurent Million, Nicolas Pasquier pour leur implication dans les travaux de thèse et pour m'avoir fait confiance.

Je remercie également tous les membres du LISTIC pour leur accueil, leurs encouragements et leur sympathie. Je voudrais plus particulièrement remercier mes collègues de bureaux Azadeh, Lavinia, Nacima, Andrea pour leur gentillesse et leur soutien. De plus, merci à tous les doctorants du laboratoire à qui je souhaite beaucoup de réussite en particulier dans leur thèse.

Je ne pourrais suffisamment remercier mon mari, Emmanuel, pour son soutien sans faille et pour avoir partager avec moi tous les moments heureux et difficiles. Je tiens également à remercier, de tout coeur, toute ma famille sans qui je n'aurais pu en arriver là.

Aux personnes présentes et à ceux que je n'oublierais jamais, je dis MERCI.

Table des matières

Table des matières	0
Introduction	5
1 Dépendance entre les informations dans les systèmes de fusion d'informations	9
1.1 Systèmes de fusion d'informations	9
1.1.1 Informations à fusionner	11
1.1.2 Objectifs des systèmes de fusion d'informations	11
1.1.3 Fonctionnalités des systèmes de fusion d'informations	12
1.1.4 Systèmes coopératifs de fusion d'informations	14
1.1.5 Cadre des travaux	16
1.2 Dépendances entre informations	17
1.2.1 Notion de dépendance entre informations	17
1.2.2 Dépendances statistiques entre informations	18
1.2.3 Dépendances fonctionnelles dans les systèmes de fusion	22
1.3 Bilan et positionnement	35
1.3.1 Bilan sur les dépendances	35
1.3.2 Classification des systèmes de fusion	37
1.3.3 Positionnement des applications traitées	38
2 Interprétation d'images tomographiques 3D	41
2.1 Contexte industriel	41
2.1.1 Tomographie à rayons X	42
2.1.2 Attributs disponibles	45
2.1.3 Cartes d'appartenance	47

2.1.4	Evaluation des cartes d'appartenance	50
2.2	Système de fusion	52
2.2.1	Moyenne arithmétique	52
2.2.2	Post-traitement	53
2.2.3	Intégrale de Choquet	55
2.2.4	Identification basée sur l'entropie	56
2.3	Identification basée sur l'entropie relative	58
2.3.1	Entropie relative	58
2.3.2	Interprétation de l'entropie relative en mesure floue	60
2.3.3	Intégrale de Choquet 2-additive	63
2.3.4	Visualisation des dépendances dans la coopération avec l'expert	64
2.4	Performance du système de fusion	66
2.4.1	Plate-forme d'aide à l'interprétation d'images tomographiques 3D	66
2.4.2	Analyse des dépendances fonctionnelles identifiées	68
2.4.3	Impact des régions de référence	69
2.4.4	Impact du paramètre α de la divergence de Skew	72
2.4.5	Evaluation quantitative des cartographies délivrées par le système de fusion	73
2.4.6	Impact du degré de sévérité	75
2.4.7	Amélioration des performances par la prise en compte des dépendances	78
2.5	Conclusion	81
3	Sélection de films d'animation	83
3.1	Contexte culturel	83
3.1.1	Processus de présélection pré-existant	83
3.1.2	Limites de l'ancien système et objectifs à atteindre	85
3.1.3	Processus de présélection proposé	86
3.2	Système de fusion modélisant le comportement d'évaluation	88
3.2.1	Fusion par moyenne généralisée	89
3.2.2	Identification des dépendances fonctionnelles	96
3.2.3	Evaluations servant à l'identification des dépendances	98

<i>Table des matières</i>	3
3.3 Les fonctionnalités d'aide à la sélection consensuelle	102
3.3.1 Sélection semi-supervisée	102
3.3.2 Paradoxes	103
3.3.3 Visualisation des dépendances préférentielles	104
3.3.4 Dispersion des évaluations	105
3.3.5 Plate-forme logicielle et matérielle	106
3.4 Bilan des présélections 2006 et 2007	107
3.4.1 Bilan global des présélections	108
3.4.2 Bilan sur la modélisation des comportements	109
3.4.3 Bilan sur les actions de coopération mise en œuvre	112
3.5 Conclusion	117
Conclusion générale	119
A Attributs caractérisant l'image tomographique	123
A.1 Attributs caractérisant l'organisation des niveaux de gris	123
A.2 Attribut caractérisant les textures de l'image	125
A.3 Attribut caractérisant les zones homogènes	126
B Résultats obtenus sur les pièces 2 et 3	129
B.1 Analyse de la pièce 2	129
B.2 Analyse de la pièce 3	133
C Evaluations servant à l'identification du comportement des juges	137
D Pays représentés au Festival	141
Bibliographie	154
Publications de l'auteur	155
Liste des figures	157
Liste des tableaux	161

Introduction

Cadre général

Dans de nombreuses applications liées à des domaines industriel, culturel, commercial ou encore médical, on dispose d'une batterie d'instruments de mesure, généralement appelés capteurs, permettant de recueillir des données afin d'étudier un problème complexe. Ces données sont porteuses d'informations mais elles peuvent aussi manquer de fiabilité, de précision ou encore d'interprétabilité. Se pose alors le problème de prendre en compte l'ensemble de ces données tout en s'affranchissant de leurs défauts.

Dans les années 60, un domaine de recherche est apparu sous le nom de fusion de données. Il regroupe des techniques permettant de combiner un ensemble d'informations afin d'améliorer la prise de décision. Dès lors, un ensemble de méthodes, prenant la forme d'opérateurs mathématiques et d'outils informatiques, a été développé pour répondre au besoin de combiner des données.

Au fil des évolutions technologiques, des capteurs performants sont apparus permettant d'obtenir des informations plus élaborées que les données brutes et parfois d'un niveau sémantique plus élevé aidant par exemple à leur interprétabilité. La fusion de données est ainsi devenue dans les années 90, la fusion d'informations.

Aujourd'hui, de nombreux domaines d'application emploient des systèmes de fusion d'informations pour des problèmes de plus en plus élaborés. De ce fait, l'information délivrée par le système de fusion doit être exprimée à un niveau d'abstraction plus élevé et interprétable par un utilisateur humain qui devient un élément clé du système de fusion, grâce à sa capacité à donner du sens aux informations traitées. Les nouveaux systèmes s'accordent donc à intégrer des utilisateurs humains dans la combinaison des informations. Dans ce cas, les systèmes sont nommés systèmes coopératifs de fusion d'informations.

Le cœur d'un système de fusion est la combinaison des informations. Cette étape nécessite des paramètres qui représentent le lien ou la dépendance entre les informations d'entrée et l'information de sortie. Cette dépendance peut représenter : une relation physique, une relation de confiance ou une relation de préférence d'un décideur.

L'explicitation de cette dépendance est un aspect important dans l'optique d'aider l'utilisateur humain à mieux comprendre le mécanisme de fusion et ainsi à envisager des actions de rebouclage sur le système de fusion. Cependant, afin d'assurer une coopération efficace entre l'Homme et la Machine, il est également essentiel que les mesures de dépendances soient interprétables. Si, à ce sujet, quelques réalisations ont déjà été développées (comme nous l'exposerons dans le chapitre 1), beaucoup reste à faire pour exploiter au mieux la connaissance humaine dans les systèmes de fusion d'informations.

Les travaux présentés dans ce manuscrit s'inscrivent dans le cadre des systèmes coopératifs de fusion d'informations. Ils proposent une contribution au niveau de l'explicitation des dépendances de nature préférentielle ou de confiance (les dépendances physiques ne sont pas considérées) à travers deux applications impliquant des informations de nature différente (respectivement symbolique et numérique) et provenant de deux domaines différents, industriel et culturel.

Applications

L'application industrielle a été menée en collaboration avec Schneider Electric. Elle porte sur le développement d'un système de fusion d'informations pour l'interprétation d'images tomographiques 3D. Le but est l'obtention rapide d'une cartographie des régions d'intérêt (correspondant aux principales caractéristiques morphologiques) contenues dans les images. Lors de travaux antérieurs, des informations (sous forme d'images) ont été extraites afin de caractériser le contenu des images tomographiques. Cependant, elles ne permettent pas une interprétation complète des images en termes de régions d'intérêt.

Une méthode d'identification des dépendances entre les informations d'entrée et la cartographie, sous la forme de mesures floues, a été développée en s'appuyant sur les connaissances fournies par les experts en sciences des matériaux de Schneider Electric. Les dépendances ainsi obtenues ont une sémantique de confiance dans les informations. Pour améliorer la qualité des cartographies, une coopération entre le système de fusion et les experts a été mise en place. Les mesures des dépendances sont présentées aux experts pour qu'ils puissent mieux comprendre le mécanisme de fusion et ainsi modifier les paramètres du système. Pour faciliter la coopération, une représentation graphique des dépendances est également proposée.

L'application du domaine culturel, a été menée en collaboration avec la cité de l'image en mouvement (CITIA). Elle porte sur le développement d'un système d'aide à la présélection de films d'animation pour le Festival International du Film d'Animation d'Annecy. Le but est d'aider les juges à sélectionner, dans un temps raisonnable, les films qui seront diffusés durant le festival. Avant le développement du système, les juges se basaient uniquement sur leur impression générale concernant les films (exprimée par des mots Oui, Peut-être et Non) pour effectuer la sélection. Les délibérations entre les juges pouvaient être très longues et déboucher sur un vote.

Le processus de sélection a été amélioré en décomposant l'impression générale en quatre critères d'évaluation (Scénario, Esthétique, Animation et Bande son) choisis par le comité d'organisation du festival. Chacun de ces critères est évalué sur une échelle linguistique ordonnée (Très Satisfaisant, Satisfaisant...). À partir de ces évaluations, le système modélise la fusion d'informations effectuée par les juges pour passer des quatre critères à l'impression générale. La difficulté a été de conserver la nature ordinaire des évaluations tout au long du traitement afin d'obtenir une modélisation du comportement d'évaluation de chaque juge. Ainsi, une méthode d'identification des dépendances entre les critères et l'impression générale a été développée pour modéliser les préférences des juges. Elle permet, à partir de profils d'évaluation, d'effectuer une moyenne généralisée et de qualifier l'influence de chaque critère et l'interaction entre eux. Cette modélisation est présentée aux juges par l'intermédiaire d'une représentation graphique qui facilite l'interprétation et aide les juges dans leur coopération avec le système pour qu'ils puissent valider leurs évaluations et atteindre un consensus sur les films à sélectionner. De plus, une plate-forme logicielle d'aide à la sélection a été développée et testée sur les pré-sélections des films pour les festivals 2006 et 2007.

Organisation du mémoire

Chapitre 1 La fusion d'informations est présentée au travers de la définition des objectifs et de la structure des systèmes de fusion d'informations. Puis, les caractéristiques spécifiques des systèmes coopératifs sont exposées. Dans ce cadre, un bref descriptif des systèmes de fusion, mettant en évidence la dépendance entre les informations d'entrée et l'information de sortie, est effectué. Les caractéristiques des dépendances prises en compte, leurs représentations graphiques et quelques systèmes existants sont exposés.

Chapitre 2 L'application industrielle en collaboration avec Schneider Electric est décrite ainsi que l'ensemble des informations d'entrée disponibles. Puis,

le système de fusion mis en œuvre est détaillé ainsi que la méthode d'identification des dépendances de confiance fondée sur une nouvelle méthode utilisant la notion d'entropie relative. Enfin, une évaluation des mesures de dépendance ainsi que de la qualité des cartographies obtenues est effectuée. De plus, la coopération entre le système de fusion et les experts est illustrée par différentes situations, en particulier l'utilisation de différentes régions de référence et le choix du retrait d'une des informations d'entrée.

Chapitre 3 L'application relevant du domaine culturel, menée en collaboration avec la cité de l'image en mouvement d'Annecy, est décrite ainsi que les objectifs du système d'aide à la sélection. La méthode de fusion retenue, réalisant une moyenne généralisée des critères évalués sur une échelle linguistique discrète, est présentée ainsi qu'un mécanisme de détection des incohérences dans les évaluations. Une approche originale permettant d'expliciter les dépendances préférentielles des juges est également proposée. Puis, la mise en œuvre du système de fusion est présentée au travers d'exemples concrets de délibérations. Enfin, un bilan de l'utilisation du système d'aide à la sélection lors des pré-sélections effectuées en 2006 et 2007 est proposé.

Chapitre 1

Dépendance entre les informations dans les systèmes de fusion d'informations

1.1 Systèmes de fusion d'informations

La fusion d'informations a été initiée aux États-Unis d'Amérique dans les années 60 sous le terme de fusion de données. Cet axe de recherche a considérablement évolué depuis, surtout durant les dix dernières années, en raison de l'augmentation des sources d'information liée à l'évolution technologique. Une communauté de chercheurs s'est créée et s'est organisée à travers différentes structures parmi lesquelles :

- l'ISIF, société savante fondée en 1998
- les revues internationales « *Information Fusion* » et « *Journal of Advances in Information Fusion* »
- la conférence ICIF (International Conference of Information Fusion)

Au cours de ces dernières années, de nombreuses définitions de la fusion d'informations ont été proposées. Voici quelques unes d'entre elles :

- *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, B.V. Dasarathy [29].

- *la fusion d’informations consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d’améliorer la prise de décision, I. Bloch [10].*
- *la fusion de données décrit les méthodes et les techniques numériques permettant de mélanger des informations provenant de sources différentes afin d’obtenir une décision ou une estimation, R. Reynaud [103].*
- *data fusion deals with the synergetic combination of information made available by various knowledge sources such as sensors, in order to provide a better understanding of a given scene, M. A. Abidi [1].*
- *multisensor fusion is defined as the process of combining inputs from sensors with information from other sensors, information processing blocks, databases, or knowledge bases, into one representational format, M. Kokar [75].*
- *information fusion is a formal framework in which are expressed means and tools for the alliance of information originating from different sensors. It aims at obtaining information of greater quality; the exact definition of greater quality will depend upon the application, (European Association of Remote Sensing Laboratories), Wald [127].*

Cette dernière définition est intéressante en raison de sa globalité. En effet, la fusion d’informations est définie comme un cadre formel dans lequel s’exprime les moyens et les techniques permettant l’alliance des informations provenant de sources diverses. Cette définition englobe, à la fois, les méthodes de fusion d’informations et les moyens matériels permettant de les mettre en œuvre. Elle inclut également la diversité des sources fournissant de l’information. De plus, l’accent est mis sur l’objectif général de la fusion d’informations qui consiste à augmenter la qualité (au sens large) de l’information. Notons enfin que depuis plusieurs années d’autres domaines que le militaire ont été investis par les systèmes de fusion d’informations [122], comme le domaine médical [9, 5, 117], les géosciences [128, 130, 17, 123], la robotique [119, 97].

1.1.1 Informations à fusionner

Les informations d'entrée d'un système de fusion peuvent se décliner sous plusieurs formes [43, 12] :

- des *observations* : ces informations reflètent le monde tel qu'il est. Elles peuvent être objectives, par exemple issues d'un capteur, ou subjectives, par exemple issues d'une personne.
- des *préférences* : ces informations décrivent le monde tel qu'une personne ou un ensemble de personnes aimerait qu'il soit. Elles se différencient des observations subjectives pour lesquelles les personnes sont des sujets et non des acteurs.
- des *règlements* : ils décrivent comment le monde devrait être. Ils imposent des lois qui peuvent s'appliquer directement sur les informations ou sur leur combinaison.
- des *connaissances* : en opposition aux observations, elles décrivent le monde tel qu'il est *généralement*. Elles définissent un modèle à partir d'un ensemble d'exemples probants ou non.

1.1.2 Objectifs des systèmes de fusion d'informations

Le développement d'un système de fusion d'informations est lié à un objectif recherché sur l'information de sortie. Les principaux objectifs considérés sont présentés dans [43, 122]. Les systèmes de fusion d'informations peuvent ainsi être développés en vue de la *réduction de l'incertitude* sur les informations d'entrée.

D'autres systèmes sont développés en vue d'*améliorer la robustesse* des informations. Les informations d'entrée peuvent être dégradées ou un bruit peut s'ajouter aux informations ou encore des informations d'entrée sont manquantes.

Néanmoins, l'objectif le plus rencontré, reste celui de la *réduction de la dimensionnalité* des informations traitées. La fusion va permettre une *augmentation du niveau d'abstraction* de la sortie par rapport à l'entrée. Deux réalisations antérieures de notre laboratoire s'inscrivent dans cet objectif : par exemple, en traitement d'images, la fusion d'attributs extraits d'images sismiques permet d'obtenir une classification en régions [122] ; en génie industriel, des indicateurs de performance de niveau opérationnel peuvent être synthétisés en une performance globale au niveau stratégique [24].

1.1.3 Fonctionnalités des systèmes de fusion d'informations

Plusieurs étapes de traitement sont mises en œuvre dans un système de fusion [11, 104, 124, 90]. La figure 1.1 propose un synoptique des six grandes fonctionnalités qui peuvent être rencontrées dans un système de fusion d'informations. D'une manière générale, ces systèmes sont dédiés à un sujet d'étude et délivrent des informations de sortie pouvant être analysées par un utilisateur humain ou un autre système. D'autres sources d'informations viennent également alimenter le système de fusion au cours du traitement.

Dans cette structure générale, la première fonctionnalité (notée **I**) d'un système de fusion d'informations est *l'acquisition d'informations* sur le sujet de l'étude. Les informations obtenues peuvent se présenter sous différents formats : des nombres, des valeurs floues, des intervalles, des distributions, des symboles, etc. Deux grandes familles d'informations peuvent être distinguées : les informations numériques et les informations symboliques.

Par ailleurs, les informations d'entrée peuvent être classées en fonction de leur niveau d'abstraction [28, 124]. Le premier niveau est la donnée brute délivrée par un capteur par exemple. L'attribut est le second niveau d'abstraction. Ce type d'information est issu de traitements appliqués sur la donnée brute. Le dernier niveau, la décision, est interprétable par des utilisateurs ou utilisable par un autre système, par exemple le résultat d'une classification. L'ensemble de ces informations d'entrée peut nécessiter un pré-traitement dû à leurs différences, leurs incertitudes ou encore leurs imprécisions. Les informations acquises par différentes sources ne sont pas toujours homogènes et dans ce cas assez fréquent, une étape **II** de *représentation des informations* (parfois appelée alignement des sources [98, 13, 90]) est nécessaire. Cette étape revient souvent à définir, à partir de mesures physiques, des degrés de satisfaction, de similarité, de confiance en des hypothèses ou des décisions.

Une fois que les informations d'entrée ont été représentées, *l'opérateur de combinaison* peut être appliqué (fonctionnalité **III**). La fusion permet de *combiner l'ensemble des informations d'entrée* afin d'en retirer une information de meilleure qualité, conforme à l'objectif de la fusion.

Chaque système de fusion d'informations intègre un opérateur de combinaison dans son processus. Cet opérateur de combinaison est généralement une opération mathématique plus ou moins complexe (par exemple : moyenne, règles floues, réseaux de neurones) faisant intervenir un certain nombre de paramètres qui sont, soit fixés a priori, soit estimés à l'aide d'un mécanisme adéquat (fonctionnalité **IV**).

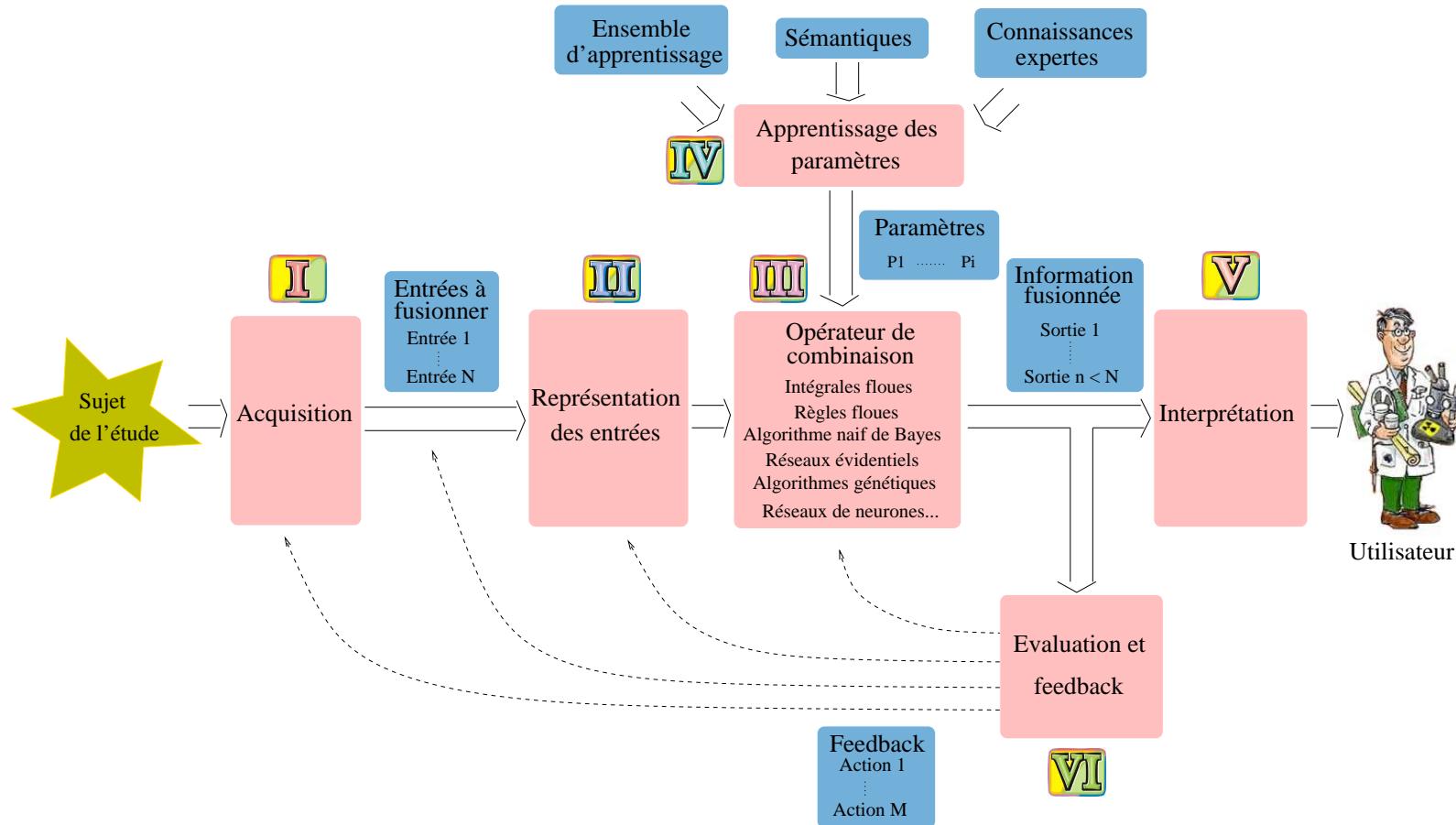


FIG. 1.1 : Synoptique d'un système de fusion.

L'information issue de la fusion peut être utilisée par un autre système, par exemple comme un organe de commande ou encore un utilisateur humain. Parfois, une fonctionnalité d'interprétation est nécessaire pour adapter l'information fusionnée à son usage ultérieur : c'est l'objet de la fonctionnalité . Cette étape revient souvent à prendre une décision.

De plus, en vue de « l'optimisation » de la qualité de l'information de sortie, un bouclage de la sortie sur les paramètres du système de fusion peut être considéré [45, 48, 49]. Ce bouclage passe par une étape  d'*évaluation* de la qualité du résultat de la fusion. Puis, *un ensemble d'actions de feedback* est alors proposé en concordance avec les points à améliorer dans le résultat de la fusion ou dans la modélisation du système réel. Ce *feedback* peut s'appliquer sur les différentes fonctionnalités du système de fusion.

1.1.4 Systèmes coopératifs de fusion d'informations

Auparavant utilisés sur des applications très spécialisées, essentiellement issues du domaine militaire, et dans lesquelles les informations étaient des données provenant du même type de capteur, les opérateurs de fusion visaient à l'automaticité de la combinaison. Et, seulement après, se posait la question du sens de la nouvelle donnée obtenue. Avec le passage des données aux informations, rendu possible par l'introduction d'intelligence dans les sources, la situation est plus complexe au niveau de la combinaison. Il est donc utile, voire nécessaire dans certains cas, de recourir à un opérateur humain capable d'intégrer dans une chaîne de traitement les connaissances nécessaires à la réalisation de la fonction visée, en particulier lorsque les traitements doivent exploiter une dimension sémantique ou produire une interprétation contextuelle. D'une manière réciproque, les systèmes de fusion d'informations se doivent d'être compréhensibles par les personnes qui les utilisent, et donc être capables de présenter, en plus des informations fusionnées, des informations explicatives et ce, sous des formes aisément perceptibles par l'utilisateur (visuelles, textuelles, etc).

L'implication de l'Homme dans les systèmes de fusion a donné lieu aux « systèmes coopératifs de fusion d'informations » [16, 64] qui représentent un enjeu majeur pour le développement des systèmes de fusion dans des domaines d'application variés. Rappelons que cette coopération est à double sens : intégration d'informations fournies par les utilisateurs et apport d'explications à l'utilisateur (cf. figure 1.2) comme nous le détaillons ci-après.

Revenons plus en détail sur la capacité *d'intégration des informations fournies par les utilisateurs* dans le système de fusion (cf. figure 1.3). Ces informations peuvent être employées dans différentes fonctionnalités des systèmes de fusion d'informations. Leur impact sur le processus de fusion diffère selon la fonction-

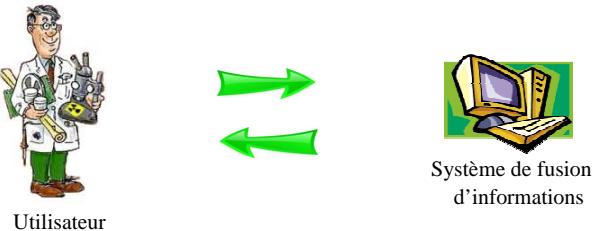


FIG. 1.2 : Coopération entre l'utilisateur et le système de fusion d'informations.

nalité dans laquelle elles interviennent. D'autres connaissances peuvent être employées pour l'apprentissage des paramètres intervenant dans la combinaison des informations d'entrée. Leur emploi dans l'évaluation et le *feedback* peut, quant à lui, améliorer l'acquisition ou la représentation des informations d'entrée. Dans ces différents cas de figure, les utilisateurs fournissent des informations au système de fusion d'informations. De plus, ces informations peuvent évoluer dans le temps, être imprécises voire incertaines. Le système doit alors s'adapter à la nature des données ainsi qu'à leurs caractéristiques.

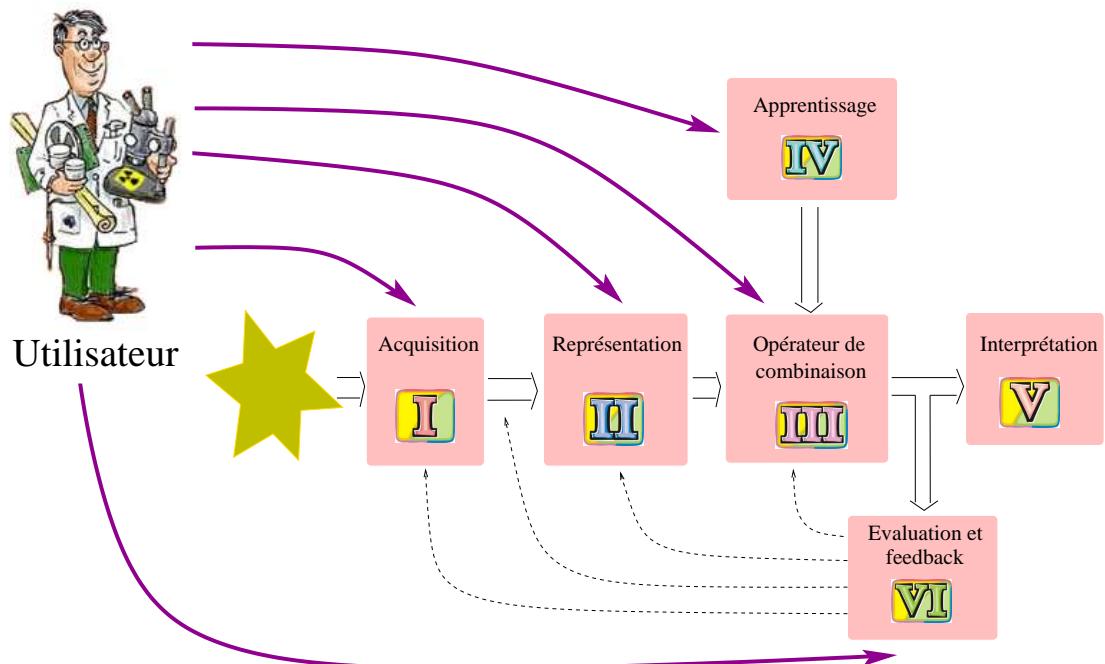


FIG. 1.3 : Intégration d'informations fournies par les utilisateurs.

L'utilisation par l'Homme impose au système de délivrer *des informations explicites et interprétables*. Les informations doivent ainsi être traduites pour s'adapter au contexte applicatif. De plus, ces informations doivent permettre aux utilisateurs de connaître les actions à mettre en œuvre afin d'améliorer le processus de fusion ou d'affiner les informations fournies au système. Ces informations peuvent servir à comprendre le processus de fusion ou la sortie obtenue, mais également délivrer des préconisations pour l'améliorer. Le système coopératif de fusion d'informations fournit alors des informations aux utilisateurs pouvant être des experts du domaine d'application (cf. figure 1.4).

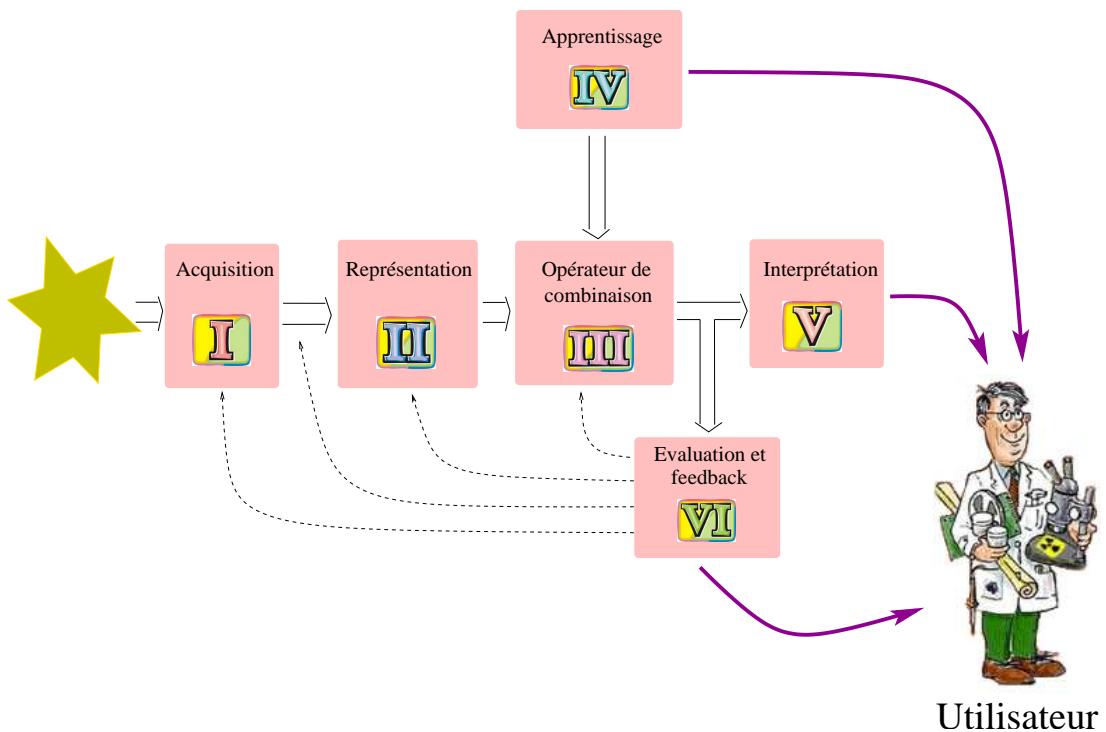


FIG. 1.4 : *Apport d'informations explicites et interprétables aux utilisateurs.*

1.1.5 Cadre des travaux

L'intégration de connaissances expertes dans le système de fusion est un moyen de réduire la complexité des traitements tout en obtenant des résultats interprétables. C'est pourquoi des systèmes de fusion d'informations mettant en œuvre une coopération entre les fonctionnalités du système et les utilisateurs ont été développés récemment [30, 7]. Les deux applications support de nos travaux traitent

des informations de nature différente (numérique et symbolique), des dépendances ayant des sémantiques différentes (de confiance ou de préférence) et bien sûr des objectifs différents (détection fiable de régions dans des images tomographiques 3D et sélection consensuelle de films d'animation). Cette diversité permettra de bien mettre en évidence les différents problèmes soulevés par la coopération dans un système de fusion. Un point clé des systèmes coopératifs de fusion est l'étape de combinaison qui emploie généralement des paramètres reflétant un lien ou une dépendance entre les informations de sortie et d'entrée. C'est pourquoi nous revenons ci-après sur ce concept de dépendance entre les informations, avant de positionner les différentes spécificités des deux systèmes de fusion présentés dans les chapitres 2 et 3.

1.2 Dépendances entre informations

Cette section a pour but de donner des éléments sur la notion de dépendance et son intégration dans les systèmes de fusion d'informations. Des définitions de base seront d'abord présentées puis, une présentation non exhaustive des méthodes de quantification des dépendances statistiques, et des systèmes de fusion mettant en évidence des dépendances fonctionnelles sera effectuée. Enfin, nous proposerons une classification des systèmes de fusion d'informations en fonction des caractéristiques de la prise en compte des dépendances fonctionnelles.

1.2.1 Notion de dépendance entre informations

Une des premières définitions de la dépendance date de 1361 ; la dépendance est alors considérée comme « ce qui tient à quelque chose comme accessoire ». Dès lors, cette notion s'est élargie et plusieurs déclinaisons de la dépendance sont apparues. Le centre national de ressources textuelles et lexicales propose plusieurs définitions de la dépendance pour lesquelles le sens diffère :

- *dans le sens d'une subordination ou d'une soumission*, la dépendance décrit le fait d'être sous l'autorité, sous l'influence de quelqu'un ou de quelque chose.
- *dans le sens d'une solidarité physique ou morale*, la dépendance est considérée comme le fait d'être lié organiquement ou fonctionnellement à un ensemble ou à un élément d'un ensemble. En 1370, une définition de la dépendance est donnée avec ce point de vue : « rapport qui lie certaines choses et qui les rend nécessaires les unes aux autres ». Les termes de liaison et relation sont considérés comme des synonymes de la dépendance.

- *dans le sens d'une causalité*, la dépendance est décrite comme le fait d'être conditionné ou d'être déterminé par quelque chose. Les notions de conséquence et de contrainte sont alors des synonymes de la dépendance.

En fait dans notre contexte, la notion de dépendance est vue sous l'angle de la relation (ou liaison) entre les informations. Nous pouvons distinguer :

- *la dépendance statistique* qui correspond aux cas où les relations portent sur les distributions statistiques des données.
- *la dépendance fonctionnelle* qui correspond aux cas où les relations entre informations peuvent être observées à « l'état pur » (de manière déterministe). Ces relations peuvent prendre différentes formes : équations, graphes, règles...

Nous revenons brièvement ci-après (§ 1.2.2) sur la première catégorie avant d'aborder (§ 1.2.3) les dépendances fonctionnelles dans un système de fusion d'informations qui constituent le centre d'intérêt de nos réflexions.

1.2.2 Dépendances statistiques entre informations

La dépendance statistique entre des informations est un point largement abordé dans la littérature [11, 87, 99], et peut être mesurée indépendamment du système de fusion. Une grande partie des méthodes repose sur la quantification d'un lien statistique entre les informations. Nous proposons ci-après une présentation non exhaustive des principales approches permettant la mesure des dépendances statistiques entre informations, et quelques exemples de visualisations.

Corrélation

La dépendance peut se transcrire en une corrélation entre les informations. Cette notion est surtout employée en statistique comme une mesure du degré de liaison entre des phénomènes décrits par des séries statistiques. Plusieurs mesures peuvent être employées afin de déterminer la corrélation entre deux informations (ou variables aléatoires). Une des plus connues [73], le coefficient de corrélation τ , revient à caractériser la relation affine entre deux variables X et Y à partir de deux jeux de valeurs $X(x_1, \dots, x_n)$ et $Y(y_1, \dots, y_n)$:

$$\tau = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1.1)$$

Le coefficient de corrélation varie entre -1 et 1 ; il atteint 1 si l'une des variables a une relation affine croissante avec l'autre, et -1 si l'une des variables a une relation affine décroissante avec l'autre. Lorsque les variables sont totalement indépendantes, le coefficient de corrélation est nul. Cependant la réciproque est fausse car le coefficient de corrélation ne décrit que les liaisons linéaires. D'autres coefficients de corrélation peuvent être employés lorsque les échelles définissant les informations dépendantes sont ordinales, comme le coefficient de corrélation de rang de Spearman [118] et celui de Kendall [73].

Dépendances basées sur l'entropie

Un autre type d'approche consiste à se baser sur les distributions de probabilités représentant les données. Ainsi, une mesure probabiliste de l'interaction a été employée dans les travaux [69, 70, 71, 72]. Elle s'appuie sur une mesure d'information mutuelle développée à l'intersection de la théorie des probabilités et de la transmission d'information développée par Shannon [110]. L'information mutuelle $I(A, B)$ est interprétée comme l'interaction entre deux sources d'informations A et B :

$$I(A, B) = \sum_{a \in \mathcal{R}_A, b \in \mathcal{R}_B} P(a, b) \cdot \log_2 \left(\frac{P(a, b)}{P(a) \cdot P(b)} \right) \quad (1.2)$$

Cette mesure s'appuie sur les distributions de probabilités des informations délivrées par chaque source ($P(a)$ et $P(b)$) et la distribution de probabilités jointe ($P(a, b)$). Elle peut s'étendre à plus de deux variables ou encore être conditionnée par une troisième variable.

Au niveau de la visualisation, les travaux [69] proposent un graphe d'informations (cf. figure 1.5) illustrant les dépendances entre les sources d'informations.

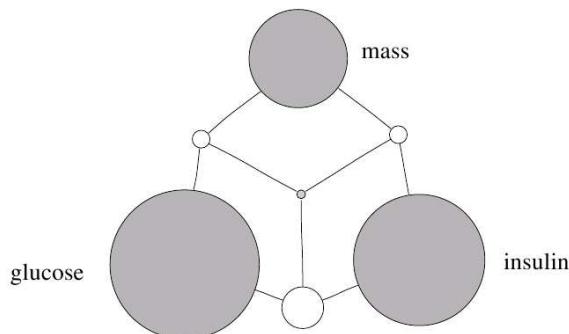


FIG. 1.5 : Représentations graphiques des interactions via l'information mutuelle.

L'exemple présenté dans la figure 1.5, s'appuie sur une étude du diabète chez les femmes dont la base de données se nomme « PIMA ». Les attributs représentés correspondent à la masse de la personne, à sa concentration de glucose dans le plasma¹ et à la quantité d'insuline dans le sérum². Les cercles gris représentent chaque source (la masse de la patiente, glucose, insuline) et leur taille est proportionnelle à l'importance de chaque source prise indépendamment. De plus, des cercles blancs situés sur le lien entre les sources représentent la dépendance entre les deux sources. Lorsque des interactions existent au sein des triplets de sources, un disque est relié à trois autres. La couleur de ce disque indique si l'interaction est positive ou négative. Nous pouvons constater que la concentration de glucose est la plus importante dans cette étude. De plus, elle est fortement liée à la quantité d'insuline dans les données étudiées.

D'autres visualisations ont été proposées pour représenter la dépendance par exemple, sous la forme d'arbres (cf. figure 1.6) appelés dendogrammes.

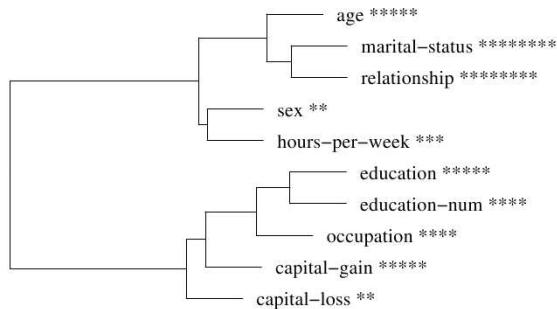


FIG. 1.6 : Dendrogramme de dépendances statistiques.

Ces visualisations sont tirées des méthodes de Ward, les informations dépendantes sont tout d'abord reliées par couple. Les dépendances entre trois informations sont symbolisées par une relation entre un couple et un singleton. Les étoiles présentes devant chaque information, peuvent représenter l'importance ou l'incertitude de l'information indépendamment des autres. L'exemple de la figure 1.6 s'appuie sur une base de données appelée « adult » [67] qui a été construite pour étudier le salaire d'une tranche de population entrée dans la vie active. Les attributs reportés sur la figure, décrivent l'état civil, la situation familiale et également la situation professionnelle de l'ensemble des personnes interrogées. Dans la visualisation présentée dans la figure 1.6, on retrouve des dépendances aisément

¹Le plasma sanguin est le composant liquide du sang, dans lequel les cellules sanguines sont en suspension.

²Un sérum désigne un liquide imprégnant les cellules des membranes séreuses (revêtement lisse des cavités corporelles).

compréhensibles tel que le lien entre « marital status » et « relationship » c'est à dire entre l'état matrimonial (marié, divorcé, veuf,...) et la situation de famille (mère célibataire, sans famille,...). Par contre d'autres dépendances sont moins immédiates comme entre « sex » et « hours per week » c'est à dire entre le nombre d'heures travaillées par semaine et le sexe des employés.

Dépendances entre classifications

La dépendance peut aussi être évaluée entre des informations ayant un fort niveau d'abstraction telles que des résultats de classification. Elle peut alors être interprétée comme une mesure de diversité ou de similarité [78, 107, 111, 112]. Cette interprétation de la dépendance est généralement employée en fusion de classificateurs. La diversité représente alors la différence entre des classifications et joue un rôle sur la qualité du résultat de la fusion. Il est donc important de la prendre en compte dans le mécanisme de fusion d'informations [77].

Dix mesures statistiques ou probabilistes de la dépendance ayant le sens d'une diversité ont été proposées dans l'article [77]. La mesure $Q_{1,2}$ est l'une d'entre elles. Elle quantifie la diversité entre les informations apportées par deux classificateurs, notés D_1 et D_2 , par le nombre d'éléments correctement classifiés (cf. tableau 1.1) dans un ensemble d'apprentissage donné :

$$Q_{1,2} = \frac{N^{11}N^{00} - N^{01}N^{10}}{N^{11}N^{00} + N^{01}N^{10}} \quad (1.3)$$

		D_1	
		bien classifié (1)	mal classifié (0)
D_2	bien classifié (1)	N^{11}	N^{01}
	mal classifié (0)	N^{10}	N^{00}

avec :

N^{11} : Nombre d'éléments de l'ensemble d'apprentissage correctement classifiés.

N^{00} : Nombre d'éléments de l'ensemble d'apprentissage mal classifiés.

N^{01} et N^{10} : Nombre d'éléments correctement classifiés par un seul classifieur.

TAB. 1.1 : Données utilisées dans la mesure statistique $Q_{1,2}$ des dépendances.

Dans les travaux [112], plusieurs méthodes de classification ont été appliquées sur des données visant à décrire la gravité d'un cancer du sein (par exemple : le vote majoritaire « MAJ », le maximum « MAX », le minimum « MIN », la moyenne « AVR », le produit « PRO », le classifieur naïf de Bayes « NB »). Une

visualisation des dépendances entre les classifications obtenues, quantifiées par la mesure $Q_{1,2}$, via un tableau est présentée dans la figure 1.7. L'ensemble des classifications à fusionner est listé en ligne et en colonne. L'intensité de la case constituant l'intersection d'une ligne avec une colonne est proportionnelle à la dépendance entre les classifications correspondantes. La diagonale est blanche car la dépendance est totale entre deux informations identiques. Ainsi par exemple, la classification obtenue avec l'opérateur de vote majoritaire « MAJ » et celle obtenue avec le classifieur Naïf de Bayes « NB » sont fortement dépendantes alors que les classifications obtenues avec « MAJ » et le maximum « MAX » ne le sont que faiblement.

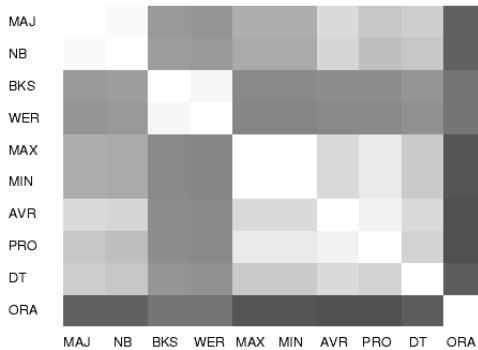


FIG. 1.7 : Grille illustrant les dépendances entre des classifications.

1.2.3 Dépendances fonctionnelles dans les systèmes de fusion

De nombreuses méthodes de fusion d'informations font l'hypothèse d'une indépendance statistique entre les informations d'entrée, par exemple certaines méthodes bayésiennes [82, 37], les moyennes pondérées [125, 126], ... Cette hypothèse permet de considérer des fonctions de combinaison plus simples. Néanmoins dans ces situations, la sortie du système de fusion dépend fonctionnellement des entrées. C'est cette dépendance fonctionnelle qui est considérée dans cette sous-section.

Nous décrivons ci-après les principales fonctions de combinaison dans les systèmes de fusion d'informations en nous limitant aux systèmes dans lesquels un alignement des informations est effectué avant la combinaison. Ceci signifie que les informations d'entrée sont exprimées dans le même espace numérique ou symbolique et sont disponibles de manière synchrone dans le temps. Nous décrivons

les travaux les plus représentatifs, au sens de la problématique des « systèmes coopératifs de fusion », sans prétendre à l'exhaustivité ni entrer dans le détail des réalisations. Quelques systèmes de fusion, où des aspects interactifs visuels ont été développés, sont présentés.

Systèmes à base d'intégrales floues

Dès le développement des mesures floues dans les années 70, les intégrales floues de Sugeno et de Choquet ont été appliquées à la classification de données par l'intermédiaire de systèmes de fusion d'informations [120, 14]. Plus tard, de nombreux travaux ont été effectués, notamment en analyse d'images [8, 100] et reconnaissance de formes [3, 92] ainsi qu'en combinaison de classifieurs [46, 106]. Dans ces différents systèmes, les mesures floues sont liées aux confiances associées à chaque entrée du système, c'est à dire à chaque source d'information.

Ci-après, nous présentons plus en détail ces systèmes en adoptant l'angle sémantique de confiance proposé dans [120, 14] car l'application que nous exposons dans le chapitre 2 s'inscrit dans cette logique. Mais, d'autres interprétations ont été proposées [53], et d'autres domaines applicatifs ont employé ces techniques, notamment en aide à la décision où les mesures floues sont associées aux préférences du décideur. Signalons enfin que les systèmes à base d'intégrales floues, initialement développés pour des informations numériques, ont été étendus au cas de valeurs symboliques ordonnées [50].

Dans le problème de classification considéré dans [14, 63], on cherche à ranger des échantillons décrits par des vecteurs de n attributs $x = [x_1, \dots, x_n]$ dans m classes prédéfinies C_1, \dots, C_m . Chaque attribut x_i est obtenu par une source s_i . Au vu de la valeur de x_i , les sources s_i délivrent par un mécanisme adéquat, des degrés de confiance $c_i^j(x)$ dans l'affirmation « x_i appartient à la classe C_j ». La fusion consiste à calculer un degré de confiance global prenant en compte toutes les sources concernant l'affirmation « x appartient à la classe C_j » par :

$$C_{global}^j(x) = F_{\mu^j} \left(c_1^j(x), c_2^j(x), \dots, c_n^j(x) \right) \quad (1.4)$$

où F_{μ^j} est une intégrale floue spécifiée à partir d'une mesure floue μ^j définie sur l'ensemble des n sources. Cette mesure floue représente l'importance des coalitions de sources pour discriminer la classe C_j des autres. Il est important de noter qu'il y a ainsi m mesures floues définies (une par classe). Une seule contrainte s'applique sur les degrés de confiance. Ils doivent être définis dans $[0, 1]$; 1 correspondant au cas d'une confiance totale et 0 à aucune confiance. Une étape de décision peut s'adoindre à l'étape de fusion pour ranger x dans une des classes C_1, C_2, \dots, C_m , généralement celle qui maximise $C_{global}^j(x)$.

Plusieurs intégrales floues ont été utilisées dans le cadre de systèmes de fusion d'informations. L'intégrale de Sugeno S_{μ^j} est l'une des premières à avoir été appliquée [120]. Dans ce cas, l'expression 1.4 devient :

$$C_{global}^j(x) = S_{\mu^j}^j(c_1^j(x), \dots, c_n^j(x)) = \bigvee_{i=0}^n \left[c_{(i)}^j(x) \wedge \mu^j(G_{(i)}) \right] \quad (1.5)$$

avec

S_{μ^j} : l'intégrale de Sugeno de la mesure floue associée à la classe j .

$c_{(i)}^j(x)$: l'information de la source (i) sur la classe j.

$\mu^j(G_{(i)})$: la mesure floue sur l'ensemble $G_{(i)} = \{s_{(i)}, \dots, s_{(n)}\}$ de sources d'informations ordonnées selon c : $c_{(i)}^j(x) \leq \dots \leq c_{(n)}^j(x)$.

\vee : opérateur maximum.

\wedge : opérateur minimum.

Une autre intégrale, l'intégrale de Choquet C_{μ^j} , a été fréquemment employée en fusion d'informations [62]. Dans ce cas, l'expression 1.4 devient :

$$C_{global}^j(x) = C_{\mu^j}(c_1^j(x), \dots, c_n^j(x)) = \sum_{i=1}^n \left[(c_{(i)}^j(x) - c_{(i-1)}^j(x)) \cdot \mu^j(G_{(i)}) \right] \quad (1.6)$$

L'intégrale de Sugeno a également été étendue en employant différentes t-normes. Elle se nomme alors la quasi-intégrale de Sugeno S_g^j [60, 51] :

$$C_{global}^j(x) = S_g^j(c_1^j(x), \dots, c_n^j(x)) = \bigvee_{i=1}^n \left(c_{(i)}^j(x) \top \mu^j(G_{(i)}) \right) \quad (1.7)$$

avec

\top : une t-norme.

Notons que d'autres intégrales floues existent telles que toutes les intégrales basées sur la t-conorme [22, 60] ou l'intégrale de Sipos [59]. Ces intégrales sont toutes basées sur des mesures floues. Mais, elles restent actuellement peu utilisées dans les applications.

En fait, le problème pratique ne réside pas tant dans la fonction de combinaison, que dans la détermination des mesures floues qui paramètrent ces intégrales. Ainsi, Tahani et Keller [120] ont proposé d'utiliser des mesures floues particulières, nommées λ -mesures floues, qui sont définies par :

$$\mu_{\lambda}^j(A \cup B) = \mu_{\lambda}^j(A) + \mu_{\lambda}^j(B) + \lambda^j \cdot \mu_{\lambda}^j(A) \cdot \mu_{\lambda}^j(B), \quad A \cap B \neq 0 \quad (1.8)$$

Les coefficients λ^j expriment le pouvoir de discrimination des sources pour la classe C_j par rapport aux autres classes. Dès 1990, ces mesures floues ont été utilisées avec des intégrales de Sugeno [120].

Grabisch et Sugeno ont ensuite proposé une approche plus générale, utilisant une intégrale de Choquet (ou de Sugeno), par rapport à une mesure floue quelconque plus puissante qu'une λ -mesure [63]. Néanmoins, cette approche augmente le nombre de coefficients à déterminer. En conséquence, des algorithmes d'apprentissage sont nécessaires et diverses solutions ont été proposées [52, 94, 58].

Ultérieurement, des mesures k-additives plus simples à déterminer par expertise et à interpréter ont été introduites [55]. Notamment, les mesures 2-additives qui prennent en compte le poids ν_k de chaque source et l'interaction mutuelle I_{kl} entre deux sources. Cela conduit à l'expression suivante pour l'intégrale de Choquet 2-additive :

$$C\mu(c_1^j(x), \dots, c_n^j(x)) = \sum_{k=1}^n (c_k^j(x) \cdot \nu_k^j) - \frac{1}{2} \cdot \sum_{k=1}^n \sum_{l=k+1}^n I_{kl}^j \cdot |c_k^j(x) - c_l^j(x)| \quad (1.9)$$

L'interaction mutuelle de l'intégrale de Choquet peut être positive ou négative. Le signe de ce coefficient est interprété comme une redondance (coefficient d'interaction positif) ou une complémentarité (coefficient d'interaction négatif) entre les sources d'entrée.

Parallèlement, d'autres méthodes d'identification des mesures floues [58] (et logiciels associés) ont été développées en vue d'utiliser l'intégrale de Choquet :

- des méthodes d'identification [88, 79] basées sur la résolution de système d'inéquations construit à partir de connaissances expertes. Cette méthode a été appliquée au domaine de la décision multi-critère.
- la méthode d'optimisation TOMASO [85, 86], proposée dans le cadre de classifications de données, consiste à maximiser la distance entre les classes.
- la méthode Macbeth [4] s'appuie sur des degrés spécifiques de l'espace de définition pour construire un système d'inéquations dont la résolution permet l'identification des mesures floues.
- une méthode basée sur la mesure d'entropie [74] s'appuie sur la capacité des informations d'entrée à dissocier un grand nombre de classes. Elle a été principalement appliquée en classification de données.

Plus particulièrement, un outil logiciel de fusion d'informations par l'intégrale de Choquet pour l'aide à la décision, appelé MYRIAD [79], a été développé dans le cadre d'une application sur la planification de voyage. Ce logiciel propose une visualisation des importances relatives et des interactions mutuelles de l'expression

2-additive de l'intégrale de Choquet. Dans l'application utilisant cet outil, le but est d'évaluer la qualité d'un voyage. Les sources d'informations permettant cette évaluation sont des critères tels que le « Coût », le « Confort » et les « Activités ». La représentation graphique proposée est en forme de camembert (cf. figure 1.8). L'angle formé par chaque portion représente l'importance de chaque critère ou couple de critères. Le rayon de chaque portion indique l'évaluation d'un critère ou d'un couple de critères. Ainsi sur l'exemple présenté Figure 1.8, la portion la plus foncée du camembert indique l'apport du critère « Activités » et les deux autres portions indiquent l'apport du couple « Activités-Coût » et « Activités-Confort ». La partie colorée du camembert regroupant l'ensemble des portions représente la qualité globale du voyage. Ce système permet aux utilisateurs d'avoir une idée des critères à améliorer pour faire évoluer la qualité du voyage. Le camembert indique ainsi que, pour augmenter la qualité, il est possible de jouer sur le couple « Activités-Coût » car il a une évaluation faible et une forte importance. Il est donc intéressant de jouer sur les deux critères pour améliorer le résultat global car ils sont fortement dépendants. Ce graphique intègre également la présentation de redondance et de complémentarité entre les critères.

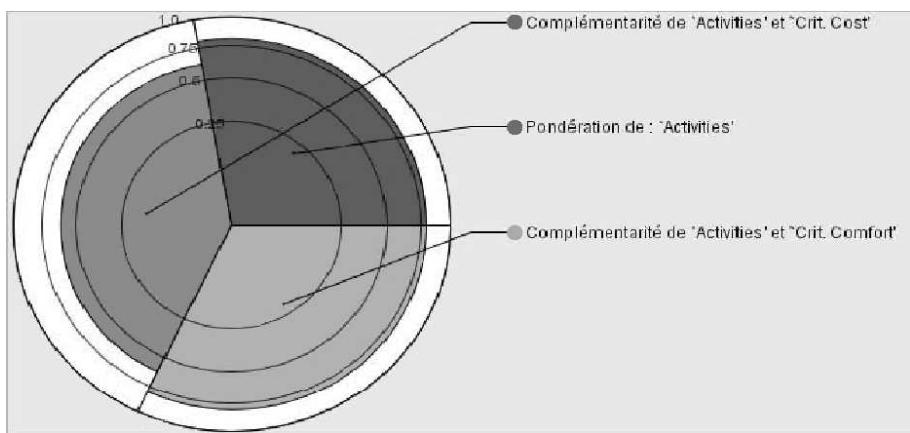


FIG. 1.8 : Représentation de l'interaction dans le logiciel MYRIAD.

Systèmes à base de règles floues ou de relations floues

Ces systèmes utilisent des opérateurs de fusion décrivant les relations entre les informations d'entrée et l'information de sortie au travers d'un ensemble de règles [42, 83, 14] telles que, par exemple :

La classe de sortie C_1 est caractérisée par une entrée X_1 petite et une entrée X_2 grande.

Si les entrées X_1 et X_2 sont moyennes alors la classe de sortie est C_2 .

La première étape de ces systèmes consiste à décrire les informations d'entrée sur une partition floue constituée de termes linguistiques, par exemple : « petit », « moyen » et « grand ». Une fonction d'appartenance définie sur $[0, 1]$ peut être associée à chacun de ces termes pour calculer les degrés d'appartenance d'une information d'entrée à chaque terme. Après quoi, les degrés d'appartenance associés à chaque information d'entrée sont fusionnés afin de déterminer le degré de sortie.

L'idée générale qui sous-tend ce genre d'approche est de déduire une relation entre la sortie et les entrées à partir des règles. La déduction de cette relation peut se faire par différentes approches qui ont fait l'objet de très nombreuses publications listées dans [41, 47, 27, 14]. Pour illustrer cette manière de fusionner, nous nous contentons ci-après de présenter brièvement une méthode, développée dans notre laboratoire, dans un système coopératif de fusion d'informations pour la détection de régions dans des images sismiques [122].

L'approche basée sur des règles conjonctives symboliques s'appuie sur le modus ponens généralisé qui consiste à combiner les entrées par une t-norme et à projeter les sorties par une t-conorme. Par exemple, si nous considérons un jeu de règles impliquant deux informations d'entrée X_1 et X_2 , et une sortie Y_1 :

Si l'entrée X_1 est L_{11} et l'entrée X_2 est L_{21} alors la sortie Y_1 est C_1 avec un poids de α_{111}

⋮

Si l'entrée X_1 est L_{1i} et l'entrée X_2 est L_{2j} alors la sortie Y_1 est C_1 avec un poids de α_{ij1}

⋮

Si l'entrée X_1 est L_{1i} et l'entrée X_2 est L_{2j} alors la sortie Y_1 est C_m avec un poids de α_{ijm}

Les degrés de sortie $a(C_k)$, calculés pour chaque classe C_k , sont obtenus par la règle d'inférence suivante :

$$a(C_k) = \perp_{i,j} \top_1(\top_2(a_{L_{1i}}(X_1), a_{L_{2j}}(X_2)), \alpha_{ijk}), \forall k \in 1, \dots m \quad (1.10)$$

avec

\perp : une t-conorme.

Cette inférence délivre une description floue de l'information de sortie par exemple $Y_1 = 0.1/moyen + 0.9/grand$. Ensuite, des méthodes de défuzzification peuvent être employées pour obtenir une valeur numérique en sortie, comme par exemple la méthode des hauteurs [131, 39].

L'outil logiciel développé en vue d'une exploitation pétrolière [122] se base sur plusieurs attributs, extraits d'images sismiques 3D, tels que « l'énergie » et « l'isotropie ». Ces attributs apportent des informations sur les zones nommées « chaotiques » ou « sourdes » contenues dans l'image. Pour obtenir une détection complète de ces zones, les deux attributs extraits ont été fusionnés par l'intermédiaire de règles floues. Le système développé coopère avec des experts en imagerie sismique qui ont une connaissance approfondie des mesures extraites. Une interface présentée dans la figure 1.9, permet de définir et de visualiser graphiquement les règles floues. Dans l'exemple présenté, les deux attributs d'énergie et d'isotropie ont été définies sur une partition floue composée de cinq termes allant de « petit » à « grand ». Chaque case de la représentation graphique symbolise une règle floue, par exemple la dernière case en bas à droite signifie : Si l'énergie est Grande et l'isotropie est grande, alors le voxel de l'image appartient à la zone chaotique. Les cases où les règles n'ont pas été décrites par les experts, définissent la zone de rejet.

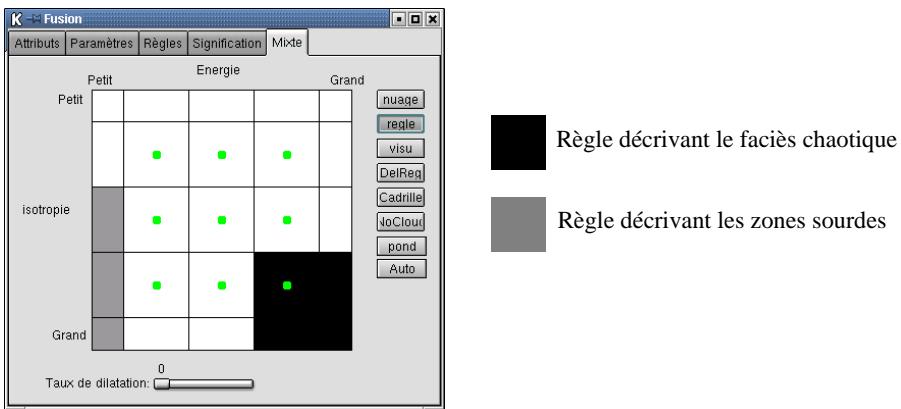


FIG. 1.9 : Interface de visualisation des règles floues pour deux attributs : l'énergie et l'isotropie.

Comme dans beaucoup de systèmes à base de règles (y compris ceux utilisant d'autres modélisations mathématiques), l'ajustement du système se fait par l'intermédiaire de modifications sur les fonctions d'appartenance associées aux mots ou éventuellement par l'ajout de règles.

Notons que dans ces approches à base de règles, les dépendances entre les entrées et la sortie ne sont pas explicitées bien que sous-jacentes. En effet, si nous avons par exemple :

Si X_1 est grande et que X_2 est grande alors Y est grande
Si X_1 est grande et que X_2 est petite alors Y est grande
Si X_1 est petite et que X_2 est grande alors Y est petite
Si X_1 est petite et que X_2 est petite alors Y est petite

alors Y ne dépend pas de X_2 .

Néanmoins, quelques auteurs [122, 113] ont relevé l'intérêt d'une telle explication, et ont développé des post-traitements répondant à ces besoins.

Systèmes à base de méthodes bayésiennes et de Dempster-Shafer

Comme nous l'avons mentionné précédemment, bon nombre de systèmes de fusion ont pour objectif la réduction de l'incertitude. Pour ce faire, il faut disposer d'une représentation de l'incertitude de l'information fournie par chaque source d'entrée. Généralement, une distribution de probabilités définit un modèle de la source. Pour chaque classe C_j du système étudié, chaque source s_i est caractérisée par la loi de probabilités $p(x_i|C_j)$ de la grandeur mesurée x_i . Sous l'hypothèse d'indépendance statistique des sources, on a :

$$p(x|C_j) = \prod_{i=1}^n p(x_i|C_j) \quad (1.11)$$

avec $x = \{x_1, \dots, x_n\}$.

En appliquant la règle de Bayes (équation 1.12a) avec un ensemble C de m classes ($C = \{C_1, \dots, C_m\}$), on obtient :

$$p(C_j|x) = \frac{p(x|C_j) \cdot p(C_j)}{p(x)} \quad (1.12a)$$

$$= \frac{p(x|C_j) \cdot p(C_j)}{\sum_{l=1}^m p(x|C_l) \cdot p(C_l)} \quad (1.12b)$$

$$= \frac{\prod_{i=1}^n (p(x_i|C_j)) \cdot p(C_j)}{\sum_{l=1}^m p(x|C_l) \cdot p(C_l)} \quad (1.12c)$$

$$= k \cdot \prod_{i=1}^n p(x_i|C_j) \quad (1.12d)$$

En classification, cette approche porte le nom de classifieur bayésien [23]. Des adaptations ont été proposées pour prendre en compte les dépendances statistiques qui apparaissent dans les lois conditionnelles [99, 2].

Une extension consiste à considérer des probabilités affectées, non plus à chaque valeur de l'ensemble de définition de la variable, mais à des sous-ensembles de valeurs, de manière à pouvoir considérer des sources d'informations imprécises. La modélisation mathématique est basée sur la théorie de Dempster-Shafer [31, 109] ou des adaptations de celle-ci, tel le Modèle de Croyances Transférables (MCT) [116]. La règle conjonctive de Dempster [32], centrale à ces deux théories, permet de combiner deux fonctions de croyance. Cette règle est définie par l'équation 1.13 où $m(A)$ désigne la masse de croyance affectée à A . Elle généralise la combinaison probabiliste en prenant en compte les ensembles \emptyset (qui représente le conflit), $\{C_1\}$ (qui représente l'appartenance à C_1), $\{C_2\}$ (qui représente l'appartenance à C_2) et Ω (qui représente le doute entre C_1 et C_2 : $C_1 \cup C_2$) comme le montre le tableau 1.2.

$$m(A) = \sum_{R \cap S = A} m_1(R) \cdot m_2(S) \quad (1.13)$$

avec R, S et $A \in \{ \emptyset, C_1, C_2, \Omega \}$.

Par exemple, pour calculer la masse $m(C_2)$ associée à $A = C_2$, toutes les masses, notées en gras dans le tableau 1.2, doivent être employées :

	X_1	X_2
$m(\emptyset)$	$m_1(\emptyset)$	$m_2(\emptyset)$
	$m_1(\emptyset)$	$m_2(C_1)$
	$m_1(\emptyset)$	$m_2(C_2)$
	$m_1(\emptyset)$	$m_2(\Omega)$
	$m_1(C_1)$	$m_2(\emptyset)$
	$m_1(C_1)$	$m_2(C_2)$
	$m_1(C_2)$	$m_2(\emptyset)$
	$m_1(C_2)$	$m_2(C_1)$
	$m_1(\Omega)$	$m_2(\emptyset)$
$m(C_1)$	$m_1(C_1)$	$m_2(C_1)$
	$m_1(C_1)$	$m_2(\Omega)$
	$m_1(\Omega)$	$m_2(C_1)$
$m(C_2)$	$\mathbf{m}_1(\mathbf{C}_2)$	$\mathbf{m}_2(\mathbf{C}_2)$
	$\mathbf{m}_1(\mathbf{C}_2)$	$\mathbf{m}_2(\Omega)$
	$\mathbf{m}_1(\Omega)$	$\mathbf{m}_2(\mathbf{C}_2)$
$m(\Omega)$	$m_1(\Omega)$	$m_2(\Omega)$

TAB. 1.2 : Tableau représentant une combinaison conjonctive s'appuyant sur la théorie des fonctions de croyance.

$$m(C_2) = m_1(C_2) \cdot m_2(C_2) + m_1(\Omega) \cdot m_2(C_2) + m_1(C_2) \cdot m_2(\Omega) \quad (1.14)$$

Dans la théorie de Dempster-Shafer, les masses de croyance obtenues sont normalisées :

$$m_N(A) = \frac{m(A)}{1 - m(\emptyset)} \text{ si } m(\emptyset) \neq 1 \quad (1.15)$$

Dans le cadre du modèle des croyances transférables de Smets [116], cette normalisation n'est pas systématique. En effet, la valeur de la masse de croyance sur l'ensemble vide indique le degré de contradiction entre les deux sources d'information et représente donc une information pertinente pour le système de fusion. Différentes règles de redistribution existent pour redistribuer la masse de conflit $m(\emptyset)$ sur les différentes propositions. Dans le cadre du MCT, divers opérateurs de combinaison ont vu le jour comme la combinaison disjonctive, le théorème de Bayes généralisé [34] et les règles dites prudentes et hardies [33] pour la combinaison de sources non distinctes (voir [101, 91, 102] pour une liste plus détaillée des opérateurs).

Par ailleurs, dans certains problèmes, la représentation de la connaissance sur les dépendances se base sur une description par des graphes de relations causales existant entre les informations considérées. Ces modèles graphiques probabilistes sont issus d'un mariage entre la théorie des probabilités et la théorie des graphes. Ils sont aussi connus sous le nom de réseaux de croyances, réseaux bayésiens ou réseaux probabilistes. La construction d'un réseau probabiliste se décompose en trois étapes distinctes :

- **l'étape qualitative** qui consiste à définir les relations d'influence pouvant exister entre les variables prises deux à deux ; ceci amène à une représentation graphique des relations entre les variables. Par exemple, dans des travaux menés pour évaluer la fatigue des pilotes d'avions de ligne [80], le graphe présenté dans la figure 1.10, a été construit pour représenter les liens entre les différentes causes et conséquences de la fatigue. Dans la partie supérieure gauche de ce graphe, nous constatons que l'environnement de travail *ET* (« *Work_environment* »), qui est une cause de fatigue, est lié à la température *Temp* (« *Temperature* »), au climat *Cl* (« *Weather* ») et au bruit *Br* (« *Noise* ») sur le lieu de travail.
- **l'étape probabiliste** introduit l'idée d'une distribution jointe définie sur les variables et intervenant dans le graphe créé. La décomposition peut se faire sous forme d'un produit :

$$p(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n p(X_i | Pa_{X_i}) \quad (1.16)$$

où X_i sont les variables représentées par les noeuds du graphe et Pa_{X_i} les parents de X_i .

Dans l'exemple présenté, sur le sous graphe représentant l'environnement de travail, cette équation se traduit par :

$$\begin{aligned} p(ET, Temp, Cl, Br) = \\ p(ET|Temp) \cdot p(ET|Cl) \cdot p(ET|Br) \cdot p(Temp) \cdot p(Cl) \cdot p(Br) \end{aligned} \quad (1.17)$$

- **l'étape quantitative** qui consiste à spécifier numériquement les distributions de probabilités conditionnelles $p(X_i | Pa_{X_i})$. Ces probabilités sont souvent données par un expert du domaine ou estimées à partir d'exemples [96]. Dans l'illustration de la figure 1.10, la quantification de la distribution de probabilités entre la fatigue et le mouvement des yeux, dont le lien est représenté au centre du graphe de la figure 1.10, est assez intuitive. L'état « fatigue » est en effet caractérisé par deux valeurs : « oui » et « non », et « le mouvement des

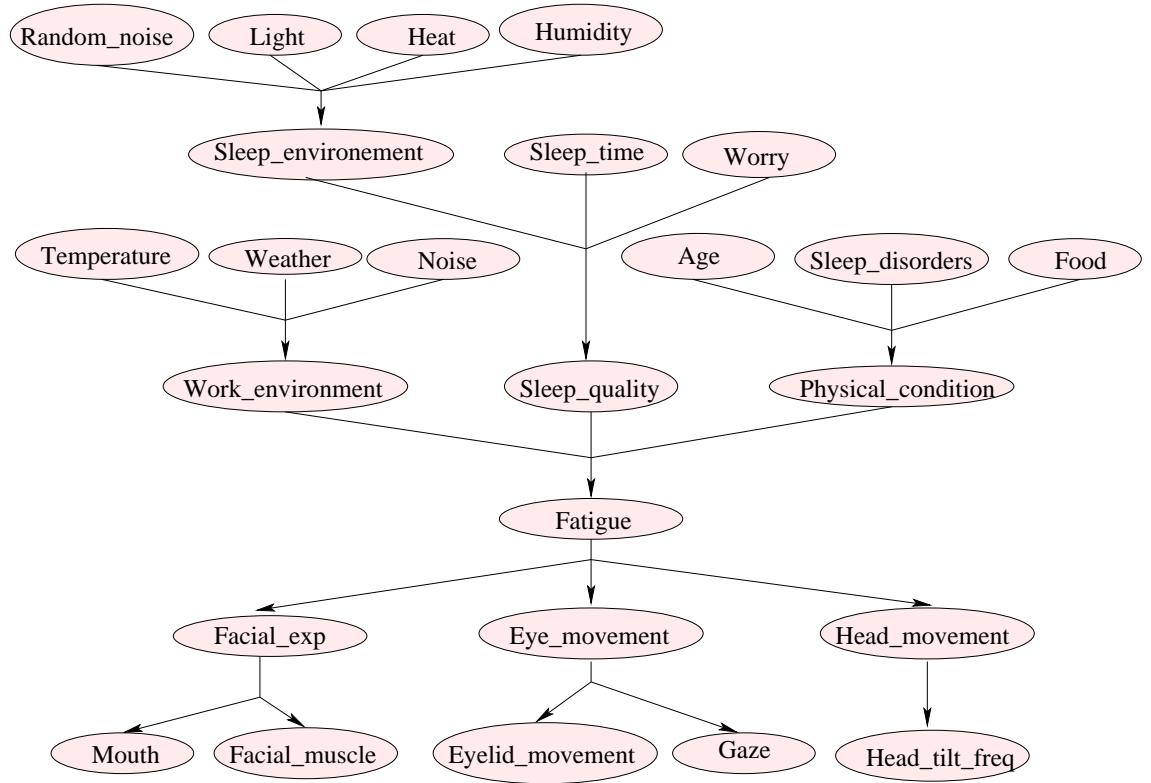


FIG. 1.10 : Graphe construit lors de l'étude sur la fatigue des pilotes d'avions de ligne.

yeux » est caractérisé par « normal » et « anormal ». La distribution de probabilités est représentée dans le tableau 1.3. Ainsi, nous avons par exemple, une forte probabilité de ne pas être fatigué (0.98) conditionnellement au fait d'avoir un mouvement anormal des yeux.

Mouvement des yeux			
	Normal	Anormal	
Fatigue	Oui	0.5	0.5
	Non	0.98	0.02

TAB. 1.3 : La distribution de probabilités conditionnelles entre le mouvement des yeux et la fatigue.

Pour mieux comprendre l'ensemble des dépendances présentes dans un réseau bayésien, il est intéressant d'ajouter des informations sur les représentations gra-

phiques telles que la figure 1.10. Le logiciel BNetBuilder³ propose d'ajouter des interfaces (cf. figure 1.11) permettant de représenter les probabilités conditionnelles.

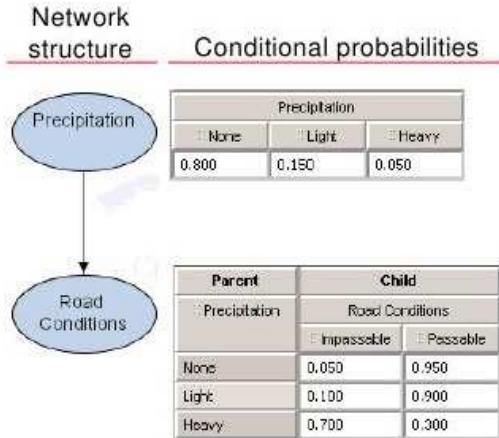


FIG. 1.11 : Interface présentant les probabilités conditionnelles et les croyances.

D'autres logiciels permettent d'intégrer des masses de croyances dans le réseau [114, 129, 115]. Le logiciel Bayesialab fournit, en plus de la représentation graphique du réseau, des diagrammes en barre permettant de visualiser les masses fournies par les différentes sources (CMP1, CMP2...) ainsi que la croyance de différentes classes (Up, Down) comme le montre la figure 1.12.

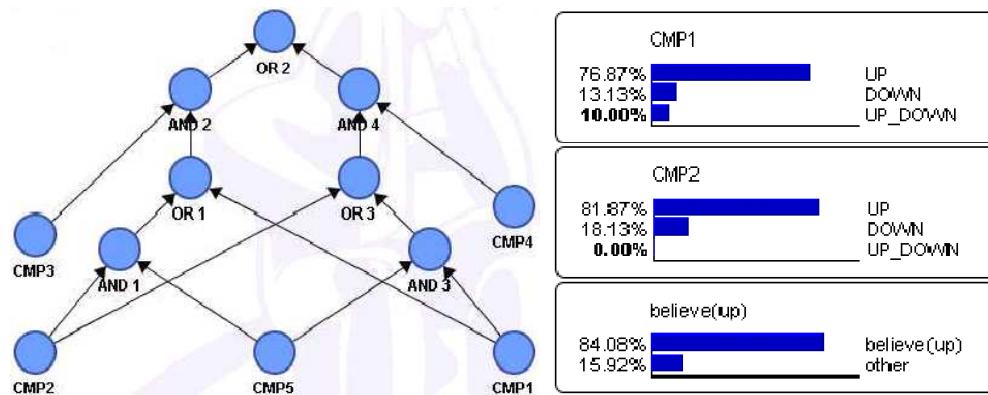


FIG. 1.12 : Interfaces permettant de visualiser le réseau ainsi que les masses de croyance.

³De nombreux logiciels de ce type sont disponibles sur le site web : <http://bnt.insa-rouen.fr/software.html>

1.3 Bilan et positionnement

Nous présenterons dans cette section, les différentes caractéristiques des dépendances rencontrées dans les systèmes de fusion. Puis, une classification des systèmes de fusion utilisant les méthodes présentées dans la section 1.2.3 est proposée. Enfin, nous positionnerons, dans ce contexte, les applications traitées dans nos travaux.

1.3.1 Bilan sur les dépendances

L'étude de la dépendance a permis de remarquer toute l'étendue de cette notion ainsi que la quantité de termes employés pour l'exprimer, même dans le domaine plus spécifique de la fusion d'informations. Pour l'utilisateur, une telle complexité rend difficile la détermination et la prise en compte de dépendances au sein d'un processus de fusion ainsi que leur interprétation.

Trois types d'informations sont présents dans les systèmes de fusion (cf. figure 1.13) : les informations d'entrée, l'information de sortie et les informations de paramétrage qui englobent les connaissances expertes, les ensembles d'apprentissage, etc. Notons que des dépendances entre les informations d'entrée existent indépendamment du système de fusion. Des dépendances existent également entre les informations d'entrée et l'information de sortie du système de fusion. Elles seront nommées dépendances *fonctionnelles* car elles interviennent dans le processus de fusion au niveau de la fonction de combinaison. Notons que les opérateurs linéaires correspondent, dans notre cadre, à une dépendance d'ordre 1. Une dépendance d'ordre 2 permet de modéliser un lien entre un couple d'informations d'entrée et l'information de sortie, et ainsi de suite. La complexité de bon nombre d'applications aboutit ainsi fréquemment à des dépendances d'ordre supérieure à 1.

D'un point de vue sémantique, les dépendances fonctionnelles peuvent modéliser différents types de liens entre les informations d'entrée et de sortie :

- les liens de nature *physique* issus des lois physiques gouvernant le phénomène considéré et reliant les entrées et la sortie.
- les liens de nature de *confiance* dans les informations d'entrée et de sortie en prenant en compte la confiance dans les sources (et les sous-ensembles de sources).
- les liens de nature *préférentielle* modélisant les préférences du décideur concernant la satisfaction des critères d'entrée (et des sous-ensembles de critères) par rapport à la satisfaction du critère global de sortie.

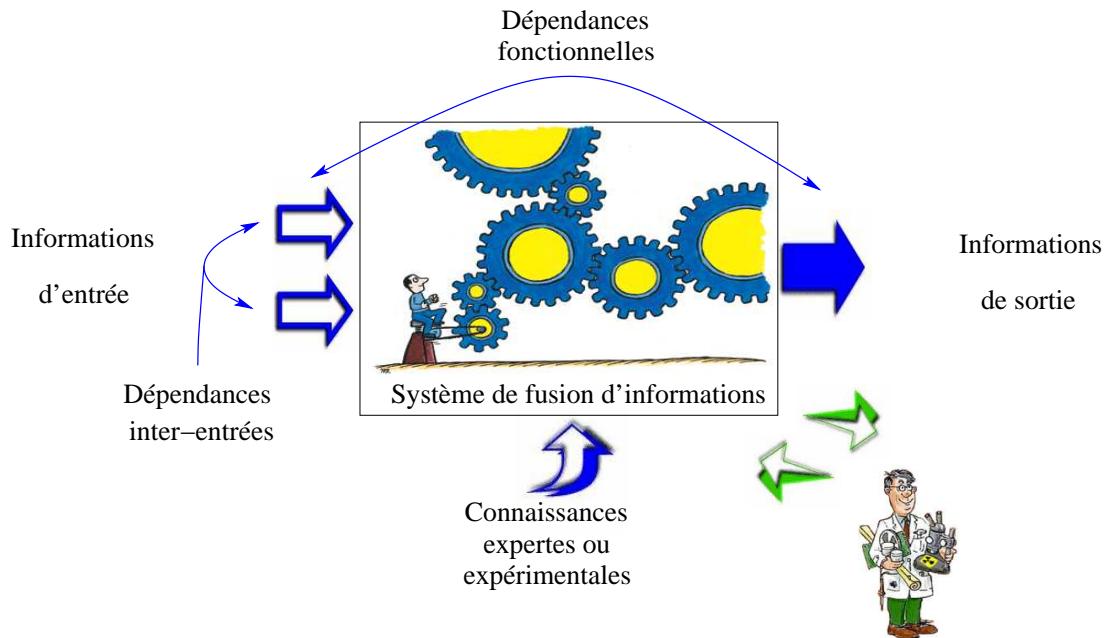


FIG. 1.13 : Les dépendances dans les systèmes de fusion d'informations.

En fait, tous les systèmes de fusion prennent en compte d'une certaine manière (plus ou moins conforme à la réalité) des dépendances fonctionnelles. Cependant ces prises en compte peuvent être *implicites* (comme par exemple dans les méthodes de combinaison à base de règles) ou *explicites* (comme par exemple avec l'intégrale de Choquet).

Une quantification des dépendances fonctionnelles est un aspect important pour la compréhension par l'utilisateur de la fusion effectuée par le système, et donc un point fondamental dans la coopération utilisateur/système. Dans les systèmes à base de méthodes à prise en compte implicite, cela demande le développement de fonctionnalités spécifiques. Par exemple, quelques méthodes de quantification de l'effet des informations d'entrée sur le résultat final ont été développées dans le système de fusion basé sur des règles floues présenté dans la section 1.2.3 [122].

Dans les méthodes à prise en compte explicite, le problème se situe au niveau des algorithmes à mettre en œuvre pour la détermination des paramètres. On peut distinguer les *méthodes d'identification* revenant à associer une sémantique aux dépendances et les *méthodes d'apprentissage* conçues comme des optimisations de la mesure de dépendance fonctionnelle en accord avec un ensemble d'informations d'entrée et de sortie appelé ensemble d'apprentissage.

En plus de la quantification, une *visualisation* est utile dans le processus de coopération avec l'utilisateur de manière à faciliter l'interprétation du mécanisme de fusion. Des représentations graphiques des dépendances ont été proposées par plusieurs auteurs (cf. Section 1.2). Ces dernières constituent un premier pas intéressant car elles facilitent la compréhension des phénomènes mais elles ne permettent pas toujours une utilisation simple et rapide pour l'utilisateur. C'est pourquoi cet aspect d'interaction visuelle sera particulièrement considéré dans le cadre des deux applications décrites dans les chapitres 2 et 3.

1.3.2 Classification des systèmes de fusion

Nous proposons ci-après une classification des systèmes de fusion fondés sur les méthodes présentées dans la section 1.2.3. Les deux tableaux 1.4 et 1.5 positionnent, respectivement en fonction de la nature numérique ou symbolique des informations, les méthodes de fusion utilisées dans des systèmes en fonction :

- de la nature préférentielle ou de confiance des dépendances fonctionnelles,
- de leur explicitation des dépendances,
- de la visualisation des dépendances,
- de l'emploi d'un ensemble d'apprentissage.

		Explicite		Implicite
		Identification	Apprentissage	
Préférence	Visualisation		Intégrales floues	Règles floues
	Sans visualisation	Intégrales floues	Intégrales floues	Règles floues
Confiance	Visualisation	Intégrale de Choquet (chapitre 2)	Méthodes bayésiennes et Dempster-Shafer	
	Sans visualisation	Intégrales floues	Méthodes bayésiennes, Dempster-Shafer et Intégrales floues	

TAB. 1.4 : *Classifications de différentes méthodes de fusion d'informations numériques.*

Nous pouvons remarquer, comme cela peut sembler naturel, que les systèmes d'informations numériques couvrent beaucoup des caractéristiques considérées, mais néanmoins peu de systèmes coopératifs de fusion d'informations numériques ont été développés autour d'une visualisation des dépendances.

Concernant les systèmes de fusion d'informations symboliques, hormis les systèmes à base de règles floues, très peu de réalisations pratiques explicitant les dépendances pour une coopération avec l'utilisateur ont été développées.

		Explicite	Implicite
		Identification	Apprentissage
Préférence	Visualisation		Moyenne généralisée (chapitre 3)
	Sans visualisation	Intégrales floues	Règles floues
Confiance	Visualisation		Règles floues
	Sans visualisation		Règles floues

TAB. 1.5 : Classifications de différentes méthodes de fusion d'informations symboliques.

Dans ce mémoire, nous apportons une contribution à la problématique de la coopération dans les systèmes de fusion en considérant une détermination et une explicitation visuelle des dépendances à travers deux applications, utilisant des informations numériques pour l'une, et symboliques pour l'autre, comme nous le présentons ci-après. En particulier, nous analyserons, dans deux applications totalement différentes, comment les dépendances d'ordre supérieur à 1 peuvent être déterminées à partir d'informations fournies par l'utilisateur et employées dans un système de fusion tout en contribuant à la coopération.

1.3.3 Positionnement des applications traitées

Rappelons que l'intérêt des systèmes coopératifs de fusion d'informations réside dans l'implication des utilisateurs dans le processus de fusion. Les informations entrant dans les échanges entre les utilisateurs et le système peuvent être des connaissances expertes interprétées par le système ou des informations délivrées interprétables par les utilisateurs (c.f Figure 1.14). Notre travail concerne la détermination et l'usage des dépendances fonctionnelles dans la coopération avec l'utilisateur dans deux systèmes de fusion développés pour des applications appartenant à des domaines très différents : domaine industriel et culturel.

L'application dans le domaine industriel a été menée en collaboration avec Schneider Electric et porte sur le développement d'un système d'aide à l'interprétation d'images tomographiques 3D en vue de l'évaluation de la qualité de pièces électrotechniques. L'objectif est de détecter des régions dans l'image (ce que les experts en sciences des matériaux savent faire manuellement) à partir de la fusion d'**attributs numériques** extraits des images, afin de soulager le travail des

experts. L'implication des experts dans l'étape de *feedback* du système de fusion améliore la qualité du résultat de la fusion. Sachant que les connaissances portent sur l'image tomographique et non sur les attributs, une méthode d'**identification** des dépendances fonctionnelles de type « **confiance** », basée sur des pointés de régions de référence, a été proposée. Les dépendances permettent aux experts de mieux comprendre le processus de fusion et également de mieux appréhender l'apport des différents attributs. Par conséquent, la méthode de fusion est **explicite** et intègre des connaissances expertes. L'explicitation des dépendances fonctionnelles est mise à disposition des experts au travers d'une **visualisation** utile pour un bouclage du système de fusion.

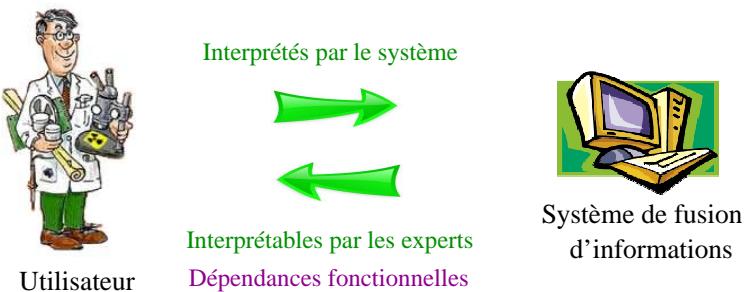


FIG. 1.14 : Coopération entre le système de fusion et les experts.

L'application dans le domaine culturel, menée en collaboration avec la Cité de l'image en mouvement d'Annecy (CITIA), porte sur le développement d'un système d'aide à l'évaluation de films d'animation en vue de leur sélection pour le Festival International du Film d'Animation. Des experts du domaine de l'animation doivent prendre une décision sur la sélection des films présentés lors du Festival. Compte tenu du nombre de films à évaluer dans un temps très court, la proposition de chaque expert (Oui, Non, Peut-être) est obtenue en fusionnant ses **évaluations linguistiques** (allant de « Pas Satisfaisant » à « Très Satisfaisant ») sur 4 critères (Scénario, Esthétique, Animation et Bande son). Les principales contraintes de cette application résident dans la conservation de la nature linguistique discrète des évaluations et dans l'**apprentissage** du comportement de chaque expert à partir de ses évaluations (c'est à dire de son modèle de dépendances préférentielles) de manière à faciliter le consensus entre les experts lors de la décision finale par une **visualisation** des dépendances **préférentielles**. Un mécanisme de vérification de la cohérence des évaluations pour chaque expert, complète le système de fusion développé.

Dans ces deux applications, les apports et les limites des méthodes proposées pour la détermination des dépendances fonctionnelles sont mises en évidence ainsi que leurs usages dans la coopération entre le système et les utilisateurs en vue d'améliorer les performances des deux systèmes de fusion développés.

Chapitre 2

Interprétation d'images tomographiques 3D

2.1 Contexte industriel

Les pièces étudiées dans ces travaux sont fabriquées en matériaux composites, un mélange principalement composé d'une résine polymère (appelée matrice) et de fibres de verre. Elles sont conçues par Schneider Electric, un des leaders mondiaux en appareillages électrotechniques.

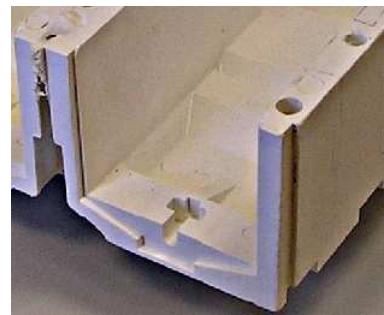


FIG. 2.1 : Pièce électrotechnique en matériau composite.

Il s'agit de pièces isolantes contenues dans des disjoncteurs basse et moyenne tension. L'organisation des fibres de verre et de la résine au sein du matériau influe sur les performances diélectriques et thermo-mécaniques de la pièce et donc sur la qualité de celle-ci. Les premières études menées pour visualiser l'organisation du matériau consistaient à découper les pièces puis à les analyser au microscope, ce qui les endommageait définitivement. De plus, le découpage détériorait l'intérieur du matériau et donnait alors une image biaisée de l'organisation des fibres et de la résine. Schneider Electric s'est alors tourné vers une méthode non destructive pour analyser les pièces.

2.1.1 Tomographie à rayons X

Un faisceau de rayons X est projeté au travers de la pièce (cf. figure 2.2). Un récepteur recueille les rayons l'ayant traversée afin de délivrer une image en deux dimensions de l'intérieur de la pièce. Cette image, appelée radiographie, informe sur l'intégralité du contenu de la pièce le long du trajet des rayons. Dans le cas de pièces volumineuses et/ou ayant des formes complexes, la radiographie à rayons X reste insuffisante et peu précise.

La tomographie tridimensionnelle (technique proche des scanners médicaux) permet d'obtenir des informations détaillées sur l'organisation interne du matériau. Elle consiste tout d'abord à imager plusieurs fois la pièce en la faisant tourner sur elle-même. Puis, cette série d'images est traitée par des logiciels permettant la reconstruction d'une image tomographique en 3D de la pièce [26, 68].

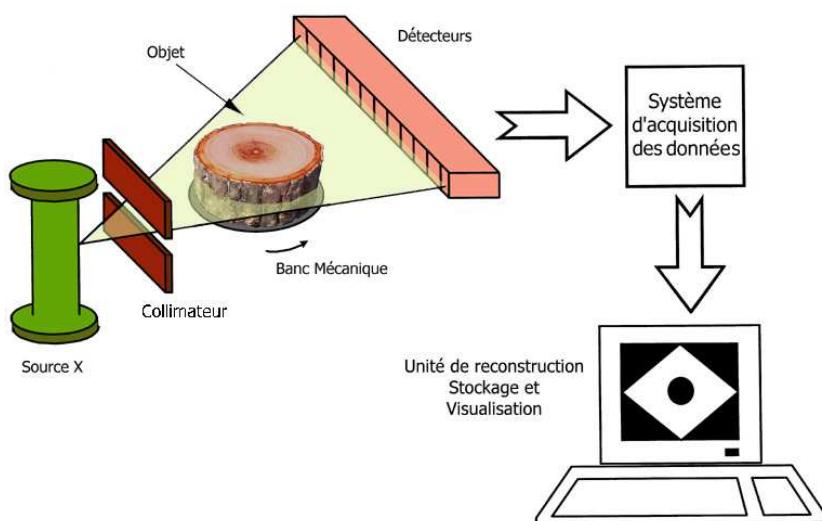


FIG. 2.2 : Schéma¹ de principe de la tomographie à rayon X.

Les images tomographiques tridimensionnelles mises à notre disposition sont des images, ensemble de voxels, en niveaux de gris codés sur 8 bits non signés. La figure 2.3 présente trois images tomographiques qui sont étudiées dans ce document. Les niveaux de gris retrouvent la densité des différents composants contenus dans le matériau composite. Ainsi, dans ces images, les fibres de verre (ou faisceaux de fibres) apparaissent en blanc. La résine utilisée dans la confection des pièces va elle ressortir sous la forme d'une texture fine avec un niveau de gris moyen. Enfin, les zones noires sont des trous, c'est-à-dire des zones où il n'y a pas de matière.

¹Figure extraite du site web : <http://www.cofrend.com/tomo/>.

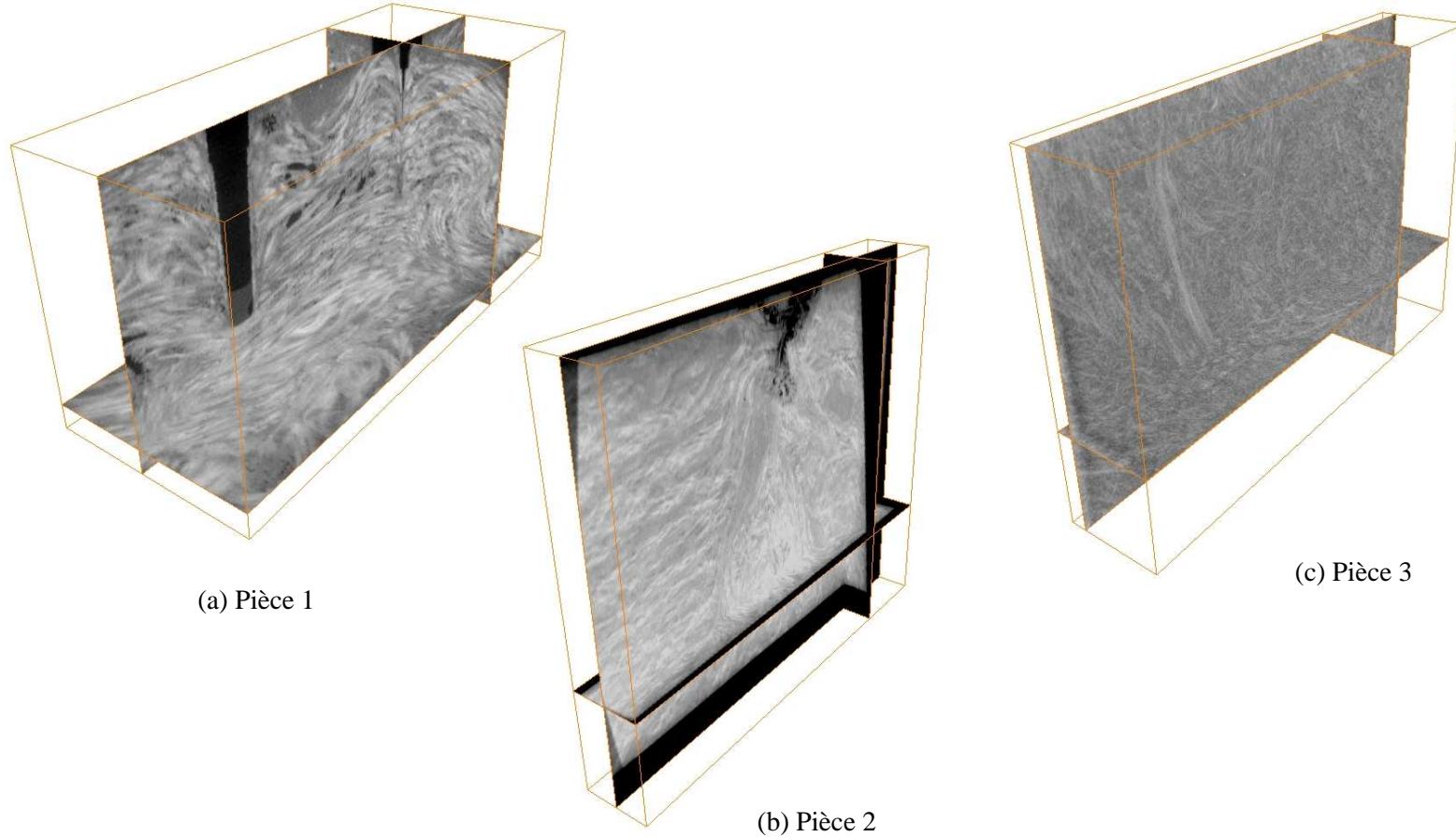


FIG. 2.3 : Images tomographiques 3D.

Actuellement, les personnes de la société Schneider Electric, chargée de l'expertise et du contrôle de la qualité des pièces moulées en matériaux composites, analysent les blocs d'images tomographiques, section par section, pour déterminer la position et le volume de régions ayant des propriétés physiques spécifiques [121]. L'emplacement et la taille de ces régions ont un impact direct sur la qualité des pièces en matériaux composites. Mais, cette analyse demande beaucoup de temps et de connaissances pour retrouver toutes les régions intéressantes.

Le but de nos travaux est de mettre en œuvre un système d'aide à l'interprétation d'images tomographiques 3D. Une segmentation de l'image en régions, ayant un lien avec l'organisation particulière des fibres de verre et de la résine, aidera les experts à mieux comprendre le contenu des images tomographiques. En effet, les caractéristiques morphologiques influencent fortement les propriétés physiques du matériau. Quatre types de régions ont été considérés dans nos travaux :



Région orientée R_1 : contenant des fibres de verre orientées dans une même direction.



Région non orientée R_2 : contenant des fibres de verre qui s'enchevêtrent dans des directions aléatoires.



Région de manque de renfort R_3 : principalement composée de résine avec très peu de fibres de verre.



Les porosités R_4 : ne contenant ni fibre de verre ni résine (bulles d'air).

Les imagettes, illustrant ces régions d'intérêt, ont été extraites des sections tomographiques présentées dans la figure 2.4.

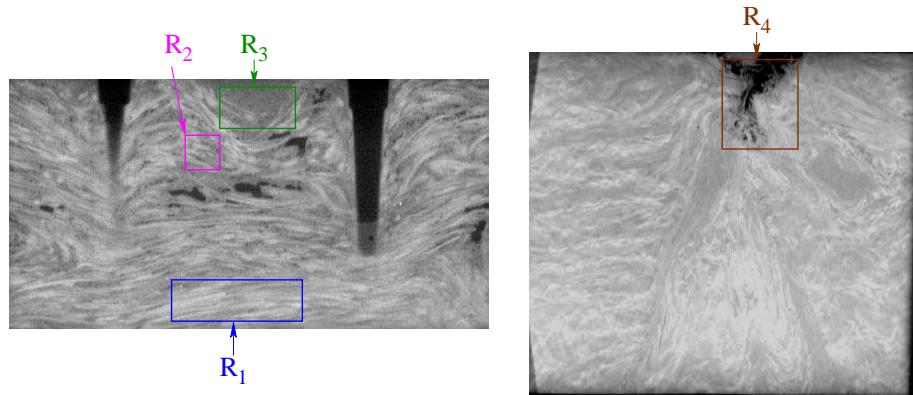
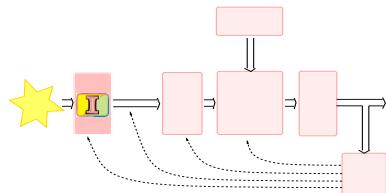


FIG. 2.4 : Les régions d'intérêt sur la section 113 de la pièce 1 et la section 35 de la pièce 2.

2.1.2 Attributs disponibles



Des travaux précédents [89] ont porté sur l'analyse de ces données au moyen de techniques de traitement d'image. Des attributs ont ainsi été mis au point pour détecter des caractéristiques propres à chaque région d'intérêt :

- Pour *les régions orientées et non orientées*, des attributs dédiés à la quantification de l'organisation des fibres dans l'image.
- Pour *les manques de renfort*, des attributs spécialisés dans la caractérisation des textures.
- Pour *les porosités*, des attributs sensibles à la forme des régions ainsi qu'à leur niveau de gris moyen.

Dans les descriptions des attributs qui vont suivre, des régions typiques sont proposées en illustration ainsi que la partie de l'image tomographique qui leur est associée.

Attributs caractérisant l'organisation des niveaux de gris (notés A_1 , A_2 et A_3) :



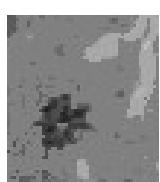
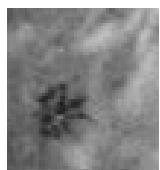
La caractérisation des orientations au sein des images tomographiques a été effectuée avec une mesure de l'orientation des variations de niveau de gris basée sur les gradients [38]. Cette approche est liée à la fréquence des alternances entre les faibles et les forts niveaux de gris. Plusieurs mesures sont ensuite employées pour caractériser ces alternances. Trois d'entre elles ont été appliquées et ont permis d'obtenir les attributs A_1 , A_2 et A_3 (cf. détails en annexe A.1). Dans ces attributs, le niveau de gris de chaque voxel de l'image correspond à un degré d'orientation des fibres dans l'image tomographique.

Attribut caractérisant les textures de l'image (noté A_4) :



La caractérisation des textures homogènes s'appuie sur la matrice de cooccurrence [66]. Cette matrice permet d'acquérir différentes mesures définissant les textures de l'image en modélisant les variations de niveaux de gris dans le voisinage d'un voxel donné. A partir des informations contenues dans cette matrice, une mesure d'homogénéité est calculée en chaque voxel afin d'obtenir une image résultat qui retranscrit l'homogénéité des textures en chaque voxel de l'image.

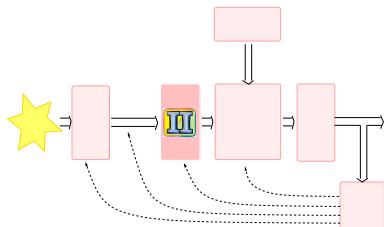
Attribut caractérisant les zones homogènes (noté A_5) :



La caractérisation des régions homogènes en terme de niveau de gris a été effectuée par l'intermédiaire d'une méthode basée sur la croissance de régions [20]. Un germe, placé sur certains voxels, s'étend si ses voisins ont un niveau de gris proche du sien. Ainsi, les régions homogènes en terme de niveau de gris sont agrégées. Le contenu de chaque voxel est alors le niveau de gris moyen calculé sur l'ensemble des voxels appartenant à la même région.

Ces attributs sont décrits, plus en détail, dans l'annexe A.

2.1.3 Cartes d'appartenance



Les attributs obtenus sont difficiles à appréhender par les experts en sciences des matériaux car ils ne sont pas exprimés dans un espace interprétable. Ces experts analysent les images tomographiques en recherchant la similarité de chaque région de l'image à des prototypes des régions d'intérêt acquis par expérience. Pour exprimer les attributs sous la forme de cartes d'appartenance¹ aux régions d'intérêt, il est indispensable de disposer de connaissances sur ces régions. Les experts en matériaux composites peuvent fournir des exemples concrets des régions d'intérêt. Des régions sont pointées sur les images tomographiques par les experts et représentent des échantillons typiques des régions d'intérêt. La figure 2.5 contient les pointés effectués sur la section numéro 113 de l'image tomographique de la pièce 1 pour les régions orientées en bleu, les régions non orientées en magenta et les manques de renfort en vert. Sur cette pièce, la détection des porosités R_4 n'a pas fait l'objet de cette étude. Par contre, ce type de région a été recherché sur la pièce 2 (voir annexe B.1).

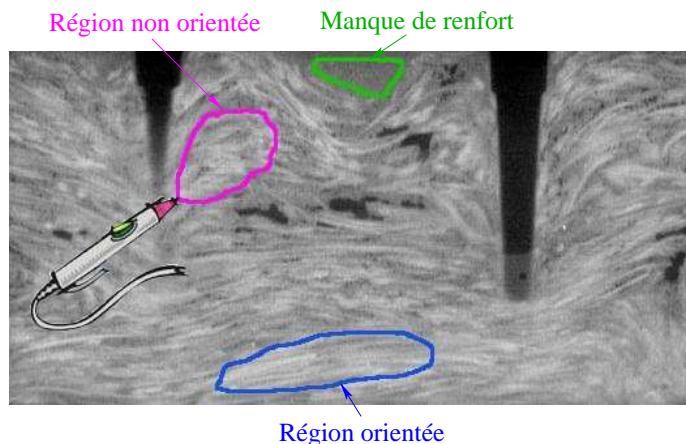


FIG. 2.5 : Exemples de régions pointées par les experts sur l'image tomographique de la pièce 1.

La méthode utilisée pour construire les degrés d'appartenance est issue de travaux similaires [63]. 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. Ce degré de possibilité est compris entre 0 et 1.

¹Appelée carte d'appartenance dans le texte, elles sont en fait des cartes de **confiance** sur l'appartenance d'un voxel aux régions d'intérêt.

La figure 2.6 récapitule le déroulement de l'étape de représentation. Pour chaque région recherchée, nous allons construire, dans un premier temps, la distribution de probabilités d'apparition des valeurs des attributs dans les régions de référence. Pour cela, le pointé des régions de référence est reporté sur les images des attributs disponibles. La figure 2.7 montre les régions de référence reportées sur l'attribut A_1 qui ont été initialement tracées par les experts sur l'image tomographique (cf. figure 2.5). La construction de cette distribution de probabilité a été notée  dans la figure 2.6.

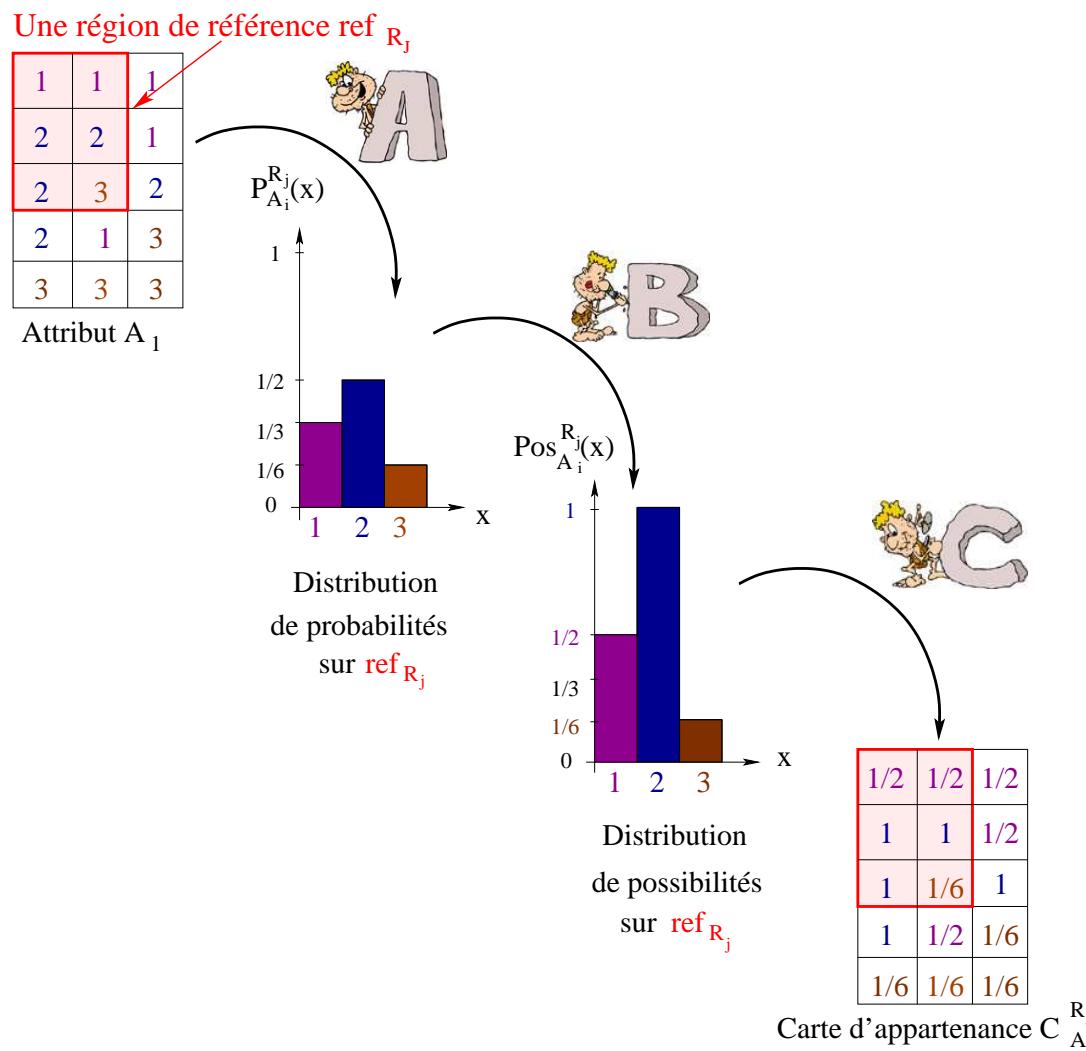


FIG. 2.6 : Principe de construction des cartes d'appartenance.

La distribution de probabilités obtenue est ensuite convertie en distribution de possibilités (figure 2.6, étape  à l'aide du mécanisme proposé par Moral [93]

pour les distributions discrètes (ce mécanisme a été étendu en continu par Dubois et al. [40]). Pour cela, les labels de la distribution de probabilités doivent être, dans un premier temps, ordonnés en fonction de la valeur de la probabilité qui leur est associée. Puis, une somme cumulée est appliquée à la distribution pour obtenir la distribution de possibilités :

$$pos_{A_i}^{R_j}(x) = \sum_{p_{A_i}^{R_j}(y) \leq p_{A_i}^{R_j}(x)} p_{A_i}^{R_j}(y) \quad (2.1)$$

avec :

x, y : valeurs discrètes de l'attribut A_i dans une région de référence ref_{R_j} représentant la région d'intérêt R_j .

$pos_{A_i}^{R_j}(x)$: possibilité de la valeur x de l'attribut A_i pour une région de référence ref_{R_j} .

$p_{A_i}^{R_j}(x)$: probabilités d'une valeur x de l'attribut A_i pour une région de référence ref_{R_j} .

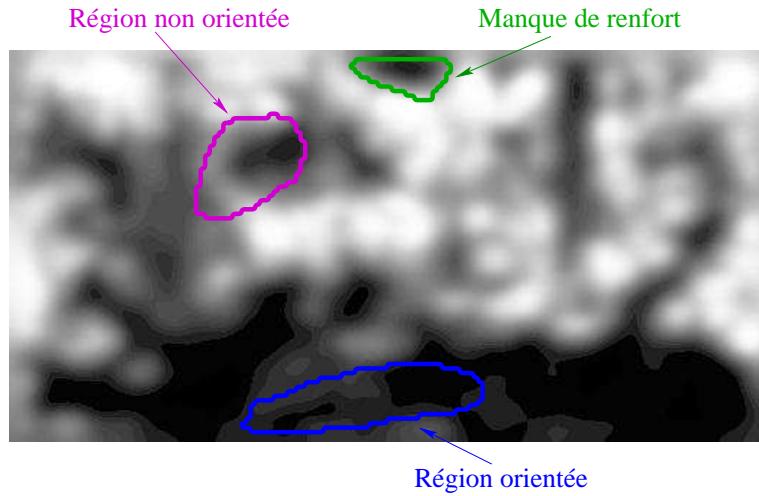


FIG. 2.7 : Report des régions pointées par les experts sur l'attribut A_1 .

La distribution de possibilités, obtenue sur une région de référence, va servir de support à la transformation des attributs en degrés d'appartenance $c_{A_i}^{R_j}$. Chaque voxel des cartes $C_{A_i}^{R_j}$ va être décrit par sa possibilité d'appartenance à la région R_j (cf. figure 2.6, étape donnée par un attribut A_i . Ainsi, les informations d'entrée seront toutes exprimées dans le même espace de définition qui est la confiance dans l'appartenance à une classe. Dans la suite du document, l'ensemble des cartes d'appartenance, servant à la détection d'une région d'intérêt

R_j , sera noté N ($N = \{C_{A_1}^{R_j}, \dots, C_{A_n}^{R_j}\}$, avec n le nombre d'attributs c'est-à-dire la cardinalité de N).

2.1.4 Evaluation des cartes d'appartenance

Les cartes d'appartenance $C_{A_i}^{R_j}$ ainsi obtenues sont riches en informations pour la détection des régions d'intérêt. La figure 2.8 contient l'ensemble des cartes d'appartenance à notre disposition pour la pièce 1. Ces cartes ont été obtenues en utilisant les régions de référence de la figure 2.5. Sur ces images, plus les voxels sont clairs, plus la confiance dans l'appartenance à la région est importante.

Néanmoins, les images de la figure 2.8 montrent bien la difficulté d'exploiter visuellement les informations apportées par chaque attribut. L'attribut A_1 , par exemple, semble être à lui seul un bon détecteur pour la région orientée R_1 , mais il détecte également une partie des manques de renfort R_3 . A ce niveau, l'attribut A_3 peut intervenir car il caractérise les manques de renfort par des valeurs faibles. Il apporte ainsi une information complémentaire à A_1 dans la détection des régions orientées en permettant de « supprimer » les ambiguïtés avec les manques de renfort. On pourrait ainsi continuer l'analyse pour les autres attributs ainsi que les autres régions recherchées. On comprend bien qu'il serait intéressant de prendre en compte simultanément l'ensemble des attributs pour obtenir une cartographie complète et cohérente des images tomographiques. C'est l'objectif du système de fusion détaillé dans la section suivante.

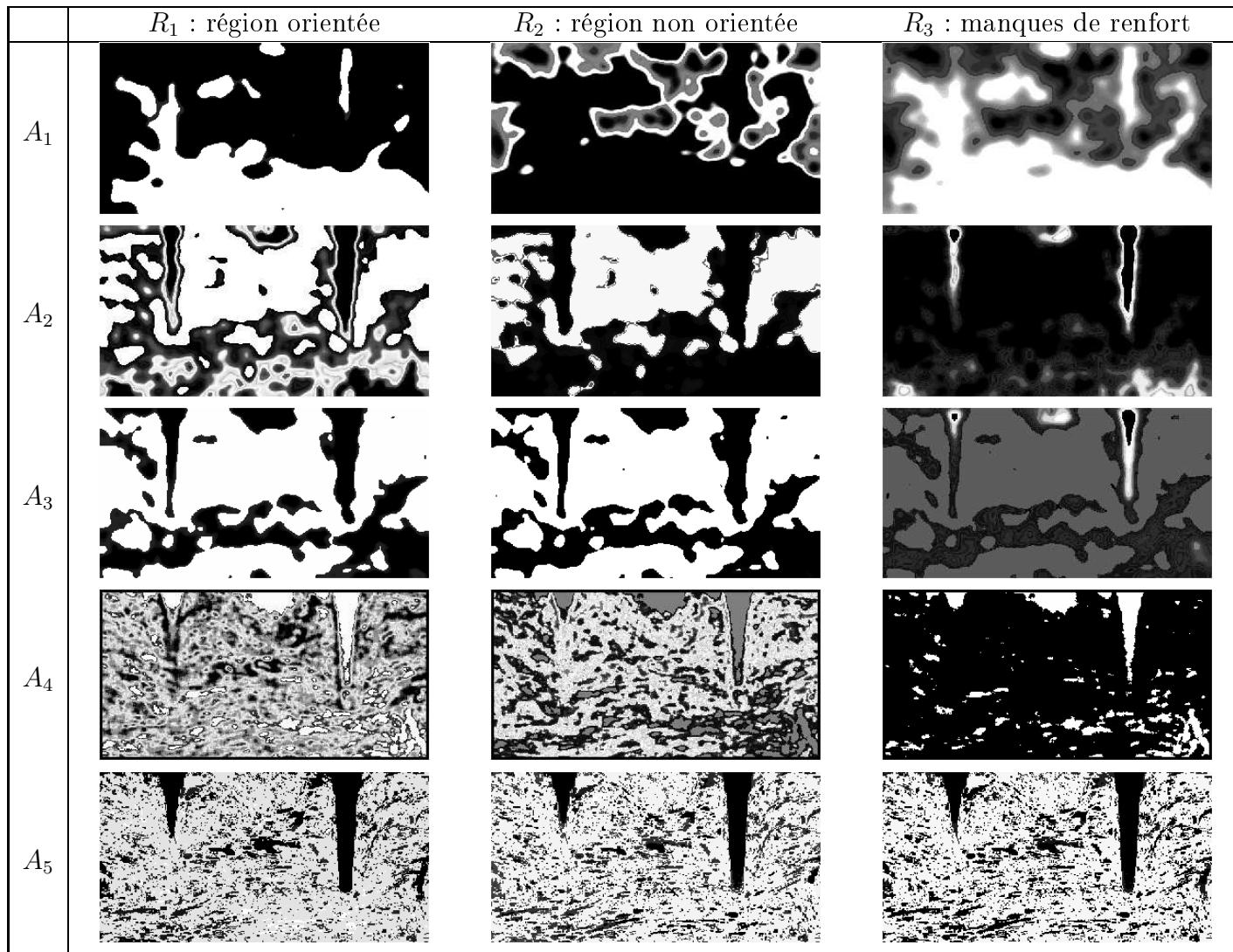


FIG. 2.8 : L'ensemble des cartes d'appartenance $C_{A_i}^{R_j}$ pour les trois régions considérées.

2.2 Système de fusion

Le système de fusion développé est présenté sur la figure 2.9. Son objectif est de prendre en compte l'ensemble des informations contenues dans les attributs. L'approche proposée consiste à construire une carte d'appartenance C^{R_j} pour chaque région R_j (j allant de 1 à m) à partir des cartes d'appartenance $C_{A_i}^{R_j}$ provenant des attributs A_i . L'opérateur de combinaison s'exprime alors : $C^{R_j} = f(C_{A_1}^{R_j}, \dots, C_{A_n}^{R_j})$. Plusieurs opérateurs de combinaison existent, dans la littérature, pour fusionner des informations numériques [124]. En l'absence d'informations particulières, souvent la moyenne arithmétique est utilisée. Nous décrivons d'abord cette approche, dans la section suivante, avant de considérer des opérateurs plus évolués tels que l'intégrale de Choquet.

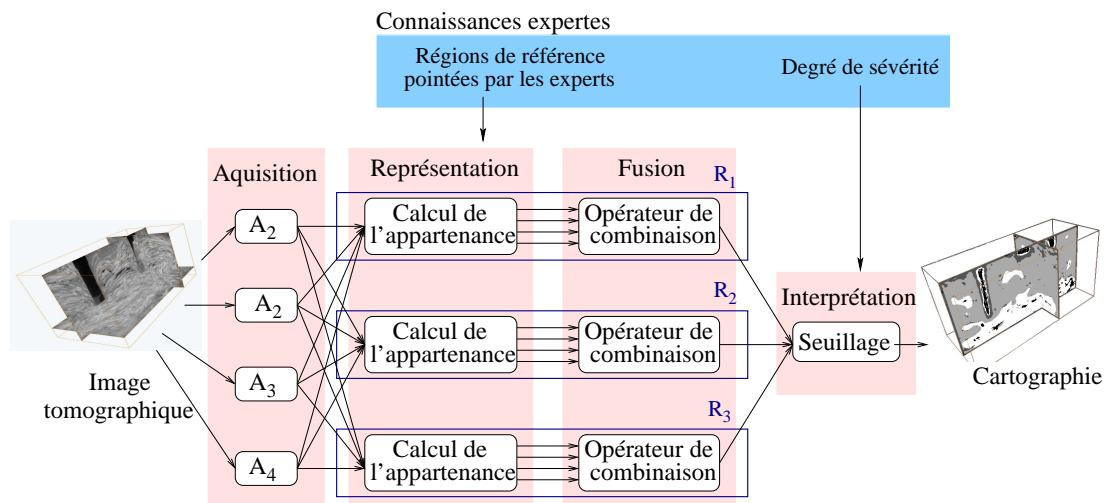
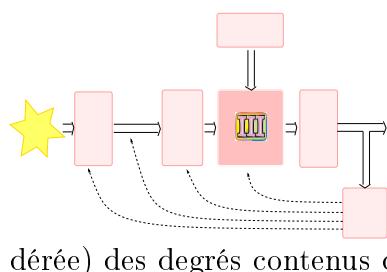


FIG. 2.9 : Synoptique des étapes du système de fusion développé pour les trois régions d'intérêt.

2.2.1 Moyenne arithmétique



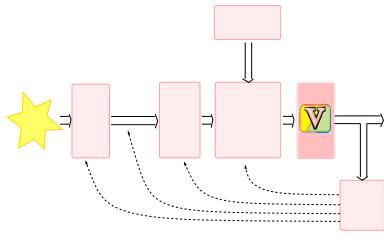
Dans cette application, les experts n'ont pas de connaissances a priori sur les dépendances pouvant exister entre les attributs et les régions d'intérêt. Dans une première approche, une dépendance fonctionnelle d'ordre 1 sera considérée à l'aide de l'opérateur réalisant la moyenne arithmétique (équipondérée) des degrés contenus dans les cartes d'appartenance :

$$C^{R_j} = \frac{\sum_{i=1}^n C_{A_i}^{R_j}}{n} \quad (2.2)$$

avec

$C_{A_i}^{R_j}$: le degré d'appartenance délivré par la carte $C_{A_i}^{R_j}$.

2.2.2 Post-traitement



Une étape d'interprétation est nécessaire pour construire la cartographie complète de l'image tomographique. Cette étape consiste à attribuer, à chaque voxel v de l'image, la région R_{indice_max} ayant le plus grand degré d'appartenance :

$$c^{R_{indice_max}}(v) = \max_j (c^{R_j}(v)).$$

Si, par exemple, le

degré d'appartenance $c^{R_1}(v)$ à la région orientée pour un voxel v est supérieur aux autres degrés d'appartenance, on considère que le voxel v appartient à la région orientée. Un seuil, appelé degré de sévérité SD , est fixé par les experts pour s'assurer que le degré d'appartenance est suffisant.

Si le degré d'appartenance est inférieur au seuil SD , le voxel v appartient à une région, nommée région de rejet, notée R^* . La cartographie de l'ensemble des régions d'intérêt se construit donc à l'aide de l'algorithme 2.1 :

Début

```

Pour tous les voxels  $v$  de l'image faire
  confiance_max ← 0
  indice_max ← 0
  Pour  $j$  de 0 à  $m$  faire
    Si  $c^{R_j}(v) > confiance\_max$  alors
      confiance_max ←  $c^{R_j}(v)$ 
      indice_max ←  $j$ 
    Fin Si
  Fin Pour
  Si  $confiance\_max > SD$  alors
     $v \in R_{indice\_max}$ 
  Sinon
     $v \in R^*$ 
  Fin Si
Fin Pour

```

Fin

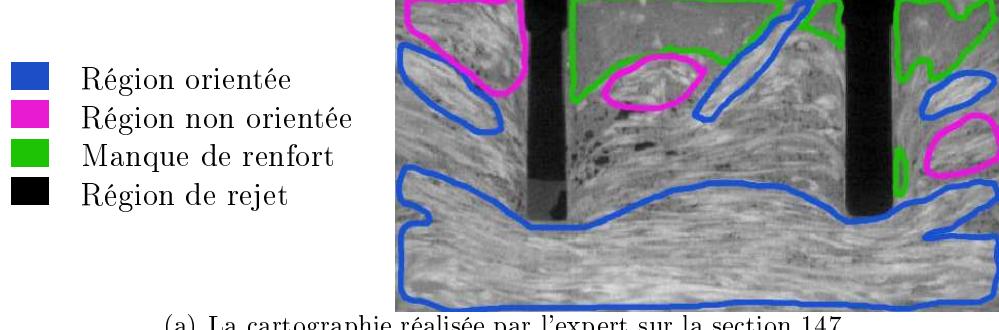
ALG 2.1 : Algorithme utilisé dans l'étape d'interprétation.

La figure 2.10b présente la cartographie obtenue par ce système avec un degré de sévérité de 0,5 pour la 147^{eme} section de l'image tomographique de la pièce 1. La figure 2.10 contient également, sur cette même section, une cartographie complète réalisée manuellement par un expert. Cette cartographie va nous servir de référence pour l'évaluation de nos résultats.

Visuellement, des manques peuvent être constatés par rapport à la cartographie attendue par les experts. La région de manque de renfort est beaucoup moins étendue que la région devant être détectée. Ce même constat est également observé sur les autres régions. Pour améliorer ce résultat, deux choix sont possibles :

- effectuer une moyenne pondérée (avec des poids différents pour chaque attribut),
- choisir un opérateur de combinaison plus général.

Notre choix s'est alors porté sur l'intégrale de Choquet qui est une généralisation de la moyenne pondérée, de la moyenne ordonnée pondérée, du min et du max [56]. De plus, comme nous l'avons montré dans la section 1.2.3, cet opérateur prend en compte explicitement les dépendances fonctionnelles. Cette caractéristique permettra de développer une coopération entre les experts et le système via des dépendances fonctionnelles de nature de confiance.



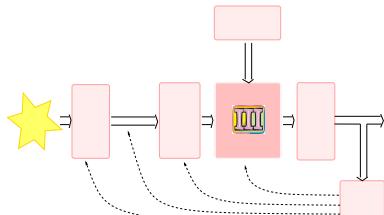
(a) La cartographie réalisée par l'expert sur la section 147.



(b) La cartographie obtenue avec la moyenne équipondérée.

FIG. 2.10 : Une évaluation qualitative de la cartographie obtenue avec la moyenne équipondérée.

2.2.3 Intégrale de Choquet



L'intégrale de Choquet est une intégrale par rapport à des mesures floues prenant en compte les dépendances fonctionnelles. Elle a fréquemment été employée en classification de données [61, 18, 19] ainsi que dans le domaine de l'aide à la décision [54]. Elle peut s'exprimer sous différentes formes. La forme générale ainsi que la forme 2-additive² seront explicitées dans cette section.

Dans notre contexte, une mesure floue μ est une application de la famille G des sous-ensembles de cartes ($G \subseteq N = \{C_{A_1}^{R_j}, \dots, C_{A_n}^{R_j}\}$) vers l'intervalle $[0, 1]$:

$$\mu : 2^N \longrightarrow [0, 1]$$

Par définition, une mesure floue satisfait les propriétés suivantes :

- (i) $\mu(\emptyset) = 0$,
- (ii) pour tous les ensembles de cartes $G, T \subseteq N$, $G \subseteq T$ implique $\mu(G) \leq \mu(T)$.

Les mesures floues peuvent être :

- normalisées quand $\mu(N) = 1$,
- additives quand $\mu(G \cup T) = \mu(G) + \mu(T) \forall G, T \subseteq N$ tel que $G \cap T = \emptyset$
- sous-additives quand $\mu(G \cup T) \leq \mu(G) + \mu(T) \forall G, T \subseteq N$ tel que $G \cap T = \emptyset$
- sur-additives quand $\mu(G \cup T) \geq \mu(G) + \mu(T) \forall G, T \subseteq N$ tel que $G \cap T = \emptyset$
- sous-modulaires quand $\mu(G \cup T) + \mu(G \cap T) \leq \mu(G) + \mu(T) \forall G, T \subseteq N$

Dans le cadre de l'application, les informations à fusionner pour une région R_j sont des degrés d'appartenance $c_{A_i}^{R_j}$ contenus dans différentes cartes $C_{A_i}^{R_j}$. Les mesures floues μ^{R_j} associées aux sous-ensembles des cartes d'appartenance sont alors interprétées comme les coefficients d'importance (associés à la confiance) de chaque ensemble de cartes $G_{(i)}$ dans le processus de fusion détectant la région R_j .

²La forme 2-additive se limite aux interactions d'ordre 2.

La forme générale de l'intégrale de Choquet (2.3) pour une région R_j est :

$$c^{R_j}(v) = \sum_{i=1}^n \left(c_{A_{(i)}}^{R_j}(v) - c_{A_{(i-1)}}^{R_j}(v) \right) \cdot \mu^{R_j}(G_{(i)}^{R_j}) \quad (2.3)$$

avec

$c_{A_{(i)}}^{R_j}(v)$: le degré de la carte $C_{A_{(i)}}^{R_j}$ associé au voxel v .

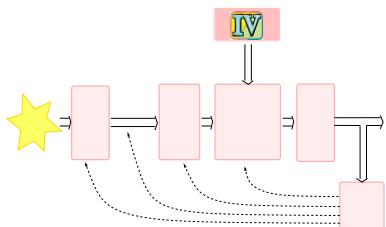
$\mu^{R_j}(G_{(i)}^{R_j})$: la mesure floue associée à l'ensemble $G_{(i)}^{R_j} = \{C_{A_{(i)}}^{R_j}, \dots, C_{A_{(n)}}^{R_j}\}$ de cartes ordonnées selon les degrés $c_{A_{(i)}}^{R_j}(v)$.

Dans le cas général, les mesures floues sont décrites par 2^n coefficients associés à tous les sous-ensembles des n cartes. Les méthodes existantes de détermination des mesures floues s'appuient sur [58] :

- des ensembles d'apprentissage,
- l'élicitation directe par la sémantique des mesures floues,
- la combinaison de la sémantique et des ensembles d'apprentissage.

Dans cette application, les experts, du fait de leur formation et de leur compétence, ne peuvent pas directement délivrer des informations sur l'importance des cartes d'appartenance. C'est pourquoi, dans un premier temps, une méthode d'identification non-supervisée basée sur l'entropie, proposée par Kojadinovic [74], a été utilisée.

2.2.4 Identification basée sur l'entropie



La méthode d'identification des paramètres de l'intégrale de Choquet basée sur l'entropie [74] ne nécessite pas de connaissances expertes. Elle s'appuie uniquement sur les informations qui doivent être fusionnées, qui sont, dans notre application, les cartes d'appartenance à une région d'intérêt.

Notons que, dans la plupart des méthodes d'identification des paramètres de l'intégrale de Choquet, les paramètres obtenus sont interprétés comme des préférences associées à chaque attribut. A contrario, les paramètres identifiés dans cette méthode sont interprétés comme la confiance en chaque carte d'appartenance et en chaque sous-ensemble de cartes. Nous proposons de définir cette confiance comme le pouvoir de discrimination des degrés fournis par chaque carte et en chaque sous-ensemble de cartes. Comme proposé dans [74], l'entropie peut être utilisée comme une mesure du pouvoir de discrimination et donc comme une mesure de confiance. Plus les cartes permettent de discriminer un grand nombre de

classes, plus la confiance attribuée à ces cartes, pour effectuer une classification, sera importante. De plus, une fois normalisée (équation 2.4), la mesure d'entropie satisfait les propriétés d'une mesure floue. Dans cette approche, la mesure floue μ^{R_j} associée à tous les sous-ensembles de cartes G^{R_j} d'appartenance à la région R_j est obtenue par l'équation suivante :

$$\mu^{R_j}(G^{R_j}) = \frac{H(G^{R_j})}{H(N)} \quad (2.4)$$

avec

$H(G^{R_j})$: entropie associée au sous-ensemble de cartes G^{R_j} .

$$H(G^{R_j}) = \sum_g P(g) \cdot \log_2(P(g))$$

g : le vecteur constitué des valeurs $c_{A_i}^{R_j}(v)$ pouvant être fournies par l'ensemble de cartes $G^{R_j} \subset \{C_{A_1}^{R_j}, \dots, C_{A_n}^{R_j}\}$.

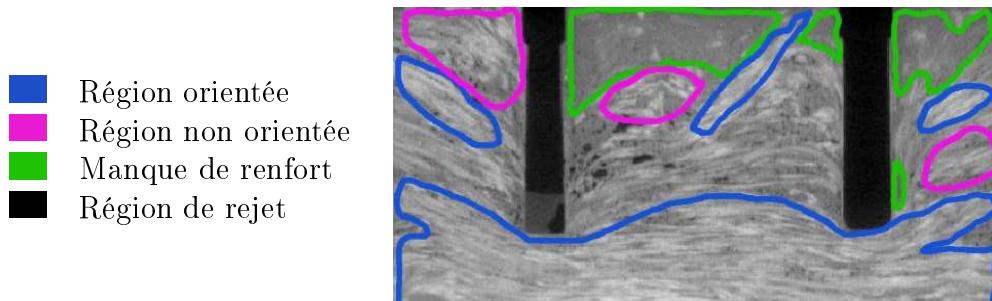
$P(g)$: distribution de probabilités des vecteurs g sur tous les voxels de l'image.

$H(N)$: entropie calculée sur l'ensemble des cartes $N = \{C_{A_1}^{R_j}, \dots, C_{A_n}^{R_j}\}$.

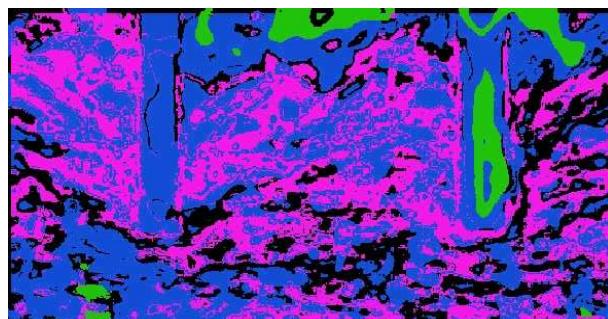
Cette méthode d'identification se base sur tous les voxels contenus dans les cartes d'appartenance à une région R_j pour calculer l'entropie. Cette démarche est répétée pour chaque région recherchée (j allant de 1 à 3 dans notre application).

La cartographie obtenue avec l'intégrale de Choquet et cette méthode d'identification est présentée dans la figure 2.11(b). Cette cartographie présente moins de zones de rejet que celle obtenue avec la moyenne pondérée ce qui montre une diminution de l'ambiguïté des résultats délivrés par l'intégrale de Choquet. De plus, la région de manques de renfort correspond davantage aux attentes des experts. Les régions orientées et non orientées ne sont, par contre, pas correctement détectées. De plus, le résultat reste encore trop fragmenté par rapport à ce qui est attendu.

La méthode d'identification choisie est totalement non supervisée et s'appuie sur l'idée de donner de l'importance aux cartes permettant de discriminer le plus grand nombre de régions dans l'absolu. Cette approche n'est pas forcément la plus adaptée lorsque l'on recherche un nombre connu et limité de régions, comme c'est le cas dans notre application. De plus, il n'est pas possible dans cette approche d'intégrer des connaissances expertes même limitées, telles des régions de références pointées sur l'image tomographique. Certes, ces pointés ne portent pas directement sur les cartes d'appartenance mais ils peuvent être reportés sur celles-ci, afin de fournir une « vérité terrain » sur des voxels appartenant réellement aux régions d'intérêt. C'est pourquoi, dans la section suivante, nous proposons une extension de la méthode d'identification basée sur l'entropie permettant d'intégrer les connaissances expertes sur les régions d'intérêt.



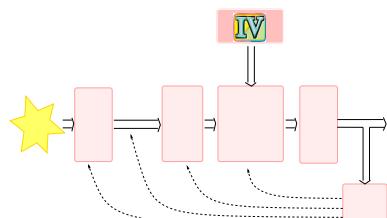
(a) La cartographie réalisée par l'expert sur la section 147.



(b) La cartographie obtenue avec la méthode d'identification basée sur l'entropie.

FIG. 2.11 : Cartographie obtenue avec l'intégrale de Choquet et la méthode d'identification basée sur l'entropie.

2.3 Identification basée sur l'entropie relative



Dans l'approche proposée, la confiance attribuée aux informations va être quantifiée en relatif, par rapport aux régions d'intérêt, et non plus en absolu, sur le nombre maximal de classes qu'il est possible de discriminer. Plus une carte d'appartenance permet de discriminer une région, plus son importance dans la détection de cette région est forte. Cela nous conduit à considérer la notion d'entropie relative.

2.3.1 Entropie relative

Les connaissances fournies par les experts, sous la forme de pointés de référence, peuvent être décrites comme des vecteurs $g^{ref_{R_j}}$ composés des valeurs $c_{A_i}^{R_j}$ (avec i allant de 1 à n) contenues dans la région de référence de R_j , notée ref_{R_j} ,

reportée sur les cartes $C_{A_i}^{R_j}$. En guise d'illustration, la région de référence des manques de renfort a été reportée en vert sur la carte d'appartenance $C_{A_1}^{R_3}$ dans la figure 2.12. Elle délimite les valeurs de la première composante (car représentée sur la carte $C_{A_1}^{R_3}$) des vecteurs $g^{ref_{R_3}}$. Les pointés rouges, sur la figure 2.12, représentent le report des régions de référence différentes de R_3 .

Un second ensemble de vecteurs $g^{\overline{R_j}}$ peut être construit à partir des connaissances expertes. Chaque vecteur $g^{\overline{R_j}}$ contiendra des valeurs $c_{A_i}^{\overline{R_j}}$ contenues dans l'ensemble des régions de référence $\overline{R_j}$. Cet ensemble de régions de référence est composé de l'union des régions de référence différentes de R_j notée $\overline{ref_{R_j}} = \bigcup_{k \neq j} ref_{R_k}$. Sachant que toutes les régions sont distinctes (elles ne se recoupent pas), l'ensemble $\overline{R_j}$ décrit les régions complémentaires de R_j . Pour l'exemple présenté dans la figure 2.12, les valeurs $c_{A_1}^{R_3}$ contenues dans les régions pointées en rouge constituent les premières composantes des vecteurs $g^{\overline{R_3}}$.

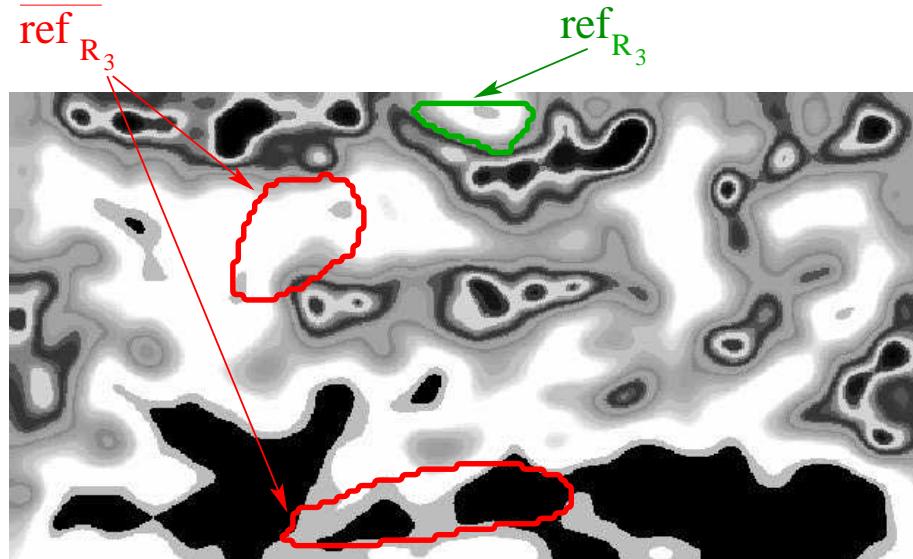


FIG. 2.12 : Illustration sur la carte $C_{A_1}^{R_3}$ de la construction des ensembles d'apprentissage.

Nous proposons de considérer la dissimilarité entre les degrés d'appartenance à la région de référence ref_{R_j} (contenus dans les vecteurs $g^{ref_{R_j}}$ correspondant à la région R_j) et les degrés d'appartenance aux régions de référence différentes de ref_{R_j} (contenus dans les vecteurs $g^{\overline{ref_{R_j}}}$ correspondant aux autres régions). Plus

la dissimilarité entre les vecteurs $g^{ref_{R_j}}$ et $\overline{g^{ref_{R_j}}}$ est importante, plus il est ais   de distinguer la r  gion R_j . Nous proposons d'exprimer cette dissimilarit   avec l'entropie relative HR :

$$HR^{R_j}(G^{R_j}) = \sum_{g^{ref_{R_j}}} P(g^{ref_{R_j}}) \cdot \log_2 \left(\frac{P(g^{ref_{R_j}})}{P(\overline{g^{ref_{R_j}}})} \right) \quad (2.5)$$

avec

$g^{ref_{R_j}}$: les vecteurs de degr  s d'appartenance $c_{A_i}^{R_j}$    la r  gion R_j se trouvant dans la r  gion de r  f  rence ref_{R_j} .

$\overline{g^{ref_{R_j}}}$: les vecteurs de degr  s d'appartenance $c_{A_i}^{R_j}$    la r  gion R_j se trouvant dans l'ensemble des r  gions de r  f  rence $\overline{ref_{R_j}}$.

$P(g^{ref_{R_j}})$: distribution de probabilit  s des ensembles $g^{ref_{R_j}}$ calcul  e dans la r  gion de r  f  rence ref_{R_j} .

$P(\overline{g^{ref_{R_j}}})$: distribution de probabilit  s des ensembles $\overline{g^{ref_{R_j}}}$ calcul  e dans l'ensemble des r  gions de r  f  rence $\overline{ref_{R_j}}$.

Notons que la distribution de probabilit  s $P(g^{ref_{R_j}})$ est mesur  e    partir des vecteurs $g^{ref_{R_j}}$ contenus dans la r  gion de r  f  rence ref_{R_j} et la distribution de probabilit  s $P(\overline{g^{ref_{R_j}}})$ est obtenue    partir des vecteurs $\overline{g^{ref_{R_j}}}$ qui ne sont pas contenus dans la r  gion de r  f  rence ref_{R_j} . La m  thode bas  e sur l'entropie absolue est tendue du fait de la distinction des diff  rentes r  gions    d  tecter    partir des r  f  rences point  es par l'expert.

2.3.2 Interpr  tation de l'entropie relative en mesure floue

L'entropie relative doit respecter les propri  t  s, pr  sent  es dans la section 2.2.3, pour   tre consid  r  e comme une mesure floue. Pour ce faire, l'entropie relative $HR^{R_j}(G^{R_j})$, pour un ensemble de cartes G^{R_j} , est normalis  e (2.6) par l'entropie $HR^{R_j}(N)$ de l'ensemble des cartes N :

$$\mu^{R_j}(G^{R_j}) = \frac{HR^{R_j}(G^{R_j})}{HR^{R_j}(N)} \quad (2.6)$$

De plus, l'entropie relative est nulle lorsque l'ensemble G^{R_j} de cartes est vide mais galement lorsque les distributions $P(g^{ref_{R_j}})$ et $P(\overline{g^{ref_{R_j}}})$ sont identiques. L'entropie relative doit galement respecter la contrainte de monotonie pour   tre consid  r  e comme une mesure floue. Pour deux cartes $C_{A_k}^{R_j}$ et $C_{A_l}^{R_j}$ (c'est-  -dire

$G^{R_j} = \{C_{A_k}^{R_j}, C_{A_l}^{R_j}\}$), l'entropie relative [76, 81] peut s'exprimer sous la forme suivante :

$$HR^{R_j}(\{C_{A_k}^{R_j}, C_{A_l}^{R_j}\}) = HR^{R_j}(\{C_{A_k}^{R_j}\}) + HR^{R_j}(\{C_{A_l}^{R_j}\} \mid \{C_{A_k}^{R_j}\}) \quad (2.7)$$

Sachant que l'entropie relative est toujours positive [76], nous avons :

$$HR^{R_j}(\{C_{A_k}^{R_j}, C_{A_l}^{R_j}\}) \geq HR^{R_j}(\{C_{A_k}^{R_j}\}) \text{ et } HR^{R_j}(\{C_{A_k}^{R_j}, C_{A_l}^{R_j}\}) \geq HR^{R_j}(\{C_{A_l}^{R_j}\}) \quad (2.8)$$

La contrainte de monotonie est donc satisfaite :

$$\mu^{R_j}(\{C_{A_k}^{R_j}, C_{A_l}^{R_j}\}) \geq \mu^{R_j}(\{C_{A_k}^{R_j}\}) \text{ et } \mu^{R_j}(\{C_{A_k}^{R_j}, C_{A_l}^{R_j}\}) \geq \mu^{R_j}(\{C_{A_l}^{R_j}\}) \quad (2.9)$$

Ce raisonnement s'étend sans difficulté aux autres sous-ensembles de cartes. Ainsi, l'entropie relative normalisée satisfait toutes les propriétés permettant de l'interpréter comme une mesure floue. De plus, lorsque les cartes $C_{A_k}^{R_j}$ et $C_{A_l}^{R_j}$, permettant d'obtenir les distributions $P(g^{ref_{R_j}})$ et $P(\overline{g^{ref_{R_j}}})$, sont statistiquement indépendantes, l'entropie relative a un comportement additif [81] :

$$HR^{R_j}(\{C_{A_k}^{R_j}, C_{A_l}^{R_j}\}) = HR^{R_j}(\{C_{A_k}^{R_j}\}) + HR^{R_j}(\{C_{A_l}^{R_j}\}) \quad (2.10)$$

Plus généralement, l'entropie relative de la paire $\{C_{A_k}^{R_j}, C_{A_l}^{R_j}\}$ s'exprime selon l'équation 2.11. Le troisième terme de cette équation peut être négatif ou positif en fonction des cartes $C_{A_k}^{R_j}$ et $C_{A_l}^{R_j}$. Donc, les mesures floues associées peuvent être sur-additives ou sous-additives.

$$\begin{aligned} HR^{R_j}(\{C_{A_k}^{R_j}, C_{A_l}^{R_j}\}) &= HR^{R_j}(\{C_{A_k}^{R_j}\}) + HR^{R_j}(\{C_{A_l}^{R_j}\}) \\ &+ \left(HR^{R_j}(\{C_{A_l}^{R_j} \mid C_{A_k}^{R_j}\}) - HR^{R_j}(\{C_{A_l}^{R_j}\}) \right) \end{aligned} \quad (2.11)$$

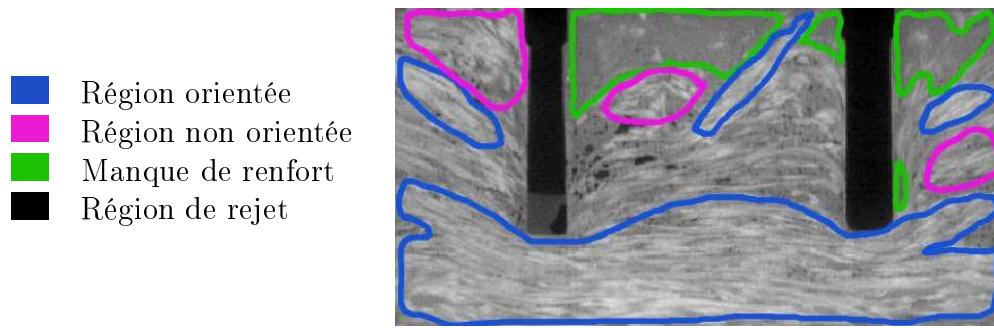
Ainsi contrairement à la méthode basée sur l'entropie absolue, les redondances ainsi que les complémentarités peuvent être identifiées car les mesures floues ne sont plus systématiquement sous-modulaires [74].

Au niveau opératoire, la principale contrainte, pour le calcul de l'entropie relative, est que le support de la distribution $P(g^{ref_{R_j}})$ doit être inclus dans le support de la distribution $P(\overline{g^{ref_{R_j}}})$. Dans le cas contraire, l'entropie relative

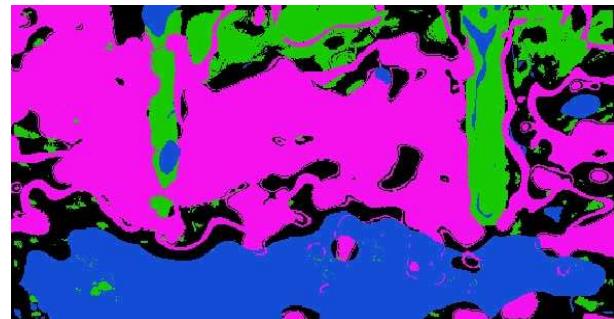
diverge vers l'infini. Afin de respecter cette contrainte, la divergence de Skew peut être employée (eq. 2.12). Elle permet d'ajouter à la distribution $P(g^{\overline{ref}_{R_j}})$ un pourcentage α faible (par exemple 0.1) de la distribution $P(g^{\overline{ref}_{R_j}})$. Il est alors possible de s'affranchir de la contrainte sur les supports des distributions. La divergence de Skew est un type d'entropie relative, ce qui permet de conserver l'interprétation en terme de mesure floue.

$$HRS^{R_j}(G^{R_j}) = \sum_{g^{\overline{ref}_{R_j}}} P(g^{\overline{ref}_{R_j}}) \cdot \log_2 \left(\frac{P(g^{\overline{ref}_{R_j}})}{\alpha \cdot P(g^{\overline{ref}_{R_j}}) + (1 - \alpha) \cdot P(g^{\overline{ref}_{R_j}})} \right) \quad (2.12)$$

La figure 2.13(a) contient les régions recherchées par l'expert sur une section du bloc tomographique et la cartographie délivrée par le système, utilisant la nouvelle méthode d'identification.



(a) La cartographie réalisée par l'expert sur la section 147.

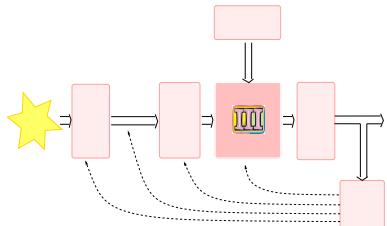


(b) La cartographie obtenue par l'approche basée sur l'entropie relative.

FIG. 2.13 : Cartographie obtenue avec l'intégrale de Choquet et la méthode d'identification basée sur l'entropie relative.

Visuellement, on remarque une amélioration de la détection de l'ensemble des régions. Globalement, ce résultat est beaucoup moins fragmenté que les précédents. Il propose une cartographie dont le niveau de détails est adapté à l'interprétation réalisée par les experts. Les régions orientées sont bien détectées dans leur ensemble. De plus, une amélioration importante de la détection des manques de renfort est constatée. En effet, cette région est maintenant entièrement détectée. Les régions de rejet sont également moins nombreuses ce qui démontre une baisse des ambiguïtés dans la prise de décision. Cette première détection peut encore être améliorée en augmentant la coopération avec l'expert comme nous le présenterons ultérieurement (section 2.4.7).

2.3.3 Intégrale de Choquet 2-additive



L'inconvénient de la forme généralisée de l'intégrale de Choquet est son grand nombre de paramètres (2^n avec n le nombre d'informations à fusionner). L'ensemble de ces paramètres représente des dépendances fonctionnelles d'ordre allant de 1 à n . Pour simplifier la compréhension de la combinaison des informations, l'intégrale de Choquet peut être approchée sous sa forme 2-additive via la transformée de Möbius [95, 55]. Seules les dépendances fonctionnelles d'ordre 1 et 2 sont alors conservées. Cette approximation peut se réaliser lorsque les mesures floues des ensembles composés de plus de 2 éléments, converties par la transformée de Möbius, sont nulles ce qui est le cas dans notre application. L'expression 2.13 prend en compte explicitement des dépendances fonctionnelles d'ordre un et deux. Les poids $\nu_k^{R_j}$ quantifient une dépendance d'ordre un et le coefficient d'interaction $I_{kl}^{R_j}$ quantifie une interaction d'ordre deux.

$$c^{R_j} = \sum_{k=1}^n \left(c_{A_k}^{R_j} \cdot \nu_k^{R_j} \right) - \frac{1}{2} \cdot \sum_{k=1}^n \sum_{l=k+1}^n I_{kl}^{R_j} \cdot \left| c_{A_k}^{R_j} - c_{A_l}^{R_j} \right| \quad (2.13)$$

Les poids et les coefficients d'interaction peuvent être déduits des coefficients de la forme généralisée par l'intermédiaire des formules (2.14) et (2.15) [55] :

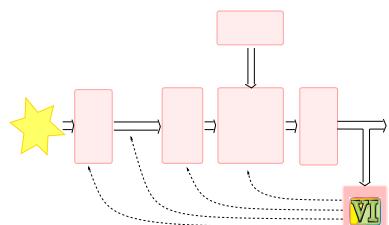
$$\nu_i^{R_j} = \sum_{G^{R_j} \subset N \setminus i} \frac{(n - |G^{R_j}| - 1)! \cdot |G^{R_j}|!}{n!} \cdot \left(\mu^{R_j}(G^{R_j} \cup \{i\}) - \mu^{R_j}(G^{R_j}) \right) \quad (2.14)$$

$$I_{kl}^{R_j} = \sum_{G^{R_j} \subset N \setminus \{k, l\}} \xi_{R_j} \cdot \left(\mu^{R_j}(G^{R_j} \cup \{k, l\}) - \mu^{R_j}(G^{R_j} \cup \{i\}) - \mu^{R_j}(G^{R_j} \cup \{j\}) + \mu^{R_j}(G^{R_j}) \right) \quad (2.15)$$

avec :

$$\xi_{R_j} = \frac{(n - |G^{R_j}| - 2)! \cdot |G^{R_j}|!}{(n - 1)!} \text{ et } |G^{R_j}| \text{ le cardinal de } G^{R_j} \quad (2.16)$$

2.3.4 Visualisation des dépendances dans la coopération avec l'expert



La coopération Homme/Machine est un échange bidirectionnel d'informations entre le système et l'expert. Dans les sections précédentes, la prise en compte de connaissances provenant d'experts a été présentée. Elle correspond à l'échange d'informations allant de l'expert vers le système de fusion, en l'occurrence les pointés. Le système, quant à lui, délivre une cartographie des régions recherchées ainsi que les dépendances fonctionnelles prises en compte dans le processus de fusion. Ces éléments vont entrer dans la coopération entre les experts et le système pour améliorer itérativement la cartographie. Pour cela, il est nécessaire de présenter ces informations aux experts à l'aide d'un support visuel efficace et adapté. Ce support doit leur permettre de rapidement comprendre les liens existant entre les attributs au travers des cartes. Pour faciliter la compréhension des dépendances fonctionnelles, des représentations graphiques ont été développées. La figure 2.14 présente la visualisation des dépendances mises en place pour présenter les paramètres obtenus par la nouvelle méthode d'apprentissage. Les colonnes de cette représentation graphique représentent les cartes d'appartenance pour une région donnée. Les dépendances fonctionnelles d'ordre 1 sont associées à la largeur de chacune des colonnes. Plus la colonne est large, plus la dépendance fonctionnelle d'ordre 1 est importante. Les traits liant deux colonnes représentent les interactions d'ordre 2, c'est-à-dire entre un couple d'attributs et la sortie du système de fusion, l'épaisseur du lien étant proportionnelle à la valeur absolue de l'interaction. La couleur du lien permet de coder la complémentarité (en vert) ou la redondance (en bleu) entre les couples d'attributs.

en l'occurrence les pointés. Le système, quant à lui, délivre une cartographie des régions recherchées ainsi que les dépendances fonctionnelles prises en compte dans le processus de fusion. Ces éléments vont entrer dans la coopération entre les experts et le système pour améliorer itérativement la cartographie. Pour cela, il est nécessaire de présenter ces informations aux experts à l'aide d'un support visuel efficace et adapté. Ce support doit leur permettre de rapidement comprendre les liens existant entre les attributs au travers des cartes. Pour faciliter la compréhension des dépendances fonctionnelles, des représentations graphiques ont été développées. La figure 2.14 présente la visualisation des dépendances mises en place pour présenter les paramètres obtenus par la nouvelle méthode d'apprentissage. Les colonnes de cette représentation graphique représentent les cartes d'appartenance pour une région donnée. Les dépendances fonctionnelles d'ordre 1 sont associées à la largeur de chacune des colonnes. Plus la colonne est large, plus la dépendance fonctionnelle d'ordre 1 est importante. Les traits liant deux colonnes représentent les interactions d'ordre 2, c'est-à-dire entre un couple d'attributs et la sortie du système de fusion, l'épaisseur du lien étant proportionnelle à la valeur absolue de l'interaction. La couleur du lien permet de coder la complémentarité (en vert) ou la redondance (en bleu) entre les couples d'attributs.

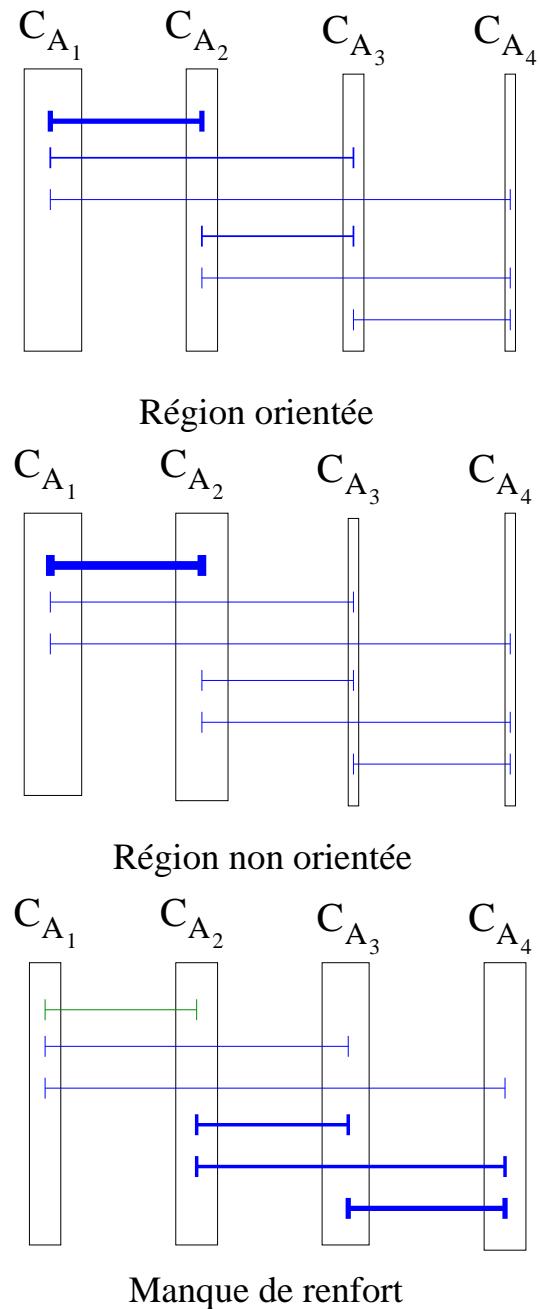


FIG. 2.14 : Visualisations graphiques des dépendances fonctionnelles identifiées avec l'entropie relative sur les différentes régions.

Sur la figure 2.14, on peut rapidement constater que les attributs A_1 et A_2 sont prépondérants pour les régions orientées et non orientées, tandis que la détection des manques de renfort utilise l'information de l'ensemble des attributs. Les interactions d'ordre 2 montrent également une forte synergie entre A_1 et A_2 pour les régions orientées et non orientées. Pour les manques de renfort, c'est entre A_2 , A_3 et A_4 que les interactions sont les plus importants.

2.4 Performance du système de fusion

Une plate-forme a été mise en place pour faciliter la coopération entre les experts et le système de fusion. Les deux méthodes d'identification des paramètres de l'intégrale de Choquet (entropie absolue et relative) ont été mises en œuvre sur cette plate-forme. Dans les deux cas, les paramètres de la forme 2-additive de l'intégrale de Choquet sont présentés et interprétés comme des dépendances fonctionnelles d'ordre 1 et 2. Les différentes dépendances obtenues sont comparées dans la section 2.4.2 afin de mettre en avant l'impact de l'intégration de connaissances expertes, même limitées, dans l'étape d'apprentissage. L'impact des pointés de référence sur l'identification des dépendances, ainsi que celui du paramètre α de la divergence de Skew, sont également étudiés dans les sections 2.4.3 et 2.4.4. Puis, les cartographies obtenues par les systèmes de fusion utilisant ces deux méthodes d'identification sont évaluées à l'aide de mesures quantitatives dans la section 2.4.5. L'impact du degré de sévérité (utilisé dans le post-traitement) sur la qualité des cartographies est étudié quantitativement dans la section 2.4.6. Afin de rendre le système de fusion encore plus coopératif, une visualisation des dépendances fonctionnelles a été implantée (section 2.4.7). Elle permet d'aider les experts à améliorer la cartographie délivrée par le système de fusion. Les résultats présentés dans cette section sont issus de l'analyse de la pièce 1. Les résultats obtenus sur les pièces 2 et 3 sont détaillés dans l'annexe B.

2.4.1 Plate-forme d'aide à l'interprétation d'images tomodensitométriques 3D

Une plate-forme matérielle présentée dans la figure 2.15 a été mise en place pour faciliter la coopération entre les experts et le système de fusion. Elle comprend un écran tactile principalement utilisé pour la réalisation des pointés de référence. Ce matériel permet aux experts d'effectuer des pointés plus précis qu'avec une souris. De plus, une « souris 3D » permet de manipuler plus facilement les images 3D pour bien visualiser la position des pointés. Enfin, un ordinateur bi-processeur 64 bits permet de stocker et de traiter les images 3D efficacement. Un logiciel commercial permet, entre autre, de visualiser les images en 3D.

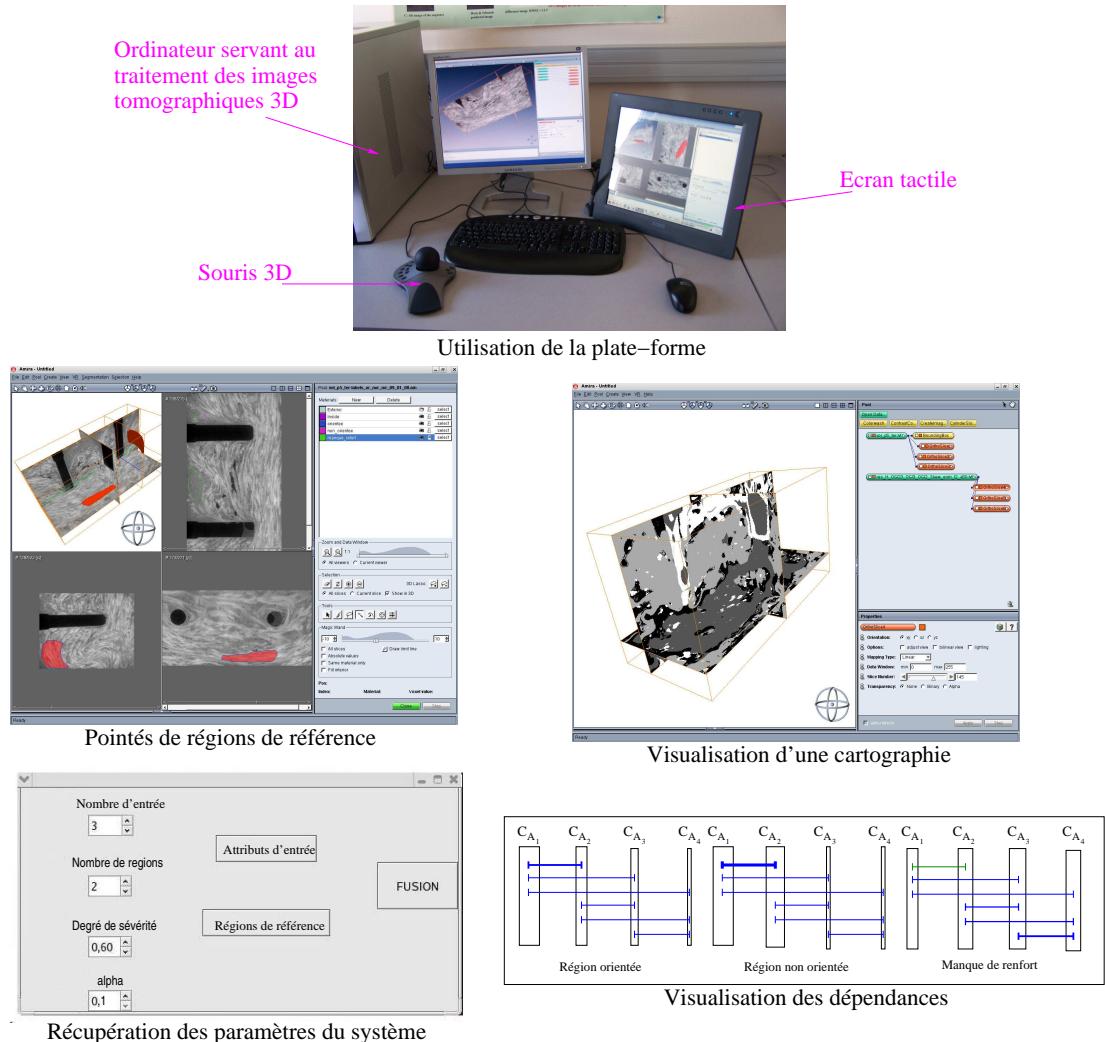


FIG. 2.15 : Vue d'ensemble de la plate-forme d'aide à l'interprétation d'images tomographiques 3D.

Plusieurs paramètres du système sont fixés par les experts, tels que le degré de sévérité qui intervient dans l'étape de post-traitement ou le paramètre alpha qui intervient dans l'étape d'identification pour calculer l'entropie de Skew. Les pointés de référence sont recueillis via une fonctionnalité du logiciel permettant de constituer un fichier contenant la position et le type de région correspondant à chaque pointé. L'ensemble des informations délivrées par les experts est employé, dans le système de fusion, afin d'obtenir une cartographie visualisable en 3D. Par une évaluation visuelle de la cartographie et l'interprétation des dépendances via les représentations graphiques, les experts peuvent modifier les paramètres du système de fusion ainsi que les pointés de référence.

2.4.2 Analyse des dépendances fonctionnelles identifiées

Les paramètres d'entropie H et d'entropie relative HR obtenus sur la pièce 1 par les deux méthodes d'identification sont présentés dans le tableau 2.1³.

G	Région orientée		Région non orientée		Manque de renfort	
	H	HR	H	HR	H	HR
A_1	0.05	0.49	0.12	0.48	0.17	0.14
A_2	0.42	0.29	0.18	0.39	0.56	0.25
A_3	0.10	0.15	0.14	0.05	0.17	0.34
A_4	0.43	0.07	0.56	0.08	0.10	0.27
A_1, A_2	-0.04	-0.35	-0.05	-0.61	-0.07	0.01
A_1, A_3	-0.01	-0.14	-0.00	-0.03	-0.04	-0.13
A_1, A_4	-0.01	-0.09	-0.02	-0.10	-0.01	-0.13
A_2, A_3	-0.04	-0.15	-0.01	-0.05	-0.07	-0.33
A_2, A_4	-0.05	-0.02	-0.03	-0.10	-0.02	-0.28
A_3, A_4	-0.03	-0.03	-0.03	-0.04	-0.02	-0.38

TAB. 2.1 : Mesures de dépendances (poids et interactions) obtenues à partir de l'entropie absolue H et de l'entropie relative HR pour quatre attributs A_1 , A_2 , A_3 et A_4 .

Nous pouvons constater que les deux méthodes d'identification aboutissent à des paramètres complètement différents. Ce qui signifie que la prise en compte des régions de référence a un impact important sur l'ajustement du système de fusion. Les dépendances d'ordre 1 (les poids) donnent des importances bien différentes aux attributs. Le poids de l'attribut A_4 est plus important que celui de l'attribut A_1 , pour la détection des régions orientées, avec l'entropie absolue H . Cette tendance est inversée avec l'entropie relative HR , ce qui est plus cohérent car l'attribut A_1 a été développé pour détecter des orientations dans l'image. De plus, les attributs A_2 et A_3 sont également prépondérants avec l'entropie relative, ce qui est également cohérent avec la façon dont ils ont été élaborés.

Nous pouvons aussi constater que les dépendances fonctionnelles d'ordre 2 identifiées par la méthode basée sur l'entropie ont toutes une valeur très faible (< 0.10). Globalement, elles ont un impact négligeable sur le mécanisme de fusion qui est, de ce fait, équivalent à une moyenne pondérée. La méthode d'identification basée sur l'entropie relative délivre des interactions d'ordre 2 dont les valeurs sont bien plus importantes que dans le cas de l'entropie simple. De plus, les interactions peuvent être négatives ou positives même si cette dernière situation reste rare pour la pièce 1.

³Dans tous les tableaux qui suivent, les résultats sont donnés avec 2 chiffres après la virgule, bien que le deuxième chiffre ne soit pas significatif.

2.4.3 Impact des régions de référence

Les valeurs obtenues avec la méthode d'identification basée sur l'entropie relative dépendent des pointés de référence. Or, les experts n'effectuent pas tous les mêmes pointés sur une même image tomographique. Nous nous sommes donc intéressés à l'étude de l'influence des pointés de référence sur les résultats de la méthode d'identification. Pour cela, plusieurs jeux de pointés présentés dans la figure 2.16 ont été demandés aux experts sur l'image tomographique de la pièce 1 afin d'évaluer leur impact sur la stabilité des mesures de dépendances fonctionnelles. Des régions de référence de taille différente (cf. figure 2.16 pointés 1, 2 et 3), plus ou moins typiques de la région recherchée (cf. figure 2.16 pointés 2 et 3) et sur différentes sections ont été effectués. La figure 2.17 montre la position de ces pointés dans l'image tomographique 3D.

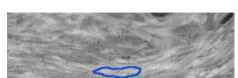
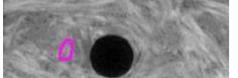
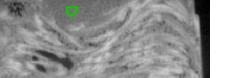
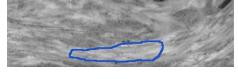
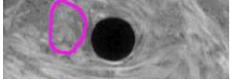
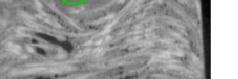
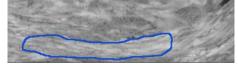
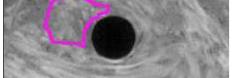
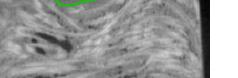
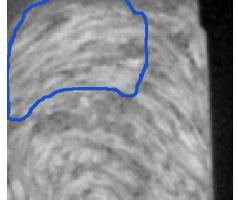
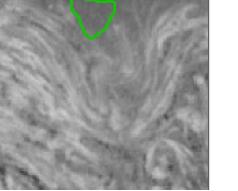
	Région orientée	Région non-orientée	Manque de renfort
Pointé 1			
Pointé 2			
Pointé 3			
Pointé 4			
Pointé 5	Utilisation des pointés 2 et 4		

FIG. 2.16 : Différents pointés employés lors de l'identification de la dépendance entre les sources d'informations.

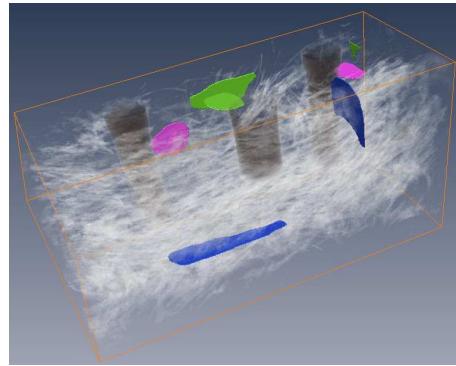


FIG. 2.17 : Position des pointés dans l'image tomographique 3D.

Le tableau 2.2 contient les mesures de dépendances d'ordre 1 et 2 entre les cartes d'appartenance issues des attributs et la détection des régions R_1 , R_2 et R_3 . Les valeurs des dépendances d'ordre 1 se stabilisent avec l'accroissement de la taille des pointés. La différence entre ces valeurs pour les pointés 1 et 2 est au maximum de 0.07 pour les régions orientées, de 0.09 pour les régions non orientées et de 0.07 pour les manques de renfort. Ces différences sont faibles mais tout de même pas complètement négligeables. Lorsque la taille des pointés augmente, par exemple entre les pointés 2 et 3, la différence entre les valeurs de dépendances diminue : 0.02 au maximum pour les régions orientées, 0.05 pour les régions non orientées et 0.04 pour les manques de renfort. La même remarque peut être faite sur les dépendances d'ordre 2. De ce fait, pour un bon fonctionnement du système de fusion les experts peuvent effectuer des pointés de grande taille car les dépendances identifiées se stabilisent avec l'augmentation de la taille des pointés. D'autre part, choisir des pointés moins typiques des régions recherchées peut avoir un impact sur la valeur des dépendances identifiées. Il peut même arriver que l'ordre de grandeur des dépendances change comme dans le cas des régions orientées où l'emploi des pointés 4 implique que la carte d'appartenance $C_{A_3}^{R_1}$ issue de l'attribut A_3 est plus importante que la carte $C_{A_4}^{R_1}$ issue de l'attribut A_4 . Il est important, dans la méthode d'identification basée sur l'entropie relative, que les pointés soient bien typiques des régions recherchées par l'expert. Néanmoins, l'accumulation de pointés plus ou moins typiques stabilise la valeur de dépendances qu'elles soient d'ordre 1 ou 2. Ainsi, *plus l'expert pourra fournir de pointés, plus les dépendances seront stables*. Cette stabilité constitue, en quelque sorte, une validation expérimentale de l'intégration des connaissances expertes que nous avons proposée. Si l'expert souhaite effectuer *peu de pointés*, il doit trouver *les plus typiques* dans l'image tomographique. Signalons enfin que les écarts entre les valeurs de dépendances diffèrent en fonction des régions recherchées. Les plus grands écarts ont été obtenus avec la détection des régions non orientées ce qui peut s'expliquer par le fait que ce type de régions est plus difficile à détecter.

Attributs	Région orientée					Région non orientée					Manque de renfort				
	P 1	P 2	P 3	P 4	P 5	P 1	P 2	P 3	P 4	P 5	P 1	P 2	P 3	P 4	P 5
A_1	0.32	0.35	0.33	0.46	0.23	0.52	0.61	0.6	0.44	0.40	0.08	0.1	0.13	0.05	0.07
A_2	0.36	0.31	0.29	0.22	0.32	0.32	0.23	0.18	0.24	0.23	0.34	0.27	0.26	0.32	0.32
A_3	0.19	0.20	0.22	0.12	0.24	0.1	0.10	0.13	0.17	0.14	0.32	0.33	0.29	0.33	0.31
A_4	0.13	0.14	0.16	0.20	0.21	0.06	0.06	0.09	0.15	0.23	0.26	0.30	0.32	0.3	0.30
A_1, A_2	-0.33	-0.10	0.02	-0.01	-0.01	-0.48	-0.27	-0.06	-0.06	0.09	-0.11	-0.01	0.04	-0.00	-0.09
A_1, A_3	-0.12	-0.03	0.03	-0.05	-0.00	-0.16	-0.09	-0.05	-0.04	0.02	-0.11	-0.09	0.01	0.00	-0.09
A_1, A_4	-0.03	-0.00	0.04	0.08	0.04	-0.05	-0.022	0.03	0.06	0.18	-0.04	-0.07	-0.04	0.02	-0.07
A_2, A_3	-0.28	-0.22	-0.16	-0.12	-0.30	-0.10	-0.00	0.04	-0.04	-0.04	-0.5	-0.37	-0.31	-0.43	-0.47
A_2, A_4	-0.15	-0.11	-0.09	-0.04	-0.20	-0.03	0.02	0.05	-0.01	-0.02	-0.37	-0.34	-0.30	-0.39	-0.44
A_3, A_4	-0.09	-0.11	-0.09	-0.08	-0.22	0.02	0.02	0.03	-0.05	-0.09	-0.37	-0.40	-0.34	-0.41	-0.43

TAB. 2.2 : Mesures de dépendances pour les régions orientées à partir de différents pointés.

2.4.4 Impact du paramètre α de la divergence de Skew

Afin de s'affranchir de la contrainte sur les supports des distributions de probabilités, nous avons utilisé l'entropie de Skew. Cette entropie emploie un paramètre α qui peut avoir un impact sur les paramètres identifiés. Deux graphiques, représentant respectivement les dépendances d'ordre 1 et les dépendances d'ordre 2 en fonction du paramètre α , sont présentés dans les figures 2.18 et 2.19.

Pour de faibles valeurs : $\alpha \in [0, 0.4]$, on a une bonne stabilité des paramètres obtenus. Par contre, les courbes montrent qu'une valeur élevée de α a un impact non négligeable sur les paramètres obtenus. Donc, le choix, qui a été fait d'un α de 0.1 afin de gérer les support des distributions, est conforté par cette analyse.

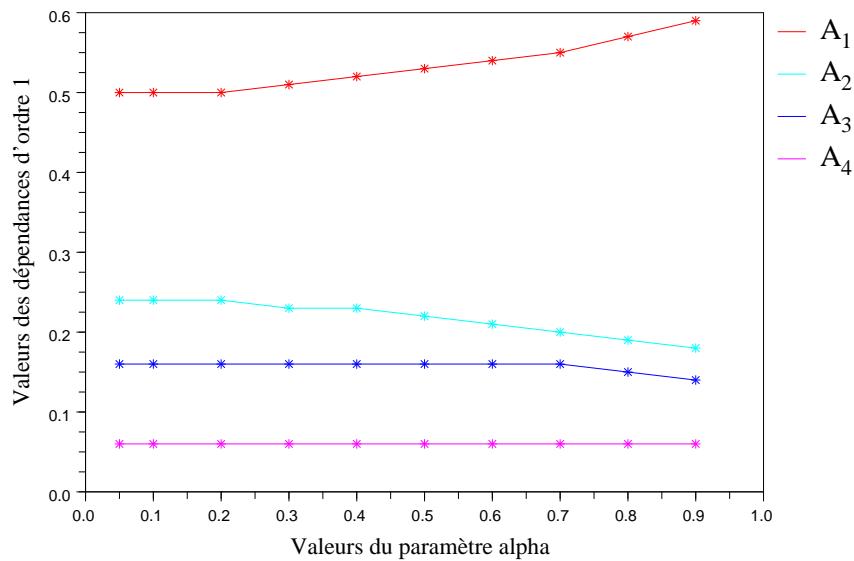
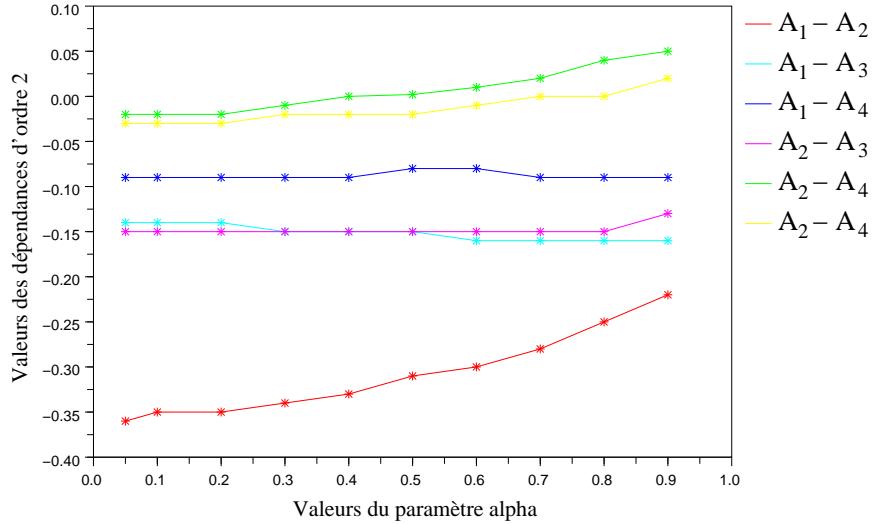
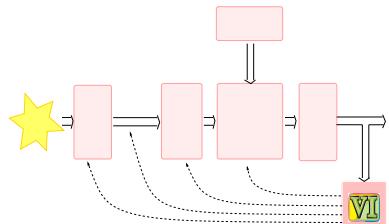


FIG. 2.18 : Les dépendances d'ordre 1 en fonction du paramètre α

FIG. 2.19 : Les dépendances d'ordre 2 en fonction du paramètre α

2.4.5 Evaluation quantitative des cartographies délivrées par le système de fusion



Cette évaluation a pour but premier de valider le fait que les régions de référence soient bien détectées par le système de fusion. Le critère utilisé est le taux de bonne classification TC qui mesure le taux de voxels correctement classés à partir des pointés de référence. Ce critère peut être accompagné du rappel, de la précision et de la F-mesure [105]. Le rappel Ra_{R_j} est le taux de voxels correctement classifiés parmi l'ensemble des voxels de référence appartenant à la région R_j . La précision Pr_{R_j} est le taux de voxels correctement classifiés dans l'ensemble des voxels appartenant réellement à la région dans l'ensemble de test. La F-mesure F_{R_j} permet de synthétiser les deux précédentes évaluations.

Ces mesures sont définies par les expressions suivantes :

$$TC = \frac{CCl}{E} \quad (2.17)$$

$$Ra_{R_j} = \frac{CCl_{R_j}}{Cl_{R_j}} \quad (2.18)$$

$$Pr_{R_j} = \frac{CCl_{R_j}}{E_{R_j}} \quad (2.19)$$

$$F_{R_j} = \frac{2 \cdot Ra_{R_j} \cdot Pr_{R_j}}{Ra_{R_j} + Pr_{R_j}} \quad (2.20)$$

avec :

CCl = nombre de voxels correctement classifiés.

E = nombre de voxels dans l'ensemble de test.

CCl_{R_j} = nombre de voxels correctement classifiés dans la région R_j .

Cl_{R_j} = nombre de voxels classifiés dans la région R_j .

E_{R_j} = nombre de voxels appartenant à la région R_j dans l'ensemble de test.

Lors de l'évaluation des performances, il est possible d'utiliser les mêmes pointés que dans la phase d'identification : on évalue alors les capacités *d'apprentissage* de la méthode. Il est également possible d'utiliser un autre ensemble de pointés présenté dans la figure 2.20, disjoint du précédent qui va permettre d'évaluer la capacité en *généralisation* du système.

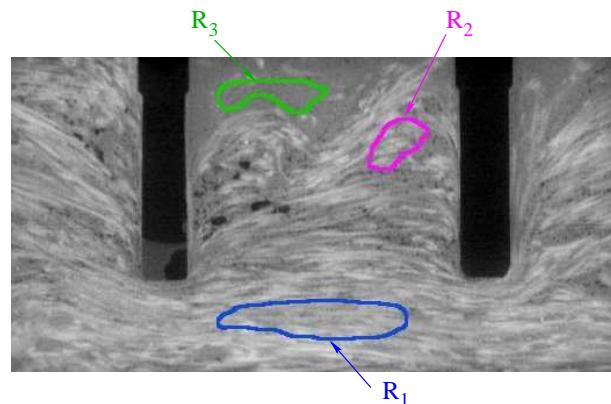


FIG. 2.20 : Pointés effectués sur la section 143 pour l'évaluation de la capacité de généralisation.

Les évaluations des systèmes de fusion utilisant une méthode d'identification des dépendances basée sur l'entropie et sur l'entropie relative sont reportées dans les tableaux 2.3 et 2.4. Le système employant l'entropie n'a été évalué qu'avec les pointés de la figure 2.20 car il est non supervisé.

Dans le cas de l'entropie, le taux de bonne classification de la généralisation est relativement faible (50.84%) ce qui conforte la constatation visuelle présentée dans la figure 2.11 de la section 2.2.4. On observe que les plus faibles évaluations

TC= 98.19%			
	Ra	Pr	F
R_1	99.95%	99.93%	99.94%
R_2	96.32%	92.98%	94.62%
R_3	89.37%	97.89%	93.44%

TAB. 2.3 : Évaluation de la capacité d'apprentissage du système avec l'entropie relative.

TC= 50.84%				TC= 95.21%			
	Ra	Pr	F		Ra	Pr	F
R_1	59.25%	57.69%	58.46%	R_1	99.30%	98.57%	98.93%
R_2	37.84%	36.51%	37.16%	R_2	99.90%	84.73%	91.69%
R_3	41.55%	100.00%	58.70%	R_3	86.60%	98.62%	92.22%

Entropie

Entropie relative

TAB. 2.4 : Évaluation de la capacité de généralisation du système avec l'entropie et l'entropie relative.

concernent la région non orientée R_2 et le rappel de la région de manque de renfort R_3 qui sont inférieures à 45%. De plus, les évaluations de la région orientée R_1 ne dépassent pas les 60%. L'intégration de connaissances expertes, dans la méthode d'identification des dépendances, en s'appuyant sur l'entropie relative permet d'améliorer le taux de bonne classification entre 10% et 60% par rapport aux plus basses évaluations de la cartographie obtenue avec la méthode d'identification basée sur l'entropie. La précision de la détection des régions non orientées et le rappel de la détection de la région de manque de renfort peuvent encore être améliorés (86.60%) par une coopération entre les experts et le système de fusion pour affiner les pointés décrivant ces régions (cf. section 2.4.7).

L'entropie relative obtient de bons résultats en apprentissage (98%) et permet d'obtenir de meilleurs résultats en généralisation que l'entropie absolue (50% vs 95%).

2.4.6 Impact du degré de sévérité

L'étape de fusion permet d'obtenir une carte d'appartenance par région d'intérêt. Le mécanisme permettant d'obtenir une cartographie complète de la pièce nécessite l'emploi d'un paramètre de défuzzification : le degré de sévérité qui influe sur le contenu de la cartographie.

Plusieurs cartographies obtenues avec différents degrés de sévérité ont été évaluées. Le taux de bonne classification et le taux de voxels dans la classe de rejet sont reportés dans le graphique 2.21. Le taux de rejet croît lorsque le degré de sévérité dépasse la valeur de 0,7. Puisque les voxels de l'image sont placés dans la classe de rejet lorsque les degrés d'appartenance ne dépassent pas le degré de sévérité, l'augmentation de ce degré implique un plus grand nombre de voxels dans la classe de rejet. Le taux de bonne classification chute car nous avons choisi de considérer comme mal classés les voxels qui ont été affectés à la classe de rejet.

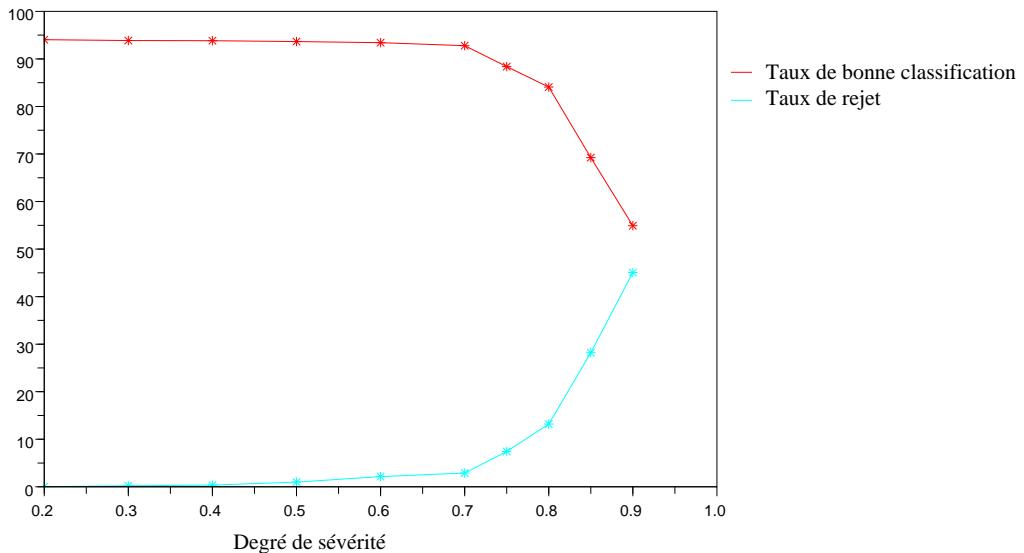


FIG. 2.21 : Évolution du taux de bonne classification et du taux de rejet en fonction du degré de sévérité.

Les évolutions du rappel et de la précision en fonction du degré de sévérité ont respectivement été reportées sur les graphiques 2.22 et 2.23. Le rappel subit un fléchissement qui dépend de la région d'intérêt, alors que la précision augmente avec le degré de sévérité. Il est normal de constater que plus le système est sévère, c'est-à-dire qu'il rejette tous les voxels incertains, plus le système est précis car il ne délivre pas d'erreur d'appréciation (appelée également fausse alarme).

La F-mesure, dont l'évolution est reportée sur le graphique 2.24, croise les évaluations de rappel et de précision. Cette mesure montre que la qualité de la cartographie a tout de même tendance à régresser, mais cela ne se produit que pour de fortes valeurs du degré de sévérité.

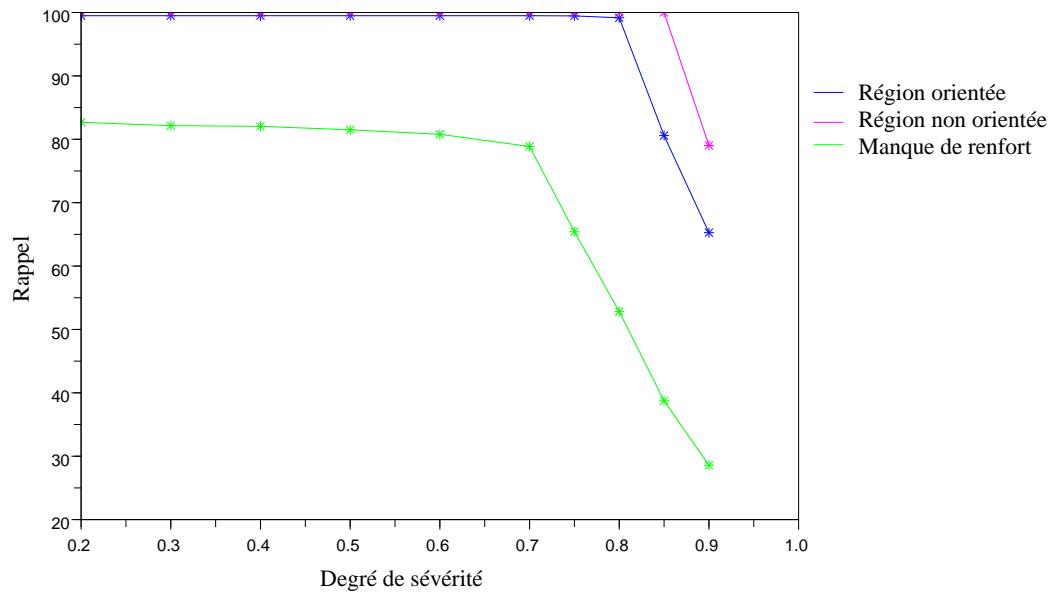


FIG. 2.22 : Évolution des rappels en fonction du degré de sévérité.

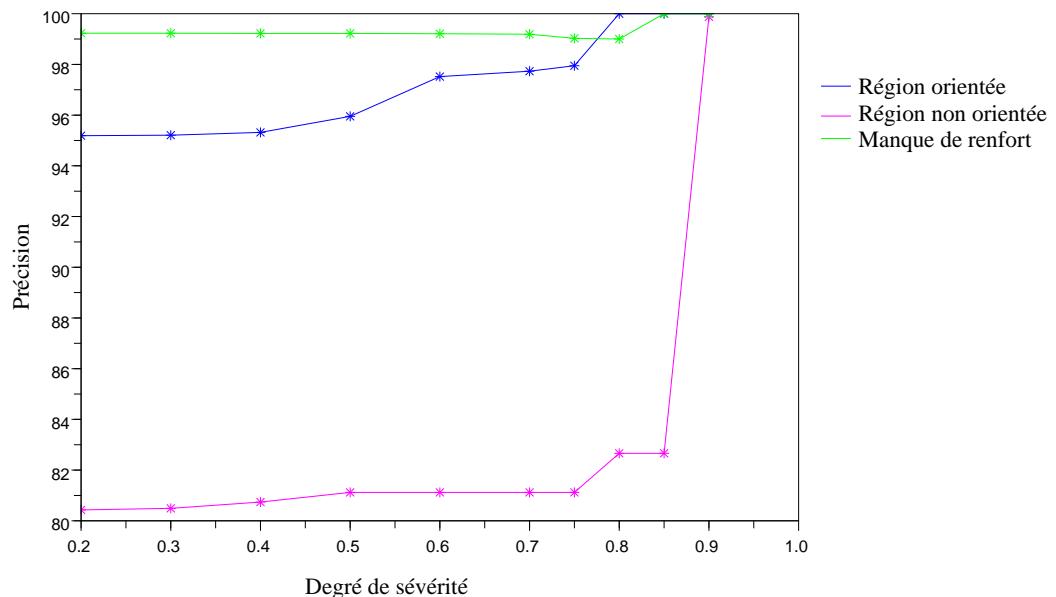


FIG. 2.23 : Évolution des précisions en fonction du degré de sévérité.

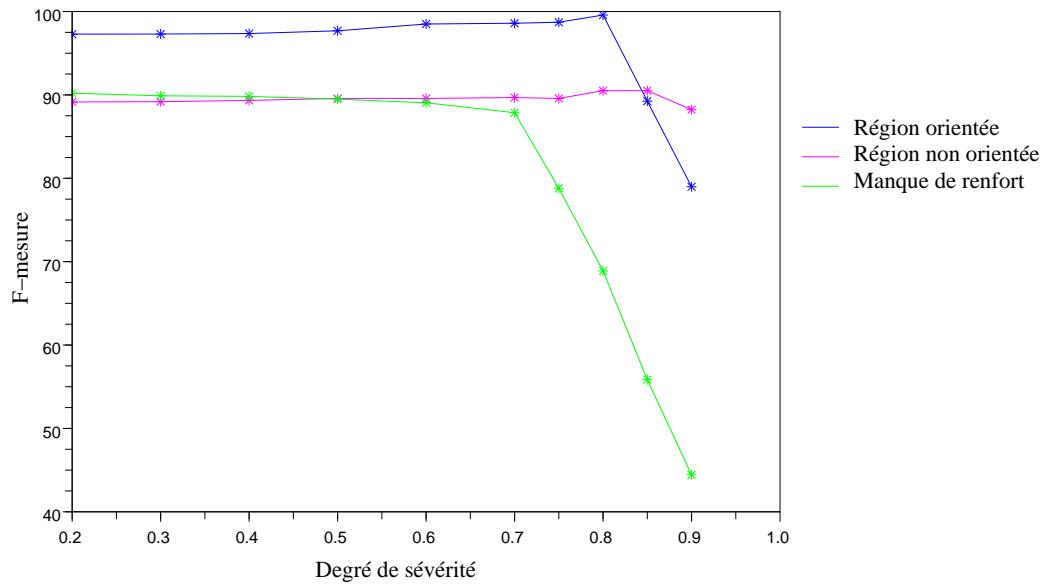
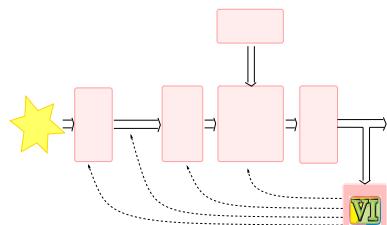


FIG. 2.24 : Évolution des F -mesures en fonction du degré de sévérité.

2.4.7 Amélioration des performances par la prise en compte des dépendances



La cartographie peut être améliorée itérativement, en modifiant les pointés de référence, mais aussi éventuellement en jouant sur les attributs. Les cartographies obtenues avec les différents pointés présentés dans la section 2.4.3 figure 2.16, ont été évaluées quantitativement et les résultats sont

reportés dans le tableau 2.5. Le taux de bonne classification croît avec l'augmentation de la taille des pointés tout en se stabilisant pour des pointés de grande taille. Par contre, l'emploi de pointés moins « typiques » des régions recherchées par l'expert fait chuter le taux de bonne classification. L'accumulation des pointés 2 et 4 dans le pointé 5 permet d'accroître la qualité de la cartographie et d'avoir l'ensemble des indicateurs de qualité qui dépassent les 87% ce qui n'est pas le cas avec les autres pointés. Ces résultats confortent les constatations faites dans la section 2.4.3. Pour obtenir un résultat « optimal », il est parfois nécessaire d'effectuer plusieurs pointés (pointé 5) plus ou moins « typiques » des régions recherchées. Si l'expert veut obtenir un résultat rapidement, il doit trouver des pointés « typiques » des régions recherchées.

	Pointés d'apprentissage				
	Pointé 1	Pointé 2	Pointé 3	Pointé 4	Pointé 5
Références					
Taux de bonne classification en généralisation	81.22	92.53	92.94	89.49	94.62
Rappel R_1	99.96	96.75	89.65	90.60	95.39
Rappel R_2	23.60	100.00	99.68	73.12	99.12
Rappel R_3	69.57	74.33	97.56	98.66	88.90
Précision R_1	82.99	99.77	99.91	92.91	99.51
Précision R_2	39.07	84.57	97.34	95.71	87.87
Précision R_3	100.00	88.53	76.59	86.71	94.68
F-mesure R_1	90.69	98.24	94.5	91.74	97.41
F-mesure R_2	29.43	91.64	98.5	82.90	93.16
F-mesure R_3	82.05	80.81	85.81	92.3	91.7

TAB. 2.5 : *Évaluation des cartographies obtenues avec différents pointées.*

La coopération entre l'expert et le système peut également porter sur le choix des attributs à prendre en compte dans la fusion. Les visualisations des dépendances, présentées auparavant dans la figure 2.14 de la section 2.3.4, permettent de se rendre compte que certains attributs sont plus importants que d'autres dans l'obtention de la cartographie. Ces visualisations montrent, par exemple, que la dépendance entre l'attribut A_1 et la détection des régions de manque de renfort R_3 est faible. Par conséquent, on pourrait considérer l'impact de cet attribut négligeable et décider de ne pas l'employer dans la détection des manques de renfort. Mais, il est également important de regarder les interactions. On observe dans la visualisation graphique de fortes interactions impliquant l'attribut A_1 ce qui est conforté par le tableau 2.1 qui montre, par exemple, une interaction de -0,38 entre les attributs A_3 et A_4 : $\mu(A_3, A_4) = -0,38$. Cet attribut a donc un impact non négligeable sur la détection des manques de renfort. Par contre, l'attribut A_4 a un faible impact sur la détection des régions orientées R_1 avec des valeurs de dépendances d'ordre 1 et d'ordre 2 dont la valeur absolue est inférieure à 0,07.

Dans ce dernier cas, il est envisageable de ne pas utiliser cet attribut dans la détection des régions orientées ou de reprendre son paramétrage dans l'étape d'acquisition. Une cartographie a donc été construite sans prendre en compte la carte $C_{A_4}^{R_1}$. On constate que visuellement cette cartographie diffère très peu de celle obtenue avec l'ensemble des cartes d'appartenance (cf. figure 2.25). Ce résultat concorde avec les très faibles dépendances fonctionnelles de la carte $C_{A_4}^{R_1}$ avec la détection des régions orientées R_1 présentées dans la visualisation graphique de la figure 2.14. L'évaluation de la capacité de généralisation de la cartographie

délivre un taux de bonne classification légèrement inférieur (de 0.22%) ce qui corrobore les faibles variations visuelles présentées dans la figure 2.25. La différence maximale entre les évaluations des deux cartographies (cf. tableaux 2.4 et 2.6) est inférieure à 4%.



(a) Cartographie obtenue avec l'ensemble des cartes d'appartenance.



(b) Cartographie obtenue sans la carte $C_{A_4}^{R_1}$.

FIG. 2.25 : Cartographie obtenue avec et sans la carte $C_{A_4}^{R_1}$.

TC= 94.99%			
	Ra	Pr	F
R_1	100.00%	97.86%	98.92%
R_2	100.00%	81.44%	89.77%
R_3	84.71%	100.00%	91.72%

TAB. 2.6 : Évaluation de la cartographie obtenue sans la carte $C_{A_4}^{R_1}$.

Par contre, les valeurs des dépendances pour la région orientée R_1 , reportées dans le tableau 2.7, ont changé avec la suppression de la carte $C_{A_4}^{R_1}$; mais, leur ordre de grandeur est conservé. Les interactions montrent une redondance entre

les attributs ce qui semble cohérent avec le fait qu'ils sont à présent tous basés sur l'analyse des variations des niveaux de gris.

Région orientée					
A_1	A_2	A_3	A_1, A_2	A_1, A_3	A_2, A_3
0.54	0.29	0.17	-0.42	-0.17	-0.17

TAB. 2.7 : Mesures de dépendances obtenues à partir de l'entropie relative sans la carte $C_{A_4}^{R_1}$.

2.5 Conclusion

Les travaux effectués ont permis de développer un système de fusion d'aide à l'interprétation des images tomographiques 3D. Ce système fusionne des informations extraites des images tomographiques, en coopération avec des experts, et délivre des cartographies des régions d'intérêt contenues dans les images.

Les experts sont impliqués dans l'obtention de la cartographie par le tracé des pointés de référence ainsi que par le choix des attributs. Cette coopération avec les experts passe par la prise en compte explicite de dépendances fonctionnelles de nature de confiance entre les informations acquises sur les images tomographiques et la détection d'une région d'intérêt dans le processus de fusion. L'opérateur de fusion utilisé est l'intégrale de Choquet 2-additive qui peut prendre en compte explicitement des dépendances fonctionnelles d'ordre 1 et 2. Une méthode d'identification des dépendances fonctionnelles a été développée à partir de la mesure d'entropie relative. Elle est une extension de la méthode d'identification non supervisée basée sur l'entropie car elle intègre des connaissances expertes (sous la forme de pointés de référence). Les dépendances fonctionnelles d'ordre 2 identifiées peuvent s'interpréter comme des redondances ou des complémentarités entre les attributs. Les cartographies délivrées par le système utilisant la méthode d'identification proposée ont un meilleur taux de bonne classification que celui utilisant la méthode d'identification non supervisée basée sur l'entropie. Les dépendances identifiées restent stables si les pointés de référence gardent les mêmes spécificités. Pour arriver à une cartographie « optimale », une coopération avec les experts est possible afin de faire progresser itérativement les pointés de référence et les attributs à fusionner.

Signalons enfin que la méthode choisie pour transformer les valeurs des attributs en cartes d'appartenance peut avoir un impact sur la cartographie délivrée par le système. Cet aspect n'a pas été étudié pour l'instant et constitue un des points à approfondir.

Chapitre 3

Sélection de films d'animation

3.1 Contexte culturel

Le Festival International du Film d'Animation, organisé chaque année par le CITIA (Cité de l'image en mouvement d'Annecy), récompense, par la remise du Cristal d'Annecy, les meilleurs films d'animation dans différentes catégories : courts et longs métrages, films de fin d'études, films de commande et films de télévision. Cet événement international est le plus important dans le domaine du cinéma d'animation. Le Festival s'étend sur une semaine et diffuse, dans différentes salles d'Annecy, les films préalablement sélectionnés entrant dans la compétition finale. Lors des présélections, le CITIA examine plus de 2000 films venus du monde entier, et ce chiffre ne cesse de croître d'année en année.

3.1.1 Processus de présélection pré-existant

Les présélections des films d'animation ont habituellement lieu en mars pour composer, dans chaque catégorie, la liste des films qui seront projetés pendant le Festival. En moyenne, dans chaque catégorie, 600 films concourent, et seulement 70 sont retenus. La sélection d'un film est très importante pour les personnes ayant participé à sa réalisation car elle leur permet de présenter leur travail, d'accéder à une notoriété et, de ce fait, d'envisager de nouvelles perspectives professionnelles.

Chaque jury de présélection est composé de trois professionnels du monde de l'animation (réaliseurs, producteurs, journalistes...) venant d'horizons différents. Ces juges visionnent l'ensemble des films, d'une durée moyenne de 8 minutes, les évaluent, et décident de la sélection. Ils ont moins d'une semaine pour réaliser la présélection. Pour bien répartir la projection des films, des programmes d'une heure, contenant en moyenne 5 à 10 films, sont constitués.

Pour guider le jury dans la présélection, une fiche d'évaluation, mise à la disposition de chaque membre, contient des informations sur le film, par exemple (cf. figure 3.1) :

- son titre
- son réalisateur
- sa technique d'animation
- son résumé

Comités de sélection / Selection committees		pub	31	20021111					
Film publicitaire ou promotionnel / Advertising or promotional film									
Titre original Prince of Egypt									
Titre français									
Titre anglais									
Réalisateur(s) Director(s) Denis Roy									
Nationalité Canada		Techniques Ordinateur 2D							
Version Sans dialogue ni commentaire									
Année de prod / Year of prod 2001		Durée / length 0:00:27							
1ère oeuvre / 1st work NON		Procédé Couleur							
Adaptation de Scenario		Animation Caméra							
Graphisme		Montage							
Storyboard Denis Roy		Musique							
Layout		Son							
Décors		Voix							
Production									
<p>Synopsis Publicité pour KitKat. Commercial for KitKat.</p>									
Présentation dans autres festivals		Prix obtenus / Prizes							
<p>Your notes :</p>									
pub 31	Material for competition Beta SP	1	2	3	4	5	Oui	Non	?

FIG. 3.1 : Fiche d'évaluation utilisée en 2004

Une échelle d'évaluation est également présente en bas de la fiche d'évaluation. Elle permet au juge de décrire son impression générale sur une échelle d'évaluation à trois niveaux qui expriment la capacité du film à être sélectionné :

- Oui : ce film mérite d'être sélectionné
- Peut-être : ce film mérite peut-être d'être sélectionné
- Non : ce film doit être rejeté

Pour aider les juges à donner cette évaluation, une seconde échelle leur est proposée pour exprimer numériquement la qualité du film sur cinq niveaux allant de 1 à 5.

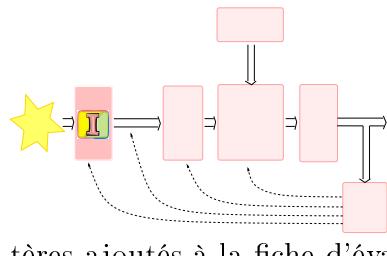
3.1.2 Limites de l'ancien système et objectifs à atteindre

L'utilisation des fiches précédentes en 2004 et 2005 a montré que, dans la plupart des cas, les juges utilisent uniquement l'échelle permettant de décrire de manière linguistique (« Oui », « Peut-être » et « Non ») leur impression générale sur le film. L'échelle numérique est très peu employée car elle n'est pas assez explicite. De plus, chaque juge a une représentation différente de la signification des niveaux de 1 à 5.

Lors des délibérations, les juges comparent leurs impressions générales exprimées sur l'échelle linguistique (qui est une échelle discrète, ordonnée). Cette évaluation permet de dissocier les films totalement satisfaisants des films totalement insatisfaisants. Cependant, elle reste trop globale pour bien discriminer l'ensemble des films au vu de l'évolution de la qualité des œuvres concourant au Festival. De plus, la sélection d'un bon nombre de films ne fait pas l'unanimité au sein du jury. Dans ce cas de figure, les délibérations sont longues, et la fiche contient trop peu d'éléments pour guider une discussion structurée et efficace. Dans ces situations, le conflit entre les juges était tranché par un vote. Cette manière de procéder induisait forcément l'insatisfaction d'au moins un des juges qui, parfois, manifestait son mécontentement lors des évaluations suivantes.

En conséquence, les demandes du comité d'organisation, qui gère les présélections, ont porté sur la mise en place d'un processus facilitant le consensus entre les juges. Il doit permettre de réduire le temps global de présélection, tout en gardant explicite l'avis de chaque juge car un système trop automatisé est vu comme une hérésie dans le milieu culturel. C'est pourquoi, en collaboration avec le comité d'organisation du Festival, nous avons proposé tout d'abord une décomposition de l'évaluation des films par l'intermédiaire de critères plus spécifiques. Puis, nous avons mis en place un système coopératif de fusion d'évaluations linguistiques sur les critères définis. L'approche proposée s'appuie sur une identification des dépendances préférentielles des juges et sur des fonctionnalités d'aide au consensus.

3.1.3 Processus de présélection proposé



Le comité d'organisation du Festival a défini quatre grands axes nécessaires à la réalisation d'un film d'animation de bonne qualité : un scénario bien construit, une esthétique harmonieuse, une technique d'animation maîtrisée et une bande son adaptée. Par conséquent, ces axes constitueront les critères ajoutés à la fiche d'évaluation (cf. figure 3.2) :

- **Scénario** : histoire, message, idée...
- **Esthétique** : graphisme, photo...
- **Animation** : maîtrise de la technique, originalité du style...
- **Bandé son** : musique, bruitage, voix...

Frank () ()		20040655
<p>Direction: Taruto Fuyama... Japan , 2003, 0:05:40 mins Technique: Ordinateur 3D Script: Jim Woodring Graphics: Taruto Fuyama Animation: Taruto Fuyama Music: Keiichi Kitahara Production: Taruto Fuyama Synopsis: Pushpow rencontre Frank et s'en fait un ami. Pushpow meets Frank and makes him his friend.</p>		
SCÉNARIO (coef 3) histoire, message, idée...		ANIMATION (coef 3) maîtrise de la technique...
<input type="checkbox"/> Pas satisfaisant <input type="checkbox"/> Peu satisfaisant <input type="checkbox"/> Neutre <input type="checkbox"/> Satisfaisant <input type="checkbox"/> Très satisfaisant	<input type="checkbox"/> Pas satisfaisant <input type="checkbox"/> Peu satisfaisant <input type="checkbox"/> Neutre <input type="checkbox"/> Satisfaisant <input type="checkbox"/> Très satisfaisant	
		
ESTHÉTIQUE (coef 2) graphisme, photo...		BANDE SON (coef 2) musique, bruitage, voix
<input type="checkbox"/> Pas satisfaisant <input type="checkbox"/> Peu satisfaisant <input type="checkbox"/> Neutre <input type="checkbox"/> Satisfaisant <input type="checkbox"/> Très satisfaisant	<input type="checkbox"/> Pas satisfaisant <input type="checkbox"/> Peu satisfaisant <input type="checkbox"/> Neutre <input type="checkbox"/> Satisfaisant <input type="checkbox"/> Très satisfaisant	
Impression générale <input type="checkbox"/> Non <input type="checkbox"/> Peut-être <input type="checkbox"/> Oui		

FIG. 3.2 : Nouvelle fiche d'évaluation des films d'animation

Le nouveau processus d'évaluation doit être suffisamment souple et explicite tout en imposant aux juges de se prononcer. Le choix s'est donc porté sur une échelle d'évaluation discrète, linguistique et ordonnée à cinq niveaux. Elle permet ainsi de laisser un choix adapté à la sensibilité de chaque juge qui peut garder sa

propre interprétation de la note, tout en sachant qu'un ordre est tout de même imposé dans l'échelle. Cette échelle est composée des mots suivants :

- Très satisfaisant (TS)
- Satisfaisant (S)
- Neutre (N)
- Peu satisfaisant (Peu S)
- Pas satisfaisant (Pas S)

L'enrichissement de la fiche d'évaluation donne aux membres du jury quelques clés pour évaluer les films, et les aide à mieux comprendre les impressions générales à donner aux films. Cependant, il ne permet pas de régler l'ensemble des désaccords entre les juges. Les raisons de ces désaccords se classent en trois grandes familles [6] :

- des *erreurs d'appréciation* dans l'évaluation, dues généralement à la cadence intensive des projections (6 films en 1 heure pendant 8 heures),
- des *évaluations différentes* généralement dues à la profession du juge (réalisateur, journaliste...),
- des *comportements différents* pour la globalisation des évaluations, c'est-à-dire différents modèles de dépendances préférentielles entre les critères.

En accord avec le comité d'organisation du Festival, il a été décidé que l'impression générale devait résulter d'un compromis entre les évaluations selon les différents critères. Dans le cas contraire, il est admis que le juge a pu commettre une « erreur » ou qu'un critère « caché » a influé sur l'évaluation du film. Ceci a abouti au choix d'un opérateur de combinaison des évaluations linguistiques dans la famille des moyennes généralisées [44], et à la mise en place d'un mécanisme de vérification de la cohérence des évaluations fournies par un juge.

Pour un bon partage des informations entre les juges, les évaluations de chacun (sur chaque critère) sont visualisées, et les évaluations paradoxales (c'est-à-dire incohérentes) sont mises en évidence, permettant ainsi une éventuelle correction. De plus, à partir de l'ensemble des évaluations sur les critères et des impressions générales, une identification de la moyenne généralisée, reflétant les dépendances préférentielles de chaque juge, est effectuée et visualisée sous la forme de l'importance de chaque critère ou de paire de critères.

Le synoptique du système coopératif de fusion réalisé est présenté dans la figure 3.3. Nous décrivons, dans la section 3.2, les aspects mathématiques de la méthode de traitement de l'information utilisée, avant de présenter, dans la section 3.3, les fonctionnalités et la plate-forme matérielle du système.

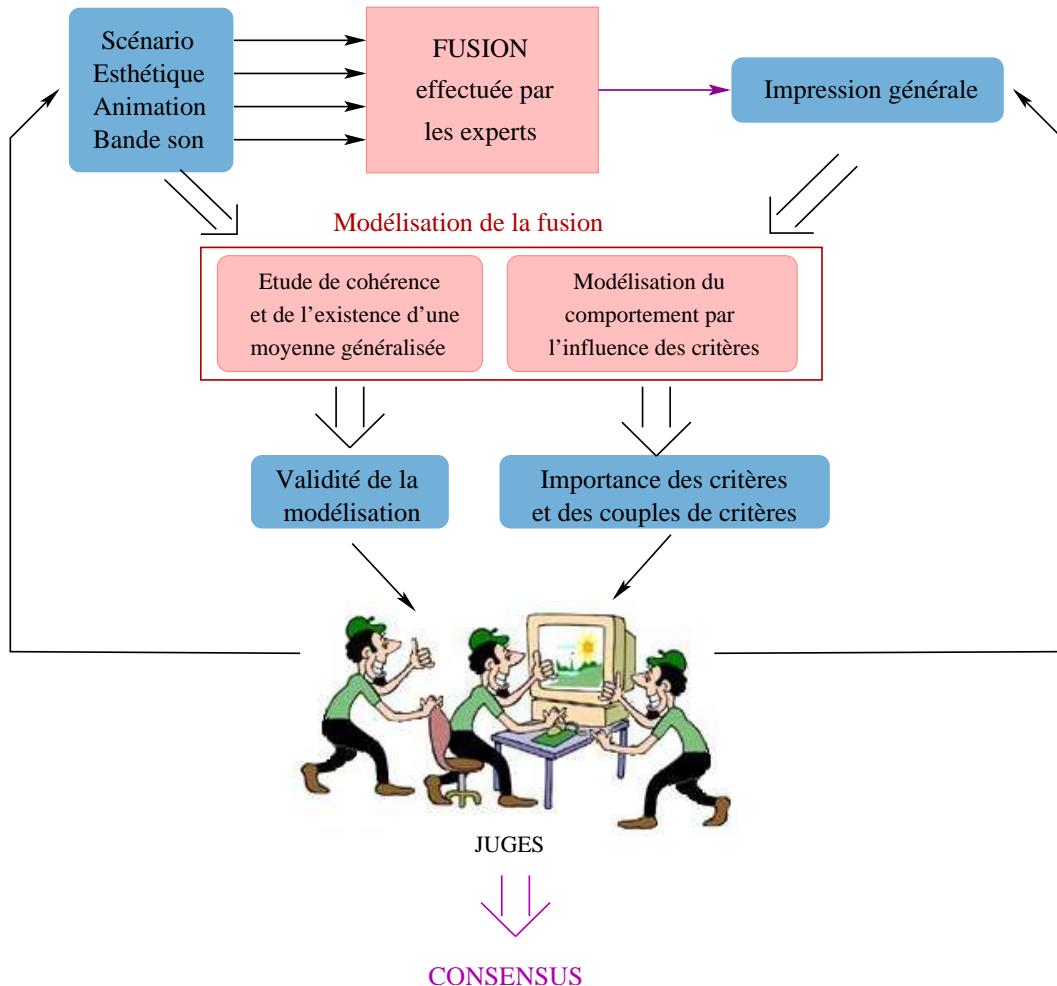
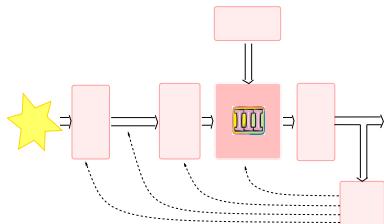


FIG. 3.3 : *Synoptique du système d'aide à la sélection des films d'animation.*

3.2 Système de fusion modélisant le comportement d'évaluation

Le but du système de fusion développé est de modéliser la combinaison faite par chaque juge, qui lui permet de passer des évaluations selon les critères à son impression générale. Les évaluations étant linguistiques, le système de fusion doit respecter cette représentation et la conserver tout au long de son traitement. L'opérateur de fusion employé dans le système est une moyenne généralisée permettant de traiter des évaluations discrètes proposée par Grabisch [57]. A notre connaissance, cette approche n'a pas fait l'objet d'applications, à l'exception des travaux récents de C. Sanchez concernant l'évaluation des autoroutes [108].

3.2.1 Fusion par moyenne généralisée



La moyenne généralisée est une fonction de combinaison satisfaisant les conditions imposées par le comité d'organisation. La première est le compromis entre les évaluations sur les critères. La seconde est la monotonie des évaluations qui implique que si pour deux films F1 et F2, l'évaluation de F1 sur chacun des critères est supérieure ou égale à celle de F2, alors l'impression générale de F1 doit être supérieure ou égale à celle de F2. Le respect de la monotonie des profils d'évaluation¹ induit le respect de la règle de compromis [57]. Cela permet d'introduire la notion de cohérence d'un profil d'évaluation :

Un profil d'évaluation est incohérent dès que pour au moins un couple de films (a, b) , le décideur préfère a à b alors que toutes les évaluations de a sur les différents critères sont inférieures ou égales aux évaluations de b sur ces mêmes critères.

En tout premier lieu, nous avons choisi de vérifier l'existence d'une moyenne généralisée correspondant aux profils d'évaluation. La méthode développée par Grabisch [57] permet de valider l'existence d'une moyenne généralisée dans un profil d'évaluations discrètes ordonnées. Dans la suite de cette section, nous utiliserons les notations suivantes :

e_i : l'évaluation du critère i (avec i de 1 à n),

C_j : l'impression générale de type j nommée « classe » ordonnée de $j=1$ à m ,

M : l'opérateur de moyenne généralisée.

Le lien entre les évaluations e_i et les classes C_j peut être modélisé par une moyenne généralisée : $M(e_1, e_2, e_3, e_4) = C_j$. Cette analyse s'appuie sur la mesure de trois intervalles : le noyau, l'intervalle autorisé et l'intérieur de chaque classe. Le noyau décrit le cœur de la classe alors que l'intervalle autorisé modélise la plage d'évaluations autorisée pour obtenir la classe en fonction des classes suivantes et précédentes. Quant à l'intérieur, il peut être interprété comme un compromis entre l'intervalle autorisé et la plage des évaluations données par un juge pour une classe.

Dans notre application, chacun de ces intervalles est obtenu grâce à l'ensemble des profils d'évaluation associés à chaque classe C_j d'impression générale. Ces profils contiennent les évaluations des films ayant eu la même impression générale et

¹Les profils d'évaluation recueillis pour chaque film peuvent être considérés comme des profils de décision, au sens de [57], donnés par les juges pour un film.

ce, selon chaque critère. Les figures 3.4 à 3.6 représentent les évaluations données par un juge sur 15 films. L'impression générale est exprimée avec trois classes : « Oui », « Peut-être » et « Non ». Chaque ligne horizontale représente l'intervalle minimal comprenant les évaluations des critères pour un film. Par exemple, le film F6 a l'ensemble de ses évaluations comprises dans l'intervalle [Peu S, S] selon les différents critères. De plus, les films appartenant à la même classe ont été représentés avec la même couleur.

Le noyau d'une classe C_j est noté K_j et défini par :

$$K_j := \left[\min_{F \in C_j} \left(\max_{i=1}^n e_i(F) \right), \max_{F \in C_j} \left(\min_{i=1}^n e_i(F) \right) \right] \quad (3.1)$$

avec

n : le nombre de critères (4 dans notre application),

F : le film F ,

$e_i(F)$: l'évaluation du critère i sur l'échelle ordonnée {Pas S, Peu S, N, S, TS} pour un film F appartenant à la classe C_j .

La figure 3.4 modélise les principales étapes du calcul du noyau K_{Non} de la classe « Non ». Dans un premier temps, on cherche les évaluations maximales de chaque film F appartenant à la classe « Non » par $\max_{i=1}^n e_i(F)$ (cf. figure 3.4 A). Puis, on prend la plus petite de ces évaluations qui constituera la borne inférieure du noyau de la classe « Non » : $\min_{F \in Non} \max_{i=1}^n e_i(F)$. Dans cet exemple, la borne inférieure du noyau de la classe « Non » est « Peu S » (cf. figure 3.4 B). Pour la borne supérieure, on cherche l'évaluation minimale de chaque film F appartenant à la classe « Non » par $\min_{i=1}^n e_i(F)$ (cf. figure 3.4 C). Puis, on prend la plus grande de ces évaluations qui constituera la borne supérieure : $\max_{F \in Non} \min_{i=1}^n e_i(F)$. Dans cet exemple, la borne supérieure du noyau est « Peu S » (cf. figure 3.4 D). Ainsi, on obtient le noyau de la classe « Non » qui vaut {Peu S} reflétant le cœur des évaluations associées à cette classe.

Les définitions suivantes (3.2 et 3.3) nécessitent d'introduire des classes fictives extrêmes pour des impressions générales $C_0 < \text{« Non »}$ et $C_{m+1} > \text{« Oui »}$ ayant respectivement pour intervalle autorisé des singletons représentés par des valeurs fictives extrêmes de l'échelle d'évaluation : $V_0 < \text{« Pas S »}$ et $V_{m+1} > \text{« TS »}$.

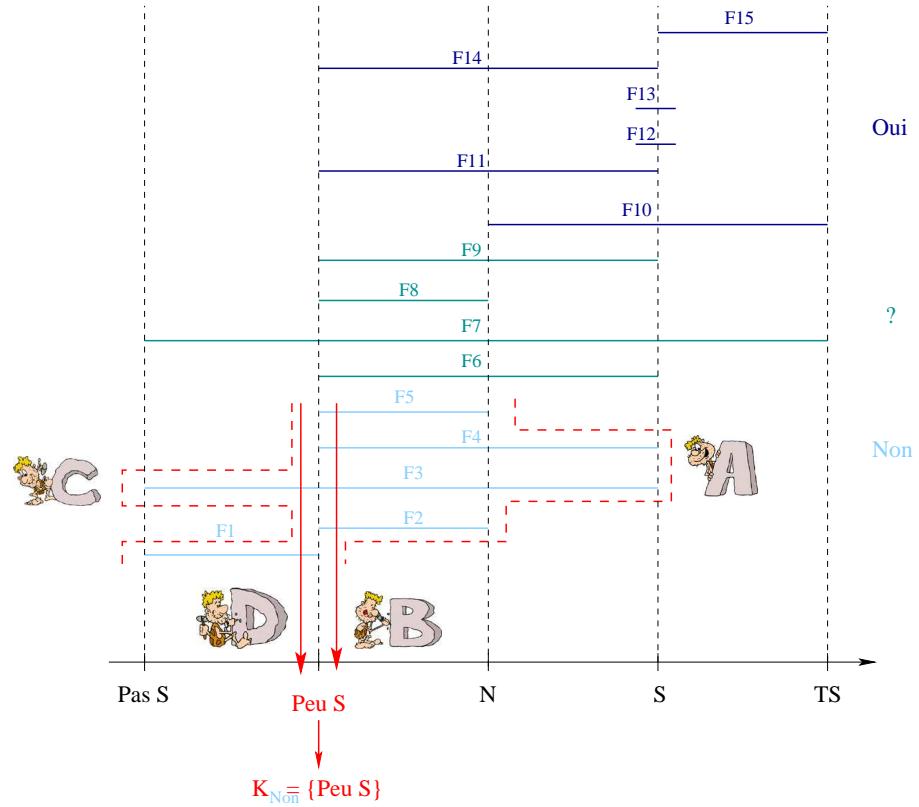


FIG. 3.4 : Calcul du noyau de la classe « Non ».

L'intervalle autorisé de la classe C_j est noté $\langle C_j \rangle$ et défini par :

$$\langle C_j \rangle := \left[C_{<j}, C_{>j} \right] \quad (3.2)$$

avec

C_{j-} : les classes dont la position est inférieure à celle de la classe C_j ,
 C_{j+} : les classes dont la position est supérieure à celle de la classe C_j ,
et où $[C_{<j} \text{ et } C_{>j}]$ sont donnés par :

$$[C_{<j} = \max_{j^- < j} \left(\max_{F \in C_{j-}} \left(\min_{i=1}^n e_i(F) \right) \right)]$$

$$[C_{>j}] = \min_{j^+ > j} \left(\min_{F \in C_{j+}} \left(\max_{i=1}^n e_i(F) \right) \right)$$

La figure 3.5 illustre le calcul de l'intervalle autorisé de la classe « Non » en n'oubliant pas de tenir compte des deux classes fictives C_0 et C_{m+1} . Pour chaque film F appartenant aux classes C_{j-} inférieures à la classe C_j , on cherche la plus

basse des évaluations des critères par $\min_{i=1}^n e_i(F)$. La valeur maximale de cet ensemble d'évaluations correspondra à la borne inférieure de cet intervalle. Dans le cas où la classe inférieure C_{j-} est fictive, comme dans l'exemple illustré par la figure 3.5 **A**, l'évaluation fictive extrême V_0 est employée. Puis, les évaluations maximales de chaque film F appartenant aux classes C_{j+} supérieures, si elles existent, sont recherchées par $\max_{i=1}^n e_i(F)$ (cf. figure 3.5 **B**). La valeur minimale de cet ensemble d'évaluation correspond à la borne supérieure de l'intervalle autorisé (cf. figure 3.5 **C**). S'il la classe supérieure à C_j est fictive, l'évaluation fictive supérieure V_{m+1} est employée. Cet intervalle peut être interprété comme une plage d'évaluations autorisées vis à vis des autres classes. L'intervalle autorisé de la classe « Non » est [Pas S, Peu S].

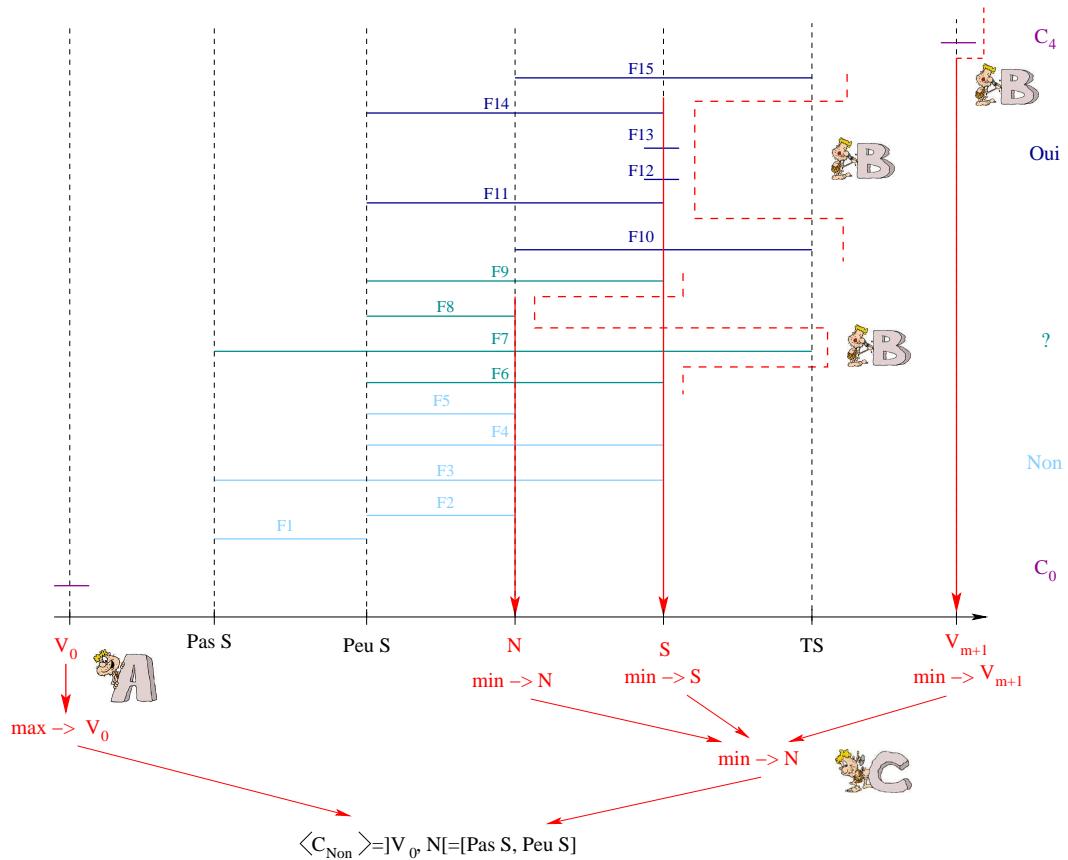


FIG. 3.5 : Calcul de l'intervalle autorisé de la classe « Non ».

L'intérieur de la classe C_j est noté $[\dot{C}_j]$ et défini par :

$$[\dot{C}_j] := [C_j] \cap \langle C_j \rangle \quad (3.3)$$

avec $\langle C_j \rangle$ donné par l'équation 3.2 et

$$[C_j] := \left[\min_{F \in C_j} \left(\min_{i=1}^n e_i(F) \right), \max_{F \in C_j} \left(\max_{i=1}^n e_i(F) \right) \right]$$

La figure 3.6 présente le calcul de l'intérieur de la classe « Non ». Rappelons que l'intérieur d'une classe peut être interprété comme un compromis entre l'intervalle autorisé et la plage des évaluations d'une classe C_j notée $[\dot{C}_j]$ (cf. figure 3.6 ). Cette plage d'évaluations est délimitée par la plus petite (cf. figure 3.6 ) et la plus grande (cf. figure 3.6 ) des évaluations des films appartenant à la classe C_j . Dans l'exemple de la figure 3.6, l'intérieur de la classe « Non » est égale à {Peu S}.

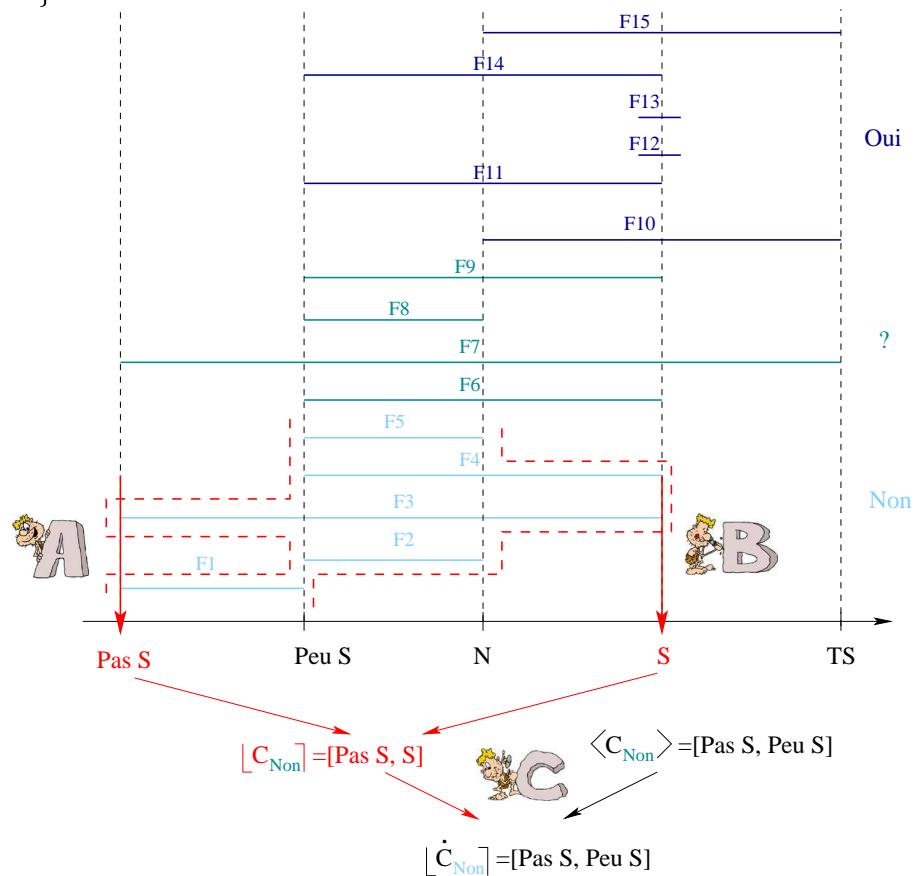


FIG. 3.6 : Calcul de l'intérieur de la classe « Non ».

En résumé, on obtient le tableau 3.1 pour les trois intervalles : le noyau, l'intervalle autorisé et l'intérieur de la classe « Non ».

	Noyau	Intervalle autorisé	Intérieur
Non	{Peu S}	[Pas S, Peu S]	[Pas S, Peu S]

TAB. 3.1 : *Les trois intervalles obtenus pour la classe « Non ».*

Le calcul de ces différents intervalles, pouvant être réduits à des singletons comme pour la classe « Non », est effectué de la même manière pour toutes les classes. Ensuite, les propriétés suivantes sont testées, pour déterminer l'existence d'une moyenne généralisée [57] :

- (i) Le profil d'évaluation doit être cohérent (voir le début de la section).
- (ii) Pour tous les j et les j^- tels que $j > j^-$ avec les noyaux K_j et K_{j^-} non vides, le nombre d'éléments de $[\max(K_{j^-}), \min(K_j)]$ doit être égal ou supérieur à $j - j^- + 1$.
- (iii) Pour tous les j , l'intérieur de C_j ne doit pas être vide.
- (iv) Pour tous les j et les j^- tels que $j > j^-$, le nombre d'éléments de $[\min(\lfloor C_{j^-} \rfloor), \max(\lfloor C_j \rfloor)]$ doit être égal ou supérieur à $j - j^- + 1$.
- (v) Le noyau K_j doit avoir au plus un élément.

Dans notre application, la classification à trois niveaux (« Oui », « Peut-être » et « Non ») présente l'avantage de clairement mettre en évidence les films à discuter qui correspondent à ceux classés en « Peut-être ». Les intervalles obtenus ont été reportés dans le tableau 3.2

	Noyau	Intervalle autorisé	Intérieur
Non	{Peu S}	{Peu S}	{Peu S}
Peut-être	\emptyset	{N}	{N}
Oui	{S}	[N, TS]	[N, TS]

TAB. 3.2 : *Les intervalles pour une évaluation sur trois classes.*

Les intervalles obtenus respectent l'ensemble des propriétés imposées pour obtenir une moyenne généralisée, à savoir :

- (i) Les évaluations employées respectent la condition de monotonie.
- (ii) Seules les classes « Non » et « Oui » ont des noyaux non vides. L'ensemble $[\max(K_{j^-}), \min(K_j)]$ est égal à [Peu S, S] et son nombre d'éléments est de 3. Sachant que la position de la classe « Non » est $j^- = 1$ et que la position de la classe « Oui » est $j = 3$, nous avons $j - j^- + 1 = 3$ ce qui valide la condition (ii).

- (iii) L'intérieur des classes n'est pas vide.
- (iv) Pour les classes « Non » ($j^- = 1$) et « Peut-être » ($j = 2$), le nombre d'éléments de $\left[\min(\lfloor C_j^- \rfloor), \max(\lfloor C_j \rfloor) \right] = [\text{Peu S, N}]$ est de 2. Il est égal à $j - j^- + 1 = 2$ donc la condition (iv) est vérifiée.
- (v) Tous les noyaux ont au plus un élément.

La granularité de notre échelle, c'est-à-dire le nombre de classes et de niveaux d'évaluation, est adaptée pour modéliser les profils d'évaluation par une moyenne généralisée, ce qui n'est pas toujours le cas. Par exemple, une précédente classification, proposée par le comité d'organisation, était composée de quatre classes : « Oui-Oui », « Oui », « Peut-être » et « Non ». Les intervalles calculés pour chacune de ces classes sont reportés dans le tableau 3.3.

	Noyau	Intervalle autorisé	Intérieur
Non	[\text{Pas S, Peu S}]	[\text{Pas S, N}]	[\text{Pas S, N}]
Peut-être	\emptyset	{N}	{N}
Oui	\emptyset	{S}	{S}
Oui-Oui	{TS}	[S, TS]	[S, TS]

TAB. 3.3 : Les intervalles obtenus pour quatre classes.

Nous pouvons constater que le noyau de la classe « Non » contient deux symboles : « Pas S » et « Peu S », donc la propriété (v) n'est donc pas respectée. Par conséquent, le profil d'évaluation contenant des impressions générales, exprimées sur quatre niveaux, ne peut pas être modélisé par une moyenne généralisée.

Une fois l'existence de la moyenne généralisée vérifiée, les différents résultats de fusion peuvent être obtenus en s'appuyant sur le noyau des classes à partir des relations suivantes :

Si le noyau K_j de la classe C_j n'est pas vide alors :

$$M(e_1, e_2, \dots, e_n) = K_j \cap \left[\min_{i=1}^n e_i, \max_{i=1}^n e_i \right]$$

Si le noyau K_j de la classe C_j est vide alors :

$$M(e_1, e_2, \dots, e_n) = [\psi_j, \phi_j] \cap \left[\min_{i=1}^n e_i, \max_{i=1}^n e_i \right]$$

$$\text{avec } [\psi_j, \phi_j] = \left[\max K_{j-1}, \min K_{j+1} \right] \cap [\dot{C}_j]$$

Ainsi, dans les exemples précédents, on peut aboutir aux classes :

$$\begin{aligned}
 M(N, S, TS, S) &= S \rightarrow \text{Oui} \\
 M(S, N, S, S) &= S \rightarrow \text{Oui} \\
 M(S, S, S, Peu S) &= N \rightarrow \text{Peut-être} \\
 M(N, S, S, Peu S) &= Peu S \rightarrow \text{Non} \\
 M(Peu S, Peu S, Pas S, Pas S) &= Peu S \rightarrow \text{Non}
 \end{aligned}$$

Notons que M n'est connu que pour les profils d'évaluation utilisés, par exemple, $M(Pas S, Pas S, Pas S, TS)$ n'est pas connu. Dans notre contexte applicatif, cet aspect n'est pas problématique car nous disposons d'un nombre important de profils différents. Les quelques profils manquants correspondent, en fait le plus souvent, à des situations qui ne peuvent pas se réaliser.

3.2.2 Identification des dépendances fonctionnelles

La méthode présentée précédemment a permis de déterminer un opérateur de fusion d'évaluations linguistiques de type moyenne généralisée. Cependant, elle ne permet pas d'exhiber les « pondérations » de cette moyenne qui sont des informations importantes pour décrire le comportement en terme de dépendances préférentielles.

Pour obtenir des informations explicites sur ces dépendances, nous proposons de qualifier (sur une échelle linguistique) l'influence de chaque critère et sous-ensemble de critères sur l'impression générale. Nous nous sommes inspirés des travaux de Marichal [84] développés dans un contexte d'évaluations numériques. L'idée directrice de la mesure d'influence est de considérer l'impact de l'évaluation d'un ensemble de critères, lorsque ceux-ci ont des valeurs maximales alors que les autres critères ont des valeurs minimales. Cette idée est transposée dans l'équation 3.4 définissant l'influence $I_f(S)$ d'un sous-ensemble de critères [84] :

$$I_f(G) = \frac{1}{2^{n-|G|}} \sum_{T \subseteq N \setminus G} \left[\max_{K \subseteq G} M(E_{T \cup K}) - \min_{K \subseteq G} M(E_{T \cup K}) \right] \quad (3.4)$$

avec

G : un sous-ensemble de critères,

N : l'ensemble de tous les critères,

$I_f(G)$: l'influence de G ,

E_T : le profil d'évaluation dont tous les critères inclus dans T ont une évaluation à 1 et les autres critères ont une évaluation de 0,

$M(E_T)$: l'impression générale pour le profil d'évaluation E_T .

Dans cette application, les évaluations sont linguistiques et discrètes. L'échelle d'évaluation est tout de même ordonnée, ce qui nous permet de quantifier l'influence de sous-ensembles de critères en adaptant la formule développée en numérique :

$$I_f(G) := \text{médiane}_{T \subseteq N \setminus G} (M(E_{T \cup G}) \ominus M(E_T)) \quad (3.5)$$

avec

E_T : Le profil d'évaluation dont les critères inclus dans T ont une évaluation maximale (« TS ») et tous les autres ont une évaluation minimale (« Pas S »). Par exemple, le tableau 3.4 présente le profil d'évaluation $E_{\{Animation\}}$. Cet ensemble d'évaluations est appelé profil d'évaluation extrême.

	Scénario	Esthétique	Animation	Bandé son
$E_{\{Animation\}}$	Pas S	Pas S	TS	Pas S

TAB. 3.4 : Le profil d'évaluation extrême $E_{\{Animation\}}$.

L'adaptation de l'équation (3.4) s'appuie sur l'utilisation de la médiane à la place de la moyenne et la définition d'un nouvel opérateur de différence symbolique \ominus (cf. tableau 3.5). La moyenne en continu peut être interprétée comme une médiane en linguistique ordonnée [36, 84]. En accord avec la granularité des évaluations des juges, l'échelle discrète décrivant les résultats de la soustraction \ominus a été découpée en trois niveaux symboliques ordonnés : $0 \leq \alpha \leq \beta \leq \gamma$.

\ominus	Non	Peut être	Oui
Non	0	α	γ
Peut être	$-\alpha$	0	β
Oui	$-\gamma$	$-\beta$	0

TAB. 3.5 : Définition d'un opérateur de différence entre des évaluations symboliques

Dans certaines situations, la médiane ne peut délivrer une valeur symbolique (par exemple, $\text{médiane}(\alpha, \alpha, \beta, \beta)$). Le symbole le plus près de la médiane et le plus élevé est alors choisi, car l'application nécessite la mise en évidence de l'influence des critères et non pas sa minimisation. Par exemple :

$$\begin{aligned} \text{médiane}(\alpha, \alpha, \beta, \beta) &= \beta \\ \text{médiane}(\alpha, \alpha, \gamma, \gamma) &= \beta \\ \text{médiane}(\alpha, \beta, \gamma, \gamma) &= \gamma \end{aligned}$$

La mesure d'influence $I_f(G)$ sera symbolique, ordonnée et vaudra α, β, γ ou 0. L'influence peut être interprétée comme une forme de dépendances fonctionnelles entre les critères et l'impression générale. Rappelons que ces informations sont obtenues séparément pour chaque juge.

La mesure d'influence d'un couple de critères comprend l'influence de chaque critère et l'interaction entre ces critères. L'approche intuitive que nous avons employée pour déterminer l'interaction entre les critères est de soustraire à l'influence de chaque couple de critères l'influence des critères qui le composent.

$$I_{ij} = \left(I_f(\{i, j\}) - I_f(\{i\}) \right) - I_f(\{j\}) \quad (3.6)$$

Dans notre application, l'opération de soustraction est une soustraction \odot symbolique définie dans le tableau 3.6. Cette soustraction \odot n'est hélas pas associative, l'ordre du calcul a donc son importance. Nous avons retenu, bien que ce choix soit discutable, l'expression suivante pour la détermination de l'interaction :

$$I_{ij} = I_f(\{i, j\}) \odot I_f(\{i\}) \odot I_f(\{j\}) \quad (3.7)$$

\odot	$-\gamma$	$-\beta$	$-\alpha$	0	α	β	γ
$-\gamma$	0	$-\alpha$	$-\beta$	$-\gamma$	$-\gamma$	$-\gamma$	$-\gamma$
$-\beta$	α	0	$-\alpha$	$-\beta$	$-\beta$	$-\gamma$	$-\gamma$
$-\alpha$	β	α	0	$-\alpha$	$-\beta$	$-\beta$	$-\gamma$
0	γ	β	α	0	$-\alpha$	$-\beta$	$-\gamma$
α	γ	β	β	α	0	$-\alpha$	$-\beta$
β	γ	γ	β	β	α	0	$-\alpha$
γ	γ	γ	γ	γ	β	α	0

TAB. 3.6 : Opération de soustraction \odot .

3.2.3 Evaluations servant à l'identification des dépendances

Lors des présélections en vue des Festivals 2006 et 2007, des profils d'évaluation extrême ont été choisis (parmi 600) afin de modéliser le comportement des juges via des mesures d'influence. Les profils d'évaluation extrême délivrés par le Juge 1 lors des présélections 2006 sont résumés dans le tableau 3.8. Les profils d'évaluation des autres juges ont été reportés dans l'annexe C. Certains profils d'évaluation extrême ne sont pas présents, tel celui du tableau 3.7. Ils sont alors remplacés par le profil le plus proche dans le profil d'évaluation. Par exemple, le

profil contenu dans le tableau 3.7 est approché par celui du film « Alegrias ». Signalons néanmoins que le choix d'un profil contenant des évaluations qui ne sont pas extrêmes peut entraîner un biais sur le comportement d'évaluation identifié.

Scénario	Esthétique	Animation	Bande son
Pas S	Pas S	Pas S	T S

TAB. 3.7 : *Évaluations extrêmes absentes du vecteur fourni par le juge 1.*

	Films	Scénario	Esthétique	Animation	Bande son	Global
F1	Chojukenshi	S	Peu S	Peu S	N	Peut être
F2	Prise de bec	Peu S	S	Peu S	Pas S	Non
F3	Psycho Boy	Pas S	Pas S	S	N	Non
F4	Alegrias	Peu S	Pas S	Peu S	S	Non
F5	Le voyageur	S	S	N	N	Peut être
F6	Paper Willy	S	Peu S	S	N	Peut être
F7	Writing About	S	Peu S	N	S	Peut être
F8	Catching	Peu S	S	S	Peu S	Peut être
F9	One Giant Leap	Peu S	S	N	S	Peut être
F10	Die Musik des Erich Zann	Pas S	N	S	S	Non
F11	Sinistra dextra	S	S	S	N	Peut être
F12	Le bouillon	S	S	N	S	Peut être
F13	Sellavision	S	N	S	TS	Oui
F14	Grégoire argentique	Peu S	TS	S	S	Peut être

TAB. 3.8 : *Les profil d'évaluation extrême fournis par le Juge 1 lors des présélections 2006.*

Les profils d'évaluation présentés dans le tableau 3.8 servent à définir le comportement d'évaluation des juges par les dépendances fonctionnelles identifiées. Pour illustrer la méthode d'identification présentée dans la section 3.2.2, l'identification de la dépendance fonctionnelle entre le couple {Scénario-Animation} et l'impression générale par l'influence $I_f(\{Sc - An\})$, est la suivante :

$$I_f(\{Sc - An\}) = \text{mediane} \left(f(F11) \ominus f(F2), f(F13) \ominus f(F4), \right. \quad (3.8a)$$

$$\left. f(F15) \ominus f(F9), f(F6) \ominus f(F0) \right)$$

$$= \text{mediane} (? \ominus Non, Oui \ominus Non, Oui \ominus ?, ? \ominus Non) \quad (3.8b)$$

$$= \text{mediane} (\alpha, \gamma, \beta, \alpha) \quad (3.8c)$$

Pour simplifier l'écriture, les films sont représentés par leur numéro, le « Peut-être » sera noté avec « ? » et les critères seront remplacés par leurs initiales. En appliquant les règles dictées dans la section 3.2.2, l'influence du couple {Scénario-Animation} est qualifiée par le symbole $\beta : I_f(\{Sc - An\}) = \beta$. La mesure obtenue est une approximation de l'influence des critères.

Les influences des critères et des couples de critères pour les juges des présélections de 2006 et de 2007 sont répertoriées dans le tableau 3.9. Les juges ont, dans l'ensemble, des comportements assez différents, surtout au niveau des dépendances fonctionnelles d'ordre 2 représentées par l'influence des couples de critères. Notons tout de même que deux juges considèrent essentiellement une dépendance d'ordre 1 uniquement entre le « Scénario » et l'impression générale. Les autres critères n'interviennent que par l'intermédiaire des interactions. De plus, le juge 2 de 2006 a un comportement que l'on peut qualifier d'équiréparti. Notons enfin que les juges ont validé, lors des réunions de bilan des présélections, ces comportements qui correspondent, pour la très grande majorité des films, à leur façon d'évaluer.

Pour calculer l'interaction entre les critères, on s'appuie sur les influences reportées dans le tableau 3.9. Par exemple, pour qualifier l'interaction entre le « Scénario » et « l'Animation » (notée $I_{Sc - An}$), on utilise l'influence de ce couple (notée $I_f(\{Sc - An\})$) ainsi que l'influence du « Scénario » (notée $I_f(Sc)$) et de « l'Animation » (notée $I_f(An)$). Pour l'interaction entre le « Scénario » et « l'Animation » du juge 1, les calculs effectués s'appuient sur l'équation 3.7. Les valeurs des influences sont récupérées dans le tableau 3.9 et intégrées aux calculs suivants :

$$I_{Sc - An} = \left(I_f(\{Sc - An\}) \odot I_f(Sc) \right) \odot I_f(An) \quad (3.9a)$$

$$= (\beta \odot \alpha) \odot 0 \quad (3.9b)$$

$$= \alpha \odot 0 \quad (3.9c)$$

$$I_{Sc - An} = \alpha \quad (3.9d)$$

Influences	Présélection 2006			Présélection 2007		
	Juge 1	Juge 2	Juge 3	Juge 1	Juge 2	Juge 3
Scénario	α	α	α	α	α	α
Esthétique	0	α	β	α	α	0
Animation	0	α	α	α	0	0
Bande son	0	α	β	0	α	0
Scénario-Esthétique	α	γ	γ	β	α	β
Scénario-Animation	β	γ	β	β	α	β
Scénario-Bande son	β	γ	γ	α	α	α
Esthétique- Animation	α	γ	γ	γ	α	α
Esthétique-Bande son	α	γ	γ	β	α	0
Animation-Bande son	β	γ	γ	β	α	0

TAB. 3.9 : Influences des critères et des couples de critères des juges lors des présélections de 2006 et de 2007.

L'interaction entre le « Scénario » et « l'Animation » est qualifiée par le symbole α . Le tableau 3.10 récapitule l'ensemble des importances et des interactions entre les critères, obtenues pour tous les juges lors des présélections 2006 et 2007. Ces valeurs seront employées comme des mesures de dépendances fonctionnelles pour définir le comportement des juges.

Influences	Présélection 2006			Présélection 2007		
	Juge 1	Juge 2	Juge 3	Juge 1	Juge 2	Juge 3
Scénario	α	α	α	α	α	α
Esthétique	0	α	β	α	α	0
Animation	0	α	α	α	0	0
Bande son	0	α	β	0	α	0
Interactions	Juge 1	Juge 2	Juge 3	Juge 1	Juge 2	Juge 3
	0	α	0	0	$-\alpha$	α
Scénario-Esthétique	α	α	0	0	0	α
Scénario-Animation	α	α	0	0	$-\alpha$	0
Scénario-Bande son	α	α	0	0	α	0
Esthétique- Animation	α	α	0	α	0	0
Esthétique-Bande son	α	α	$-\alpha$	α	$-\alpha$	0
Animation-Bande son	β	α	0	α	0	0

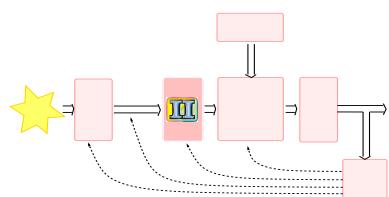
TAB. 3.10 : Influence et interactions des critères en fonction des juges lors des présélections de 2006 et de 2007.

Les interactions sont toutes comprises entre $-\alpha$ et β . Le juge 2 des présélections de 2006 a les mêmes interactions pour l'ensemble des couples de critères, cela conforte l'observation faite à partir du tableau 3.9 d'un comportement équitable. Le juge 2 des présélections de 2007 a, quant à lui, uniquement des interactions nulles ou négatives. Le signe des interactions a été interprété comme une redondance pour les valeurs négatives et une complémentarité pour les valeurs positives. Le juge 2 considère donc que les critères « Scénario » et « Esthétique » sont redondants, alors que le juge 3 les considère complémentaires.

3.3 Les fonctionnalités d'aide à la sélection consensuelle

Des fonctionnalités ont été développées afin de présenter des informations aidant les juges dans la présélection des films d'animation. Les paires d'évaluations ne répondant pas à la contrainte de monotonie sont appelées paradoxales et présentées aux juges. De plus, une visualisation a été développée pour mettre en lumière la dispersion des évaluations sur chaque critère. Une seconde représentation graphique a été implantée pour les dépendances fonctionnelles modélisant ainsi le comportement d'évaluation des juges. Pour faciliter la coopération entre les juges et le système d'aide à la sélection, une plate-forme matérielle et logicielle a été développée (§ 3.3.5). Elle contient des interfaces permettant de recueillir les évaluations des membres du jury et d'accéder aux fonctionnalités du système d'aide à la sélection.

3.3.1 Sélection semi-supervisée

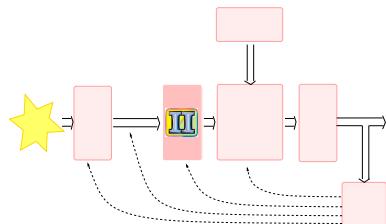


La première action, pour limiter les délibérations sur des films où tous les juges sont en accord, est une sélection semi-automatique. Un niveau de rejet et de sélection sans discussion a été validé par le comité d'organisation du Festival :

- **Niveau de rejet** : à partir du moment où un juge a donné comme impression générale « Non » et que les deux autres juges ont donné « Peut-être » ou « Non », le film est rejeté.
- **Niveau d'acceptation** : à partir du moment où deux juges ont donné comme impression générale « Oui » et que le dernier juge a donné « Peut-être » ou « Oui », le film est sélectionné.

Signalons néanmoins que ces niveaux sont modifiables dans le système.

3.3.2 Paradoxes



Rappelons que les paradoxes² sont isolés à partir des propriétés de compromis et de monotonie. Par exemple, pour le paradoxe présenté dans la table 3.11, les évaluations attribuées par le juge pour les deux films ne divergent que pour le critère « Scénario » et l'impression générale. Le juge a attribué l'évaluation « Peut être » à l'impression générale du film « Head » alors que le film « Cry from the Past » a eu une meilleure évaluation pour son « Scénario ».

	Scénario	Esthétique	Animation	Bande son	Générale
Head	Peu S	N	N	S	Peut-être
Cry from the Past	N	N	N	S	Non

TAB. 3.11 : Un paradoxe entre les évaluations des films « Head » et « Cry from the Past ».

Pour les présélections 2006 et 2007, les profils d'évaluation fournis par les juges contiennent moins de 10% d'évaluations paradoxales. Plusieurs causes peuvent être envisagées :

- *erreur d'évaluation* : le juge a donné une évaluation qui ne reflète pas réellement son opinion sur un critère ou un ensemble de critères.
- *critère caché* : un critère différent de ceux présents sur la fiche d'évaluation a été pris en compte dans l'évaluation du film.
- *limite entre deux impressions générales* : les évaluations données aux différents critères correspondent à la limite entre deux impressions générales.

L'erreur d'évaluation, si elle est reconnue par le juge, peut être modifiée. Concernant le critère caché, le pays d'origine du film est apparu souvent dans les discussions. Par exemple, les évaluations du film « Sandbox », un film israélien, sont paradoxales (cf. table 3.12), car ses évaluations ne respectent pas les contraintes de compromis et de monotonie. Ce pays étant peu représenté dans le Festival, et au vu du niveau satisfaisant du film, le jury a décidé de le sélectionner bien qu'il soit moins satisfaisant que d'autres films rejetés. Dans une moindre mesure, d'autres critères cachés sont apparus au cours des délibérations tels que la durée des films, leur vulgarité et l'hommage rendu à des personnes connues.

²Les incohérences des évaluations, au sens de la section 3.2.1, sont appelées paradoxes afin d'être présentées aux juges.

Juge 1

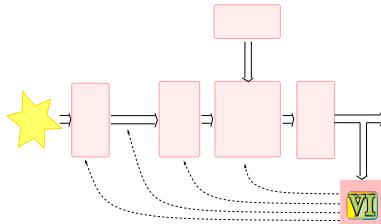
Titre	Scénario	Esthétique	Animation	Bande son	Générale
Sandbox	N	S	N	N	Peut-être
Adembeneming	N	S	N	S	Non

Juge 2

Titre	Scénario	Esthétique	Animation	Bande son	Générale
Sandbox	Peu S	S	S	S	Oui
The tiger	Peu S	S	S	S	Peut-être

TAB. 3.12 : Les évaluations paradoxales du film « Sandbox ».

3.3.3 Visualisation des dépendances préférentielles



Les dépendances fonctionnelles identifiées au travers des importances et interactions, vont permettre la modélisation du comportement d'évaluation des juges. Les informations présentées aux juges pour modéliser leur comportement ont été limitées aux dépendances d'ordre 1 et 2 entre les critères et l'impression générale. De plus, les juges sont spécialisés en films d'animation et non pas en systèmes de fusion d'informations. La modélisation doit donc être rapidement interprétable. Par conséquent, nous avons opté pour une représentation graphique du comportement de chacun des juges.

En s'appuyant sur les visualisations développées dans divers travaux (cf. chapitre 1), nous avons créé la représentation graphique présentée dans les figures 3.7 et 3.8. Dans cette représentation, les disques symbolisent l'importance de chacun des critères. Le diamètre du disque est proportionnel à l'importance. Les liens entre les disques représentent l'interaction entre les critères. L'épaisseur du lien est proportionnelle à l'importance des interactions. Les flèches symbolisent l'aspect redondant des critères lorsqu'elles vont vers l'extérieur et complémentaire lorsqu'elles vont vers l'intérieur. Ainsi, les juges peuvent rapidement détecter le critère ayant la plus grande importance et interagissant le plus avec les autres. Dans la figure 3.7a, le disque associé au critère « Scénario » se distingue par sa taille, ce qui signifie que le critère « Scénario » a la plus grande importance sur l'évaluation du film pour le juge 1. Nous pouvons également remarquer un lien particulièrement épais : {Animation, Bande son}. Ce couple de critères présente une forte interaction. Le « Scénario » a une forte importance mais les critères « d'Animation » et de « Bande son » du film doivent également être en adéquation car ces critères sont fortement complémentaires.

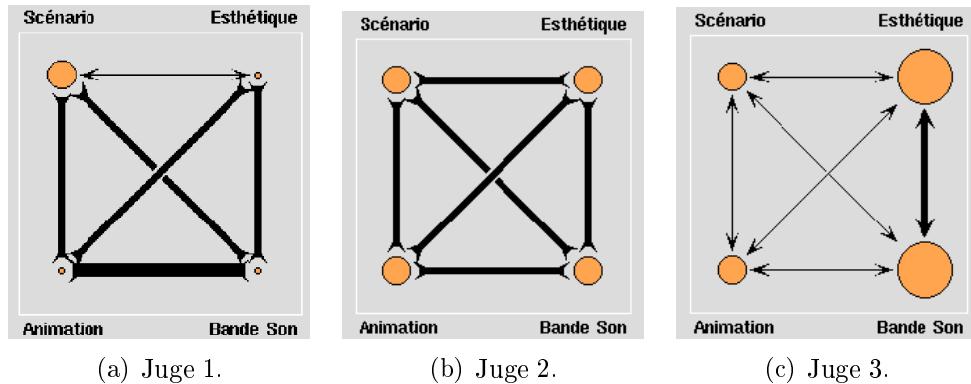


FIG. 3.7 : Visualisation du comportement des juges des présélections 2006.

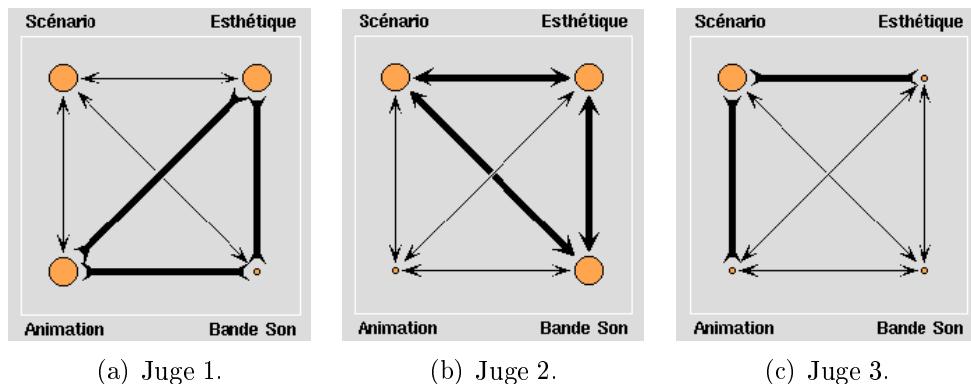


FIG. 3.8 : Visualisation du comportement des juges des présélections 2007.

3.3.4 Dispersion des évaluations

Chaque juge a une perception personnelle de chaque critère, par conséquent, deux juges peuvent avoir des évaluations différentes sur un critère. Dans ce type de situation, il est nécessaire de mettre en lumière le critère sur lequel les juges sont en désaccord. Nous avons opté pour le développement d'une représentation graphique (cf. figure 3.9) permettant de mettre en évidence les différences d'évaluation entre les juges sur les différents critères.

Sur la visualisation, les évaluations des critères sont représentées dans des demi-disques. Les évaluations fournies par chaque juge sont illustrées par des couleurs différentes et des flèches ayant des directions différentes en fonction de l'évaluation. Plus les flèches ont des directions différentes, plus les avis entre les juges divergent. De plus, l'angle entre l'origine et la flèche est coloré afin d'indiquer la qualité du film selon les différents critères.

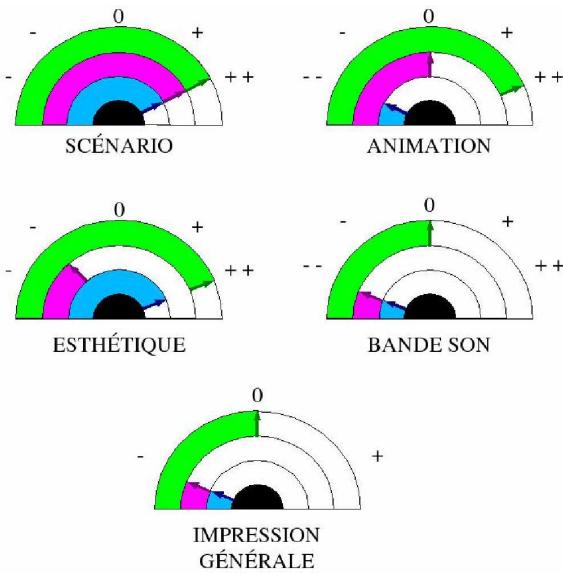


FIG. 3.9 : Interface de représentation des évaluations des critères.

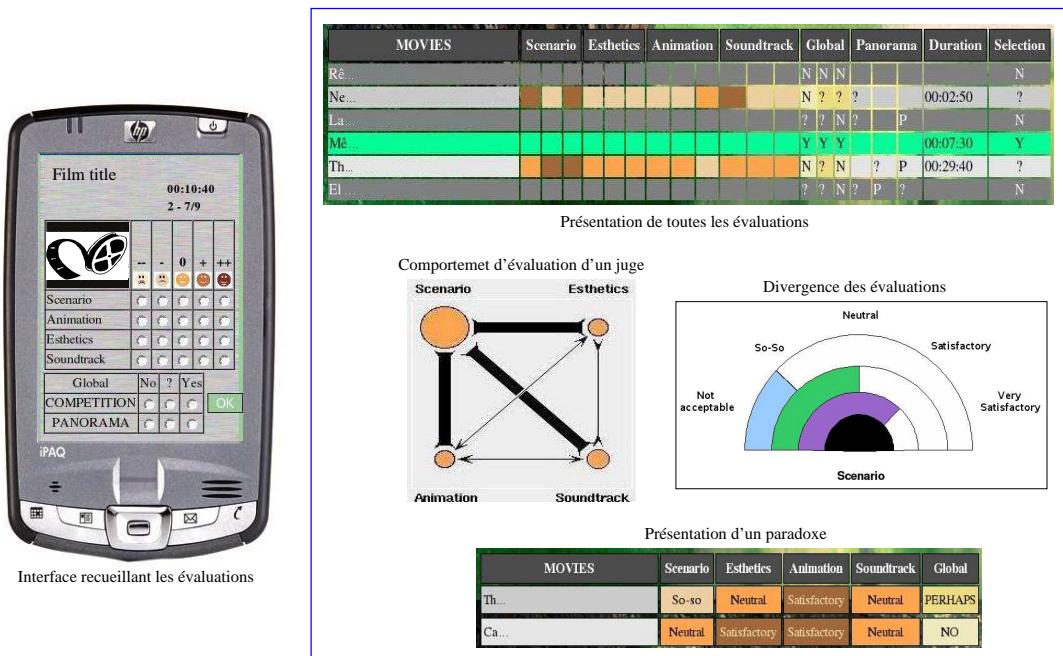
Sur la figure 3.9, on peut constater que le juge 1 (portion supérieure des camemberts en vert) a des évaluations en désaccord avec les autres juges, essentiellement au niveau de la qualité de l'animation et de la bande son. Les juges pourront délibérer plus en profondeur sur ces deux critères laissant ainsi de coté le critère « Scénario » pour lequel les trois juges sont en accord.

3.3.5 Plate-forme logicielle et matérielle

La plate-forme d'évaluation présentée dans la figure 3.10 est composée de trois ordinateurs de poche (PDA) servant à recueillir les évaluations, et d'un ordinateur qui stocke celles-ci et supervise les phases de délibération par l'intermédiaire des fonctionnalités d'aide à la décision.

L'emploi de PDA permet une liberté de mouvement des juges tout en restant proche d'une fiche traditionnelle. L'interface permettant l'évaluation des films a été adaptée à la taille des PDA. De ce fait, l'information fournie aux juges sur les films est très sommaire (le titre, le réalisateur, une imagette).

Le stockage des évaluations s'effectue sur un ordinateur indépendant, ce qui nécessite la présence d'une tierce personne lors des présélections. Avant la mise en œuvre du système d'aide à la sélection, un membre du comité d'organisation était déjà présent pour « manager » les présélections. Les *feedbacks* entre les juges et le système passent obligatoirement par cette personne nommée « secrétaire du



Fonctionnalités d'aide à la sélection

FIG. 3.10 : L'interface permettant d'évaluer et de sélectionner les films.

jury ». Durant les présélections 2007, la secrétaire du jury a manipulé seule la plate-forme sans aide extérieure.

Une démonstration, d'une version web (sans PDA), du système d'aide à la sélection de films d'animation est accessible à l'adresse web : <http://www.demorecherche.univ-savoie.fr/listic.htm>. L'implantation du système sur le web a été réalisé par J.C. Jouffre, ingénieur de recherche au LISTIC.

3.4 Bilan des présélections 2006 et 2007

L'expérimentation du système a été effectuée sur la présélection des films d'école pour le Festival de 2006 et sur la présélection des courts métrages en 2007. Au total, 1180 films ont été évalués via le système de fusion développé. Nous présentons ci-après un bilan global, un bilan sur la modélisation des comportements, et un sur les actions de coopération juge/système.

3.4.1 Bilan global des présélections

Le système a été testé dans une première version, sur les présélections des films de fin d'études, en vue du Festival de 2006. 581 films venant de 35 pays différents, ont été évalués. L'évolution du nombre de films évalués par jour est reportée dans la figure 3.11. Au début de la semaine, le rythme d'évaluation est moins soutenu pour que les juges puissent se forger une opinion sur le niveau global des films. En 2006, le nombre de films évalués a été assez stable le reste de la semaine. Par contre, en 2007 pour la présélection des courts métrages (cf. figure 3.11), le rythme d'évaluation a plus fluctué. 561 films venant de 61 pays différents (cf. annexe D) ont été évalués. Une plus grande diversité de films est abordée dans la catégorie des courts métrages. Notons tout de même que le nombre de films évalués par jour est dépendant de la durée, et aussi de la qualité des films diffusés car les juges peuvent arrêter la diffusion d'un film de mauvaise qualité.

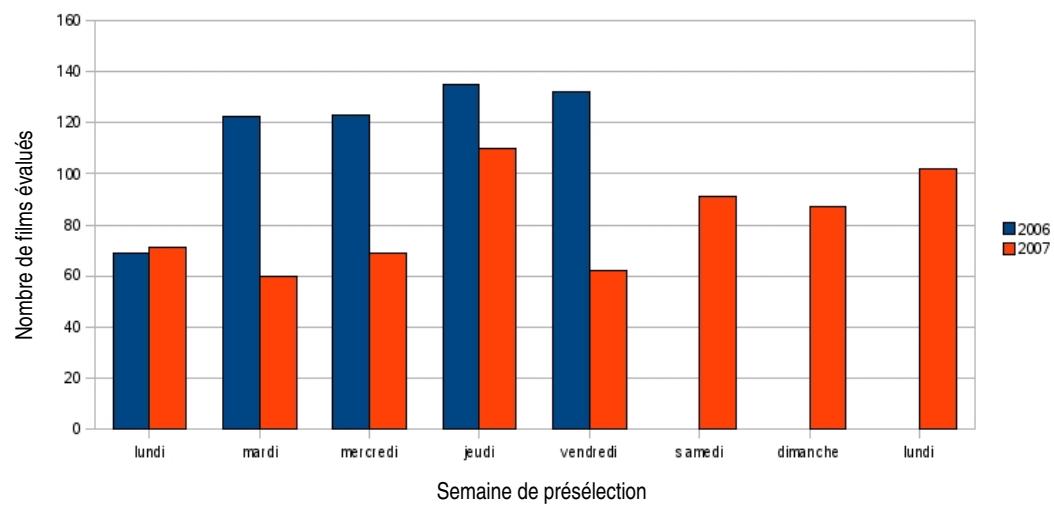


FIG. 3.11 : *Évolution du nombre de films durant les présélections 2006 et 2007.*

Les figures 3.12 et 3.13 présentent respectivement l'évolution du pourcentage d'évaluations paradoxales pour 2006 et 2007. Ce pourcentage varie entre les juges et entre les journées. Nous pouvons tout de même constater que ce pourcentage diminue à la fin de la semaine en passant de 10% à 5%. Pour les présélections 2007, nous remarquons que le juge 2 a un pourcentage plus faible d'évaluations paradoxales que les autres juges, ce qui peut s'expliquer par le fait qu'il organise chaque année des festivals et a donc une grande expérience des sélections. Par contre, les deux autres juges ont de forts pourcentages pour la première journée ce qui reflète le besoin de se construire une référence pour évaluer les films.

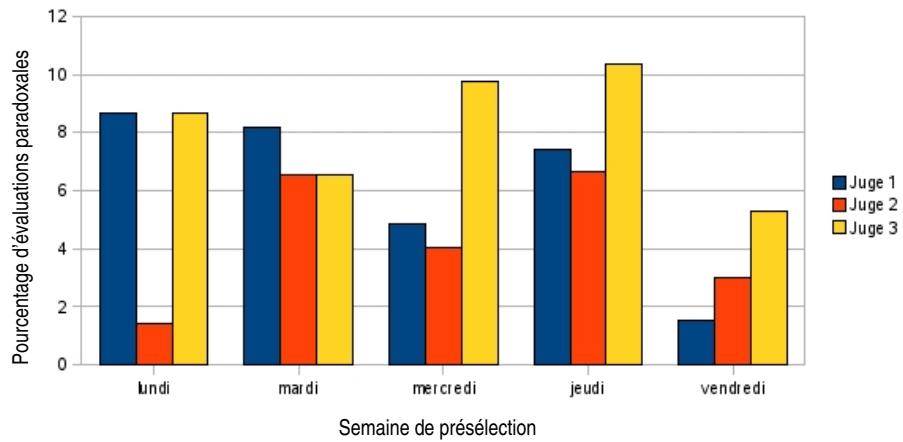


FIG. 3.12 : Évolution du pourcentage d'évaluations paradoxales durant les présélections 2006.

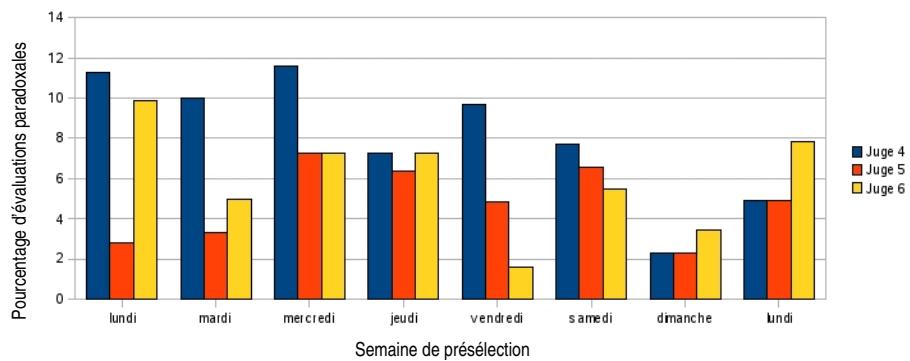


FIG. 3.13 : Évolution du pourcentage d'évaluations paradoxales durant les présélections 2007.

3.4.2 Bilan sur la modélisation des comportements

La cohérence des dépendances fonctionnelles a été testée sur des films ne faisant pas partie de l'ensemble d'apprentissage. Le juge 1 des présélections de 2006 a un comportement particulier de par ses dépendances d'ordre 1 très tranchées (seul le « Scénario » intervient) et ses dépendances d'ordre 2 présentant toutes une complémentarité (cf. figure 3.7). La plus forte de ces complémentarités se situe entre les critères « Animation » et « Bande son ». Le fait qu'au moins l'un des deux critères n'a pas une évaluation satisfaisante, peut jouer en défaveur du film.

Illustrons ce comportement sur quelques films, dont les évaluations des critères sont reportées dans les quatre premières colonnes du tableau 3.13. La cinquième et la sixième colonne (nommées Ev intuitive et Ig intuitive) contiennent les valeurs que l'on donnerait intuitivement à l'impression générale si l'on ne tient pas compte de l'interaction mais uniquement de l'importance des critères. Par exemple, pour le juge 1, seule l'évaluation du « Scénario » serait prise en compte (cf. figure 3.7). De ce fait, le film F6, dont l'évaluation du « Scénario » est « Très Satisfaisant », a dans la colonne « Ev intuitive » l'évaluation « Très Satisfaisant » et dans l'« Ig intuitive » « Oui » car les interactions ne sont pas prises en compte pour obtenir le contenu de ces colonnes. La dernière colonne contient l'impression générale donnée par le juge. On remarque que, pour le film F6, « l'Ig intuitive » concorde avec l'évaluation de l'impression générale donnée par le juge : « Oui ». Par contre, pour les trois autres films l'impression générale délivrée par le juge ne correspond pas à celle intuitionnée (l'« Ig intuitive »). Pour comprendre ces évaluations, il est nécessaire d'analyser les interactions. Les critères « Animation » et « Bande son » n'ayant pas tous deux de bonnes évaluations, cela fait baisser l'impression générale qui passe de « Oui » à « Peut-être ».

	Films	Sc	Esth	An	Bs	Ev Intuitive	Ig intuitive	Ig
F6	Steamed	TS	N	S	N	TS	Oui	Oui
F53	Incarnation	S	Peu S	N	S	S	Oui	Peut-être
F28	Writing About	S	Peu S	N	S	S	Oui	Peut-être
F26	Elvis kääntyy haudassaan	S	N	Peu S	S	S	Oui	Peut-être

TAB. 3.13 : Evaluations² extraites des présélections 2006 pour le juge 1.

Le juge 3 des présélections 2006 a, quant à lui, deux critères très influents « l'Esthétique » et la « Bande son », et une seule interaction qui est une redondance entre ces deux critères (cf. figure 3.14). Cette redondance implique que le fait qu'au moins un des critères ait une évaluation satisfaisante, joue en faveur du film.

Illustrons ce comportement sur les films du tableau 3.14 dont les colonnes ont la même signification que dans le tableau précédent. Nous pouvons remarquer que le film F24 a de bonnes évaluations sur les critères « Esthétique » et « Bande son ». Sachant que ce sont les critères les plus importants pour ce juge, l'impression générale intuitive (l'« Ig intuitive ») serait équivalente au symbole « Oui ». L'impression générale donnée par le juge conforte cette intuition. Par contre, pour les films F230 et F165, l'impression générale délivrée par le juge ne reflète, ni l'éva-

²Les notations employées sont : Sc pour Scénario, Esth pour Esthétique, An pour Animation, Bs pour Bande son, Ig pour Impression générale et Ev pour évaluation.

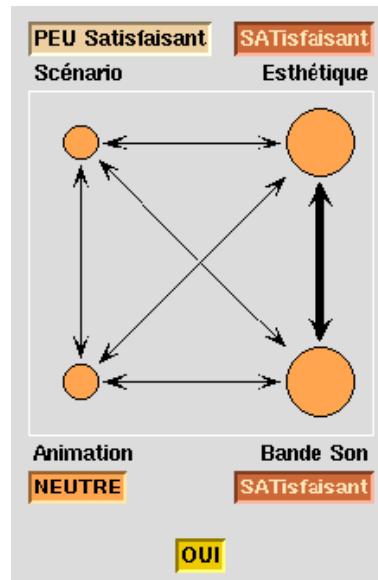


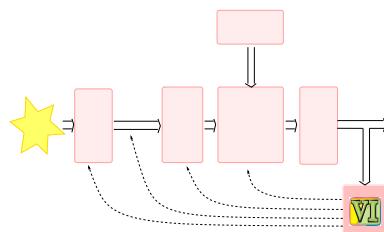
FIG. 3.14 : Visualisation du comportement du juge 3 en 2006.

luation intuitive reportée dans la colonne « Ev intuitive », ni l'impression générale intuitive reportée dans la colonne « Ig intuitive » du tableau 3.14. L'évaluation intuitive « Peu Satisfaisant » induirait l'impression générale « Non », mais le juge a donné « Peut-être ». Avec la redondance entre « l'Esthétique » et la « Bande son », le fait qu'au moins un de ces critères soit satisfait accroît l'évaluation globale du film. Cette interaction explique les évaluations des films F230 et F165. Dans le cas du film F414, les évaluations des deux critères redondants concordent et sont basses. La redondance n'a pas d'effet sur l'évaluation globale.

	Films	Sc	Esth	An	Bs	Ig intuitive	Intuitif	Ig
F24	Wolkenbruch	N	TS	N	S	S	Oui	Oui
F230	The Drawer of Memory	N	S	Peu S	Peu S	Peu S	Non	Peut-être
F165	Shroomates	Peu S	S	Peu S	Peu S	Peu S	Non	Peut-être
F414	Catching	Peu S	N	S	Peu S	Peu S	Non	Non

TAB. 3.14 : Evaluations extraites des présélections 2006 pour le juge 3.

3.4.3 Bilan sur les actions de coopération mise en œuvre



Durant les présélections 2006 et 2007, les juges pouvaient coopérer avec le système de fusion à partir des informations sur les évaluations paradoxales et la modélisation des dépendances préférentielles, et aussi accepter de modifier leurs évaluations pour parvenir à un consensus.

Feedbacks des juges fondés sur les paradoxes

Rappelons que les paradoxes peuvent avoir trois causes principales (cf. figure 3.15 et tableau 3.15) :

- une **erreur** « de frappe »,
- une évaluation à la **limite** entre deux classes,
- un **critère caché**.

Chacune de ces causes implique des actions différentes. L'erreur de frappe est rapidement détectée et implique une modification de l'évaluation du critère ou de l'impression générale en fonction de l'erreur.



FIG. 3.15 : Les actions possibles lors des délibérations.

Erreur					
Cara	N	S	S	N	Non
Guy's Guide to Zombies	S	S	N	N	Non
Twincesses	Pas S	Pas S	Pas S	Pas S	Peut-être
Petit à petit	N	S	N	Peu S	Peut-être
Mortel	S	N	S	N	Non
Unplugged	Peu S	S	N	Peu S	Peut-être
De la vista nace el amor	S	S	N	N	Peut-être
Chukchi Lullaby	Peu S	S	S	N	Non
Hole	S	TS	S	S	Non
Cirugía	S	N	N	N	Oui
Forecast	Peu S	S	S	N	Non
Stripe on 69th	N	N	N	N	Peut-être
Flutier	N	TS	TS	S	Non
Limite					
Serdtsse zvery	N	S	S	Peu S	Non
You Never Listen	N	S	N	N	Non
¡Císcalo císcalo diablo panzón!	N	TS	S	N	Peut-être
Snill	S	S	S	S	Peut-être
Pelegrina	N	TS	S	N	Peut-être
Irinka et Sandrinka	S	S	S	S	Peut-être
Urban Animal	N	S	S	N	Non
Serō	Peu S	S	N	Peu S	Peut-être
The Runt	S	S	S	S	Oui
Grey	N	N	N	N	Peut-être
Critère Caché					
Dog Days	S	TS	TS	S	Peut-être
L'homme de la lune	Peu S	S	S	N	Peut-être
Tao Hua Yuan Ji	N	TS	N	N	Non
Morceau	N	S	S	S	Peut-être
Copenhagen Cycles	N	S	S	N	Non
Salome in Low Land	N	TS	S	N	Non
Canary Beat	S	N	S	S	Oui
Box	N	TS	TS	S	Peut-être
Elu maitse	S	N	S	Peu S	Oui
Mac and Roe	N	S	S	N	Oui
Little Fella	Peu S	S	S	S	Peut-être
Matière	N	TS	S	S	Non

TAB. 3.15 : L'ensemble des évaluations paradoxales recensées pour le juge 1 en 2007.

Le tableau 3.15 présente l'ensemble des évaluations paradoxales recensées lors des présélections 2007 par le juge 1. Le film du tableau 3.15 se trouvant à la limite entre deux classes, par exemple « Oui » et « Peut-être » implique une délibération si les deux autres juges ont des évaluations radicalement différentes. Par contre, si les deux autres juges ont tous deux des impressions générales proches, le troisième modifie facilement son impression générale et se range à l'avis des deux autres juges.

Un critère non spécifié dans le processus d'évaluation peut intervenir tel que le pays d'origine du film. Dans ce cas, une délibération débute sur la prise en compte du critère. Lorsqu'un seul juge a pris en compte un critère caché, il n'est pas enclin à modifier les évaluations des différents critères, mais il peut accepter à la rigueur de modifier son impression générale.

Les juges peuvent laisser les paradoxes sans modifier les évaluations. Dans ce cas, ces évaluations sont retirées de l'ensemble d'apprentissage servant à l'apprentissage du comportement des juges.

Feedbacks des juges reposant sur le comportement

Des exemples de profils d'évaluation nécessitant une délibération concernant les dépendances fonctionnelles des juges ont été reportés dans le tableau 3.16.

Comme le décrit le tableau 3.10, le juge 3 des présélections 2006 prend fortement en compte les critères « Esthétique » et « Bande son », moyennement les critères « Animation » et « Scénario » tandis que le juge 1 prend principalement en compte le « Scénario » pour sélectionner les films. Pour le film 30, les juges ont alors orienté leurs discussions sur l'importance du « Scénario » et le film a finalement été sélectionné. Pour le film 72, les délibérations ont porté à la fois sur « l'Esthétique » et la « Bande son » car ces deux critères sont complémentaires pour l'un des juges et redondants pour l'autre. Lors des discussions, il s'est avéré que ce film a été réalisé pour de jeunes enfants, ce qui a eu pour effet de faire changer le comportement des juges, qui ont alors considéré que « l'Esthétique » avait alors moins d'influence et que le lien avec la « Bande son » était moins important pour ce type de film.

Film

Juge	Sc	Esth	An	Bs	Ig
------	----	------	----	----	----

Film 30 : Juxtaposer

Juge 1	N	S	S	S	Peut-être
Juge 3	N	S	S	S	Oui

Film 72 : Kak Pipo se nauchi da leti

Juge 1	S	N	N	S	Peut-être
Juge 3	S	N	N	TS	Oui

Film 24 : Wolkenbruch

Juge 1	S	N	N	N	Peut-être
Juge 2	Peu S	S	S	Pas S	Non
Juge 3	N	TS	N	S	Oui

Film 164 : Die grosse Ruebenraeuberei

Juge 1	Peu S	S	S	S	Peut-être
Juge 2	Peu S	Peu S	Peu S	Peu S	Non
Juge 3	Peu S	S	S	N	Oui

Film 246 : Bill the Barber

Juge 1	Peu S	S	S	N	Peut-être
Juge 2	S	S	S	N	Oui
Juge 3	Peu S	S	Peu S	Peu S	Peut-être

Film 283 : Noggin

Juge 1	S	Peu S	S	N	Peut-être
Juge 2	TS	S	S	N	Oui
Juge 3	N	N	S	N	Oui

Film 518 : Kelle kello kilahtaa

Juge 1	N	S	S	S	Peut-être
Juge 2	S	N	S	S	Oui
Juge 3	S	N	N	N	Peut-être

TAB. 3.16 : Exemples de films des présélections 2006 pour lesquels le désaccord provient des dépendances préférentielles.

Pour tester le système lors des présélections 2007, en accord avec les membres du CITIA, nous nous sommes intéressés à la catégorie des courts métrages. Des exemples de films, nécessitant une délibération en raison du comportement des juges, sont regroupés dans le tableau 3.17.

Comme le montre le tableau 3.9, les critères « Scénario », « Esthétique » et « Animation » ont les plus fortes importances pour le juge 1 alors que seul le critère « Scénario » a de l'importance pour le juge 3. Et, pour le film 163 les deux critères « Esthétique » et « Animation » ont les meilleures évaluations. De ce fait, les juges ont orienté leurs délibérations sur l'importance de ces deux critères.

Film					
Juge	Sc	Esth	An	Bs	Ig
Film 163 : Ghost					
Juge 1	N	TS	S	N	Oui
Juge 3	N	TS	S	N	Peut-être
Film 18 : White snake					
Juge 1	N	TS	S	N	Oui
Juge 3	N	S	S	N	Peut-être
Film 35 : Breakfast					
Juge 1	N	S	S	S	Oui
Juge 3	N	N	S	S	Peut-être
Film 42 : Minema Cinema « Keep going »					
Juge 1	S	Peu S	Peu S	Peu S	Non
Juge 3	S	N	N	S	Oui
Film 47 : Ten nights of dream, The seventh night					
Juge 1	N	TS	S	N	Oui
Juge 2	N	N	S	N	Peut-être
Film 237 : Hooghartig als een zwaan					
Juge 1	S	N	N	Peu S	Peut-être
Juge 2	N	S	S	N	Peut-être
Juge 3	TS	S	S	S	Oui

TAB. 3.17 : Exemples d'évaluations de films des présélections 2007 pour lesquels le désaccord provient des dépendances préférentielles.

3.5 Conclusion

La présélection des films d'animation est une phase complexe et importante dans l'organisation du Festival International d'Annecy. Le processus d'évaluation initial se limitait à recueillir l'impression générale des juges sur chaque film. Cette évaluation permettait uniquement de distinguer les films qui ne nécessitaient pas de délibérations (les films rejetés ou acceptés par tous les juges). Une hésitation ou un désaccord entre les juges entraînait de longues délibérations qui souvent se concluaient par un vote.

Pour améliorer le processus de décision, en collaboration avec les membres du comité d'organisation du Festival, la fiche d'évaluation des films a été enrichie de quatre critères : Scénario, Esthétique, Animation et Bande son. Les juges évaluent donc chacun des films, après leur diffusion, selon ces quatre critères sur une échelle linguistique, c'est-à-dire composée de mots (allant de « Pas Satisfaisant » à « Très Satisfaisant »), et donnent également leur impression générale (« Oui », « Peut-être » et « Non »). A partir de ces informations, le système modélise le comportement de décision des juges, via un opérateur de fusion qui est une moyenne généralisée. Cette modélisation préserve la nature linguistique des évaluations, et permet de relier les évaluations selon les différents critères à l'impression générale. Pour expliciter le comportement de fusion des juges, une description qualitative des dépendances préférentielles entre les évaluations selon les critères et l'impression générale a été proposée. Plusieurs fonctionnalités ont été développées pour aider les juges à atteindre un consensus. Les évaluations paradoxales, c'est-à-dire ne respectant pas les contraintes de compromis et de monotonie imposées par le comité d'organisation, sont détectées et présentées aux juges pour qu'ils puissent identifier des erreurs ou révéler des critères cachés qui interviennent dans leurs décisions. De plus, une représentation graphique a été développée pour visualiser des divergences de point de vue sur les évaluations. Enfin, une seconde représentation graphique permet de comprendre les dépendances préférentielles des juges et peut ainsi leur permettre d'orienter leur discussion et de faciliter le consensus. L'ensemble de ces fonctionnalités a été intégré dans une plate-forme matérielle et logicielle facilitant l'accessibilité de l'ensemble du système lors des présélections. Le système d'aide à la présélection des films d'animation a été expérimenté lors des présélections des Festivals 2006 et 2007. La coopération entre le système et les juges a permis d'améliorer fortement les conditions de délibération et de décision de la sélection.

Néanmoins, quelques suggestions concernant l'ergonomie de l'interface et le choix des couleurs sont à étudier. De plus, d'autres indicateurs peuvent être ajoutés au système tels que la visualisation des points forts et des points faibles de chaque film.

Conclusion générale

De plus en plus de problèmes applicatifs, dans lesquels une fusion d'informations peut être envisagée, sont apparus ces dernières années. Souvent, les difficultés rencontrées dans ces applications résident, non seulement dans la conception du système de fusion, mais également dans son usage. Pour surmonter ces difficultés, l'implication de l'être humain, de par ses connaissances sur le problème considéré et ses capacités perceptives et décisionnelles, est une voie porteuse ayant donné naissance au concept de système coopératif de fusion d'informations. Notre travail s'inscrit dans ce cadre en se focalisant sur les dépendances fonctionnelles entre les informations au niveau de la méthode de combinaison. Après être revenu, dans le chapitre 1, sur ces concepts et les systèmes existants, deux applications ont été étudiées. Elles présentent des caractéristiques différentes (informations numériques/symboliques, sémantique de confiance/préférence, domaine industriel/culturel) et soulèvent des problèmes pour lesquelles les méthodes de fusion existantes ne conviennent pas.

L'application industrielle menée en collaboration avec Schneider Electric, concerne le développement d'un système d'aide à l'interprétation d'images tomographiques 3D en vue de l'évaluation de la qualité de pièces électrotechniques en matériaux composites. Ce système permet d'obtenir une cartographie des régions d'intérêt contenues dans les images tomographiques. Des travaux antérieurs ont permis de définir plusieurs attributs décrivant le contenu des images tomographiques. Les experts en sciences des matériaux arrivent difficilement à interpréter ces attributs et à faire le lien avec les régions d'intérêt, c'est pourquoi les attributs ont été transformés en cartes d'appartenance à chacune des régions d'intérêt. Ces cartes apportent beaucoup d'informations, mais ne permettent pas de fournir une cartographie complète des pièces. Un des moyens d'obtenir cette cartographie est de fusionner les cartes d'appartenance. En effet, l'analyse des cartes laisse apparaître des redondances et des complémentarités. Par conséquent, une fusion par l'intégrale de Choquet 2-additive a été considérée. Mais, cela pose le problème de la détermination des paramètres (poids et interactions) de cette fonction de combinaison car les connaissances des experts de Schneider Electric portent sur

les images tomographiques, et non pas sur les cartes d'appartenance ou les attributs. Ainsi, une nouvelle méthode d'identification des paramètres de l'intégrale de Choquet, s'appuyant sur les connaissances expertes (représentées par des pointés de régions de référence), a été développée. Elle s'appuie sur la définition d'une mesure floue définie à partir de l'entropie relative des distributions de probabilités issues des pointés de référence. Le système de fusion développé permet une coopération entre le système et les experts principalement par une modification itérative des régions de référence, et aussi par d'autres paramètres (le paramètre de la divergence de Skew et le degré de sévérité). De plus, les dépendances fonctionnelles d'ordre 1 et 2 sont présentées aux experts via une interface graphique leur permettant de mieux comprendre le lien entre les attributs et les régions. Ainsi, l'ajustement itératif des pointés et des paramètres permet d'atteindre de bonnes performances, telles que des taux de bonne classification de 95%.

En perspective de cette application, il serait intéressant d'étudier l'impact de la méthode de construction des cartes d'appartenance, issues des attributs, sur le résultat de la fusion. Des mécanismes de sélection des attributs, dans un contexte applicatif où le nombre d'attributs et de régions recherchées serait accru, peuvent aussi être envisagés.

L'application du domaine culturel, menée en collaboration avec la Cité de l'image en mouvement (CITIA), concerne le développement d'un système d'aide à la sélection de films d'animation. En vue du Festival International du Film d'Animation d'Annecy, trois juges doivent visionner et évaluer 600 films en une semaine. Dans la procédure préexistante, les juges avaient à leur disposition, pour évaluer le film, une fiche uniquement composée d'une échelle d'évaluation générale à trois niveaux (« Oui », « Peut-être », « Non ») qui permet de sélectionner efficacement les films lorsque tous les juges sont en accord. Mais, lorsque des divergences d'opinion apparaissaient, les délibérations entre les juges étaient très longues et nécessitaient de recourir à un vote. C'est pourquoi, en collaboration avec le CITIA, une évaluation plus fine, décomposant l'impression générale en quatre critères spécifiques (Scénario, Esthétique, Animation et Bande son), a été proposée. Pour que les juges travaillent directement dans leur espace de perception, l'évaluation de ces critères est effectuée sur une échelle symbolique ordonnée à cinq niveaux. La description sur trois niveaux de l'impression générale des juges sur les films a été conservée à la demande du comité d'organisation. Ainsi, la façon implicite de fusionner les évaluations sur les critères pour obtenir l'impression générale, propre à chaque juge, peut être modélisée. La méthode de combinaison utilisée est une moyenne généralisée discrète qui conserve la représentation symbolique ordonnée des évaluations. Un apprentissage des dépendances préférentielles (importance et interactions des critères) a également été développé pour avoir

une représentation du comportement de sélection des juges utile pour guider les discussions et faciliter le consensus. L'ensemble de ces informations est accessible pour tous les juges sous des formes visuelles aisément compréhensibles, grâce à la plate-forme logicielle développée. Ce système d'aide à la sélection de films d'animation a été expérimenté lors des présélections 2006 et 2007. Au total, plus de 1000 films ont été évalués (pour 140 de sélectionnés). Sur une semaine de présélection, un jour a été gagné grâce au système (c'est à dire 1/6 du temps) et les délibérations des juges ont plus souvent abouti à un consensus.

En perspective de cette application, il serait intéressant d'améliorer l'ergonomie de la plate-forme d'aide à la sélection, qui intègre l'ensemble des fonctionnalités, pour faciliter la coopération entre le système et les juges. D'autres fonctionnalités peuvent aussi être envisagées, par exemple l'affichage des points forts, des points faibles de chaque film, de la sévérité de chaque juge et les incohérences des évaluations entre les juges.

En bilan final, au delà de la résolution des deux problèmes applicatifs, deux nouveaux systèmes de fusion, s'appuyant sur des méthodes originales de détermination des dépendances fonctionnelles (une qui étend la méthode proposée par Kojadinovic et une autre symbolique s'appuyant sur des travaux de Grabisch), ont été mis en œuvre. Ils incluent également des fonctionnalités adaptées à une coopération bidirectionnelle entre le système de fusion et l'utilisateur, en particulier, une explicitation des dépendances fonctionnelles, ayant des sémantiques de confiance et de préférence. En fait, les deux applications traitées ont montré que la complexité originelle des problèmes considérés pouvait être réduite par une étape de fission en plusieurs attributs ou critères pour laquelle les connaissances humaines sont utiles (experts en imagerie pour l'interprétation d'images tomographiques, experts en cinéma d'animation pour la sélection de films d'animation). De plus, pour une bonne interprétabilité des informations (attributs ou critères) par l'utilisateur, des traitements sont nécessaires pour les exprimer sous une forme adaptée (cartes d'appartenance, évaluations linguistiques). Enfin, pour que les utilisateurs coopèrent plus aisément avec le système de fusion, il est intéressant d'extraire des informations explicites sur les mécanismes de combinaison.

Les méthodes et fonctionnalités développées, dans ces travaux, peuvent s'adapter à d'autres problèmes similaires : imagerie médicale, satellitaire, sismique, pour les systèmes de fusion d'informations numériques, et sélection de projets (en recherche, innovation industrielle), sélection d'œuvres (artistiques, littéraires), marketing, pour les systèmes de fusion d'informations symboliques.

Dans l'optique d'améliorer la coopération, il serait intéressant de construire des préconisations pour aider les utilisateurs dans leurs actions de *feedback* sur le système de fusion. Dans ce contexte de coopération, les interfaces matérielles

et logicielles deviennent un point clé pour une utilisation efficace des systèmes de fusion. Des études plus poussées sur l'ergonomie des plates-formes et la distribution des fonctionnalités sur différents supports informatiques sont à effectuer pour rendre leur utilisation plus naturelle quelque soit l'utilisateur.

A plus long terme, la conception de systèmes coopératifs de fusion d'informations passe par la définition de règles pour déterminer les méthodes de combinaison, le rebouclage des entrées, l'interfaçage visuel, les pré et post-traitements, et aussi par la capitalisation des connaissances acquises par les utilisateurs précédents.

Annexe A

Attributs caractérisant l'image tomographique

Lors de travaux antérieurs, les images tomographiques 3D ont été traitées par différents algorithmes permettant de caractériser l'organisation des niveaux de gris, les textures et les zones homogènes, en prenant en compte le caractère tridimensionnel des images. L'ensemble de ces développements avait pour but d'extraire des informations pour détecter les régions d'intérêt de l'image tomographique 3D. Cette annexe va décrire chacun de ces développements.

A.1 Attributs caractérisant l'organisation des niveaux de gris

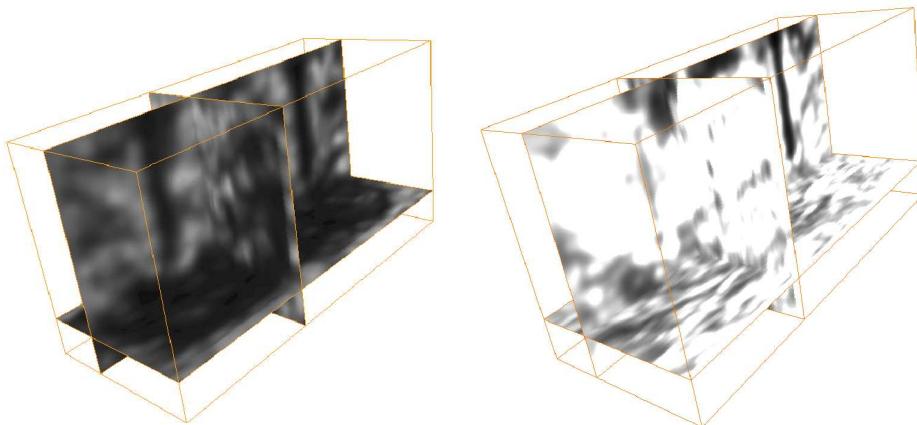
Les attributs A_1 , A_2 et A_3 servent à caractériser l'orientation des fibres de verre. Ils sont issus d'une approche qui a été développée et mise au point dans la thèse de M. Donias en 1999 [38]. Cette approche est basée sur une analyse en composante principale des gradients d'intensité des niveaux de gris [25, 65]. Elle délivre trois vecteurs propres v_1 , v_2 et v_3 , et trois valeurs propres λ_1 , λ_2 et λ_3 représentatifs de l'organisation des gradients dans une image.

Dans l'application d'aide à l'interprétation d'images tomographiques 3D, la méthode d'analyse en composante principale des gradients a été appliquée sur les images tomographiques après l'application d'un filtre de Deriche [35, 15]. Trois attributs en ont donc été extraits grâce à cette méthode appliquée à un voisinage 9x9x9 de chaque voxel. L'attribut A_1 présenté dans la figure A.1 correspond à une combinaison des valeurs propres et est interprété comme l'importance des gradients sur v_2 et v_3 (degré d'isotropie). Les attributs A_2 et A_3 représentent respectivement l'organisation selon le second et le troisième axe, issue de l'ACP.

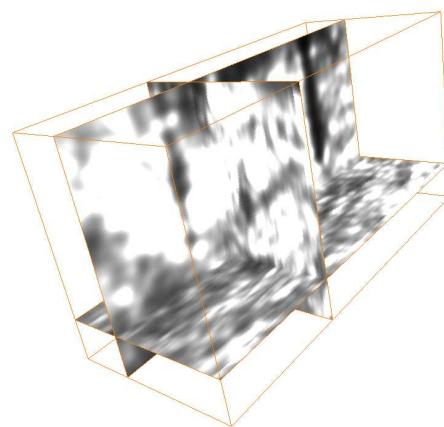
$$A_1 = \frac{\lambda_2 + \lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \quad (\text{A.1})$$

$$A_2 = \lambda_2 \quad (\text{A.2})$$

$$A_3 = \lambda_3 \quad (\text{A.3})$$



(a) L'attribut A_1 calculé sur la pièce 1. (b) L'attribut A_2 calculé sur la pièce 1.



(c) L'attribut A_3 calculé sur la pièce 1.

FIG. A.1 : Les attributs A_1 , A_2 et A_3 calculés sur la pièce 1.

A.2 Attribut caractérisant les textures de l'image

Les textures sont des modèles visuels complexes composés de sous-modèles dont les propriétés créent une impression générale d'uniformité, de densité, de rugosité,... perçue par le système visuel comme un tout. Pour analyser ces textures, il existe deux types d'approche :

- les approches structurelles qui étudient la structure des textures par des modèles connus ; elles peuvent être employées pour décrire des micro-structures régulières.
- les approches statistiques qui sont intéressantes pour des macro-structures qui ne peuvent pas être associées à des modèles connus, comme dans la caractérisation des manques de renfort présentée dans le chapitre 2.

La méthode utilisée n'essaie pas de calquer un modèle sur la texture mais caractérise les relations entre les niveaux de gris par l'intermédiaire d'une matrice de cooccurrence [66]. Cette matrice contient les probabilités d'apparition, dans la texture, des couples de niveaux de gris séparés par le vecteur t . Pour une région R de la texture et un vecteur de translation t , la matrice de cooccurrence M_t est définie pour tout couple de niveaux de gris (a, b) par :

$$M_t(a, b) = \text{Card}\{(x, x + t) \in R \cdot R \mid f(x) = a, f(x + t) = b\} \quad (\text{A.4})$$

Cette matrice contient une grande masse d'informations qui est difficilement utilisable dans son intégralité. Plusieurs indices ont été développés pour décrire la texture, à partir de la matrice de cooccurrence, dont l'homogénéité qui a été employée pour l'attribut A_4 et qui est définie par :

$$A_4 = \frac{1}{N_{nm}} \sum_a \sum_b (M_t(a, b))^2 \quad (\text{A.5})$$

où N_{nm} est le nombre de paires de niveaux de gris, séparées par le vecteur t , qui se trouvent dans la région considérée. Plus un grand nombre de niveaux de gris identiques se trouvent dans la région étudiée, plus la valeur de cet indice est grande. L'image 3D de l'attribut A_4 a été reportée dans la figure A.2.

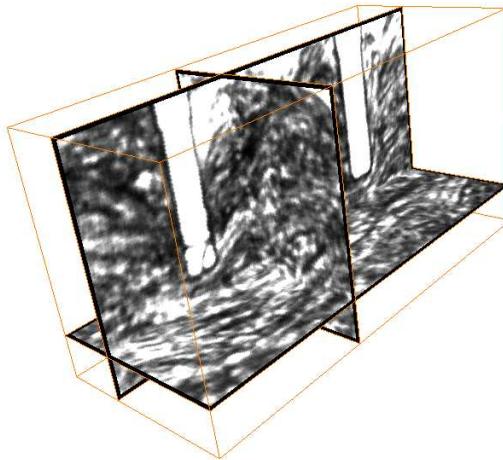


FIG. A.2 : L'attribut A_4 calculé sur la pièce 1.

A.3 Attribut caractérisant les zones homogènes

L'attribut retenu pour caractériser les zones homogènes s'appuie sur une méthode de croissance de régions [21, 20]. Cette approche crée une partition de l'image en régions homogènes, en partant de germes (régions de petite taille) et en les faisant croître selon un critère d'homogénéité.

Le procédé consiste à balayer l'image et à assigner un label à chaque voxel. Le voxel courant est analysé en utilisant un voisinage tridimensionnel. Les étapes de l'algorithme sont les suivantes :

- le premier voxel de l'image est associé à la première région
- les voxels suivants sont analysés en fonction de leur voisinage. A l'aide d'un seuil, on compare les niveaux de gris des voxels contenus dans le voisinage. Suivant le résultat de cette comparaison, soit un nouveau label est attribué au voxel courant, soit le label d'un de ses voisins lui est affecté.
- on attribue à chaque voxel un niveau de gris correspondant à la moyenne de ceux se trouvant dans la même région.
- l'algorithme peut être réitéré plusieurs fois pour atteindre progressivement une segmentation satisfaisante.

Le seuil employé dans l'algorithme, pour la comparaison, doit rester faible pour éviter des agrégations trop brutales. L'image 3D obtenue avec ce procédé a été reportée dans la figure A.3.



FIG. A.3 : L'attribut A_5 calculé sur la pièce 3.

Annexe B

Résultats obtenus sur les pièces 2 et 3

Parmi l'ensemble des pièces étudiées dans le cadre de ces travaux, nous présentons dans cette annexe, les résultats obtenus sur les pièces numérotées 2 et 3 dans le chapitre 2 page 41.

B.1 Analyse de la pièce 2

Dans l'image tomographique de la pièce 2 dont une section est présentée dans la figure B.1, trois régions sont recherchées : les régions orientées R_1 , les manques de renfort R_3 et les porosités R_4 . Pour cela, trois attributs ont été extraits : A_2 et A_3 qui caractérisent l'organisation des niveaux de gris dans l'image et A_5 qui caractérise les régions homogènes de l'image (cf. figure B.2).

Les attributs ont été combinés avec le système de fusion utilisant la méthode d'identification des dépendances basée sur l'entropie relative. Cette méthode a permis d'obtenir les valeurs de dépendances présentées dans le tableau B.1 ainsi que dans les représentations graphiques de la figure B.3.

Dans l'étude de cette pièce, on peut remarquer que la croissance de région A_5 n'est pas le seul attribut à avoir apporté de l'information dans la détection des porosités. La dépendance de A_5 avec l'attribut A_3 montre que A_3 apporte également des informations sur la détection des porosités. Notons que les interactions d'ordre 2 traduisent principalement des redondances entre les attributs.

Le système de fusion a délivré la cartographie reportée dans la figure B.4. Il a détecté en grande partie les régions pointées par l'expert. Les évaluations de la capacité d'apprentissage sont convenables (89.42%) comme le montre le tableau B.2. Les plus basses évaluations correspondent aux manques de renfort où le rappel est approximativement de 70%.

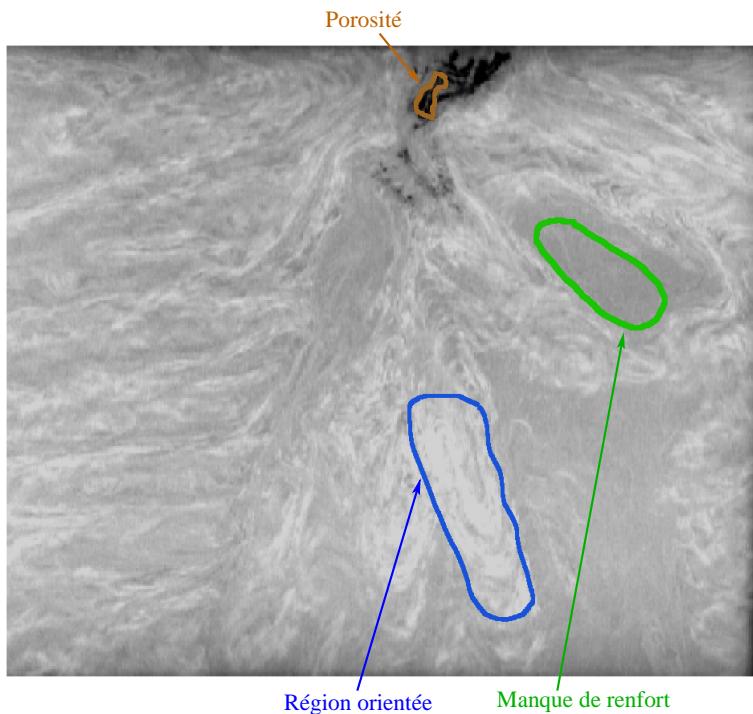
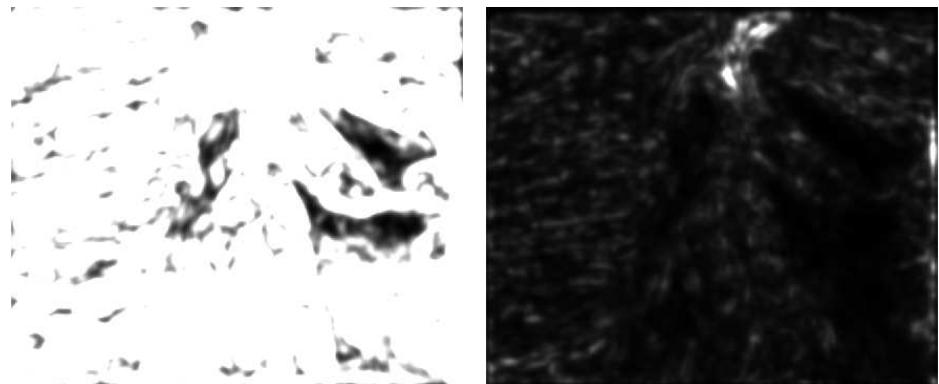


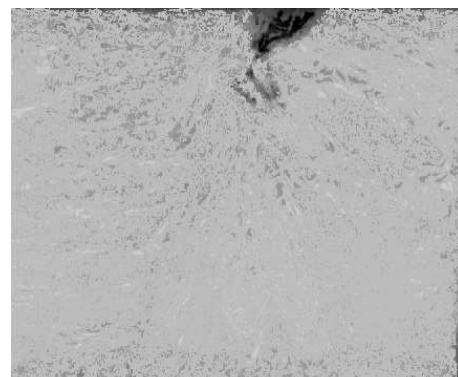
FIG. B.1 : Section 38 de l'image tomographique 3D de la pièce 2.

	Manques de renfort	Région orientée	Porosités
A_2	0.38	0.38	0.10
A_3	0.42	0.38	0.45
A_5	0.20	0.24	0.46
A_2, A_3	-0.46	-0.15	-0.15
A_2, A_5	-0.07	-0.15	-0.15
A_3, A_5	-0.10	-0.84	-0.84

TAB. B.1 : Mesures de dépendances obtenues à partir de l'entropie relative pour la pièce 2.



(a) La section 38 de l'attribut A_2 calculé sur la pièce 2. (b) La section 38 de l'attribut A_3 calculé sur la pièce 2.



(c) La section 38 de l'attribut A_5 calculé sur la pièce 2.

FIG. B.2 : Attributs employés dans le système de fusion pour cartographier la pièce 2.

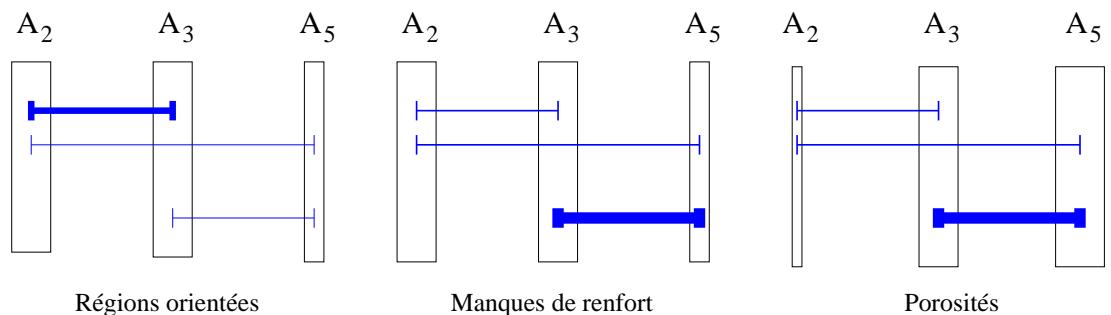
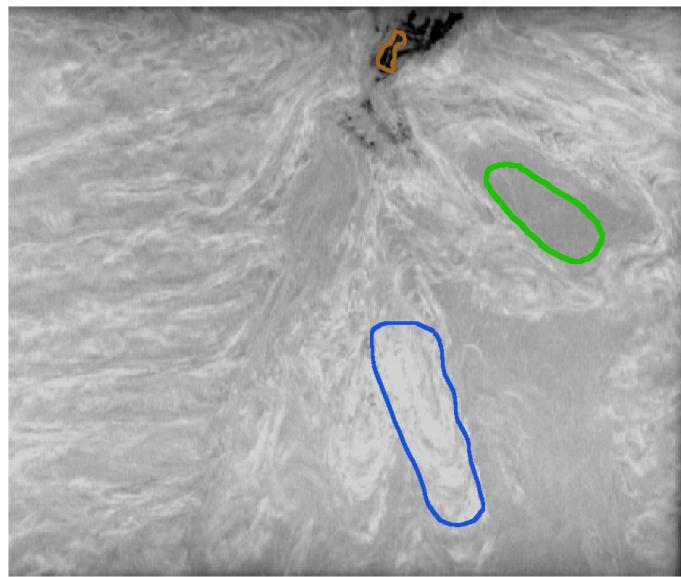
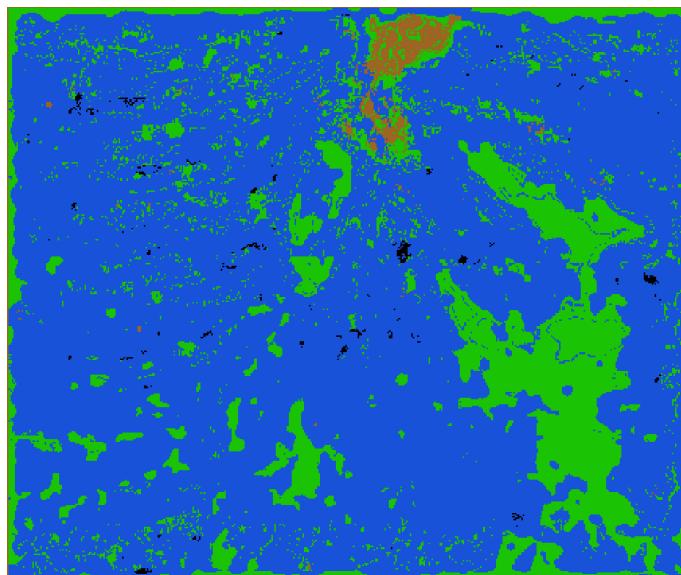


FIG. B.3 : Visualisation des dépendances obtenues pour la pièce 2.



(a) La section contenant les pointés servant à l'apprentissage.



(b) La cartographie obtenue.

FIG. B.4 : *Cartographie de l'image tomographique 3D de la pièce 2.*

Apprentissage TC= 89.42%			
	Ra	Pr	F
R_1	92.63%	94.10%	93.36%
R_3	76.17%	73.47%	74.8%
R_4	91.04%	97.12%	93.98%

TAB. B.2 : *Évaluation de la cartographie de la pièce 2.*

B.2 Analyse de la pièce 3

Dans l'image tomographique de la pièce 3, deux types de région sont recherchés : les régions orientées R_1 et les régions non orientées R_2 (cf. figure B.5). Pour détecter ces régions, les trois attributs de caractérisation de l'orientation des variations de niveaux de gris A_1 , A_2 et A_3 ont été employés. La figure B.6 illustre ces attributs sur la section 112 de l'image tomographique 3D de la pièce 3.

Ces attributs ont été combinés via le système de fusion présenté dans le chapitre 2 avec la méthode d'identification des dépendances basée sur l'entropie relative. Les valeurs de dépendances obtenues ont été résumées dans le tableau B.3 et sont illustrées dans la visualisation de la figure B.7. L'attribut A_3 est celui qui a le plus d'impact sur la cartographie, même si l'impact des autres attributs n'est pas négligeable. La moitié des interactions d'ordre 2 sont positives et indiquent une complémentarité (qui est tout de même relativement faible).

La figure B.8 montre que l'on retrouve en partie les régions orientées et non orientées. Une grande région orientée traverse la pièce et les experts en ont pointé une partie. Cette région se retrouve visuellement sur la cartographie délivrée par le système.

Les taux de bonne classification sont moins élevés que pour la pièce 1 comme le montre le tableau récapitulatif B.4. Mais, notons que le rappel pour la région orientée et la précision pour la région non orientée dépassent les 90%.

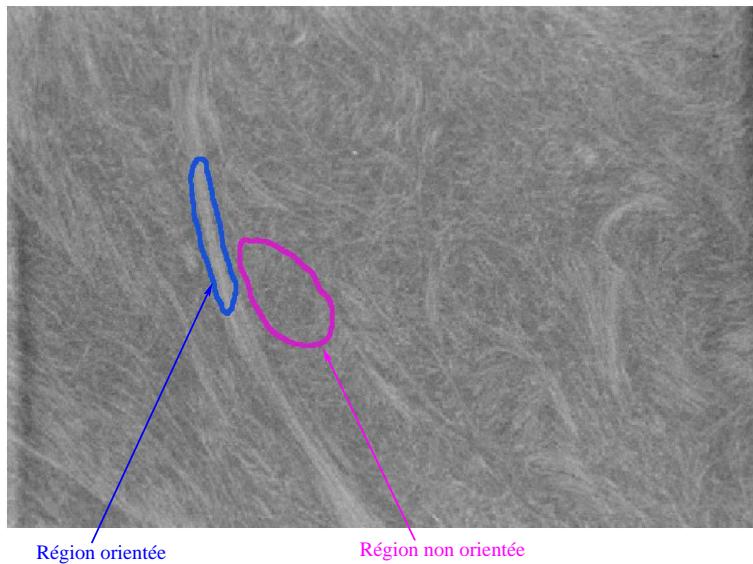


FIG. B.5 : Section 112 de l'image tomographique 3D de la pièce 3.

	Région orientée	Région non orientée
A_1	0.21	0.25
A_2	0.27	0.31
A_3	0.52	0.44
A_1, A_2	0.07	0.07
A_1, A_3	-0.04	0.04
A_2, A_3	-0.10	-0.16

TAB. B.3 : Mesures de dépendances obtenues à partir de l'entropie relative pour la pièce 3.

Apprentissage			
TC= 79.54%			
	Ra	Pr	F
R_1	93.11%	64.82%	76.43%
R_2	72.76%	97.47%	83.32%

TAB. B.4 : Évaluation de la cartographie de la pièce 3.

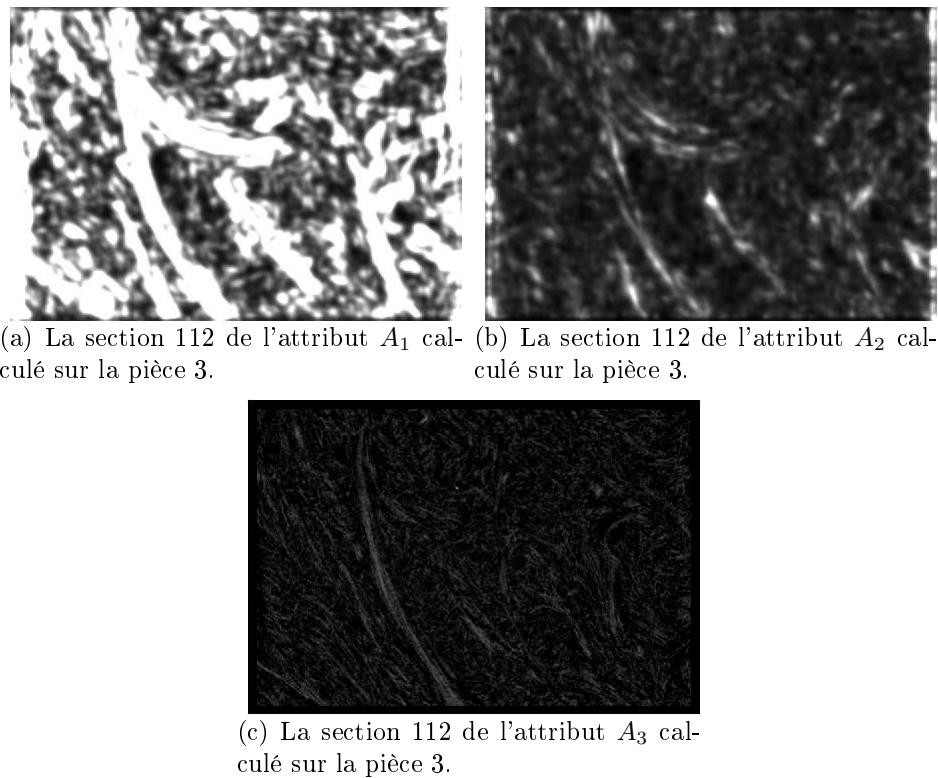


FIG. B.6 : Attributs employés dans le système de fusion pour cartographier la pièce 3.

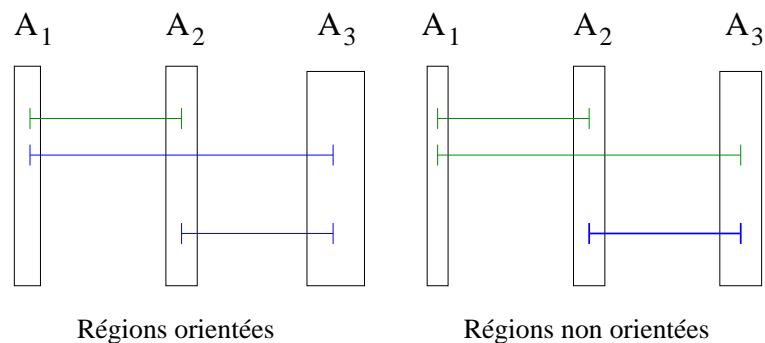
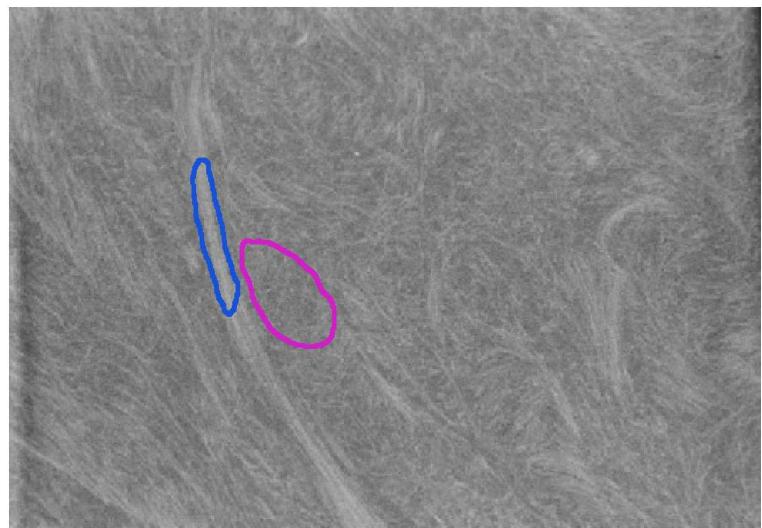
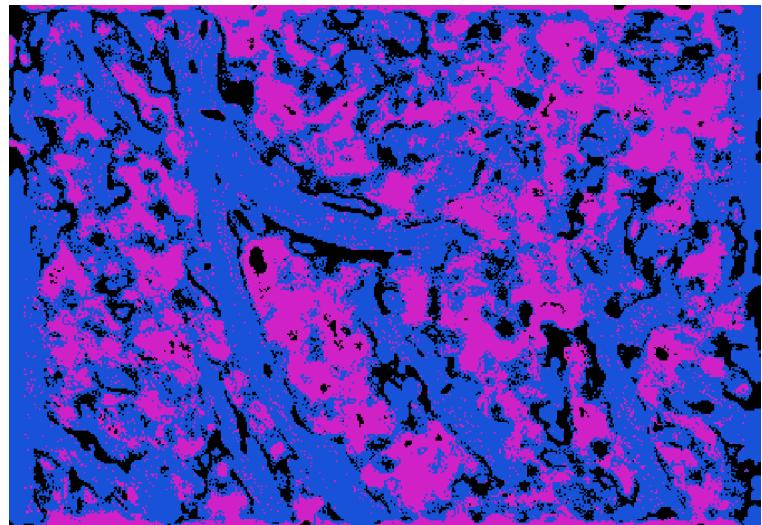


FIG. B.7 : Visualisation des dépendances obtenues pour la pièce 3.



(a) Les pointés d'apprentissage effectués par les experts.



(b) La cartographie obtenue.

FIG. B.8 : Cartographie de l'image tomographique 3D de la pièce 3.

Annexe C

Evaluations servant à l'identification du comportement des juges

Les tableaux C.1, C.2 et C.3 contiennent les évaluations extrêmes utilisées pour identifier les dépendances préférentielles du tableau 3.9 page 101. Ces évaluations ont été délivrées par les juges 1, 2 et 3 des présélections 2007. Notons que parmi ces profils d'évaluation, certains ne contiennent pas uniquement des évaluations extrêmes. Par exemple, le film « Lagerheads » contient l'évaluation « Peu Satisfaisant » à la place de « Satisfaisant ».

Films	Scénario	Esthétique	Animation	Bande son	Générale
Minema Cinema Keep Going	Sat	Peu Sat	Peu Sat	Peu Sat	Non
...as they pass	Peu Sat	Très Sat	Peu Sat	Peu Sat	Non
Lagerheads	Peu Sat	Peu Sat	Sat	Peu Sat	Non
Piano	Peu Sat	Peu Sat	Neutre	Sat	Non
Cockney Coppers	Sat	Sat	Neutre	Neutre	Peut-être
Un trait de génie	Sat	Peu Sat	Sat	Neutre	Non
Next film, or Trouble in the Booth	Sat	Peu Sat	Peu Sat	Sat	Non
Bulles	Peu Sat	Très Sat	Sat	Peu Sat	Non
Head	Peu Sat	Sat	Peu Sat	Sat	Non
Box	Peu Sat	Peu Sat	Neutre	Neutre	Non
Neposlushnyi nedvezhonok	Sat	Très Sat	Sat	Neutre	Oui
Tori no uta	Neutre	Très Sat	Pas Sat	Neutre	Peut-être
Ujbaz Izbenki Has Lost His Soul	Sat	Neutre	Sat	Sat	Peut-être
Demon	Neutre	Très Sat	Très Sat	Sat	Oui

TAB. C.1 : *Profils d'évaluations extrêmes délivrées par le juge 1 utilisées dans l'identification de dépendances.*

Films	Scénario	Esthétique	Animation	Bande son	Générale
Cirugia	Sat	Peu Sat	Neutre	Neutre	Non
Tori no uta	Pas Sat	Sat	Pas Sat	Pas Sat	Non
Forest Murmurs	Neutre	Neutre	Sat	Peu Sat	Non
The Grandfather of Soul	Pas Sat	Pas Sat	Pas Sat	Sat	Non
The Inner Child	Sat	Sat	Neutre	Neutre	Peut-être
Forecast	Sat	Neutre	Sat	Neutre	Non
JRA	Sat	Neutre	Neutre	Sat	Peut-être
Soldat	Peu Sat	Sat	Sat	Neutre	Non
About the Promise	Neutre	Sat	Neutre	Sat	Peut-être
Canary Beat	Neutre	Neutre	Sat	Sat	Peut-être
Zhiharka	Sat	Sat	Sat	Neutre	Peut-être
I Wanna Be a Red Fish	Sat	Sat	Neutre	Sat	Peut-être
Changing Evan	Sat	Neutre	Sat	Très Sat	Peut-être
Zudusi sniega	Neutre	Sat	Sat	Très Sat	Peut-être

TAB. C.2 : *Profils d'évaluations extrêmes délivrées par le juge 2 utilisées dans l'identification des dépendances.*

Films	Scénario	Esthétique	Animation	Bande son	Générale
Battle of the Album Covers	Très Sat	Neutre	Neutre	Neutre	Peut-être
Blossom, les histoires de la tache 2	Peu Sat	Sat	Peu Sat	Peu Sat	Non
Stylobille and Co	Pas Sat	Peu Sat	Sat	Pas Sat	Non
Some Like It Heavy	Peu Sat	Pas Sat	Peu Sat	Très Sat	Non
The Daily Planner	Sat	Sat	Neutre	Neutre	Peut-être
Solnce, mecyac, voron voronovich	Sat	Neutre	Sat	Neutre	Peut-être
Cirugia	Sat	Peu Sat	Peu Sat	Sat	Peut-être
A Child Who Lost a Smile	Peu Sat	Très Sat	Sat	Peu Sat	Non
A Jazz Sketchbook	Neutre	Sat	Pas Sat	Très Sat	Non
The Line Magic by Red and Blue	Peu Sat	Neutre	Sat	Sat	Non
Zhiharka	Sat	Sat	Très Sat	Peu Sat	Oui
Everything Will Be OK	Très Sat	Sat	Neutre	Sat	Peut-être
Boog and Eliot's Midnight Bun Run	Sat	Neutre	Sat	Sat	Peut-être
The Six Servants	Peu Sat	Très Sat	Sat	Sat	Non

TAB. C.3 : Profils d'évaluations extrêmes délivrées par le juge 3 utilisées dans l'identification des dépendances.

Annexe D

Pays représentés au Festival

Le tableau D.1 présente le nombre de films concourant au Festival en fonction de leur pays d'origine. Dans la catégorie des courts métrages, une partie des films sélectionnés concoure, non pas pour le cristal d'Annecy, mais pour le prix des films de Panorama. Cette sélection de films comprend des films innovants de par leur technique d'animation ou leur scénario mais pas suffisamment aboutis pour concourir pour le cristal d'Annecy. Le nombre de films entrant dans ces deux différents concours a été reporté dans le tableau.

Nous pouvons constater que les États-Unis, la Grande-Bretagne et la France sont les trois pays à présenter le plus grand nombre de films au Festival. Ce sont également les trois pays à avoir le plus grand nombre de films sélectionnés. Nous pouvons également citer l'Allemagne, la Belgique, le Canada et la Russie qui ont également eu un grand nombre de films sélectionnés et en Panorama (en moyenne 5). Pourtant la quantité n'est pas forcément synonyme de qualité, par exemple, la Corée du Sud a proposé un grand nombre de films (25) mais aucun n'a été sélectionné. Un seul de ces films a été choisi en Panorama.

Pays	Sélectionné	Rejeté	Panorama	TOTAL
Afrique du Sud	1	1	0	2
Albanie	0	2	0	2
Algérie	0	2	0	2
Allemagne	4	28	4	36
Argentine	1	3	0	4
Australie	0	15	3	18
Autriche	0	12	2	14
Belgique	5	29	1	35
Biélorussie	0	1	0	1
Brésil	0	15	0	15
Bulgarie	0	2	0	2
Burkina Faso	0	1	0	1
Canada	4	38	5	47
Chili	0	1	0	1
Chine	1	13	0	14
Chine (Hong-Kong)	0	0	1	1
Corée-du-Sud	0	24	1	25
Croatie	0	10	0	10
Danemark	1	4	0	5
Espagne	0	18	1	19
Estonie	1	5	1	7
États-Unis	6	62	5	73
Finlande	0	8	0	8
France	8	56	8	72
Gabon	0	1	0	1
Géorgie	0	1	0	1
Grande-Bretagne	9	42	7	58
Grande-Bretagne (Écosse)	0	3	0	3
Grande-Bretagne (Pays de Galles)	0	1	1	2
Hongrie	1	5	1	7
Inde	1	3	0	4
Iran	0	4	0	4
Irlande	0	19	0	19
Islande	0	2	0	2
Israël	1	1	0	2
Italie	0	19	1	20
Japon	1	28	2	31

Pays	Sélectionné	Rejeté	Panorama	TOTAL
Lettonie	0	3	0	3
Liban	0	1	0	1
Lituanie	0	2	0	2
Luxembourg	0	2	0	2
Mexique	0	3	1	4
Norvège	0	2	0	2
Nouvelle-Zélande	0	7	0	7
Pays-Bas	0	16	1	17
Pérou	0	2	0	2
Pologne	2	9	0	11
Portugal	0	10	0	10
République tchèque	1	1	0	2
Roumanie	0	3	0	3
Russie	4	15	3	22
Serbie	0	5	1	6
Singapour	0	2	0	2
Slovaquie	0	2	0	2
Slovénie	0	1	0	1
Suède	1	13	1	15
Suisse	1	8	1	10
Taiwan (Chine)	0	5	0	5
Thaïlande	0	2	0	2
Tunisie	0	2	0	2
Vénézuela	0	1	0	1

TAB. D.1 : *Nombre de films sélectionnés, rejetés ou en Panorama en fonction du pays d'origine*

Bibliographie

- [1] M. Abidi and R. Gonzalez. *Data Fusion in Robotics and Machine Intelligence*. Academic Press, 1992.
- [2] H. Altinçay. On naive bayesian fusion of dependent classifiers. *Pattern Recognition Letters*, 26(15) :2463–2473, 2005.
- [3] T. Arbuckle, E. Lange, T. Iwamoto, N. Otsu, and K. Kyuma. Fuzzy information fusion in a face recognition system. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 3(3) :217–246, 1995.
- [4] C. Bana e Costa, L. Ensslin, E. Corréa, and J. Vansnick. Decision support systems in action : Integrated application in a multicriteria decision aid process : Multicriteria decision support. *European Journal of Operational Research*, 113(2) :315–335, 1999.
- [5] V. Barra. *Fusion d’images 3D du cerveau - Etude de modèles et applications*. PhD thesis, Université Blaise Pascal et Université d’Auvergne, 2000.
- [6] V. Belton and J. Pictet. A framework for group decision using a mcda model : sharing, aggregating or comparing individual information. *Journal of decision systems*, 6(3) :283–303, 1997.
- [7] B. Bhanu and A. Dong. Concepts learning with fuzzy clustering and relevance feedback. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 15(2) :123–138, 2002.
- [8] A. Bigand, L. Evrard, and J. Dubus. A new perceptual organization approach to 3d measuring system based on the fuzzy integral. *Image and Vision Computing*, 24(4) :381–393, 2006.
- [9] I. Bloch. *Fuzzy Systems in Medicine*, chapter Fusion of numerical and structural image information in medical imaging in the framework of fuzzy sets, pages 429–447. Studies in Fuzziness and Soft Computing. Springer-Verlag, 2000.
- [10] I. Bloch. *Fusion d’informations en traitement du signal et des images*. Hermès sciences, 2003.

- [11] I. Bloch. Fusion d'informations numériques : panorama méthodologique. In *Journées Nationales de la Recherche en Robotique*, Guidel, Morbihan, Octobre 2005.
- [12] I. Bloch and A. Hunter. Special issue on data and knowledge fusion. *International Journal of Intelligent Systems*, 16(10–11) :1107–1320, 2001.
- [13] E. Bossé, J. Roy, and S. Paradis. Modeling and simulation in support of the design of a data fusion system. *Information Fusion*, 1(2) :77–87, 2000.
- [14] B. Bouchon-Meunier and C. Marsala. *Logique floue, principes, aide à la décision*. HERMÈS, 2002.
- [15] E. Bourennane, P. Gouton, M. Paindavoine, and F. Truchetet. Generalization of canny-deriche filter for detection of noisy exponential edge. *Signal Processing*, 82(10) :1317–1328, 2002.
- [16] F. Bujor, L. Valet, E. Trouvé, G. Mauris, and P. Bolon. An interactive fuzzy fusion system applied to change detection in sar images. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 932–937, Honolulu, USA, Mai 2002.
- [17] C. Campos, G. Keller, V. Kreinovich, L. Longpre, F. Modave, S. Starks, and R. Torres. The use of fuzzy measures as a data fusion tool in geographic information systems : case study. In *International Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society*, pages 365–370, Chicago, Illinois, Juillet 2003.
- [18] T. Chaira and A. Ray. Fuzzy measures for color image retrieval. *Fuzzy Sets and Systems*, 150(3) :545–560, 2005.
- [19] S. Chang and S. Greenberg. Syllable-proximity evaluation in automatic speech recognition using fuzzy measures and a fuzzy integral. In *The 12th IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, volume 2, pages 828–833, St. Louis, Missouri, Mai 2003.
- [20] J. Chanussot. *Approches vectorielles ou marginales pour le traitement d'images multi-composantes*. PhD thesis, Université de Savoie, 1998.
- [21] J. Chanussot, G. Mauris, and L. P. Fuzzy fusion techniques for linear features detection in multi-temporal sar images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(3) :1292–1305, 1999.
- [22] D. Štefka and M. Holeňa. *Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning with Uncertainty*, volume 4724, chapter The Use of Fuzzy t-Conorm Integral for Combining Classifiers, pages 755–766. Springer Berlin / Heidelberg, 2007.
- [23] C. Chibelushi, F. Deravi, and J. Mason. Adaptive classifier integration for robust pattern recognition. *IEEE Transaction on systems, Man and Cybernetics*, 29(6) :902–907, 1999.

- [24] V. Clivillé. *Approche systémique et méthode multicritère pour la définition d'un système d'indicateur de performance*. PhD thesis, Université de Savoie, 2004.
- [25] J. Cocquerez, S. Philipp, and H. Maître. *Analyse d'images : filtrage et segmentation*. Paris : Masson, 1995.
- [26] S. Colak, D. Papaioannou, G. Hooft, M. V. der Mark, H. Schomberg, J. Paasschens, J. Melissen, and N. V. Asten. Tomographic image reconstruction from optical projections in light-diffusing media. *Applied optics*, 36(1) :180–213, 1997.
- [27] L. Darlea, S. Galichet, and L. Valet. Classification rules with premise expressed as the conjunction of implications. In *11th International Fuzzy Systems Association World Congress*, volume 2, pages 1040–1045, Beijing, Chine, Juillet 2005.
- [28] B. Dasarathy. Sensor fusion potential exploitation-innovative architectures and illustrative applications. *IEEE Proceedings*, 85(1) :24–29, 1997.
- [29] B. Dasarathy. Information fusion - what, where, why, when, and how ? *Information Fusion*, 2(2) :75–76, 2001.
- [30] B. Dasarathy. Information fusion in the context of human-machine interfaces. *Information Fusion*, 6(2) :117–118, 2005.
- [31] A. Dempster. Upper and lower probabilities induced by multivalued mappings. *Annals of Mathematical Statistics*, 38(2) :325–339, 1967.
- [32] A. Dempster. A generalization of bayesian inference. *Journal of the Royal Statistical Society*, 30(2) :205–247, 1968.
- [33] T. Denoeux. Conjunctive and disjunctive combination of belief functions induced by non distinct bodies of evidence. *Artificial Intelligence*, 172(2–3) :234–264, 2008.
- [34] T. Denoeux and P. Smets. Classification using belief functions : the relationship between the case-based and model-based approaches. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 36(6) :1395–1406, 2006.
- [35] R. Deriche. Using canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. *International journal of computer vision*, 1(2) :167–187, 1987.
- [36] J. Domingo-Ferrer and V. Torra. Median-based aggregation operators for prototype construction in ordinal scales. *International Journal of Intelligent Systems*, 18(6) :633–655, 2003.
- [37] P. Domingos and M. Pazzani. Beyond independence : conditions for the optimality of the simple bayesian classifier. In *Proceedings of International Conference on Machine Learning*, pages 105–112, Bari, Italie, 1996.

- [38] M. Donias. *Caractérisation de champs d'orientation par analyse en composantes principales et estimation de la courbure*. PhD thesis, Université Bordeaux I, 1999.
- [39] D. Driankov, H. Hellendoorn, and M. Reinfrank. *An Introduction to Fuzzy Control*. Springer-Verlag, 1996.
- [40] D. Dubois, L. Foulloy, G. Mauris, and H. Prade. Probability-possibility transformations, triangular fuzzy sets and probabilistic inequalities. *International Journal on Reliable Computing*, 10(4) :273–297, 2004.
- [41] D. Dubois, M. Grabisch, and H. Prade. *Theoretical Aspects of Fuzzy Control*, chapter Gradual rules and the approximation of control laws, pages 147–181. Wiley, 1995.
- [42] D. Dubois and H. Prade. What are fuzzy rules and how to use them. *Fuzzy Sets and Systems*, 84(2) :169–189, 1996.
- [43] D. Dubois and H. Prade. On the use of aggregation operations in information fusion processes. *Fuzzy Sets and Systems*, 142(1) :143–161, 2004.
- [44] J. Fodor and J. Marichal. On nonstrict means. *Aequationes Math.*, 54 :308–327, 1997.
- [45] H. Frigui. Interactive image retrieval using fuzzy sets. *Pattern Recognition Letters*, 22(9) :1021–1031, 2001.
- [46] P. Gader, M. Mohamed, and J. Keller. Fusion of handwritten word classifiers. *Pattern Recognition Letters*, 17(6) :577–584, 1996.
- [47] S. Galichet, D. Dubois, and H. Prade. Imprecise specification of ill-known functions using gradual rules. *International Journal of Approximate Reasoning*, 35(3) :205–222, 2004.
- [48] G. Giacinto and F. Roli. Bayesian relevance feedback for content-based image retrieval. *Pattern recognition*, 37(7) :1499–1508, 2004.
- [49] G. Giacinto and F. Roli. Nearest-prototype relevance feedback for content based image retrieval. In *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, volume 2, pages 989–992, Cambridge, United Kingdom, Août 2004.
- [50] L. Godo and V. Torra. Extending Choquet integrals for aggregation of ordinal values. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 9 :17–31, 2001.
- [51] M. Grabisch. Fuzzy integral in multicriteria decision making. *Fuzzy Sets and Systems*, 69(3) :279–298, 1995.
- [52] M. Grabisch. A new algorithm for identifying fuzzy measures and its application to pattern recognition. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 1 :145–150, 1995.

- [53] M. Grabisch. The application of fuzzy integrals in multicriteria decision making. *European Journal of Operational Research*, 89(3) :445–456, 1996.
- [54] M. Grabisch. The application of fuzzy integrals in multicriteria decision making. *European Journal of Operational Research*, 89(3) :445–456, 1996.
- [55] M. Grabisch. k-order additive discrete fuzzy measures and their representation. *Fuzzy Sets and Systems*, 92(2) :167–189, 1997.
- [56] M. Grabisch. A graphical interpretation of the Choquet integral. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 8(5) :627–631, 2000.
- [57] M. Grabisch. Representation of preferences over a finite scale by a mean operator. *Math. Social Sciences*, 52(2) :131–151, 2006.
- [58] M. Grabisch, I. Kojadinovic, and P. Meyer. A review of capacity identification methods for choquet integral based multi-attribute utility theory - applications of the kappalab R package. *European Journal of Operational Research*, 186(2) :766–785, 2007.
- [59] M. Grabisch and C. Labreuche. The Sipos integral for the aggregation of interacting bipolar criteria. In *8th Int. Conf. on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems*, pages 395–401, Madrid, Spain, Juillet 2000.
- [60] M. Grabisch, T. Murofushi, and M. Sugeno. Fuzzy measure of fuzzy events defined by fuzzy integrals. *Fuzzy Sets and Systems*, 50(3) :293–313, 1992.
- [61] M. Grabisch and J. Nicolas. Classification by fuzzy integral : Performance and tests. *Fuzzy Sets and Systems*, 65(2–3) :225–271, 1994.
- [62] M. Grabisch and M. Roubens. *Fuzzy Measures and Integrals - Theory and Applications*, chapter Application of the Choquet integral in multicriteria decision making, pages 348–374. Physica Verlag, 2000.
- [63] M. Grabisch and M. Sugeno. Multi-attribute classification using fuzzy integral. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 47–54, San Diego, Californie, Mars 1992.
- [64] V. Gunes, M. Menard, P. Loonis, and S. Petit-Renaud. Combination, co-operation and selection of classifiers : A state of the art. *International journal of pattern recognition and artificial intelligence*, 17(8) :1303–1324, 2003.
- [65] P. Hancock, R. Baddeley, and L. Smith. The principal components of natural images. *Computation in Neural Systems*, 3(1) :61–70, 1992.
- [66] M. Hauta-Kasari, J. Parkkinen, T. Jaaskelainen, and R. Lenz. Generalized co-occurrence matrix for multispectral texture analysis. In *13th International Conference on Pattern Recognition*, volume 2, pages 785–789, Vienne, Autriche, Août 1996.

- [67] S. Hettich and S. Bay. The uci kdd archive. Irvine, CA : University of California, Department of Information and Computer Science, 1999. site web : <http://kdd.ics.uci.edu>.
- [68] H. Hudson and R. Larkin. Accelerated image reconstruction using ordered subsets of projection data. *IEEE transactions on medical imaging*, 13(4) :601–609, 1994.
- [69] A. Jakulin. *Machine Learning Based on Attribute Interactions*. PhD thesis, Université de Ljubljana, 2005.
- [70] A. Jakulin and I. Bratko. Analyzing attribute dependencies. *Lecture notes in computer science*, 2838 :229–240, 2003.
- [71] H. Kang. Combining multiple classifiers based on third-order dependency for handwritten numeral recognition. *Pattern Recognition Letters*, 24 :3027–3036, 2003.
- [72] H. Kang, K. Kim, and J. Kim. Approximating optimally discrete probability distribution with kth-order dependency for combining multiple decisions. *Information Processing*, 62 :67–75, 1997.
- [73] M. Kendall. A new measure of rank correlation. *Biometrika*, 30(1-2) :81–93, 1938.
- [74] I. Kojadinovic. Estimation of the weights of interacting criteria from the set of profiles by means of information-theoretic functionals. *European Journal of Operational Research*, 155(3) :741–751, 2004.
- [75] M. Kokar and K. Kim. Preface to the special selection on data fusion : architectures and issues. *Control engineering practice*, 2(5) :803–809, 1994.
- [76] S. Kullback and R. Leibler. On information and sufficiency. *The Annals of Mathematical Statistics*, 22(1) :79–86, 1951.
- [77] L. Kuncheva and C. Whitaker. Ten measures of diversity in classifier ensembles : limits for two classifiers. In *In Proceedings IEE Workshop on Intelligent Sensor Processing*, pages 1001–1010, Birmingham, Royaume-Uni, Février 2001.
- [78] L. Kuncheva, C. Whitaker, and C. Shipp. Limits on the majority vote accuracy in classifier fusion. *Pattern Analysis and Applications*, 6(1) :22–31, 2003.
- [79] C. Labreuche and F. Huédé. MYRIAD : a tool for preference modeling application to multi-objective optimization. In *Proceedings of Workshop on Preferences and Soft Constraints*, Sitges, Espagne, Octobre 2005.
- [80] P. Lan, Q. Ji, and C. Looney. Information fusion with bayesian networks for monitoring human fatigue. In *Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion*, volume 1, pages 535– 542, Annapolis, Washington DC, Juillet 2002.

- [81] H. Le-Borgne, A. Guerin-Dugue, and A. Antoniadis. Representation of images for classification with independent features. *Pattern Recognition Letters*, 25(2) :141–54, 2004.
- [82] D. Lewis. Naive (Bayes) at forty : The independence assumption in information retrieval. In *Proceedings of ECML-98, 10th European Conference on Machine Learning*, pages 4–15, Chemnitz, Allemagne, Avril 1998.
- [83] E. Mamdani. Application of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic variables. *IEEE Transaction on Computers*, 26 :1182–1191, 1977.
- [84] J. Marichal. The influence of variables on pseudo-Boolean functions with applications to game theory and multicriteria decision making. *Discrete Applied Mathematics*, 107(1-3) :139–164, 2000.
- [85] J. Marichal, P. Meyer, and M. Roubens. On a sorting procedure in the presence of qualitative interacting points of view. *Fuzzy sets and their applications*, pages 217–230, 2001.
- [86] J. Marichal, P. Meyer, and M. Roubens. Sorting multi-attribute alternatives : The TOMASO method. *Computers and Operations Research*, 32(4) :861–877, 2005.
- [87] J. Marichal and M. Roubens. Dependence between criteria and multiple criteria decision aid. In *2nd International Workshop on Preferences and Decisions*, pages 69–75, Trento, Italie, July 1998.
- [88] J. Marichal and M. Roubens. Determination of weights of interacting criteria from a reference set. *European Journal of Operational Research*, 124(3) :641–650, 2000.
- [89] G. Marinescu, L. Valet, P. Lambert, and S. Teyssier. Electrotechnical parts quality control by computed tomography. In *Proceedings of Instrumentation and Measurement Technology Conference*, pages 1444–1448, Como, Italie, Mai 2004.
- [90] D. McDaniel. An information fusion framework for data integration. In *Annual Software Technology Conference : Software Odyssey : Controlling Cost, Schedule, and Quality*, Salt Lake City, Utah, Avril-May 2001.
- [91] D. Mercier. *Fusion d'informations pour la reconnaissance automatique d'adresses postales dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance*. PhD thesis, Université de Technologie de Compiègne, 2006.
- [92] L. Mikenina and H. Zimmermann. Improved feature selection and classification by the 2-additive fuzzy measure. *Fuzzy Sets and Systems*, 107(2) :197–218, 1999.
- [93] S. Moral. *Fuzzy Sets Theory and Applications*, chapter Construction of a probability distribution from a fuzzy information, pages 51–60. D. Reidel, Dordrecht, 1986.

- [94] T. Mori and T. Murofushi. An analysis of evaluation model using fuzzy measure and the choquet integral. *5th Fuzzy System Symposium*, pages 207–212, 1989. (in Japanese).
- [95] T. Murofushi and S. Soneda. Techniques for reading fuzzy measures III : interaction index. *9th Fuzzy System Symposium*, pages 693–696, 1993. (In Japanese).
- [96] K. Murphy. An introduction to graphical models. Technical report, Université de Berkley, 2001.
- [97] Y. Nakamura and Y. Xu. *Multisensor integration and fusion for intelligent machines and systems*, chapter Geometrical fusion method for multisensor robotic systems. Ablex Publishing Corporation, 1995.
- [98] M. Nelson and K. Mason. A model-based approach to information fusion. In *Proceedings of Information, Decision and Control*, pages 395–400, Adelaide, Australie, Février 1999.
- [99] H. Pan, Z. Liang, and T. Huang. Exploiting the dependencies in information fusion. In *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, volume 2, pages 407–412, Fort Collins, Colorado, Juin 1999.
- [100] T. Pham. An image restoration by fusion. *Pattern Recognition*, 34(12) :2403–2411, 2001.
- [101] B. Quost. *Combinaison de classifieurs binaires dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance*. PhD thesis, Université de Technologie de Compiègne, 2006.
- [102] E. Ramasso. *Reconnaissance de séquences d'états par le Modèle des Croyances Transférables et application à l'analyse de vidéos d'athlétisme*. PhD thesis, Université Joseph Fourier, 2007.
- [103] R. Reynaud. La fusion des données, du capteur au raisonnement. *Traitemet du Signal*, 11(6) :431–434, 1994.
- [104] M. Rombaut. Fusion : état de l'art et perspectives. Technical Report DSP99.60.78, Laboratoire GIPSA-lab, 2001. Rapport DGA.
- [105] T. Ross, L. Westerkamp, R. Dilsavor, and J. Mossing. Performance measures for summarizing confusion matrices - the afrl compase approach. In *Proceedings of the SPIE The International Society for Optical Engineering*, volume 4727, pages 310–321, Orlando, Floride, Avril 2002.
- [106] D. Ruta and B. Gabrys. *Computing and Information Systems*, volume 7, chapter An Overview of Classifier Fusion Methods, pages 1–10. University of Paisley, 2000.

- [107] D. Ruta and B. Gabrys. New measure of classifier dependency in multiple classifier systems. In *Proceedings of International workshop on multiple classifier systems*, volume 2364, pages 127–136, Cagliari, Italie, Juin 2002.
- [108] C. Sanchez. *Spécification et implémentation du système d'aide à la décision multicritère pour la maintenance préventive et la gestion du patrimoine de la société d'autoroute ESCOTA : le projet SINERG*. PhD thesis, Ecole des mines d'Alès, 2007.
- [109] G. Shafer. A mathematical theory of evidence. *Princeton University Press*, 1976.
- [110] C. Shannon and W. Weaver. *The mathematical theory of communication*. Urbana : University of Illinois Press, 1949.
- [111] R. Sharma and D. Poole. Probability and equality : A probabilistic model of identity uncertainty. In *Proceedings of Conference on Advances in Artificial Intelligence*, volume 3501, pages 227–231, Victoria, Canada, Mai 2005.
- [112] C. A. Shipp and L. Kuncheva. Relationships between combination methods and measures of diversity in combining classifiers. *Information Fusion*, 3(2) :135–148, 2002.
- [113] R. Silipo and M. Berthold. Input features impact on fuzzy decision processes. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*, 30(6) :821–834, 2000.
- [114] C. Simon and P. Weber. Bayesian networks implementation of the dempster shafer theory to model reliability uncertainty. In *Proceedings of the First International Conference on Availability, Reliability and Security*, pages 788–793, Vienne, Autriche, Avril 2006.
- [115] P. Smets. Belief functions : the disjunctive rule of combination and the generalized bayesian theorem. *International Journal of Approximate Reasoning*, 9 :1–35, 1993.
- [116] P. Smets and R. Kennes. The transferable belief model. *Artificial Intelligence*, 66(2) :191–234, 1994.
- [117] B. Solaiman, R. Debon, F. Pipelier, J. Cauvin, and C. Roux. Information fusion, application to data and model fusion for ultrasound image segmentation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 46(10) :1171–1175, 1999.
- [118] C. Spearman. Demonstration of formulae for true measurement of correlation. *The American Journal of Psychology*, 18(2) :161–169, 1907.
- [119] A. Stroupe, M. Martin, and T. Balch. Distributed sensor fusion for object position estimation by multi-robot systems. In *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, volume 2, pages 1092–1098, Seoul, Corée, Mai 2001.

- [120] H. Tahani and J. Keller. Information fusion in computer vision using the fuzzy integral. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 20(3) :733–741, 1990.
- [121] S. Teyssier. *Méthodologie de caractérisation de l'architecture 3D et multi-échelle de composites renforcés par des fibres*. PhD thesis, Université de Savoie, 2004.
- [122] L. Valet. *Un système flou de fusion coopérative : application au traitement d'images naturelles*. PhD thesis, Université de Savoie, 2001.
- [123] L. Valet, F. Bujor, G. Mauris, E. Trouve, and P. Bolon. Multi-temporal sar image analysis by a 3d graphic tool-based fuzzy fusion. In *Proceedings of the International Conference of Information Fusion*, volume 2, pages 1478–1483, Cairns, Australie, Juillet 2003.
- [124] L. Valet, G. Mauris, and P. Bolon. A statistical overview of recent literature in information fusion. *IEEE Magazine on Aeronautics and Electronic Systems*, 16(3) :7–14, 2001.
- [125] K. R. Vemu, S. Bhatnagar, and N. Hemachandra. An optimal weighted-average congestion based pricing scheme for enhanced qos. *Lecture Notes in Computer Science*, 4882 :135–145, 2007.
- [126] C. Vogt and G. Cottrell. Fusion via a linear combination of scores. *Information Retrieval*, 1(3) :151–173, 1999.
- [127] L. Wald. A european proposal for terms of reference in data fusion. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 32(7) :651–654, 1998.
- [128] N. Xiong and P. Svensson. Multi-sensor management for information fusion : issues and approaches. *Information Fusion*, 3(2) :163–186, 2002.
- [129] H. Xu and P. Smets. Reasoning in evidential networks with conditional belief functions. *International Journal Approximate Reasoning*, 14(2–3) :155–185, 1996.
- [130] T. Yeh and J. Simunek. Stochastic fusion of information for characterizing and monitoring the vadose zone. *Vadose Zone Journal*, 1(2) :207–221, 2002.
- [131] R. Zhao and R. Govind. Defuzzification of fuzzy intervals. *Fuzzy Sets and Systems*, 43(1) :45–55, 1991.

Publications de l'auteur

Article de revue

1. S. Jullien, L. Valet, G. Mauris, Ph. Bolon and S. Teyssier, « An Attribute Fusion System Based on the Choquet Integral to Evaluate the Quality of Composite Parts », IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 57, no. 4, 2008, pages 755–762.

Communications dans des congrès internationaux

1. L. Valet, D. Coquin, S. Jullien and S. Teyssier, « A 3D image-segmented evaluation procedure in a cooperative fusion system context », 10th International Conference on Information Fusion (FUSION 2007), Québec, Canada, July 2007, pages 1–8.
2. S. Jullien, G. Mauris, L. Valet and Ph. Bolon, « Decision aiding tools for animated film selection from a mean aggregation of criteria preferences over a finite scale », 11th International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge Based Systems (IPMU 2006), CD-ROM, Paris, France, July 2006.
3. S. Jullien, L. Valet, G. Mauris, Ph. Bolon and S. Teyssier, « A decision aiding system based on the Choquet integral applied to quality evaluation of composite material parts », IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, Sorrento, Italie, April 2006, pages 1069–1074.
4. S. Jullien and G. Mauris, « Equivalence between fuzzy rule-based and fuzzy integral-based methods for information fusion systems », IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications (CIMSA 2005), Giardini Naxos, Italy, July 2005, pages 8–13.

Communications dans des congrès nationaux

1. S. Jullien, L. Valet, G. Mauris, Ph. Bolon et S. Teyssier, « Une méthode d'identification des paramètres de l'intégrale de Choquet basée sur l'entropie relative appliquée à la classification en régions d'images tomographiques » , Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications (LFA 2007), Nîmes, France, 2007, pages 233–240.
2. S. Jullien, L. Valet, G. Mauris, Ph. Bolon et S. Teyssier, « Système d'aide à l'évaluation de la qualité de pièces en matériau composite basé sur l'intégrale de Choquet » , Rencontres francophones sur la Logique Floue et ses Applications (LFA 2006), Toulouse, France, 2006, pages 205–212.

Table des figures

1.1	Synoptique d'un système de fusion.	13
1.2	Coopération entre l'utilisateur et le système de fusion d'informations.	15
1.3	Intégration d'informations fournies par les utilisateurs.	15
1.4	Apport d'informations explicites et interprétables aux utilisateurs.	16
1.5	Représentations graphiques des interactions via l'information mutuelle.	19
1.6	Dendrogramme de dépendances statistiques.	20
1.7	Grille illustrant les dépendances entre des classifications.	22
1.8	Représentation de l'interaction dans le logiciel MYRIAD.	26
1.9	Interface de visualisation des règles floues pour deux attributs : l'énergie et l'isotropie.	28
1.10	Graphe construit lors de l'étude sur la fatigue des pilotes d'avions de ligne.	33
1.11	Interface présentant les probabilités conditionnelles et les croyances.	34
1.12	Interfaces permettant de visualiser le réseau ainsi que les masses de croyance.	34
1.13	Les dépendances dans les systèmes de fusion d'informations.	36
1.14	Coopération entre le système de fusion et les experts.	39
2.1	Pièce électrotechnique en matériau composite.	41
2.2	Schéma ¹ de principe de la tomographie à rayon X.	42
2.3	Images tomographiques 3D.	43
2.4	Les régions d'intérêt sur la section 113 de la pièce 1 et la section 35 de la pièce 2.	45
2.5	Exemples de régions pointées par les experts sur l'image tomographique de la pièce 1.	47

2.6	Principe de construction des cartes d'appartenance.	48
2.7	Report des régions pointées par les experts sur l'attribut A_1	49
2.8	L'ensemble des cartes d'appartenance $C_{A_i}^{R_j}$ pour les trois régions considérées.	51
2.9	Synoptique des étapes du système de fusion développé pour les trois régions d'intérêt.	52
2.10	Une évaluation qualitative de la cartographie obtenue avec la moyenne équipondérée.	54
2.11	Cartographie obtenue avec l'intégrale de Choquet et la méthode d'identification basée sur l'entropie.	58
2.12	Illustration sur la carte $C_{A_1}^{R_3}$ de la construction des ensembles d'apprentissage.	59
2.13	Cartographie obtenue avec l'intégrale de Choquet et la méthode d'identification basée sur l'entropie relative.	62
2.14	Visualisations graphiques des dépendances fonctionnelles identifiées avec l'entropie relative sur les différentes régions.	65
2.15	Vue d'ensemble de la plate-forme d'aide à l'interprétation d'images tomographiques 3D.	67
2.16	Différents pointés employés lors de l'identification de la dépendance entre les sources d'informations.	69
2.17	Position des pointés dans l'image tomographique 3D.	70
2.18	Les dépendances d'ordre 1 en fonction du paramètre α	72
2.19	Les dépendances d'ordre 2 en fonction du paramètre α	73
2.20	Pointés effectués sur la section 143 pour l'évaluation de la capacité de généralisation.	74
2.21	Évolution du taux de bonne classification et du taux de rejet en fonction du degré de sévérité.	76
2.22	Évolution des rappels en fonction du degré de sévérité.	77
2.23	Évolution des précisions en fonction du degré de sévérité.	77
2.24	Évolution des F-mesures en fonction du degré de sévérité.	78
2.25	Cartographie obtenue avec et sans la carte $C_{A_4}^{R_1}$	80
3.1	Fiche d'évaluation utilisée en 2004	84
3.2	Nouvelle fiche d'évaluation des films d'animation	86
3.3	Synoptique du système d'aide à la sélection des films d'animation.	88

<i>Table des figures</i>	159
3.4 Calcul du noyau de la classe « Non »	91
3.5 Calcul de l'intervalle autorisé de la classe « Non »	92
3.6 Calcul de l'intérieur de la classe « Non »	93
3.7 Visualisation du comportement des juges des présélections 2006. . .	105
3.8 Visualisation du comportement des juges des présélections 2007. .	105
3.9 Interface de représentation des évaluations des critères.	106
3.10 L'interface permettant d'évaluer et de sélectionner les films.	107
3.11 Évolution du nombre de films durant les présélections 2006 et 2007. .	108
3.12 Évolution du pourcentage d'évaluations paradoxales durant les pré- sélections 2006.	109
3.13 Évolution du pourcentage d'évaluations paradoxales durant les pré- sélections 2007.	109
3.14 Visualisation du comportement du juge 3 en 2006.	111
3.15 Les actions possibles lors des délibérations.	112
A.1 Les attributs A_1 , A_2 et A_3 calculés sur la pièce 1.	124
A.2 L'attribut A_4 calculé sur la pièce 1.	126
A.3 L'attribut A_5 calculé sur la pièce 3.	127
B.1 Section 38 de l'image tomographique 3D de la pièce 2.	130
B.2 Attributs employés dans le système de fusion pour cartographier la pièce 2.	131
B.3 Visualisation des dépendances obtenues pour la pièce 2.	131
B.4 Cartographie de l'image tomographique 3D de la pièce 2.	132
B.5 Section 112 de l'image tomographique 3D de la pièce 3.	134
B.6 Attributs employés dans le système de fusion pour cartographier la pièce 3.	135
B.7 Visualisation des dépendances obtenues pour la pièce 3.	135
B.8 Cartographie de l'image tomographique 3D de la pièce 3.	136

Liste des tableaux

1.1	Données utilisées dans la mesure statistique $Q_{1,2}$ des dépendances.	21
1.2	Tableau représentant une combinaison conjonctive s'appuyant sur la théorie des fonctions de croyance.	31
1.3	La distribution de probabilités conditionnelles entre le mouvement des yeux et la fatigue.	33
1.4	Classifications de différentes méthodes de fusion d'informations numériques.	37
1.5	Classifications de différentes méthodes de fusion d'informations symboliques.	38
2.1	Mesures de dépendances (poids et interactions) obtenues à partir de l'entropie absolue H et de l'entropie relative HR pour quatre attributs A_1 , A_2 , A_3 et A_4	68
2.2	Mesures de dépendances pour les régions orientées à partir de différents pointés.	71
2.3	Évaluation de la capacité d'apprentissage du système avec l'entropie relative.	75
2.4	Évaluation de la capacité de généralisation du système avec l'entropie et l'entropie relative.	75
2.5	Évaluation des cartographies obtenues avec différents pointées. .	79
2.6	Évaluation de la cartographie obtenue sans la carte $C_{A_4}^{R_1}$	80
2.7	Mesures de dépendances obtenues à partir de l'entropie relative sans la carte $C_{A_4}^{R_1}$	81
3.1	Les trois intervalles obtenus pour la classe « Non ».	94
3.2	Les intervalles pour une évaluation sur trois classes.	94
3.3	Les intervalles obtenus pour quatre classes.	95

3.4	Le profil d'évaluation extrême $E_{\{Animation\}}$	97
3.5	Définition d'un opérateur de différence entre des évaluations symboliques	97
3.6	Opération de soustraction (S)	98
3.7	Évaluations extrêmes absentes du vecteur fourni par le juge 1. . .	99
3.8	Les profil d'évaluation extrême fournis par le Juge 1 lors des pré-sélections 2006.	99
3.9	Influences des critères et des couples de critères des juges lors des présélections de 2006 et de 2007.	101
3.10	Influence et interactions des critères en fonction des juges lors des présélections de 2006 et de 2007.	101
3.11	Un paradoxe entre les évaluations des films « Head » et « Cry from the Past »	103
3.12	Les évaluations paradoxales du film « Sandbox ».	104
3.13	Evaluations ² extraites des présélections 2006 pour le juge 1. . . .	110
3.14	Evaluations extraites des présélections 2006 pour le juge 3. . . .	111
3.15	L'ensemble des évaluations paradoxales recensées pour le juge 1 en 2007.	113
3.16	Exemples de films des présélections 2006 pour lesquels le désaccord provient des dépendances préférentielles.	115
3.17	Exemples d'évaluations de films des présélections 2007 pour lesquels le désaccord provient des dépendances préférentielles.	116
B.1	Mesures de dépendances obtenues à partir de l'entropie relative pour la pièce 2.	130
B.2	Évaluation de la cartographie de la pièce 2.	133
B.3	Mesures de dépendances obtenues à partir de l'entropie relative pour la pièce 3.	134
B.4	Évaluation de la cartographie de la pièce 3.	134
C.1	Profils d'évaluations extrêmes délivrées par le juge 1 utilisées dans l'identification de dépendances.	138
C.2	Profils d'évaluations extrêmes délivrées par le juge 2 utilisées dans l'identification des dépendances.	139
C.3	Profils d'évaluations extrêmes délivrées par le juge 3 utilisées dans l'identification des dépendances.	140

D.1 Nombre de films sélectionnés, rejetés ou en Panorama en fonction du pays d'origine	143
---	-----

Résumé

Ces dernières années, les *systèmes de fusion d'informations* se sont démocratisés. De tels systèmes nécessitent, aujourd’hui, une coopération avec des experts humains qui possèdent des connaissances pertinentes sur les problèmes traités. Cette connaissance s’exprime, dans la majorité des cas, sous la forme de situations de référence fournies par les experts. En échange, ils sont demandeurs d’informations explicitant le mécanisme de fusion. Ces travaux de thèse s’appuient sur la notion de dépendance entre informations pour proposer des fonctionnalités explicatives aux utilisateurs. Dans ce contexte, deux applications ont été traitées. *Une application industrielle* a été menée avec Schneider Electric concernant l’évaluation de la qualité de pièces en matériaux composites. L’opérateur de fusion des attributs extraits de l’image 3D de la pièce est l’intégrale de Choquet. Une nouvelle méthode d’identification de ces paramètres (poids et interactions) a été développée à partir de la notion d’entropie relative. *Une application du domaine culturel* menée en collaboration avec « la Cité de l’image en mouvement » porte sur la présélection de films d’animation. Le système de fusion développé combine des évaluations de nature symbolique ordinale portant sur 4 critères (scénario, esthétique,...) par l’intermédiaire d’un opérateur de type moyenne généralisée. *Deux plates-formes* logicielles et matérielles ont été mises en place et validées lors de campagnes d’expérimentation chez les partenaires.

Mots clés : Fusion d’informations, segmentation d’image, évaluations symboliques ordinaires, intégrale de Choquet, moyenne généralisée, poids et interactions.

Abstract

Information fusion systems have been widely used in many applications these last years in order to improve decision-making. Some applications are quite complex and require a cooperation between both the information fusion system and human experts who may have important and relevant knowledge on these applications. During the cooperation proposed in this thesis, experts provides reference situations while the system gives them information about the fusion mechanisms through dependencies between the information fusion system’s inputs. This cooperation has been applied successfully on two applications. The first *industrial application*, in collaboration with Schneider Electric, concerns the quality evaluation of composite material parts based on 3D-tomographic images. The Choquet Integral is used as the fusion operator taking as inputs several attributes extracted from the 3D-tomographic images. The Choquet Integral parameters have been identified by a new supervised method based on relative entropy that quantifies automatically the dependencies between attributes. The second *cultural application*, in collaboration with “la Cité de l’image en mouvement”, concerns the selection of animated films. The proposed fusion system combines ordinal symbolic evaluations on four criteria (Scenario, Aesthetic,...) using a generalized mean operator. *Two platforms*, including software and hardware parts, have been implemented and validated during several experimentation campaigns with the two partners.

Keywords : Information fusion, image segmentation, ordinal symbolic evaluations, Choquet integral, generalized mean, weights and interactions.