



HAL
open science

Réseaux Évidentiels pour la fusion de données multimodales hétérogènes : application à la détection de chutes

Paulo Armando Cavalcante Aguilar

► **To cite this version:**

Paulo Armando Cavalcante Aguilar. Réseaux Évidentiels pour la fusion de données multimodales hétérogènes : application à la détection de chutes. Autre [cs.OH]. Institut National des Télécommunications, 2012. Français. NNT : 2012TELE0027 . tel-00789773

HAL Id: tel-00789773

<https://theses.hal.science/tel-00789773>

Submitted on 18 Feb 2013

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

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



Thèse de doctorat de Télécom SudParis dans le cadre de l'école doctorale S&I en co-accréditation avec l'Université d'Évry Val d'Essonne

Spécialité :
Informatique

Par
M Paulo Armando CAVALCANTE AGUILAR

**Thèse présentée pour l'obtention du diplôme de Docteur
de Télécom SudParis**

Réseaux Évidentiels pour la fusion de données multimodales hétérogènes : Application à la détection de chutes

Soutenue le 22 octobre 2012 devant le jury composé de :

M. Etienne COLLE	Professeur	Université d'Évry Val d'Essonne Evry	Président
M. Jacques DEMONGEOT	Professeur	Université Joseph Fourier Grenoble	Rapporteur
M. David HEWSON	Professeur	Université de Technologie de Troyes	Rapporteur
M. Michel BAER	Docteur en Médecine	SAMU 92 - Hôpital R. Poincaré Garches	Examineur
M. Jérôme BOUDY	Ingénieur d'études	Telecom SudParis Evry	Encadrant
M. Dan ISTRATE	Maitre de conférences	ESIGETEL Villejuif	Encadrant
M. Joao Cesar MOURA MOTA	Professeur	Universidade Federal do Ceara, Brésil	Co-directeur de thèse
Mme. Bernadette DORIZZI	Professeur	Telecom SudParis Evry	Directeur de thèse



Thèse n° 2012TELE0027

RÉSUMÉ

Ces travaux de recherche se sont déroulés dans le cadre du développement d'une application de télévigilance médicale ayant pour but de détecter une situation de détresse à travers l'utilisation de plusieurs types de capteurs. La fusion multi-capteurs peut fournir des informations plus précises et fiables par rapport aux informations provenant de chaque capteur prises séparément. Par ailleurs les données issues de plusieurs capteurs hétérogènes présents dans les systèmes de télévigilance médicale possèdent différents degrés d'imperfection et de confiance. Parmi les techniques de fusion multi-capteurs, les méthodes crédibilistes fondées sur les fonctions de croyance de Dempster-Shafer sont actuellement considérées comme les plus adaptées à la représentation et au traitement des informations imparfaites. La prise en compte de l'imperfection présente dans les données de notre système de télévigilance médicale permet une modélisation plus réaliste du problème. En nous appuyant sur une représentation graphique de la théorie de Dempster-Shafer appelée Réseaux Évidentiels, nous proposons une structure de fusion de données hétérogènes issues de plusieurs capteurs pour la détection de chutes. Les Réseaux Évidentiels, implémentés sur notre plateforme de télévigilance médicale, sont donc proposés dans ces travaux afin de maximiser les performances de détection automatique de chutes et ainsi de rendre le système plus fiable. La non-stationnarité des signaux recueillis sur les capteurs du système considéré peut conduire à une dégradation des conditions expérimentales. La présence de bruit de mesure, la variabilité des signaux enregistrés par les capteurs, les capteurs défaillants ou non fiables, peuvent rendre les Réseaux Évidentiels incohérents dans leurs décisions. Afin de compenser les effets résultant de la non-stationnarité des signaux provenant des capteurs, les Réseaux Évidentiels sont rendus évolutifs dans le temps, ce qui nous a conduit à introduire les Réseaux Evidentiels Dynamiques dans nos traitements et à les évaluer sur des scénarios de chute simulés correspondant à des cas d'usage variés.

ABSTRACT

This work took place in the development of a remote home healthcare monitoring application designed to detect distress situations through several types of sensors. The multi-sensor fusion can provide more accurate and reliable information compared to information provided by each sensor separately. Furthermore, data from multiple heterogeneous sensors present in the remote home healthcare monitoring systems have different degrees of imperfection and trust. Among the multi-sensor fusion techniques, belief methods based on Dempster-Shafer Theory are currently considered as the most appropriate for the representation and processing of imperfect information. Taking into account the data imperfection of our remote medical monitoring system allows a more realistic modeling of the problem. Based on a graphical representation of the Dempster-Shafer called Evidential Networks, a structure of heterogeneous data fusion from multiple sensors for fall detection has been proposed. The Evidential Networks, implemented on our remote medical monitoring platform, are proposed in this work to maximize the performance of automatic fall detection and thus make the system more reliable. The sensors signals non-stationarity of the considered system may lead to degradation of the experimental conditions. The presence of noise, the variability of signals recorded by the sensors, the failing or unreliable sensors may make Evidential Networks inconsistent in their decisions. In order to compensate the sensors signals non-stationarity effects, the time evolution is taken into account by introducing the Dynamic Evidential Networks which was evaluated by the simulated fall scenarios corresponding to various use cases.

TABLE DE MATIERES

Introduction.....	8
Le contexte et les besoins de LA Télévigilance médicale	8
Les systèmes de Télévigilance	9
Besoins des professionnels de santé en procédés fiables de suivi à distance : fusion multimodale	10
L'approche de fusion multimodale proposée dans ce travail	11
Objectifs de ce travail de recherche	13
Positionnement de ce travail par rapport aux travaux précédents d'Hamid Medjahed.....	13
1. Contexte de la thèse.....	16
1.1. Le projet CompanionAble	16
1.2. La plateforme de Télévigilance TSP / Esigetel.....	17
1.2.1. Le système ANASON	18
1.2.2. Le système RFPAT	19
1.2.3. Le système GARDIEN	21
1.2.4. Le système de fusion EMUTEM	22
1.3. Base de données de Télévigilance	23
1.3.1. La base HOMECAD	23
1.3.2. La base Collégiale.....	26
1.3.3. La base CHUTES	28
2. Méthodes de Fusion et de classification	31
2.1. La Théorie des probabilités	36
2.2. Méthodes fondées sur les sous-ensembles flous	38
2.2.1. La Logique Floue	38
2.2.2. La théorie des possibilités	42
2.3. La théorie des croyances de Dempster-Shafer	45
2.3.1. Le Réseau Évidentiel	52
2.4. Comparaison méthodologique entre les méthodes de fusion	53
2.4.1. La Théorie des Probabilités.....	54
2.4.2. La Logique Floue	55

2.4.3.	La théorie des possibilités	55
2.4.4.	La théorie des croyances de Dempster-Shafer	55
2.4.5.	La théorie choisie dans le cadre de ces travaux thèse.....	58
2.5.	Modélisation de l'imperfection des signaux des capteurs à partir des théories étudiés	60
2.5.1.	Modélisation des capteurs par les différentes théories	60
3.	Mise en œuvre du Réseau Évidentiel à partir de la théorie de Dempster Shafer.....	65
3.1.	Les informations contextuelles	67
3.2.	Réseau d'Ontologie.....	68
3.3.	Le Réseau d'Évidence pour la reconnaissance d'activités	71
3.3.1.	Opérations évidentielles.....	72
3.4.	Mise en œuvre du Réseau d'Évidence pour la reconnaissance de chutes	81
3.4.1.	Représentation des évidences dans le réseau.....	85
3.4.2.	Inférence de l'activité dans le Réseau Évidentiel	88
3.5.	liens entre les modèles de fusion par les Réseaux Évidentiels et par la Logique Floue.....	106
3.6.	Extension du Réseau Évidentiel à la détection de situations de détresse diverses	109
3.7.	Evaluation et résultats	111
3.8.	Conclusions et perspectives.....	113
4.	Mise en œuvre de Réseau Évidentiel Dynamique	115
4.1.	Temporal Belief Filter.....	117
4.1.1.	Prédiction	119
4.1.2.	Fusion entre la prédiction et la mesure.....	121
4.1.3.	Analyse du conflit	123
4.2.	Mise en œuvre du Réseau Évidentiel Dynamique	128
4.3.	Evaluation et Résultats	131
	Conclusions et perspectives	134
	Cadre Général, Enjeux, Déroulement et Gestion de mon projet de thèse	137
	Publications	139
	Bibliographie	140
	Annexe : Le Nouveau Chapitre de la these.....	149

TABLE DE FIGURES

Figure 1. Modules du capteur sonore intelligent.	18
Figure 2. Plan du laboratoire de télévigilance du Télécom SudParis.....	30
Figure 3. Ensemble des informations imparfaites.	31
Figure 4. Réseau d'Évidence élémentaire : 2 parents (X et Y) et 1 enfant (Z).	53
Figure 5. Lien entre les théories des probabilités, des possibilités et des croyances.	59
Figure 6. Fonction d'appartenance aux ensembles flous Actif et Inactif.	61
Figure 7. Capteur IR qui couvre deux pièces : salon et cuisine.....	62
Figure 8. Fonction d'appartenance aux ensembles flous Salon et Cuisine.	63
Figure 9. Masse de croyance affectée aux hypothèses disjointes : Salon OU Cuisine.	63
Figure 10. L'inférence des activités : "dort" ou "chute" à partir de l'activité "allongée".	67
Figure 11. L'inférence des activités : "dort" ou "chute" à partir de l'activité "allongée" plus les informations contextuelles.....	68
Figure 12. Réseau d'ontologie.	69
Figure 13. L'inférence des activités "Alarme" ou "Normal" à travers un réseau d'ontologie.	70
Figure 14. Réseau d'Évidence élémentaire : trois parents (Y , X et Z) et un enfant (K).	71
Figure 15. Réseau d'évidence pour la détection de chutes.....	81
Figure 16. Réseau d'évidence pour la détection de chutes.....	82
Figure 17. Nœuds incertains représentés par l'opération "evidential mapping".	88
Figure 18. Principe de détection de l'activité allongée de la personne.	89
Figure 19. Étapes du Réseau d'Évidence pour la détection de chutes.	91
Figure 20. Inférence par Réseaux Évidentiels.....	106
Figure 21. Inférence par Logique Floue.	107
Figure 22. Extension du modèle de fusion RFPAT et GARDIEN par Réseaux Évidentiels.	110
Figure 23. Mise en œuvre du modèle de fusion GARDIEN par Réseaux Évidentiels dynamiques.	117
Figure 24. Étapes du modèle Temporal Belief Filter.	119
Figure 25. Mise en œuvre du modèle de fusion GARDIEN par Réseaux Évidentiels dynamiques.	128
Figure 26. Evolution des étapes du TBF.....	130
Figure 27. Logigramme des activités réalisées pendant la thèse.	138

LISTE DE TABLEAUX

Tableau 1. Scenarios de la base HOMECAD.....	25
Tableau 2. Scenarios de la base Collégiale.	27
Tableau 3. Prise en compte des l'imperfection par les différentes théories étudiées.	58
Tableau 4. Matrice de transition d'états de la personne surveillée.	76
Tableau 5. Opérations évidentielles représentant les liaisons entre les nœuds du réseau.	84
Tableau 6. Espace de discernement de quelques nœuds du réseau.	85
Tableau 7. L'opération "Multivalued Mapping".....	87
Tableau 8. L'opération "Evidential Mapping".	87
Tableau 9. "Multivalued mapping" du nœud " R_{ch} ".	94
Tableau 10. Evidential Mapping.	101
Tableau 11. Règle de combinaison de Dempster Shafer : conflit faible.	102
Tableau 12. Matrice de confusion du modèle de fusion RFPAT et GARDIEN (RE_{RG}) par rapport au système RFPAT seul.	112
Tableau 13. Evaluation de la performance du modèle de fusion RFPAT et GARDIEN RE_{RG} en termes de sensibilité, spécificité, taux d'erreur et taux de bonne classification.....	113
Tableau 14. Matrice de transition d'états pour les instants t - 1 et t.....	120
Tableau 15. Matrice de confusion de la fusion RE_{RG} par rapport au RED_G	131
Tableau 16. Evaluation de la performance de la fusion RE_{RG} par rapport au RED_G en termes de sensibilité, spécificité, taux d'erreur et taux de bonne classification.....	131

INTRODUCTION

LE CONTEXTE ET LES BESOINS DE LA TÉLÉVIGILANCE MÉDICALE

La population âgée est en forte croissance depuis ces dernières décades. La dépendance des personnes âgées (rapport des 65 ans ou plus sur les 20-64 ans) a augmenté de plus de 40 %, à un rythme irrégulier lié à l'histoire démographique de la France. Au 1er janvier 2005, le nombre de personnes âgées représentait plus du quart (28 %) de celui des personnes de 20 à 64 ans contre moins du cinquième en 1950 (Insee Références, 2005).

Cette population âgée devient de moins en moins autonome et plus exposée à des risques d'accidents domestiques, notamment à l'intérieur des habitations. Parmi ces accidents domestiques, la chute est un problème majeur de santé publique qui touche chaque année plusieurs dizaines de millions de personnes âgées dans le monde, avec des conséquences immédiates, mortelles, mais aussi des complications handicapantes, physiques ou psychologiques. Le plus souvent, la personne âgée ne peut se relever seule après sa chute, aussi faut-il intervenir très rapidement, donc pouvoir détecter cet événement dans les plus brefs délais. Ce problème intéresse particulièrement les chercheurs dans le domaine des technologies de télésanté. De plus, la chute est un phénomène mal défini qui arrive dans une grande variété de situations (Noury et al, 2008).

Comme solution alternative à l'hospitalisation, les systèmes de Télévigilance Médicale à domicile sont proposés afin de permettre une prise en charge médicale et sociale à domicile des personnes isolées ou en perte d'autonomie. Les recherches dans le domaine de la Télévigilance Médicale à domicile ont pris une grande place ces dernières années face au vieillissement de la population et au manque d'infrastructures d'accueil de personnes exposées à des risques d'accident dans leur vie quotidienne ou de dégradation de leur état de santé. Les enjeux de la mise en place de tels systèmes sont nombreux, tant pour les patients, le personnel médical et la société en général (Duchêne, 2004). Nous pouvons citer des enjeux, notamment sur le plan économique, car il s'agit d'une solution alternative aux maisons de retraites,

excessivement chères, et sur le plan sociétal, permettant d'offrir plus d'autonomie, de bien être, de sécurité et moins de risques pour les utilisateurs.

Plusieurs domaines de recherche sont abordés dans le développement des systèmes de Télévigilance Médicale. Ils concernent notamment le développement d'architectures de communication entre les acteurs de ces systèmes et les équipements appropriés à la surveillance et à l'amélioration de la qualité de vie des personnes, le stockage sécurisé de bases de données collectées au domicile et d'outils d'analyse et de traitement de ces grandes quantités de données (Duchêne, 2004). Il s'agit alors de détecter, voire prévoir l'occurrence de situations critiques d'une personne à domicile, grâce à la transmission de messages et d'alarmes à différents types d'acteurs, tels que les aidants, les centres d'urgence médicale comme le SAMU ou des centres d'appels dédiés, prêts à intervenir en cas de nécessité. Ces techniques avancées, essentiellement fondées sur les TIC (Technologies de l'Information et de la Communication), en général doivent être intégrées de manière fiable et transparente dans l'habitat en bonne intelligence avec la personne dépendante (concept du Smart Home).

LES SYSTÈMES DE TÉLÉVIGILANCE

De manière plus conventionnelle, il existe en France, et plus généralement en Europe, un certain nombre de systèmes de détection de chutes reposant sur l'usage d'un dispositif portable fixé sur la personne (terminal miniaturisé ou patchs fixés sur la personne), notamment développés par le TIMC à Grenoble et la société VIGILIO, mais aussi par le laboratoire de télévigilance d'INTERMEDIA ou sur l'usage d'un dispositif porté au poignet comme VIVAGO société Finlandaise qui a développé une approche de constat de chute *a posteriori* (et non de détection directe). Plus particulièrement, le dispositif portable développé par l'équipe INTERMEDIA permet à la fois de détecter des chutes grâce à des accéléromètres placés dans le boîtier lui-même et permet également de mesurer des signaux vitaux (pouls).

L'équipe INTERMEDIA de Télécom SudParis a pu en effet développer un savoir-faire depuis une dizaine d'années dans le domaine de la Télévigilance Médicale

incluant à la fois la réalisation de capteurs embarqués (capteur de chute) et un réseau de capteurs fixes domotiques. Cet ensemble est combiné pour répondre au problème de recherche à la fois de la sensibilité maximale (aptitude à bien détecter les situations de détresse) et d'une réduction des fausses alarmes acceptable pour les utilisateurs.

Notre système de Télévigilance médicale combiné (Medjahed, 2010) a été mis en œuvre à Télécom SudParis avec la collaboration de l'Esigetel et de l'INSERM-U558. Ce système de Télévigilance, composée essentiellement de trois systèmes : GARDIEN (Steenkeste et al, 1999), RFPAT (Baldinger et al. 2004) et ANASON (Istrate et al., 2006), a pour but de détecter des situations de détresse diverses comme la chute, des modifications du rythme cardiaque (tachycardie, bradycardie), des profils quotidiens anormaux et la détection de sons anormaux procurant ainsi des informations contextuelles précieuses. Il s'agit précisément d'un ensemble de microphones placés convenablement dans la maison pour contrôler à distance l'environnement acoustique de la personne (ANASON), d'un dispositif portable qui mesure les signaux vitaux et détecte la chute de la personne équipée (RFPAT) et d'un réseau de capteurs infrarouges qui détectent la présence et la position de la personne (Gardien). Ce système de télévigilance présente un caractère fortement hétérogène, puisqu'il est composé par des systèmes de décision de diverses natures (classifieurs basés sur des seuils, algorithmes de reconnaissance de formes ou experts) et d'un ensemble de plusieurs capteurs de signaux de mouvement, vitaux, sonores et de localisation. Dans ce système, des méthodes de fusion de données hétérogènes sont donc nécessaires, afin d'obtenir des informations plus fiables.

BESOINS DES PROFESSIONNELS DE SANTÉ EN PROCÉDÉS FIABLES DE SUIVI À DISTANCE : RECOURS À LA FUSION MULTIMODALE

Les recherches sur les systèmes de détection de chute ont été largement développées dans les domaines des accéléromètres embarqués (Estudillo et al., 2009 ; Kangas et al., 2007 ; Ruiz et al., 2010 ; Dai et al., 2010) de la vision (Cucchiara et al., 2007 ; Tzeng et al., 2010), de la robotique (Huang et al., 2008) et des systèmes multi-capteurs (Grassi et al., 2008 ; Doukas et al., 2008). Les systèmes multi-capteurs produisent des estimations plus fiables, précises et robustes à la différence des

systèmes mono-capteurs. Dans ces systèmes, les méthodes de fusion de données (Luo et al., 1990 ; Luo et al., 2007 ; Xiong et al., 2002 ; Fabre et al., 2001) sont alors nécessaires pour combiner les informations issues de plusieurs capteurs, souvent hétérogènes, afin d'obtenir information de meilleure qualité.

En vue de compléter la décision de ces systèmes ou pour pallier leur éventuel dysfonctionnement, depuis quelques années sont menées des recherches par la communauté scientifique sur l'application d'approches de fusion multimodale. Ces approches sont fondées sur l'utilisation de capteurs environnementaux externes à la personne, telle que l'approche développée par l'équipe INTERMEDIA de Telecom SudParis (laboratoire de télévigilance médicale). Elle est également fondée sur l'usage de capteurs environnementaux (capteurs de présence infrarouge, sonores, vision...) mais elle les combine avec le dispositif portable décrit précédemment (Baldinger et al. 2004) par des approches de fusion hétérogène : Logique Floue (Medjahed, 2010). Ceci constitue à notre connaissance une approche originale par rapport aux solutions concurrentes généralement mono ou bi-modales. De plus le dispositif portable reste référent dans toute décision.

L'APPROCHE DE FUSION MULTIMODALE PROPOSÉE DANS CE TRAVAIL

Dans la littérature, différentes méthodes de fusion multi-capteurs hétérogène ont été proposées, comme les méthodes probabilistes, les méthodes fondées sur les sous-ensembles flous et les méthodes crédibilistes fondées sur les fonctions de croyance. Ces méthodes sont actuellement considérées comme les plus adaptées à la représentation et au traitement des informations imparfaites (Ricquebourg et al., 2008 ; Bloch et al., 1994 ; Masson et al., 2005).

Les objets mathématiques manipulés par ces théories sont très proches, cependant la théorie des croyances peut être considérée comme la plus générale par rapport aux théories des ensembles flous et des probabilités. En effet, nous les retrouvons comme des cas particuliers de la théorie des croyances (Masson et al., 2005).

Nous avons choisi d'utiliser la théorie des croyances de Dempster-Shafer dans une représentation graphique, appelée Réseau d'Évidence (Simon et al. 2007 ; Simon et al. 2008 ; Lee et al. 2009 ; Hong et al. 2009), dans cette thèse car elle nous permet de décomposer l'espace des hypothèses sur un arbre de décision pour modéliser des systèmes complexes, tout en y projetant les différents degrés d'imperfection aux différents niveaux du graphe. Les informations redondantes et complémentaires issues de nos modalités pourront donc être fusionnées à plusieurs niveaux afin d'obtenir de nouvelles informations plus précises et fiables, justement du fait de la progression des imperfections à chaque niveau du réseau évidentiel. Détaillés au Chapitre 3, les Réseaux Évidentiels, implémentés sur notre plateforme de Télévigilance Médicale, sont donc proposés dans ces travaux afin de maximiser les performances de détection automatique de situations de détresse et de rendre ainsi le système de Télévigilance médical plus fiable. Ce Réseau Évidentiel est statique (*RES*) et ne prend pas en compte l'évolution temporelle.

La non-stationnarité des signaux recueillis sur les capteurs du système considéré peut conduire à une dégradation des conditions expérimentales. La présence de bruit de mesure, la variabilité des signaux enregistrés par les capteurs, les capteurs défaillants ou non fiables, peuvent rendre les Réseaux Évidentiels incohérents dans leurs décisions.

Afin de compenser les effets résultant de la non-stationnarité des signaux provenant des capteurs, les Réseaux Évidentiels sont rendus évolutifs dans le temps, ce qui nous a conduit à introduire les Réseaux Evidentiels Dynamiques (*RED*) (Ramasso et al. 2006 ; Ramasso et al. 2010 ; Ramasso et al. 2009 ; Serir et al. 2011 ; Lee et al. 2010 ; Marhic et al. 2011) dans nos traitements et à les évaluer sur des scénarios de chute simulés correspondant à des cas d'usage variés. En fait, le *RED* est un *RES* comportant une adaptabilité temporelle. Basé sur cette nouvelle dimension, des algorithmes dynamiques permettent de modéliser et d'analyser l'influence du temps et de l'incertitude sur les défauts et la dégradation du système.

OBJECTIFS DE CE TRAVAIL DE RECHERCHE

S'appuyant sur une représentation graphique de la théorie de Dempster-Shafer appelée Réseau d'Évidence, nous proposons dans le Chapitre 3 une structure de fusion multi-capteurs hétérogène pour la détection de chutes. Le Réseau d'Évidence proposé permet de représenter les imperfections issues des capteurs utilisés dans les systèmes de Télégilance fusionnés GARDIEN et RFPAT, et ainsi d'augmenter la sensibilité de détection de chute en comparaison du système RFPAT seul.

Afin d'offrir plus d'autonomie au système GARDIEN pour la détection de chutes et ainsi compenser les effets résultant de la non-stationnarité des signaux provenant des capteurs infrarouges et de l'influence de capteurs défaillants, les Réseaux Évidentiels sont rendus évolutifs dans le temps. Ce qui nous a conduit à introduire les Réseaux Evidentiels Dynamiques (*RED*) fondés sur l'application du modèle *Temporal Belief Filter* (Ramasso et al., 2006) dans nos traitements et à les évaluer sur des scénarios de chute simulés correspondant à des cas d'usage variés.

POSITIONNEMENT DE CE TRAVAIL PAR RAPPORT AUX TRAVAUX PRÉCÉDENTS D'HAMID MEDJAHED

Medjahed (2010) a développé un système multimodal, nommé EMUTEM, pour l'enregistrement et fusion des données des modalités de Télégilance. Ce module de fusion basé sur la logique floue a été mis en œuvre sur la plate-forme de télégilance de Télécom SudParis, afin de maximiser les performances de détection automatique des situations de détresse et de rendre ainsi le système de télégilance plus fiable. En effet, l'utilisation de la Logique Floue est bien adaptée à notre application, notamment en raison du manque de bases de données en situations réelles. La Logique floue représente un très bon outil pour représenter et manipuler les informations imprécises, sous la forme de fonctions d'appartenance. L'inconvénient des ensembles flous est qu'ils représentent essentiellement le caractère imprécis des informations, l'incertitude étant représentée de manière implicite et n'étant accessible que par déduction à partir des différentes fonctions d'appartenance (Bloch et al., 1994).

Dans le prolongement des travaux de Medjahed, il propose d'explorer des approches fondées sur des arbres de décision. L'adaptabilité temporelle du modèle est aussi envisagée.

L'objectif de mes travaux est de proposer une nouvelle voie de recherche, pour fusionner ces informations hétérogènes : nous nous sommes en particulier intéressés à la théorie de l'évidence de Dempster Shafer qui semble une voie prometteuse. L'utilisation de la théorie des croyances dans une représentation graphique nommée Réseaux d'Évidence, nous permettra de décomposer l'espace des hypothèses sur un arbre de décision pour modéliser un système complexe, comme celui de télégilance médicale, tout en explorant les propriétés de répartition des différents degrés d'imperfection aux différents niveaux du graphe.

La prise en compte naturelle de l'imperfection et de la modélisation du conflit pour les données issues de plusieurs modalités hétérogènes sont des atouts essentiels pour la modélisation de notre application de télégilance médicale. En effet, une étude du conflit, en plus de la représentation de la cohérence de la fusion, peut être utilisée comme une mesure de la fiabilité des capteurs et du caractère non stationnaire des signaux qui ils sont issus. De ce fait, des capteurs potentiellement défaillants peuvent être identifiés, ce qui peut améliorer considérablement le résultat de la fusion. En plus, des dégradations des conditions expérimentales, telles que, la présence de bruit de mesure, la variabilité des valeurs mesurées par les capteurs, les capteurs défaillants ou non fiables, peuvent être prises en compte lors de la modélisation.

Une évaluation comparative des performances des modèles de fusion flous et évidentiels a été effectuée dans le cadre de cette thèse. Cependant, la non homogénéité des protocoles d'évaluation ne nous a donc pas permis par le moment de réaliser une comparaison fidèle des résultats obtenus dans les deux thèses. Néanmoins, nous avons réalisé dans le Chapitre 2 une évaluation théorique des deux approches et dans le Chapitre 3 nous avons montré les liens entre les modèles de fusion flous et évidentiels.

Nous verrons dans le Chapitre 2 une comparaison théorique des méthodes crédibilistes (basées sur la théorie des croyances de Dempster-Shafer) par rapport aux

méthodes Probabilistes, Possibilistes et Floues. Cette comparaison met en avant les propriétés offertes par la théorie de croyances comme, la flexibilité et la prise en compte naturelle de l'imperfection et de la modélisation du conflit aux données issues de plusieurs modalités hétérogènes. De plus, cette comparaison permet de mettre en évidence les liens existants entre ces différentes approches, tout en montrant le caractère généralisant des théories des croyances.

Le chapitre 3, montre les liens entre les modèles de fusion basés sur les Réseaux Évidentiels et sur la Logique Floue. En effet, le modèle de fusion par Réseaux Évidentiels peut être représenté par un modèle de fusion multi-règles Floues. Dans cette représentation, les branches du Réseau Evidentiel représentent des règles floues. La différence essentielle entre ces deux approches reste donc au niveau de la modélisation, où la théorie des croyances représente l'imperfection des données des capteurs de façon plus complète et plus générale.

Ce mémoire est structuré de la façon suivante :

Le Chapitre 1 décrit le système de Télévigilance de Telecom SudParis / Esigetel ;

Le Chapitre 2 présente l'état de l'art des méthodes de fusion hétérogènes permettant, lors de la modélisation, la prise en compte de l'imperfection introduite par les mesures des capteurs;

Le Chapitre 3 présente une étude sur les Réseaux d'Évidence appliqués à la détection de la chute, ainsi que les résultats obtenus avec les données de télévigilance ;

Le Chapitre 4 introduit les Réseaux d'Évidence Dynamiques, ainsi que les résultats d'évaluation par rapport au Réseau d'Évidence présenté au Chapitre 3;

Finalement nous apportons les **conclusions et les perspectives** sur ces travaux de recherche.

Ce travail a été soutenu par la Commission Européenne dans le cadre du projet CompanionAble (programme FP7/2007-2012, convention de subvention n° 216487).

1. CONTEXTE DE LA THÈSE

Ces travaux de recherche sont développés dans le cadre d'un démonstrateur multimodal de télévigilance médicale mis en œuvre à Télécom SudParis avec la collaboration de l'Esigotel et de l'INSERM-U558 (Medjahed, 2010 ; Steenkeste et al., 1999 ; Baldinger et al., 2004 ; Istrate et al., 2006). Ce système de télévigilance multimodal, est composé de plusieurs capteurs recueillant plusieurs types de signaux comme le mouvement de la personne, les signaux vitaux, sonores et de localisation ; il a pour but de détecter des situations de détresse diverses comme la chute, des modifications du rythme cardiaque (tachycardie, bradycardie), des profils quotidiens anormaux et la détection de sons anormaux procurant ainsi des informations contextuelles précieuses.

Cet ensemble complexe de signaux médicaux sont regroupés dans un système multimodal nommé EMUTEM (Medjahed, 2010) afin de créer des bases de données multimodales de télévigilance. Ces bases permettent de représenter en effet les différents types d'événements normaux et anormaux relatifs à la personne âgée ou dépendante, en particulier les données relatives aux événements anormaux généralement rares. Cela dans le but de valider et d'évaluer les approches développées dans le cadre de cette plateforme médicale de télévigilance.

Ce travail a été soutenu par la Commission Européenne dans le cadre du projet CompanionAble (programme FP7/2007-2012, convention de subvention n° 216487).

Ce chapitre présente notre contexte de travail : la plateforme de télévigilance médicale, le projet CompanionAble et le corpus de données médicaux multimodaux.

1.1. LE PROJET COMPANIONABLE

Le projet CompanionAble (*Integrated Cognitive Assistive & Domestic Companion Robotic System for Ability & Security*) a débuté en janvier 2008 pour une durée initiale de quatre ans. Son but est d'aider les personnes âgées autonomes à vivre de façon relativement agréable et sécurisante chez elles grâce à un système combinant les capteurs d'un environnement de type smart home et robot mobile de type

"compagnon". Cela permettra de proposer des exercices de stimulation cognitive et de détecter des situations de détresse de la personne à domicile. C'est par la médiation d'une assistance automatique (robotique et intelligence ambiante) travaillant en collaboration avec le milieu familial que CompanionAble pourra aider les personnes âgées atteintes de troubles cognitifs légers. Le système de Télévigilance détecte les situations potentielles de détresse de la personne, comme la chute ou un malaise dû à des variations significatives du pouls. Cette détection est réalisée à travers la reconnaissance des sons anormaux, et elle peut aussi permettre une localisation et une analyse des activités quotidiennes (ADL). Les systèmes de surveillance sont basés sur des capteurs non-intrusifs comme des capteurs sonores, capteurs de détection de mouvements infrarouge, un système portable de détection de chute et de pouls, mais aussi d'un robot équipé de cameras vidéo, de capteurs audio et de détecteurs d'obstacles.

1.2. LA PLATEFORME DE TÉLÉVIGILANCE TSP / ESIGETEL

Le système de Télévigilance médicale de l'Esigetel et Télécom SudParis (Medjahed, 2010), s'il est intégré dans un environnement de type Smart Home, peut avoir recours à la fusion des signaux actimétriques / vitaux du système porté par le patient avec d'autres capteurs ou modalités (selon le degré de traitement) provenant par exemple d'un réseau de capteurs infrarouge de détection de présence généralement situés dans chaque pièce de l'habitat ou de capteurs sonores (microphones) permettant de détecter des sons liés à la chute anormale d'objets dans l'habitat potentiellement provoquée par une situation de détresse. D'autres modalités peuvent être ajoutées et fusionnées avec les précédentes pour détecter par exemple les chutes, comme la vision par ordinateur permettant la localisation précise de la personne et le suivi de ses postures de manière assez fiable lorsque les conditions d'éclairage le permettent. Cette plateforme de Télévigilance est composée essentiellement de 3 systèmes : ANASON, Gardien et RFPAT.

1.2.1. LE SYSTÈME ANASON

Les informations extraites à partir de sons de l'environnement sont de plus en plus utilisées dans les applications de Télévigilance, comme la détection de chutes et des activités habituelles, situations de détresse ou sons anormaux. L'utilisation de systèmes sonores possède des avantages comme son intrusivité limitée, son coût modéré et son installation facile où les données sont stockées dans un ordinateur pour le traitement et l'analyse.

Le système classification sonore proposée nommé ANASON (Istrate et al., 2006) analyse en temps réel les sons de l'environnement et utilise un premier module de détection et d'extraction des signaux de son et de parole utiles basé sur la transformée en ondelettes. La composition du module du capteur sonore intelligent est présentée en Figure 1. Ce module est utilisé sur tous les canaux audio simultanément, en temps réel. Seulement des signaux sonores extraits sont traités par les modules placés en amont.

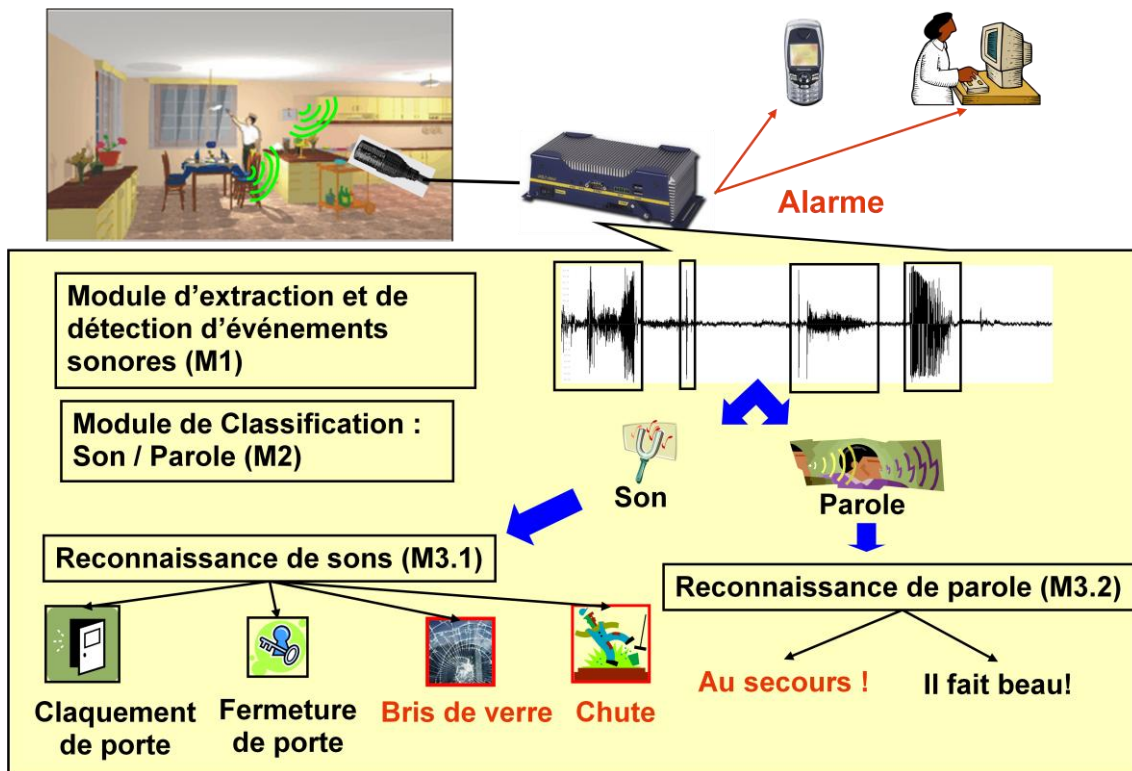


Figure 1. Modules du capteur sonore intelligent.

Le deuxième module classe les événements sonores extraits entre son ou parole. Ce module, comme un mécanisme d'identification sonore, est basé sur l'utilisation de modèles *GMM* (Gaussian Mixture Model). Si un son a été détecté, le signal est traité par un mécanisme d'identification et classifié parmi des classes prédéfinies comme claquement de porte, bris de verre, chute d'objet, vaisselle, sonnerie de téléphone, etc. Si un son de parole est détecté, un mécanisme de reconnaissance de parole est initialisé. Le système de reconnaissance de parole détecte des expressions de détresse classiques comme : " à l'aide ! ", " au secours ! ", " Appelez le Médecin ! ".

1.2.2. LE SYSTÈME RFPAT

Le système RFPAT (Baldinger et al. 2004) est destiné à aider les personnes dépendantes (personnes âgées, cardiaques, ...) au travers du traitement de signaux physiologiques et actimétriques relatifs à cette personne; cela passe en particulier par la réalisation de capteurs robustes et d'algorithmes de traitement du signal embarqués, mais aussi d'algorithmes de reconnaissance des formes et de fusion de données multimodales en vue d'identifier de manière automatique des situations de détresse telles que les chutes de personne, le changement brutal de profil médical (bradycardies et tachycardies) ou actimétrique du patient (c'est-à-dire relatif à son activité), ceci au travers de ses paramètres médicaux (pouls, SPO2) et de son comportement général (activités, mouvements, démarche....). En général un système de Télévigilance médicale est composé, d'une part d'un terminal mobile, de taille réduite, fixé au patient, d'autre part d'une base domestique de réception radio intégrée dans l'habitat du patient (PC avec récepteur radio par exemple de protocole Zigbee). Le système RFPAT est composé de deux parties : un terminal mobile et une base fixe de réception.

Le terminal mobile, est un dispositif portable de taille réduite que le patient ou les personnes âgées porte, par exemple, à sa ceinture tout le temps à la maison. Il mesure en permanence les données vitales et actimétriques (mouvement, posture) de la personne et les retransmet à une station de réception qui applique les traitements d'analyse et de fusion de ces signaux avec ceux des autres modalités (EMUTEM).

La base fixe de réception, Il s'agit d'un récepteur connecté à un ordinateur personnel (PC). Il reçoit les signaux vitaux déjà traités du terminal mobile placé sur le patient.

Le terminal portable RFPAT, comporte des filtres numériques de réduction du bruit et des algorithmes de traitement des données. Ces filtres et algorithmes sont appliqués respectivement à tous les signaux acquis: signaux de mouvements, de posture et de pouls (fréquence cardiaque). Ces signaux sont détaillés ci-après :

Signal de Mouvement : décrit l'état actimétrique de la personne surveillée qui consiste dans le pourcentage de mouvement. Il calcule la durée totale des mouvements de la personne surveillée pour chaque intervalle de temps de 30 secondes. La sortie du paramètre mouvement est représentée sur 4 bits avec des valeurs variant de 0 (état immobile) à 15 (activité intense). La période d'échantillonnage est de 30 secondes.

Signal d'inclinaison (posture): est représenté en deux états : debout / assis et allongé. La posture est un paramètre très utile sur l'activité de la personne. Grâce à des dispositifs actimétriques embarqués ce système peut détecter la posture de la personne. Cette information peut être interprétée comme des informations utiles sur les activités de la personne, comme la discrimination entre les activités "dormir" et "chute".

Signal de détection de la Chute : Le terminal portable possède des algorithmes embarqués pour traiter ses propres données acquises. Un algorithme très utile est la détection de la chute de la personne implémentée dans le boîtier. Lorsque la personne se rapproche du sol très rapidement où l'accélération et le capteur détecteur de l'impact dépassent des valeurs de seuil, une chute est alors détectée. Cette méthode est très performante : en effet plus de 92% des chutes sont détectées.

Signal du Pouls : est mesuré par un capteur ambulatoire de pouls placé à l'oreille de la personne surveillée. Après l'acquisition, le signal est traité, débruité et enregistré. La fréquence cardiaque est mesurée sur une moyenne des signaux de pouls toutes les 30 secondes. Le débruitage des données de pouls est une tâche très importante pour avoir des mesures de qualité. Les valeurs du pouls sont mesurées avec une marge

d'erreur de 5%, ceci en conformité avec les recommandations des professionnels de santé.

Les données recueillies par les différents capteurs sont transmises, via radio par exemple par le protocole Zigbee, à une base fixe de réception. L'utilisation de composants électroniques de faible consommation garantissent une autonomie qui reste en conformité avec les recommandations des professionnels de santé.

1.2.3. LE SYSTÈME GARDIEN

Le système GARDIEN (Steenkeste et al, 1999) est composé par un réseau filaire ou sans fil de capteurs de mouvement infrarouge intégré dans l'environnement Smart Home. Ces capteurs sont excités par le mouvement des corps dégageant de la chaleur et peuvent par conséquent indiquer la présence d'une personne présente dans sa zone de couverture. Les informations mesurées par les capteurs sont de type binaire 0 (inactif) et 1 (actif). Les signaux sont transmis avec une période d'échantillonnage de 0,5 secondes par protocole radio ou filaire vers une base fixe connectée à un ordinateur pour le traitement des données. Dans l'étape de traitement, l'algorithme GARDIEN transforme les données binaires en paramètres : localisation, mouvement et posture de la personne.

Localisation : Chaque capteur est associé à une pièce de la maison et peut indiquer la localisation de la personne. La précision de localisation peut être augmentée avec l'utilisation de plusieurs capteurs par pièce.

Mouvement : Le mouvement est une information mesurée à partir du nombre de capteurs excités par minute. Ce paramètre est important et indique si la personne est immobile ou active. Il peut être utilisé comme information supplémentaire par d'autres modalités.

Posture : La posture de la personne peut être estimée à partir de la combinaison de deux types de capteurs infrarouges, l'un à champ de détection horizontal, l'autre vertical (Steenkeste et al, 1999). Le capteur horizontal est placé, dans un niveau d'environ 1 mètre du sol, et détecte la présence de la personne au-dessus de ce niveau. Si la personne est au-dessous de ce niveau, par exemple allongée, ce capteur

ne détectera pas sa présence. Un capteur à champ vertical permet alors de confirmer la présence de la personne dans la pièce. Cette combinaison peut indiquer une chute, l'état allongé de la personne ou une situation où la personne est en train de chercher quelque chose par terre. Ces informations, combinées avec les autres modalités comme RFPAT et ANASON peuvent indiquer plus précisément l'état réel de la personne.

1.2.4. LE SYSTÈME DE FUSION EMUTEM

Les modalités de Télévigilance présentées sont regroupées dans un système multimodal nommé EMUTEM (Medjahed, 2010) pour l'enregistrement et fusion des données. L'enregistrement des données est très utile pour une étape de post-analyse des données ou dans l'utilisation d'autres systèmes de classification et fusion. La fusion de données permet alors la détection automatique en temps réel des situations de détresse de la personne surveillée. La redondance d'informations, résultant de la combinaison multimodale, nous fournit plus de robustesse et de précision sur les estimations des événements (chute, bradycardie, ...). La méthode de fusion utilisée par EMUTEM est la Logique Floue, particulièrement intéressante pour traiter et fusionner les données hétérogènes caractérisant notre problème.

Cette combinaison de modalités, nécessite une synchronisation des données. Comme les signaux acquis correspondant à des modalités hétérogènes (ANASON, RFPAT, GARDIEN, éventuellement la vision) qui présentent des fréquences d'échantillonnage différentes, une synchronisation est nécessaire sur l'ensemble des signaux acquis par chaque modalité. Le système global utilise le protocole TCP / IP pour assurer une communication entre ces différents modules (acquisitions, traitements) et utilise également le standard Webservices (SOAP) pour transmettre le résultat de la fusion.

1.3. BASE DE DONNÉES DE TÉLÉVIGILANCE

Les systèmes de Télévigilance de santé souffrent d'un manque de données expérimentales et de bases de données médicales destinées à leur validation et l'amélioration. Cela nous a motivés pour la création et l'enregistrement de bases de données qui puissent représenter des différents types d'événements normaux et anormaux relatifs à la personne âgée ou dépendante, en particulier les données décrivant les événements anormaux qui sont généralement rares. Medjahed (2010) a développé un environnement logiciel et matériel spécifiquement adapté à l'acquisition et l'enregistrement de bases de données multimodales. Cet environnement, appelé EMUTEM (*Environnement Multimodal pour la Télévigilance Médicale*), permet à un utilisateur d'interpréter les activités des personnes âgées en suivant un scénario de référence qui résume la vie quotidienne des personnes âgées. Tenant compte du caractère multimodal des données, un processus d'indexation multidimensionnelle est utilisé afin d'obtenir une description complète des ensembles de données. Des processus complémentaires de simulation sont également intégrés dans cette plateforme comme moyen de pallier le manque de données expérimentales et la difficulté d'enregistrement des données médicales telles que la fréquence cardiaque au cours de situations de détresse (simulateur de bradycardies cardiaques en Matlab). Dans le cadre de projets et de travaux de recherche réalisés par Telecom SudParis et l'Esigetel, des bases de données ont été enregistrées, comme les bases HOMECAD (Medjahed, 2010), la Collégiale et CHUTES.

1.3.1. LA BASE HOMECAD

Dans le cadre des travaux de Medjahed (2010), nous décrivons une nouvelle base de données multimodale médicale appelée HOMECAD (*Home Remote Medical Care Database*), dans lequel les données physiologiques, actimétriques et sonores, extraits des systèmes RFPAT, GARDIEN et ANASON (Chapitre 1), sont utilisées pour décrire le contexte de la vie quotidienne des personnes âgées à domicile et donc d'obtenir des conditions plus réalistes pour l'utilisation de systèmes de décision et de détection de détresse.

Cette base a été créée à partir de scénarios de référence basés sur des situations réelles qui visent à refléter la vie quotidienne des personnes âgées. Pour définir ces scénarios, une recherche a été réalisée à partir d'études du projet CompanionAble, où certaines personnes âgées vivant seules ont été suivies par une équipe de professionnels de santé (Hôpital Broca, SAMU-92), afin de noter et de décrire leurs activités quotidiennes. La durée de chaque scénario est de 10 minutes et ils sont divisés en deux catégories: soit un scénario critique avec un ou plusieurs événements de détresse, soit un scénario normal sans aucune situation de détresse. Ces scénarios sont un ensemble d'activités et pour chaque activité une durée est fixée. Un exemple de chaque catégorie est indiqué ci-dessous.

Un scénario critique

L'acteur est assis sur une chaise dans le salon, il lit un journal (120") ;

Il se lève et va au toilette et à la salle de bain (60") ;

Il quitte la salle de bain, il se rend à la cuisine pour préparer son café (180") ;

Il retourne au salon, et il boit son café (120") ;

Il se lève, il trébuche et tombe, et il reste couché (120") ;

Un scénario normal

L'acteur rentre à la maison, il ferme la porte, il met les clés sur la table (60")

Il se dirige vers la salle de bain pour laver les mains (60")

Il va à la salle de séjour et il allume la télé pour regarder les nouvelles (240")

Il s'allonge sur le canapé pour faire une sieste (240")

La base HOMECAD est composée de 29 scénarios enregistrés entre le 08 août 2008 au 05 février 2009 comme le détaille le Tableau 1 suivant.

Tableau 1. Scenarios de la base HOMECAD.

Date	Heure	Acteurs	Type	Durée	Observations	
08/10/2008	16:10	Toufik	Anormal - Chute	4' 45"		
	16:20	Toufik	Anormal - Chute	7' 10"		
	16:31	Toufik	Anormal - Chute	2' 22"		
	16:36	Toufik	Anormal - Chute	2'50"	Pas de RFPAT	
	16:46	Toufik	Anormal - Chute	4' 11"		
	16:54	Toufik	Anormal - Chute	5' 45"		
	17:14	Dora/Toufik	Anormal - Chute	8' 10"		
	17:25	Dora/Toufik	Anormal - Chute	8' 15"		
09/10/2008	18:20	Dora		8' 15"	Pas de scenario	
	18:36	Dora		5' 53"	Pas de scenario	
	18:43			15' 12"	Pas de scenario	
	19:08	Imad		7' 28"	Pas de scenario	
22/12/2008	16:00	Hamid	Anormal - Chute	10' 00"		
	16:27		Normal	10' 00"		
	16:53		Anormal - Chute	10' 00"		
	17:06		Normal	10' 00"		
	17:21		Normal	10' 00"		
23/12/2008	09:54			Anormal - Chute	10' 00"	
	10:12			Anormal - Chute	10' 00"	Scenario Anormal (Chute mole), RFPAT ne détecte pas la chute
	10:25			Normal	10' 00"	
	10:50			Anormal - Chute	10' 00"	
	11:10			Anormal - Chute	10' 00"	Scenario Anormal (Chute mole), RFPAT ne détecte pas la chute
	11:32		Anormal - Chute	10' 00"	Scenario Anormal (Chute mole), RFPAT ne détecte pas la chute	
	14:32		Normal	10' 00"		
	14:53		Normal	10' 00"	Scenario normal, RFPAT détecte une chute	
05/02/2009	15:54	Hamid		10' 00"	Pas de scenario	
	16:24			10' 00"	Pas de scenario	
	17:06			10' 00"	Pas de scenario	
	17:22			10' 00"	Pas de scenario	

Le Tableau 1 détaille les enregistrements qui composent la base HOMECAD. Nous avons des informations comme la date d'enregistrement, les acteurs réalisant les scénarios, le type de scénario (événements anormaux ou normaux), la durée de chaque scénario et des observations. Cette base possède des situations normales et

anormales, en particulier des situations de chutes simulées par les acteurs, ce qui est très important pour mon étude et la validation des méthodes proposées dans ce travail. Nous avons aussi des situations de fausse alarme (fausses chutes) et des chutes dites molles, en général difficiles à détecter par un capteur de chute seul et qui peuvent donc être utilisées pour évaluer l'apport en sensibilité et spécificité de tels systèmes de décision multimodaux proposés.

La labellisation de cette base est réalisée à l'aide des scénarios créés. Chaque scénario d'environ 10 minutes possède en général 5 activités de 2 minutes. Les événements de chute de la personne sont compris dans les activités de 2 minutes. Dans ce temps nous ne pouvons pas savoir exactement à quel moment la personne a chuté. Ce manque de précision nous oblige à faire confiance aux systèmes de détection de la chute (RFPAT, GARDIEN et ANASON) pour savoir le moment exact de la chute. Ce manque de précision peut être préjudiciable à l'apprentissage des modèles.

1.3.2. LA BASE COLLÉGIALE

Dans le cadre du projet CompanionAble une base de données a été enregistrée par des bénévoles âgées à l'hôpital la Collégiale à Paris en janvier de 2010. Les acteurs ont suivi plusieurs scénarios possédant des situations normales et anormales pour la validation des systèmes de reconnaissance sonore et de Télévigilance en étude par Telecom ParisTech, l'Esigetel et Telecom SudParis.

Les enregistrements sont basés sur 11 scénarios possédant des situations normales et anormales et ils ont été réalisés par 15 personnes bénévoles âgées de 60 à 83 ans. Nous n'avons pas de scénarios de chute du fait qu'elles ne peuvent pas être simulées par ces personnes bénévoles âgées. Le Tableau 2 ci-dessous illustre un des scénarios utilisés.

Tableau 2. Scenarios de la base Collégiale.

1. TV, s'allonger, et se sentir mal	
- Pre conditions: TV, télécommande sur le meuble TV, téléphone portable	Salle
- Venez dans le salon, fermez la porte et asseyez-vous sur le canapé. Répétez après moi:	B
DITES: "Je ne me sens pas bien" DITES: "Je me sens mal "	B
- Levez-vous, prenez la télécommande qui se trouve sur le meuble TV. Asseyez vous sur le fauteuil, allumez la TV avec la télécommande. Après quelques secondes, éteignez la TV et posez la télécommande sur la table basse.	B
DITES: "Je me sens vraiment mal"	B
- Levez-vous. Asseyez-vous sur le canapé et répétez après moi: DITES: "Appelle les secours!" DITES: "Appelle le SAMU " - S'il vous plait, allongez-vous sur le canapé.	B
- Restez allongé un moment et répétez après moi : DITES: "Vite, vite" DITES: "Donne-moi mon téléphone portable" DITES: "N'écoute pas"	B
- Asseyez-vous et répétez après moi : DITES: "Bonjour, j'ai besoin d'un docteur" DITES: « Docteur, venez s'il vous plait" DITES: "J'ai la tête qui tourne" DITES: "Venez VITE " DITES: "D'accord!" DITES: "Tu peux écouter à nouveau"	B
- Levez-vous, allez dans la cuisine, et dites : DITES: "Apportez-moi mes lunettes"	B D C

Cette base contient 225 enregistrements possédant des données sonores, vitaux et actimétriques. Basés en dialogues des personnes âgées participants, les scénarios de cette base sont bien adaptés au système sonore ANASON. Les données sonores ont été enregistrées dans la totalité des scénarios. Par contre, les données GARDIEN n'ont pas de label et sont entachées de bruit dû à la détection de mouvements du personnel qui travaillait au même étage que le site des enregistrements et qui ne participait pas aux scénarios. Un travail de débruitage est nécessaire pour la récupération des données GARDIEN. Au niveau des données actimétriques et vitales RFPAT, nous n'avons pas effectué des enregistrements à cause de problèmes techniques rencontrés

avec la plateforme d'enregistrement. Un état des lieux doit être réalisé pour cette base de données afin d'évaluer la quantité des données GARDIEN et RFPAT enregistrées. Cette base ne présente pas de cas de chutes mais elle peut être très utile pour la validation des méthodes de fusion quant à leurs spécificité (résistance aux fausses alarmes) et de plus elle vise des situations relatives à des personnes âgées dans des lieux de vie représentatifs.

1.3.3. LA BASE CHUTES

Dans le cadre de ces travaux de recherche, nous décrivons une nouvelle base de données multimodale médicale appelée CHUTES (Cavalcante, 2011), enregistrée au sein du laboratoire de télévigilance de Télécom SudParis. Cette base de données est constituée de signaux vitaux, de signaux de mouvement et de localisation, extraits des systèmes RFPAT et GARDIEN, et ils sont utilisés pour composer essentiellement des scénarios simulés ayant des situations de chutes d'accélération fortes ou bien faibles (appelées respectivement "fortes" ou "molles"). Dans ces bases nous avons plusieurs scénarios de chutes classiques (plutôt fortes ou violentes) et de chutes dites molles (de faible accélération et sans impact), difficiles à détecter. Pour les chutes fortes nous avons des cas de chutes par devant, des chutes de côté et des chutes depuis une chaise. Pour les chutes molles nous avons effectué des chutes lentes par affaissement le long d'un mur et des chutes en se retenant à une table. Cette base ne contient pas de scénarios normaux. L'objectif de cette base, vient du fait que la base HOMECAD ne possède pas suffisamment de situations de chutes molles (difficiles à détecter), importantes pour la validation et l'évaluation du modèle de fusion fondée sur des Réseaux Évidentiels développés dans ces travaux.

La base CHUTES contient 22 enregistrements de chute, dont 10 chutes dures et 12 chutes molles. Ces enregistrements de chutes sont composés de 4 types de chutes fortes et 2 types de chutes molles, détaillées comme suit :

- **Chutes Fortes :**
 1. chute debout vers l'avant ;
 2. chute debout vers la droite ;
 3. chute debout vers la gauche ;
 4. chute latérale depuis une chaise.
- **Chutes Molles :**
 1. chute molle par affaissement le long d'un mur ;
 2. chute molle en se retenant à une table.

Les enregistrements de chutes (fortes et molles) sont réalisés à raison de 5 scénarios de 2 minutes environ, décrits comme suit :

Scénario 1 :

- Le patient (acteur) est dans la chambre (30s)
- Il se dirige vers la salle de bain pour se brosser les dents (30s)
- Il se dirige vers la cuisine pour préparer son petit déjeuner et il **chute** dans la cuisine (60s)

Scénario 2 :

- Le patient se prépare à manger dans la cuisine (30s). Il se dirige vers le séjour (30s).
- Il fait une **chute** dans le séjour (60s)

Scénario 3 :

- Le patient est dans la cuisine (30s). Il se dirige vers la salle de bain (30s).
- Il **chute** dans le couloir (60s).

Scénario 4 :

- Le patient est assis dans le bureau (30s), il se sent fatigué et se dirige vers la chambre (30s)
- Il **chute** dans la chambre (60s)

Scénario 5 :

- Le patient est assis au séjour et regarde la télé (30s). Il se dirige vers le bureau pour voir ses emails. (30)
- Il **chute** dans le bureau (60)

Ces enregistrements ont été effectués au sein du laboratoire de télévigilance de Télécom SudParis. Ce laboratoire simule un mini appartement de 25 m², détaillé dans le plan de la Figure 2 ci-dessous :

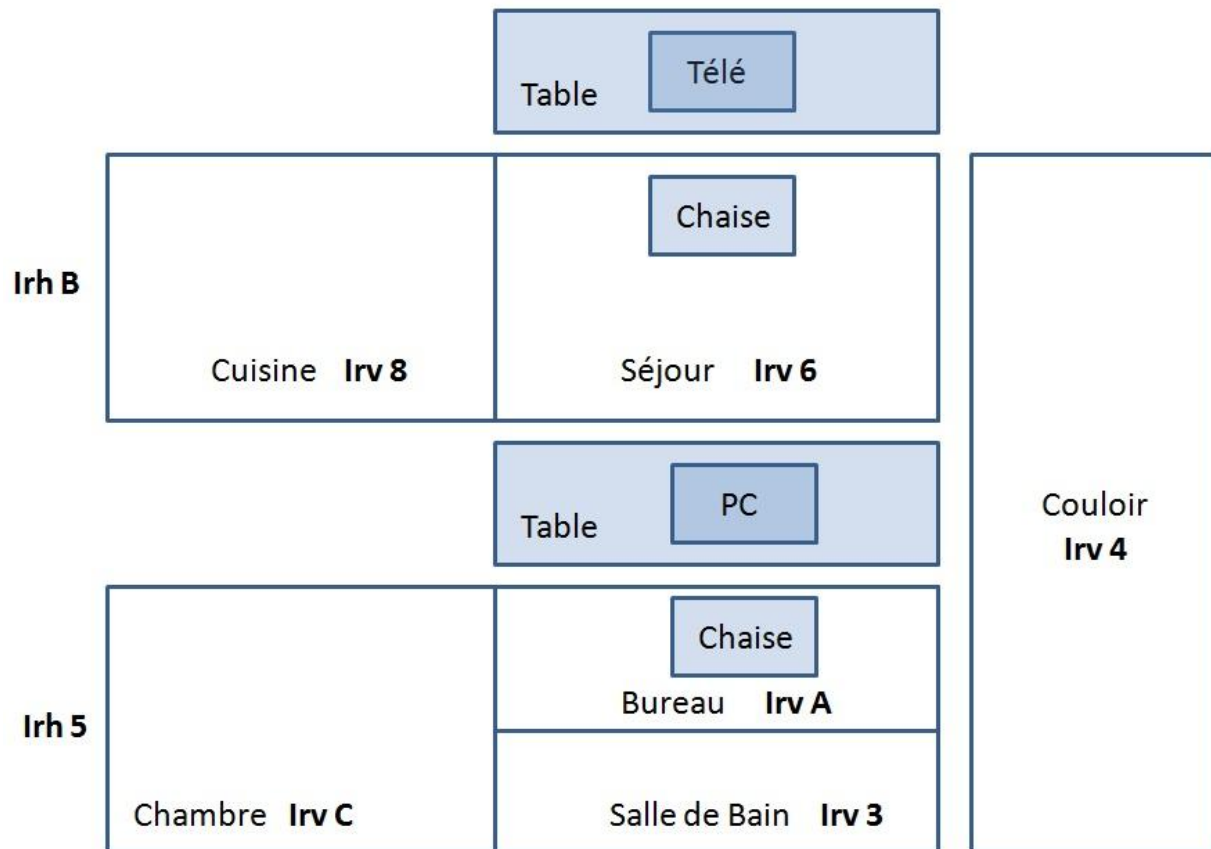


Figure 2. Plan du laboratoire de télévigilance du Télécom SudParis.

2. MÉTHODES DE FUSION ET DE CLASSIFICATION

Notre plateforme multimodale de télévigilance médicale représente un *habitat intelligent* (communicant) qui intègre un ensemble complexe de plusieurs capteurs de signaux actimétriques, vitaux, sonores et de localisation et de systèmes de décision de diverses natures (classifieurs basés sur des seuils, algorithmes de reconnaissance de formes ou experts). Ces capteurs fournissent des données différentes, complémentaires, redondantes, et permettent d'inférer des informations à plusieurs niveaux sur la situation de la personne à domicile.

La nature hétérogène de ces capteurs produit des informations qui ne sont que très rarement fiables et parfaites. En effet, un capteur fournit une représentation d'une grandeur physique et il est fréquemment entaché d'erreur, de biais, de bruit, retard, etc. Ce qui peut produire des *informations imparfaites* représentées sous la forme : d'*incertitude*, d'*imprécision*, d'*incomplétude*, d'*inconsistance* et d'*ambiguïté* (Dubois & Prade, 1988 ; Bouguelid, 2007). L'incertitude et l'imprécision sont les principaux types d'imperfections considérées dans la littérature et souvent, sont le résultat de la combinaison des autres types d'imperfections citées ci-dessus. L'ensemble des informations imparfaites sont représentées dans le schéma de la Figure 3.

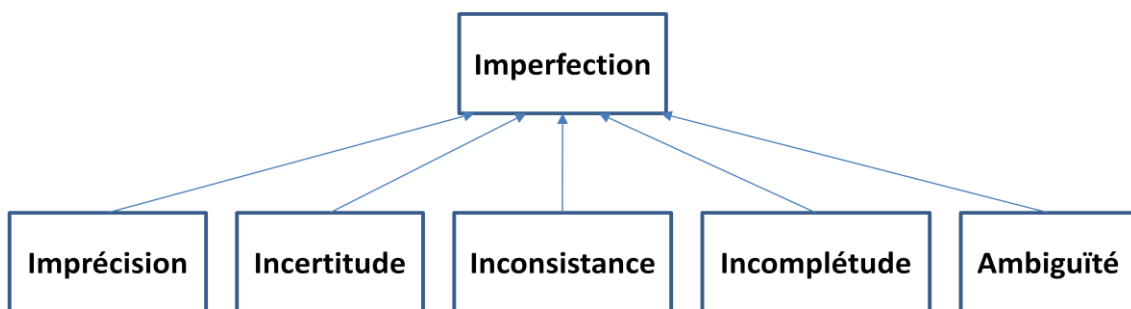


Figure 3. Ensemble des informations imparfaites.

Les différents types d'informations imparfaites sont définis par Dubois & Prade (2006), Beler (2008) et Martin (2005), comme :

- **Imprécision** : Concerne le contenu de l'information et indique donc son défaut quantitatif de connaissance. Nous pouvons différencier l'imprécision sans erreur, comme par exemple "Il fait chaud" et l'imprécision avec erreur, comme par exemple "Il y a 35 ans alors qu'il y en a 36". Dans le premier cas l'imprécision est difficile à mesurer et reste approximative, incomplète ou même ambiguë, alors que dans le second cas, elle se mesure par l'erreur de l'information fournie (défaut quantitatif de l'information).
- **Incertitude** : Relative à la vérité d'une information, et caractérise son degré de conformité à la réalité. Une information incertaine représente une connaissance partielle de la réalité, alors qu'une information certaine représente une connaissance complète de la réalité. Pour mesurer l'incertitude, la réalité doit donc être connue. Par exemple, Il va pleuvoir demain. Le fait que la réalité (le futur) ne soit pas connue, ne nous permet pas d'affirmer qu'il va pleuvoir demain. Cette information est donc incertaine. L'incertitude correspond donc à une ignorance partielle ou totale de la connaissance. L'ignorance caractérise le fait que certaines informations sont manquantes. Elle peut prendre de nombreuses formes différentes. Les principaux types d'ignorance sont représentés sous la forme d'*incomplétude*, d'*imprécision* et d'*incertitude*. L'incertitude peut être décrite à ce titre comme objective ou subjective. L'objectivité de l'incertitude est liée à la description du monde et à l'information tandis que la subjectivité de l'incertitude est liée à l'opinion de l'expert sur la vérité. À ces deux représentations peuvent être associées les notions d'incertitude *probabiliste* (la probabilité de l'occurrence d'un événement), *possibilité* (la préférence pour une hypothèse dont certaines sont plus ou moins possibles que d'autres) ou *credibiliste* (la croyance d'un expert sur l'occurrence d'un événement).
- **Inconsistance** : Représentée souvent sous la forme de conflit, caractérise plusieurs informations conduisant à des interprétations contradictoires et donc incompatibles. Les situations conflictuelles sont fréquentes dans les problèmes multi-sources de fusion de données et aussi de prise de décision (cas des analyses multi-expertes). Par exemple, un patient qui possède des taches rouges sur le corps est examiné par deux médecins (experts) qui établissent deux diagnostics

différents : rougeole et allergie. Par ailleurs, la redondance est souvent utilisée pour répondre au problème de conflit (doute sur un résultat), par exemple lorsque plusieurs capteurs sont mis en œuvre pour la levée de doute. Cependant, la redondance peut aussi produire des situations conflictuelles, lorsque les capteurs impliqués ont des dysfonctionnements aléatoires ou des problèmes de précision de mesure, dès lors donnant lieu à des interprétations différentes, voire contradictoires de l'événement. Dans une application multi-capteurs, même en utilisant un vote majoritaire pour la décision, si les capteurs présentent tous des mesures différentes, le système aura néanmoins une difficulté pour prendre une décision.

- **Incomplétude** : Caractérise l'absence d'information apportée par la source sur certains aspects du problème. L'incomplétude de l'information peut être la cause de l'incertitude et de l'imprécision. Elle peut se mesurer par la différence de la quantité d'information réellement fournie par la source et de la quantité d'information que la source doit fournir (en cas de bon fonctionnement ou pour répondre à un problème posé). La quantité d'information est cependant difficile à quantifier. Une des premières mesures de la quantité d'information a été introduite par Shannon, connue sous le nom d'entropie de Shannon. Nous pouvons distinguer deux cas d'incomplétude de l'information : soit c'est un défaut d'information (par exemple une caractéristique ne fournit pas d'information alors qu'elle est sensée en donner, tel qu'un défaut de transmission), soit l'incomplétude est issue d'un défaut de modélisation de la source ou du problème (par exemple un radar ne permet pas de fournir une image des sous-marins immergés, l'information ne portant que sur la surface de l'eau) (Martin, 2005).
- **Ambiguïté** : Exprime la capacité d'une information à permettre des interprétations différentes. L'ambiguïté peut provenir d'une autre imperfection de l'information (incertitude, imprécision, conflit, ...), mais pas nécessairement. Par exemple, un système de navigation qui n'arrive pas à identifier si un ensemble de pixels issu d'une image satellite représentent un fleuve ou une route. Cette ambiguïté peut résulter d'une imprécision issue de la faible résolution des pixels de l'image à cause

de bruit. La fusion d'informations peut apporter des solutions qui permettent d'enlever certaines ambiguïtés.

Le schéma de la Figure 3 est conçu sans prendre en compte la hiérarchie des informations imparfaites. En fait, il est difficile d'établir de liens entre les différentes représentations des informations imparfaites. Chaque type d'imperfection peut être conséquence d'une ou plusieurs informations imparfaites, mais pas nécessairement. L'incertitude peut être résultat d'une imprécision issue d'une incomplétude de l'information, ou une imprécision peut être produite par une incertitude issue d'une ambiguïté. En tout cas il est clair que l'importance de prendre en compte l'imperfection des données issues des capteurs vient du fait que nous pouvons modéliser l'information de façon plus fiable, le plus proche possible de la réalité.

L'objectif de notre habitat communicant est de fournir à leurs habitants tout le confort et l'autonomie. Dans le cas de l'habitat communicant, les données perceptibles sont de deux types : soit relatives à l'habitat, soit relatives à l'habitant. Les données relatives à l'habitat, appelées aussi *d'informations contextuelles*, sont principalement des données simples telles que les pièces, les objets / meubles, la consommation électrique globale, la température des pièces, l'hygrométrie, la luminosité, directement perceptibles à partir d'un capteur. Les données relatives à l'habitant sont en revanche plus complexes à déduire. Il s'agit en effet d'observer son comportement, ses préférences, ses informations physiologiques (rythme cardiaque) ou actimétriques (mouvement, posture, chute) (Ricquebourg et Al., 2008). Cet ensemble complexe d'informations liées à l'habitat et à l'habitant peut être représenté par un réseau hiérarchique d'ontologie pour la reconnaissance d'activités sensibles au contexte (*context-aware activities*), comme proposé par (Riboni et al., 2009 ; Lee et al., 2009 ; Hong et al., 2009 ; Ricquebourg et Al., 2008). Le raisonnement ontologique est utilisé pour structurer tous les éléments de ce réseau de façon hiérarchique dans une représentation graphique.

Notre application de reconnaissance d'activités sensibles au contexte nécessite l'utilisation d'une méthode d'agrégation de données hétérogènes imparfaites adaptée aux raisonnements ontologiques complexes pour combiner les données relatives à l'habitant et à l'habitat. Cette méthode doit prendre en compte les cas mono-source et

multi-source. Dans le cas mono-source, les informations sont dérivées d'une seule source de données. D'autre part, les informations de plusieurs sources peuvent être combinées pour produire des informations plus complexes. Ces deux cas peuvent alors être combinés à plusieurs niveaux afin d'obtenir de nouvelles informations plus claires et précises. C'est le rôle de la fusion de données, qui peut combiner des informations redondantes ou complémentaires. L'intégration et la fusion de l'information redondante aide alors à accroître la précision et le degré de confiance d'une estimation obtenue avec plusieurs observations distinctes. L'intégration et la fusion de données complémentaires permettent généralement de fournir une information ne pouvant être obtenue séparément avec chacun des capteurs (Ricquebourg et Al., 2008). Les problèmes tels que la gestion du temps réel, de la masse de données nécessaires, des incertitudes et imprécision des informations, du choix des capteurs, de leur synchronisation, doivent être donc prises en compte pour le choix de la méthode de fusion.

Nous cherchons donc, plus précisément, une méthode de fusion de données adaptée aux raisonnements ontologiques complexes et qui permet de représenter l'imperfection inhérente aux données provenant des capteurs hétérogènes. Dans la littérature, différentes méthodes de fusion d'information ont été proposées (Ricquebourg et Al., 2008) :

- Les méthodes probabilistes,
- La logique floue et la théorie des possibilités,
- La théorie des fonctions de croyance,
- Les méthodes non paramétriques,
- Les réseaux de neurones.

Parmi ces méthodes sont actuellement, considérées comme les plus adaptées à la représentation et au traitement des informations imparfaites les méthodes probabilistes, les méthodes fondées sur les sous-ensembles flous et les méthodes crédibilistes fondées sur les fonctions de croyance (Ricquebourg et Al., 2008 ; Bloch et al., 1994 ; Masson, 2005).

Dans ce chapitre, nous établissons une comparaison au niveau conceptuel entre les différentes méthodes de fusion de données hétérogènes imparfaites afin de

trouver la plus adaptée adaptées aux raisonnements ontologiques complexes qui prennent en compte des interrelations entre capteurs ou systèmes de décision de diverses natures (classifieurs basés sur des seuils, algorithmes de reconnaissance de formes ou experts), contextes et activités dans le cadre de notre plateforme de télévigilance médicale.

2.1. LA THÉORIE DES PROBABILITÉS

Des nombreux travaux dans la littérature s'appuient sur de fortes bases mathématiques de la théorie des probabilités, ce qui constitue un atout important de cette théorie. De même elle fournit une gamme d'outils très riches permettant de bien traiter deux points essentiels de la représentation des connaissances : la modélisation et l'apprentissage des modèles (Bloch et al., 1994). Cette théorie représente bien l'incertitude inhérente à l'information en affectant une mesure de certitude aux éléments manipulés, après avoir extrapolé des résultats issus d'une expérience aléatoire observée sur l'échantillon à l'ensemble de la population. Dans une expérience aléatoire nous ne pouvons pas prédire avec certitude son résultat. Tous les résultats ou hypothèses possibles d'une expérience aléatoire sont définis par l'ensemble Θ , appelé univers ou référentiel. Soit deux hypothèses A et B , sous-ensembles de Θ , nous pouvons définir (Masson, 2005 ; Bouguélid, 2007) :

$A \cup B$ représente la réalisation des hypothèses disjointes A ou B .

$A \cap B$ représente la réalisation des hypothèses conjointes A et B .

$\bar{A} = \Theta \setminus A$ représente le contraire de l'hypothèse A .

D'autre part,

Θ représente l'hypothèse certaine.

\emptyset représente l'hypothèse impossible.

Nous pouvons définir la mesure de probabilité P d'une hypothèse $A \subseteq \Theta$ comme une fonction $P: \Theta \rightarrow [0,1]$ qui associe à A un degré de probabilité compris dans l'intervalle $[0,1]$, tel que

$$(P(\emptyset) = 0) \leq P(A) \leq (P(\Theta) = 1) \quad (2.1)$$

et

$$\text{si } A \cap B = \emptyset, \quad P(A \cup B) = P(A) + P(B). \quad (2.2)$$

Dans l'axiome (2.1), $P(A)$ quantifie dans quelle mesure l'hypothèse A est probable. $P(\emptyset) = 0$, garanti une probabilité nulle à l'hypothèse impossible. Pour $P(\Theta) = 1$, toutes les hypothèses qu'appartient à Θ sont certaines, ce que résulte dans une probabilité unitaire à Θ . Nous vérifions dans ce cas l'hypothèse de monde fermé. Lorsque l'expert connaît toutes les hypothèses de décision du problème, il est dans un monde fermé ou clos ($P(\emptyset) = 0$). Au contraire, s'il peut envisager d'autres hypothèses a priori non attendues, il doit admettre qu'il est dans un monde ouvert ($P(\emptyset) \neq 0$). Dans ce cas, nous l'interprétons comme une partie de la vérité se trouve ailleurs que dans Θ . L'axiome (2.2), établi que si deux hypothèses A et B sont mutuellement exclusives, cet-à-dire, si la réalisation de l'une empêche la réalisation de l'autre $A \cup B$, la probabilité de l'occurrence d'au moins une d'entre les hypothèses $P(A \cup B)$ est la somme des leur probabilités individuelles $P(A) + P(B)$.

Dans le cas où Θ est fini et discret, une mesure de probabilité P peut être définie à partir d'une distribution de probabilité $p : \Theta \rightarrow [0,1]$ sur les singletons de Θ

$$P(A) = \sum_{x \in A} p(x). \quad (2.3)$$

La distribution de probabilité $p(x)$ est composée des mesures de probabilités $P(x)$ de tous les éléments $x \in A$ qui composent une hypothèse A . Avec la condition de normalisation

$$\sum_{x \in \Theta} p(x) = 1, \quad (2.4)$$

nous montrons à l'aide des axiomes de base que

$$P(A) + P(\bar{A}) = 1. \quad (2.5)$$

Cette équation montre que la connaissance de la probabilité d'une hypothèse A détermine celle de son hypothèse contraire \bar{A} ,

$$P(A) = 1 - P(\bar{A}). \quad (2.6)$$

Lorsque certains indices observés permettent d'augmenter le degré de confiance relatif à une hypothèse, l'axiome d'additivité (2.2) nécessite de diminuer d'autant le degré de confiance correspondant à l'hypothèse contraire. Néanmoins, dans certains cas, des informations peuvent très bien favoriser une hypothèse sans pour autant discréditer l'hypothèse contraire. La théorie des probabilités semble donc peu adaptée à des situations où la connaissance d'un événement comme la connaissance de son contraire sont très limitées (Bouguelid, 2007).

Une mesure de probabilité peut avoir deux interprétations : *objective* et *subjective*. L'approche objective, ou *fréquentiste*, considère une probabilité $P(A)$ comme la limite d'une fréquence de l'occurrence de l'événement A lorsque l'expérience est répétée un grand nombre de fois. L'approche subjective, remplace la notion de répétition d'une expérience aléatoire par la traduction numérique d'un état de connaissance (la connaissance d'un expert par exemple). Pour cela nous supposons que nous pouvons attacher à la probabilité $P(A)$ une valeur subjective quantifiant la croyance que nous accordons, à l'occurrence de A , de façon à ce que P obéisse aux axiomes ci-dessus (Bouguelid, 2007 ; Beler, 2008). Dans le cadre des approches subjectives nous pouvons citer la théorie des ensembles flous et la théorie des croyances détaillées dans les sections suivantes.

2.2. MÉTHODES FONDÉES SUR LES SOUS-ENSEMBLES FLOUS

2.2.1. LA LOGIQUE FLOUE

Introduite par Zadeh (1965), la théorie de la Logique Floue (des sous ensembles flous) est une extension de la théorie des ensembles classiques, pour la prise en compte d'ensembles définis de façon imprécise dans une logique multivaluée (possédant plusieurs valeurs de vérité). Cette théorie représente un très bon outil pour représenter et manipuler les informations imprécises (Bloch et al., 1994 ; Bouguelid, 2007 ; Masson, 2005).

Dans la théorie des ensembles classique l'appartenance d'un élément x à un ensemble A est binaire, il peut lui appartenir ou non. La théorie Floue permet un degré d'appartenance graduel d'un élément x à un ensemble flou A , défini dans un univers de discours X , caractérisé par une fonction d'appartenance $\mu_A(x)$. La fonction d'appartenance d'un élément x à l'ensemble flou A est définie par une fonction $\mu_A : X \rightarrow [0,1]$ qui assume des valeurs dans l'intervalle $[0,1]$. L'ensemble flou A peut alors être représenté par un ensemble de paires ordonnées,

$$\mathbf{A} = \{x, \mu_{\mathbf{A}}(x) \mid x \in X, 0 \leq \mu_{\mathbf{A}}(x) \leq 1\}. \quad (2.7)$$

Les fonctions d'appartenance peuvent en théorie prendre n'importe quelle forme : trapézoïdale, triangulaire, gaussienne, singletons, etc. Dans le même sens que le raisonnement humain nous pouvons représenter la théorie floue par des mots et termes linguistiques ou labels, plutôt que des nombres. Ils sont appelés *variables linguistiques* ou *floues*.

Comme pour la théorie classique des ensembles, nous définissons l'union, la différence, l'intersection et le complément d'ensembles flous. La logique booléenne standard est un cas particulier de la logique floue et tous les résultats obtenus en logique classique doivent être retrouvés par la logique floue. Les opérateurs flous sont définis comme suit :

- **NON (Complément flou)** : Si $A = \{x, \mu_A(x) \mid x \in X, 0 \leq \mu_A(x) \leq 1\}$ est l'ensemble flou des personnes "petites" alors $NON A = \bar{A} = \{x, \mu_{\bar{A}}(x) \mid x \in X, \mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)\}$ est l'ensemble flou des personnes "NON petites".

- **ET (Intersection floue \cap , l'opérateur T-norme)** : Si A est l'ensemble flou de personnes "petites" et B est l'ensemble flou de personnes "moyennes", alors l'ensemble des personnes "petites ET moyennes" est un ensemble flou de fonction d'appartenance tel que $\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \forall x \in X$.

- **OU (Union floue \cup , l'opérateur T-conorme)** : Si A est l'ensemble flou de personnes "petites" et B est l'ensemble flou de personnes "moyennes", alors l'ensemble des personnes "petites OU moyennes" est un ensemble flou de fonction d'appartenance définie par $\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \forall x \in X$.

Différemment, comme défini par Zadeh ci-dessus, une dénomination probabiliste représente les ensembles d'opérateurs : le complément (NON), l'intersection (ET) et l'union (OU) par :

- L'intersection ET $\mu_{A \cap B}(x)$ est définie par : $\mu_A(x) \times \mu_B(x)$
- L'union OU $\mu_{A \cup B}(x)$ est définie par : $\mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) \times \mu_B(x)$
- Le complément NON $\mu_{\bar{A}}(x)$ est défini par : $1 - \mu_A(x)$

Un système basé sur la logique floue est en général composé de quatre étapes (Medjahed, 2010): *fuzzification*, *inférence*, *composition* et *defuzzification*.

La *fuzzification* nous permet de passer du domaine réel au domaine du flou. Elle consiste à déterminer le degré d'appartenance $\mu_A(x)$ d'un élément x à un ensemble flou A . Les fonctions prennent différentes formes : triangle, cloche ou encore trapèze. La définition des fonctions d'appartenance est faite dans la plupart des applications par des experts du domaine soit en s'inspirant directement des méthodes d'apprentissage probabiliste, soit par des heuristiques, soit par des méthodes neuromimétiques permettant d'apprendre les paramètres de formes particulières de fonctions d'appartenance, soit enfin par la minimisation de critères de classification (Bloch et al., 1994). La fuzzification des variables est une phase délicate du processus mis en œuvre par la logique floue.

L'étape d'*inférence*, ou d'implication, permet d'illustrer un raisonnement humain ou une expertise exprimée sous forme de règles. Les types de modèles flous basés sur des règles plus utilisées sont ceux de Mamdani et de Takagi-Sugeno définis par Palacio (2007) comme suit :

- *Modèle flou linguistique* (ou modèle Mamdani), dans lequel les prémisses et la conclusion sont toutes les deux des propositions floues qui utilisent des variables linguistiques.
- *Modèle flou Takagi-Sugeno*, dans lequel la conclusion de la règle utilise des variables numériques plutôt que des variables linguistiques, sous la forme d'une constante, d'un polynôme ou de manière plus générale d'une fonction ou d'une équation différentielle dépendant des variables associées aux prémisses.

Nous pouvons exprimer un modèle flou du type Mamdani sous forme de règles du type :

Si (X_1 est A_1) ET/OU (X_2 est A_2) Alors (Y est B).

Par exemple,

Si le **(FEU est ROUGE)** ET le **(FEU est LOIN)** ALORS je **(FREINE DOUCEMENT)**

où, "FEU est ROUGE" et "FEU est LOIN" sont les prémisses, "ET" la conjonction, "FEU est ROUGE ET FEU est LOIN" le prédicat, "ALORS" l'implication et "FREINE DOUCEMENT" la conclusion.

Le modèle flou du type Takagi-Sugeno peut être exprimé sous la forme de règle du type :

Si (X_1 est A_1) ET/OU (X_2 est A_2) Alors ($Y = f(X_1, X_2)$).

où $Y = f(X_1, X_2)$ représente une fonction des variables d'entrée X_1 et X_2 .

Les systèmes d'inférence flous, sont des systèmes multi-règles. Plusieurs règles peuvent être activées simultanément (en parallèle) et préconiser des actions avec différents degrés de validité, c'est l'étape de *composition de règles*. Une règle est activée dès qu'elle a une prémisses ayant une valeur de vérité non nulle. L'ensemble flou global de sortie est construit donc par agrégation des ensembles flous obtenus pour chacune des règles concernant cette sortie.

L'étape de *défuzzification* nous permet de passer du domaine du flou au domaine réel, c'est l'inverse de la fuzzification. C'est une phase importante où le système flou doit communiquer des valeurs précises à l'utilisateur final. Il existe plusieurs méthodes, la plus souvent rencontrée étant le calcul du "centre de gravité" (COG) de l'ensemble flou. D'autres méthodes de défuzzification sont aussi utilisées comme la bissectrice (BOA), la moyenne des maximums (MOM).

La méthode d'inférence de Mamdani nous oblige à trouver le centre de gravité d'une forme à deux dimensions en intégrant dans une fonction de variables continues. En général, ce processus entraîne une charge importante de calcul. Sugeno (1985) a proposé donc d'utiliser une fonction singleton comme fonction d'appartenance dans la conclusion de la règle. Cette méthode de calcul est efficace et fonctionne bien avec

des techniques d'optimisation et d'adaptation, ce qui la rend très attrayante dans les problèmes de contrôle (Ludwig, 2007).

Dans l'étape de défuzzification, la méthode de *COG* devient une moyenne pondérée

$$Y = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_A(y_i) \cdot y_i}{\sum_{i=1}^n \mu_A(y_i)}, \quad (2.8)$$

où i représente la $i^{\text{ème}}$ règle, n le nombre de règles agrégées, y_i la valeur de sortie de la $i^{\text{ème}}$ règle et Y la sortie défuzzifiée du système.

La méthode de Sugeno nous permet aussi de prendre en compte la confiance de chaque règle dans l'étape de défuzzification

$$Y_w = \frac{\sum_{i=1}^n w_i \cdot \mu_A(y_i) \cdot y_i}{\sum_{i=1}^n w_i \cdot \mu_A(y_i)}, \quad (2.9)$$

où w_i représente le poids relative à la confiance de la $i^{\text{ème}}$ règle, n le nombre de règles agrégées, y_i la valeur de sortie de la $i^{\text{ème}}$ règle et Y_w la sortie défuzzifiée du système.

2.2.2. LA THÉORIE DES POSSIBILITÉS

La théorie des sous-ensembles flous représentent essentiellement le caractère *imprécis* des informations, l'incertitude étant représentée de manière implicite et n'étant accessible que par déduction à partir des différentes fonctions d'appartenance (Bloch et al., 1994). C'est pour combler cette lacune que, quelques années après avoir introduit la théorie des ensembles flous Zadeh a proposé la théorie des possibilités (Zadeh, 1978). Dans ce cadre, des informations *imprécises* et *incertaines* peuvent coexister et être traitées conjointement (Bloch et al., 1994 ; Arif, 2005). Elle a été essentiellement développée en France par Dubois et Prade (1985).

Plutôt qu'un degré de croyance ou de vérité, elle modélise la préférence pour une hypothèse dont certaines sont plus ou moins possibles que d'autres. En effet, elle représente la possibilité et la certitude d'occurrence d'une hypothèse à travers des

mesures de possibilité Π et de nécessité N respectivement. Nous pouvons définir la mesure de possibilité Π d'une hypothèse $A \subseteq \Theta$ comme une fonction $\Pi : E(\Theta) \rightarrow [0,1]$ qui associe à A un degré de possibilité compris dans l'intervalle $[0,1]$, où $E(\Theta)$ représente l'ensemble des hypothèses emboîtées de Θ , tel que (Masson, 2005 ; Bouguelid, 2007)

$$(\Pi(\emptyset) = 0) \leq \Pi(A) \leq (\Pi(\Theta) = 1) \quad (2.10)$$

et

$$\Pi(A \cup B) = \max(\Pi(A), \Pi(B)). \quad (2.11)$$

Dans l'axiome (2.10), $\Pi(A)$ quantifie dans quelle mesure l'hypothèse A est possible. Pour $\Pi(A) = 0$, l'hypothèse A est impossible, $\Pi(A) = 1$, l'hypothèse A est toute à fait possible et $0 \leq \Pi(A) \leq 1$, nous avons un degré de possibilité de l'occurrence de l'hypothèse A . $\Pi(\emptyset) = 0$, attribue une possibilité impossible à une hypothèse impossible. Pour $\Pi(\Theta) = 1$, toutes les hypothèses qui appartiennent à Θ sont possibles. Nous vérifions dans ce cas l'hypothèse de monde fermé.

Des axiomes (2.10) et (2.11), nous pouvons déduire

$$\max(\Pi(A), \Pi(\bar{A})) = 1. \quad (2.12)$$

Contrairement à la théorie des probabilités, une hypothèse A ou son contraire \bar{A} sont toute à fait possibles, ce qui signifie que, de deux hypothèses contraires, l'un au moins est possible. Ceci dit, la possibilité de l'un n'implique pas l'impossibilité de l'autre. Ce qui peut conduire à une possibilité unitaire concernant ces deux hypothèses contraires

$$\Pi(A) = \Pi(\bar{A}) = 1. \quad (2.13)$$

L'équation (2.13) décrit alors une situation d'ignorance totale. C'est pour lever cette ambiguïté qu'une mesure de nécessité N a été introduite. Elle permet de mesurer l'impossibilité de l'occurrence de l'hypothèse contraire, indiquant donc le degré de certitude de son occurrence. Une hypothèse A est donc dite nécessaire si son hypothèse contraire est impossible $\Pi(\bar{A}) = 0$,

$$N(A) = 1 - \Pi(\bar{A}). \quad (2.14)$$

La mesure de possibilité ne représente pas l'incertitude d'une hypothèse mais uniquement son occurrence. Plus ce degré est proche de 1, plus il est certain que l'hypothèse sera réalisée. Nous pouvons définir la mesure de nécessité N d'une hypothèse $A \subseteq \Theta$ comme une fonction $N : E(\Theta) \rightarrow [0,1]$ qui associe à A un degré de nécessité compris dans l'intervalle $[0, 1]$, tel que

$$(N(\emptyset) = 0) \leq N(A) \leq (N(\Theta) = 1) \quad (2.15)$$

et

$$N(A \cap B) = \min(N(A), N(B)). \quad (2.16)$$

De façon analogue à (2.12), nous pouvons déduire à partir de (2.15) et (2.16), la relation suivante

$$\min(N(A), N(\bar{A})) = 0. \quad (2.17)$$

Pour des valeurs de Θ finis, de façon analogue à la théorie des probabilités, une mesure de possibilité Π peut être définie à partir d'une distribution de possibilité $\pi : \Theta \rightarrow [0,1]$ sur les singletons de Θ

$$\Pi(A) = \sup_{x \in A} \pi(x). \quad (2.18)$$

La distribution des possibilités $\pi(x)$ est composée des mesures de possibilités $\Pi(x)$ de tous les éléments $x \in A$ qui composent une hypothèse A . La mesure de possibilité $\Pi(A)$ est donc représentée par l'élément possédant la plus grande mesure de possibilité $\pi(x)$. De façon analogue, la distribution des possibilités peut être vue comme la fonction d'appartenance de l'ensemble flou des éléments possibles pour une hypothèse donnée. Utilisant (2.14) et (2.18), cette distribution de possibilité peut également définir une mesure de nécessité

$$N(A) = \inf_{x \notin A} (1 - \pi(x)). \quad (2.19)$$

La théorie des possibilités nous permet d'introduire la notion d'ignorance totale associée à une hypothèse et son contraire (2.13). Nous ne pouvons pas différencier le cas d'ignorance totale dont tous les éléments possèdent une mesure de possibilité

égale à 1. L'ignorance totale est représentée par la théorie des probabilités sous la forme d'équiprobabilités.

Nous avons alors un compromis entre les mesures de possibilité et nécessité

$$N(A) > 0 \Rightarrow \Pi(A) = 1 \quad (2.20)$$

$$\Pi(A) < 1 \Rightarrow N(A) = 0 \quad (2.21)$$

La modélisation de l'imprécision et de l'incertitude concernant l'hypothèse A est représentée par l'approche possibiliste comme un couple de mesures de possibilité et de nécessité $(\Pi(A), N(A))$. Cette théorie permet de traiter les incertitudes de nature non probabiliste. L'interprétation d'un degré de possibilité est très différente de celle d'une probabilité. Un fort degré de possibilité n'implique pas un fort degré de probabilité et qu'un faible degré de probabilité n'est pas synonyme d'un faible degré de possibilité. Seulement nous pouvons dire qu'un degré de possibilité nul implique une probabilité nulle (Masson, 2005).

2.3. LA THÉORIE DES CROYANCES DE DEMPSTER-SHAFER

La théorie de Dempster-Shafer (DST- *Dempster Shafer-Theory*, de l'anglais) de l'évidence a été introduite grâce aux travaux de Dempster (1976) sur les probabilités inférieures et supérieures développée par Shafer (1976). Smets (1994) a contribué au développement de cette théorie grâce à son modèle des croyances transférables (*TBM - Transferable Belief Model*, de l'anglais). La théorie de l'évidence détient une place importante dans le cadre des théories de l'imparfait puisque elle offre une généralisation de la théorie des probabilités et de la théorie des possibilités (Masson, 2005 ; Bouguelid, 2007 ; Martin, 2005 ; Ricquebourg et al., 2008 ; Beler, 2008 ; Baudrit, 2005). Elle permet une modélisation très souple et très riche, en particulier de l'incertitude et de l'imprécision, mais aussi de l'ambiguïté, de l'incomplétude et de l'inconsistance, en analysant les capacités de chaque source à donner une information sur chaque décision possible (Beler, 2008). Il s'agit d'un outil puissant qui peut être utilisé dans le cadre des applications de Maison Intelligente (dite aussi Smart Homes)

pour traiter les informations imparfaites liées à l'utilisation de plusieurs capteurs hétérogènes (Hong et al., 2009).

L'espace de discernement Θ , représente l'ensemble contenant les hypothèses possibles exhaustives et mutuellement exclusives d'une connaissance donnée. Ces hypothèses doivent répondre au principe de monde fermé. $S(\Theta)$, représente l'ensemble des parties de Θ , ou encore 2^Θ . Il comprend non seulement les hypothèses singletons de Θ , mais également l'ensemble de toutes les disjonctions possibles de ces hypothèses. Nous pouvons définir une *masse de croyance* (BBA - *basic belief assignment*, de l'anglais) d'une hypothèse $A \subseteq S(\Theta)$, comme une fonction $m: S(\Theta) \rightarrow [0,1]$, telle que (Masson, 2005 ; Bouguelid, 2007 ; Riquebourg et al., 2008)

$$m(\emptyset) = 0 \tag{2.22}$$

et

$$\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1. \tag{2.23}$$

La masse $m(A)$ représente une mesure subjective non-additive des chances de réalisation de l'hypothèse A . En d'autres termes, $m(A)$ quantifie dans quelle mesure l'hypothèse A est crédible, ce qui peut être interprété comme la fraction de la masse unité allouée à A sur la base de notre état de connaissance. En effet, $m(A)$ exprime la croyance exactement à l'hypothèse A et n'apporte aucune croyance aux sous-ensembles de A , chacun ayant, par définition, sa propre masse. Les éléments A de $S(\Theta)$, pour $m(A) > 0$ sont appelés *éléments focaux*.

Les axiomes (2.22) et (2.23) s'appuient sur les bases de la théorie des probabilités. Dans l'axiome (2.22), la masse affectée à une hypothèse impossible est nulle. Nous verrons que cet axiome peut être en contradiction lorsque nous supposons l'hypothèse de monde ouvert produite dans des cas de conflit issus de la fusion entre sources. Contrairement aux théories de probabilité et des possibilités, la théorie des croyances représente l'ignorance totale en affectant toute la certitude à l'ignorance totale $m(\Theta) = 1$.

Dans l'axiome (2.23), la condition de normalisation est imposée et conduit à une *distribution de croyance*, dans laquelle la somme de toutes les masses des hypothèses crédibles en $\mathcal{S}(\Theta)$ doit être égale à 1. Ce que montre une grande analogie avec la notion de distribution de probabilité, à la différence que nous pouvons répartir les masses parmi tous les hypothèses de $\mathcal{S}(\Theta)$ et non uniquement sur les hypothèses singletons de l'ensemble Θ comme emploie la théorie des probabilités ou même la théorie de possibilités qui travaille sur les hypothèses emboîtées. En effet, la théorie de Dempster-Shafer fourni une modélisation très souple et très riche des connaissances imparfaites, en particulier de l'imprécision et de l'incertitude, mais aussi de l'ambiguïté, de l'incomplétude et de l'inconsistance, en analysant les capacités de chaque source à donner une information sur chaque décision possible (Beler, 2008). De plus cela se fait de manière très naturelle. Soit un espace de discernement $\Theta = \{A, B, C\}$, nous pouvons définir (Masson, 2005 ; Bouguelid, 2007)

- **Connaissance précise et certaine** : correspond à l'affectation de toute la certitude à un élément focal singleton $m(\{A\})=1$;
- **Connaissance imprécise et certaine** : correspond à l'affectation de toute la certitude à un élément focal non-singleton $m(\{A, C\})=1$;
- **Connaissance imprécise et incertaine** : correspond à l'affectation des fractions de certitude à des éléments focaux singletons et composés $m(\{A\})=0,7$, $m(\{B\})=0,2$, $m(\{A, C\})=0,1$;
- **Connaissance incertaine ou Bayésienne** : correspond à l'affectation des fractions de certitude à des éléments focaux singletons $m(\{A\})=0,7$, $m(\{B\})=0,2$, $m(\{C\})=0,1$;
- **L'ignorance totale** : non modélisées par la théorie Bayésienne ni par la théorie des possibilités, correspond à l'affectation de toute la certitude à l'ignorance Θ : $m(\Theta)=1$;
- **L'ignorance partielle** : correspond à l'affectation de toute ou une fraction de certitude à une hypothèse composée (à l'exception de Θ), $m(\{A, B\})=1$ ou $m(\{A, B\})=0,7$. Elle représente les informations imprécises.

La théorie des fonctions de croyance, contrairement à la théorie des probabilités, est donc bien adaptée pour représenter des connaissances à la fois imprécises et incertaines. Les hypothèses composées, permettent à cette théorie de bien représenter l'incertitude sous la forme d'ignorance.

Un autre intérêt de la modélisation par la théorie de Dempster Shafer est la prise en compte de l'incomplétude dans la connaissance, qui réside dans l'hypothèse de monde ouvert, mal appréhendée par la théorie des probabilités. Shafer a imposé l'axiome (2.22), mais il peut être relâché si nous acceptons l'hypothèse de monde ouvert qui considère l'ensemble des hypothèses Θ ouvert à autres hypothèses (incomplet). Dans ce cas $m(\emptyset) \neq 0$, représente la part des croyances qui se trouvent ailleurs que dans Θ (Masson, 2005).

Le fait de ne pas être obligé de répartir la masse totale sur des singletons permet à la théorie des croyances une plus grande souplesse par rapport à la théorie Bayésienne. En effet, nous pouvons affecter des masses à n'importe quel élément focal de $S(\Theta)$. Lorsque nous affectons une masse à une hypothèse composée, nous exprimons le fait que cet ensemble nous paraît crédible sans être obligé de se prononcé à propos d'une hypothèse que le compose (Ricquebourg et al., 2008). De cette manière, nous pouvons représenter facilement l'ignorance totale comme

$$m(\Theta) = 1 \tag{2.24}$$

et

$$m(A) = 0. \tag{2.25}$$

Différemment de la théorie des probabilités, la théorie de Dempster Shafer utilise un intervalle $[Bel(A), Pl(A)]$ plutôt qu'une grandeur unique pour représenter la connaissance que nous avons de l'hypothèse A . Les limites inférieure et supérieure d'une masse m sont représentés par deux mesures non additives appelés *crédibilité* et *plausibilité* respectivement, ce qui peut être défini comme suit,

$$Bel(A) = \sum_{B|B \subseteq A} m(B) \quad (2.26)$$

et

$$Pl(A) = \sum_{B|B \cap A \neq \emptyset} m(B). \quad (2.27)$$

La fonction de croyance $Bel(A)$ représente la somme des degrés de croyance correspondants à toutes les hypothèses qui *impliquent* A . En revanche la fonction de plausibilité $Pl(A)$ représente la somme des degrés de croyance correspondants à toutes les hypothèses qui ne *contredisent* pas A . De ce fait l'équation (2.27) peut aussi être écrite comme

$$Pl(A) = Bel(\Theta) - Bel(\bar{A}). \quad (2.28)$$

L'intervalle $[Bel(A), Pl(A)]$ peut être vu comme un intervalle encadrant une probabilité $P(A)$ mal connue (Bouguelid, 2007)

$$Bel(A) \leq P(A) \leq Pl(A). \quad (2.29)$$

La différence entre $Pl(A) - Bel(A)$ mesure l'ignorance qui nous avons concernant l'hypothèse A . Les mesures de croyance et de plausibilité permettent de montrer le lien entre l'hypothèse A et son contraire.

$$Bel(A) = 1 - Pl(\bar{A}). \quad (2.30)$$

Cette relation montre que plus nous augmentons la croyance dans l'hypothèse A , moins l'hypothèse contraire devient plausible.

Lorsque les distributions de croyance proviennent de sources distinctes au sein du même espace de discernement Θ , une nouvelle distribution de croyance qui représente le consensus de ces opinions disparates peut être produite. Soient m_1, \dots, m_{no} fonctions de masse sur Θ représentant no systèmes d'évidence relatifs à des sources indépendantes. B, \dots, C représentent des éléments focaux de m_1, \dots, m_{no} respectivement. Une nouvelle fonction de masse $m_{1, \dots, no}$ est formée à partir d'une opération de somme conjonctive définie par la somme orthogonale $m_{1, \dots, no}(\cdot) = m_1(\cdot) \oplus \dots \oplus m_{no}(\cdot)$

$$m_{1,\dots,n_0}(A) = \sum_{B \cap \dots \cap C = A} m_1(B) \cdot \dots \cdot m_{n_0}(C). \quad (2.31)$$

L'équation (2.31) permet de composer une nouvelle distribution de croyances issue de sources consistantes ou fiables (non-conflictuelles). Cependant, lorsque les sources fusionnées sont inconsistantes ou non-fiables, un conflit se produit qui est représenté par les intersections vides entre les hypothèses. Sachant que les hypothèses sont exhaustives et mutuellement exclusives, les intersections vides (intersections impossibles) ne peuvent pas être considérées comme possibles solutions du problème. Lors d'une fusion conflictuelle, une contrainte est alors imposée sur toutes les hypothèses singletons et les produits de masses conflictuelles sont repartis sur l'ensemble nul (hypothèse de monde ouvert ($m_{1,\dots,n_0}(\emptyset) \neq 0$)), ce qui entre en contradiction avec l'axiome (2.22).

En présence de conflit, l'axiome (2.22) peut être rétabli en utilisant une opération de normalisation proposée par Dempster sur la règle de combinaison conjonctive (2.31), appelée aussi règle de combinaison de Dempster-Shafer

$$m_{1,\dots,n_0}(A) = \frac{\sum_{B \cap \dots \cap C = A} m_1(B) \cdot \dots \cdot m_{n_0}(C)}{1 - K}, \quad (2.32)$$

et

$$K = m_{1,\dots,n_0}(\emptyset) = \sum_{B \cap \dots \cap C = \emptyset} m_1(B) \cdot \dots \cdot m_{n_0}(C), \quad (2.33)$$

où K représente la mesure du degré de conflit entre les sources fusionnées. Le conflit représente donc l'incohérence de la fusion résultat de la contradiction entre les sources.

Cette opération de normalisation garantit $m_{1,\dots,n_0}(0) = 0$ en divisant chaque masse $m_{1,\dots,n_0}(A)$ par le facteur de normalisation $1 - K$. L'inconvénient de cette opération de normalisation est qu'elle permet de répartir la masse de l'ensemble vide (conflit) à tous les éléments focaux par la normalisation $1 - K$. Pour compenser cet inconvénient, diverses règles de combinaison basées sur les règles conjonctive et disjonctive sont proposées. Les différences se situent au niveau de la répartition de la masse conflictuelle.

La règle de combinaison conjonctive nécessite que les sources soient fiables. Une règle plus prudente est celle de la somme disjonctive définie par

$$m_{1,\dots,n_0}(A) = \sum_{B \cup \dots \cup C = A} m_1(B) \cdot \dots \cdot m_{n_0}(C) \quad (2.34)$$

qui se justifie, en particulier, lorsque nous savons qu'au moins une des sources est fiable.

Dans le cadre du modèle des croyances transférables proposé par Smets, une règle de combinaison est proposée permettant d'isoler le conflit dans l'ensemble vide et d'éliminer le coefficient de normalisation $1 - \kappa$. La règle de combinaison de Smets, comme la règle de combinaison conjonctive, considère la fusion de sources fiables et suppose l'hypothèse de monde ouvert.

D'autres règles de combinaison sont encore proposées. Les principales sont celles de *Yager*, *Dubois* et *Prade* et *Inagaki*. Voici une récapitulation des différentes approches de redistribution de conflit (Djignavorian, 2008) :

- **règle conjonctive** : aucune.
- **règle disjonctive** : aucune.
- **règle de Dempster-Shafer** : proportionnellement aux masses des éléments focaux non conflictuels.
- **règle de Yager** : vers l'ignorance totale.
- **règle de Dubois et Prade** : vers l'ignorance partielle. (c.-à-d. les unions)
- **règle de Smets** : vers l'ensemble vide.
- **règle de Inagaki** : généralisation par le biais de pondérations des règles se départageant en totalité ou en partie entre la conjonction et la disjonction la masse conflictuelle.

Une fois la fusion effectuée et donc la distribution de croyance finale établie, nous devons l'interpréter pour que nous puissions prendre une décision. L'existence de multiples interprétations possibles et non consensuelles du sens des masses affectées aux sous ensembles de l'espace de discernement, conduisent à plusieurs méthodes décisionnelles. Nous trouvons essentiellement deux approches en ce qui concerne l'étape de décision sur les hypothèses singletons : par critère de maximum

de plausibilité ou bien de maximum de probabilité pignistique (Nifle & Reynaud, 1997). Nifle & Reynaud (1997) ont proposé un travail de comparaison entre ces deux méthodes de décision. Ils ont montré que ces méthodes sont difficilement comparables *a priori* et qu'elles sont opérationnelles en fonction de l'interprétation initiale des masses.

La méthode de calcul pignistique,

$$BetP(A) = \sum_{\emptyset \neq B \subseteq \Theta} m(B) \frac{|A \cap B|}{|B|}, \quad (2.35)$$

permet de transformer la distribution de croyance en une distribution de probabilité, en rebasculant l'ignorance vers les hypothèses singletons.

Pour les méthodes de maximum des plausibilités (2.27) nous utilisons,

$$Pl(A) = \sum_{B|B \cap A \neq \emptyset} m(B). \quad (2.36)$$

Les deux méthodes décisionnelles permettent d'enlever l'ambiguïté produite par l'hypothèse composée (imprécise) et de décider quant à la supériorité d'une hypothèse parmi celles définies dans l'espace de discernement.

2.3.1. LE RÉSEAU ÉVIDENTIEL

De façon analogue aux Réseaux Bayésiens, la théorie de Dempster-Shafer peut s'appuyer sur une représentation graphique pour modéliser des systèmes complexes (multi-sources). Cette représentation est basée sur un raisonnement ontologique où nous pouvons décomposer l'espace des hypothèses dans un arbre de décision. Cela implique généralement l'utilisation d'une structure multi-sources potentiellement hétérogènes. Il est donc nécessaire d'analyser les relations de dépendance entre ces multi-sources. Pour cela les opérations évidentielles (Lee et al., 2009 ; Hong et al., 2009 ; Strat, 1987 ; Liu et al., 1993 ; Hong, 2001) permettent de représenter la relation de compatibilité entre les espaces de discernement de chaque source. De ce fait le concept de Réseau Évidentiel a été introduit (Simon et al., 2007 ; Simon et al., 2008 ; Lee et al., 2009 ; Hong et al., 2009).

Les Réseaux d'évidence sont des graphes acycliques orientés similaires à des réseaux Bayésiens destinés à traiter les informations imparfaites issues d'un système multi-sources. Un Réseau Évidentiel est défini comme un couple : $G = ((N, A), M)$, où (N, A) représente le graphe avec N l'ensemble de nœuds, A l'ensemble des arcs et M l'ensemble de masses associés à chaque nœud. Quand un nœud n'est pas un nœud racine (entrée), c'est-à-dire quand il a des nœuds parents, sa distribution de masses est définie par des opérations évidentielles de propagation qui quantifient la relation entre ce nœud et ses parents. Quand un nœud est racine, une table *a priori* des masses est définie à partir d'une étape d'affectation des fonctions de masse. La Figure 4 illustre la relation entre deux nœuds parents (X et Y) et un nœud fils (Z) dans un Réseau d'Evidence. La distribution de croyance du nœud fils est donc composée à partir des distributions de croyance des nœuds parents.

La description détaillée de la théorie des Réseaux d'Évidence est présentée dans le Chapitre 3.

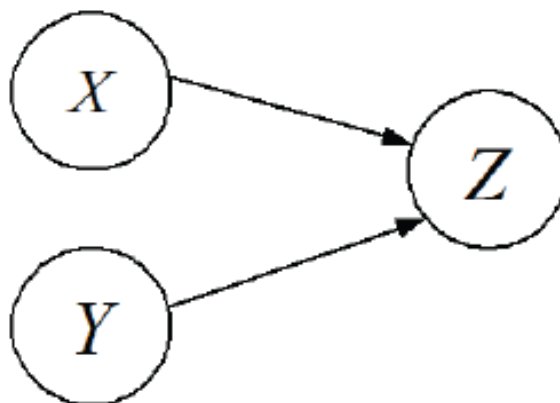


Figure 4. Réseau d'Évidence élémentaire : 2 parents (X et Y) et 1 enfant (Z).

2.4. COMPARAISON MÉTHODOLOGIQUE ENTRE LES MÉTHODES DE FUSION

Cette section est dédiée à la comparaison méthodologique entre les méthodes d'agrégation de données hétérogènes présentées dans ce chapitre dans le but de trouver la plus adaptée à notre application de télévigilance médicale pour la reconnaissance d'activités dépendantes du contexte. Nous cherchons donc, plus

précisément, une méthode de fusion de données adaptée aux raisonnements ontologiques complexes qui permet de représenter l'imperfection inhérente aux données provenant de capteurs hétérogènes.

2.4.1. LA THÉORIE DES PROBABILITÉS

Des nombreux travaux dans la littérature s'appuient sur de fortes bases mathématiques de la théorie des probabilités, ce qui constitue en atout important de cette théorie. De même elle fournit une gamme d'outils très riches permettant de bien traiter deux points essentiels de la représentation des connaissances : la modélisation des données et l'apprentissage des modèles. Cette théorie représente bien l'incertitude inhérente à l'information en affectant une mesure de certitude aux éléments manipulés, après avoir extrapolé à l'ensemble de la population des résultats issus d'une expérience aléatoire. Cependant elle ne permet pas facilement de représenter son imprécision (Bloch et al., 1994). Tous les systèmes de mesures possèdent des limites en ce qui concerne la précision. Il peut donc être intéressant d'intégrer la connaissance que nous avons de l'imprécision dans l'analyse (Masson, 2005). De plus, dans une application multi-sources, le conflit entre les sources n'est pas implicitement pris en compte et la connaissance partielle des données n'est pas modélisée. L'ignorance totale n'est pas représentée, étant remplacée par l'équiprobabilité. Ce qui peut produire des résultats incohérents lors de leur fusion (Ricquebourg et al., 2008).

Un autre inconvénient réside dans l'hypothèse selon laquelle toutes les données (connaissance du domaine, évidences accumulées) peuvent être représentées par des fonctions de probabilités. En réalité, ce n'est pas toujours possible, si la quantité de données est insuffisante (Benavoli et al., 2007). La représentation de la connaissance au contexte de la Télévigilance dépend de la disponibilité d'une base de données suffisante pour modéliser les situations de détresse visées (chute, tachycardie, ...), d'une façon fiable. La modélisation d'une personne qui chute est une tâche de grande complexité. Chaque personne possède sa manière de tomber qui peut se faire de plusieurs façons, en particulier les cas de chutes molles difficiles à détecter. Les bases

de données de chutes sont restreintes à cause du manque d'enregistrements réalisés en situations réelles.

2.4.2. LA LOGIQUE FLOUE

La théorie des ensembles flous représente un très bon outil pour représenter et manipuler les informations imprécises, sous la forme de fonctions d'appartenance (Bloch et al., 1994 ; Bouguelid, 2007 ; Masson, 2005). Ces fonctions ne sont pas soumises aux contraintes axiomatiques imposées aux probabilités et permettent donc une représentation plus souple de la connaissance. En revanche, cette souplesse peut être considérée comme un inconvénient puisqu'elle laisse facilement l'utilisateur démuné pour définir ces fonctions. L'inconvénient des ensembles flous est qu'ils représentent essentiellement le caractère imprécis des informations, l'incertitude étant représentée de manière implicite et n'étant accessible que par déduction à partir des différentes fonctions d'appartenance (Bloch et al., 1994).

2.4.3. LA THÉORIE DES POSSIBILITÉS

La théorie des possibilités permet de représenter à la fois l'imprécision et l'incertitude, en utilisant des distributions de possibilités, des fonctions de possibilité et de nécessité qui caractérisent un événement (Bloch et al., 1994 ; Arif, 2005). Comme la théorie des ensembles flous, les fonctions de distributions de possibilités permettent aussi une représentation plus souple de la connaissance par rapport à l'approche probabiliste. Elle permet une modélisation efficace de la méconnaissance envers des hypothèses. Néanmoins, la théorie des possibilités ne gère pas nativement le conflit entre sources mais elle peut être mise en œuvre par des règles adaptatives. De même, elle ne permet pas une modélisation de l'ignorance totale (Ricquebourg et al., 2008).

2.4.4. LA THÉORIE DES CROYANCES DE DEMPSTER-SHAFER

La théorie des croyances détient une place importante dans le cadre des théories de l'imparfait puisque elle apparaît comme une généralisation de la théorie des

probabilités et de la théorie des possibilités (Masson, 2005 ; Bouguelid, 2007 ; Martin, 2005 ; Ricquebourg et al., 2008 ; Beler, 2008 ; Baudrit, 2005). En effet, la théorie de Dempster-Shafer fournit une modélisation très souple et très riche des connaissances imparfaites, en particulier de l'imprécision et de l'incertitude, mais aussi de l'inconsistance, de l'ambiguïté et de l'incomplétude, ceci en analysant les capacités de chaque source à donner une information sur chaque décision possible (Beler, 2008). De plus cela se fait de manière très naturelle. Soit un espace de discernement $\Theta = \{A, B, C\}$, nous pouvons alors définir un niveau de connaissance de la manière suivante (Masson, 2005 ; Bouguelid, 2007) :

- **Connaissance précise et certaine** : correspond à l'affectation de toute la certitude à un élément focal singleton $m(\{A\}) = 1$;
- **Connaissance imprécise et certaine** : correspond à l'affectation de toute la certitude à un élément focal non-singleton $m(\{A, C\}) = 1$;
- **Connaissance imprécise et incertaine** : correspond à l'affectation des fractions de certitude à des éléments focaux singletons et composés $m(\{A\}) = 0,7$, $m(\{B\}) = 0,2$, $m(\{A, C\}) = 0,1$;
- **Connaissance incertaine ou Bayésienne** : correspond à l'affectation des fractions de certitude à des éléments focaux singletons $m(\{A\}) = 0,7$, $m(\{B\}) = 0,2$, $m(\{C\}) = 0,1$;
- **L'ignorance totale** : non modélisées par la théorie Bayésienne ni par la théorie des possibilités, correspond à l'affectation de toute la certitude à l'ignorance Θ : $m(\Theta) = 1$;
- **L'ignorance partielle** : correspond à l'affectation de toute ou une fraction de certitude à une hypothèse composée (à l'exception de Θ), $m(\{A, B\}) = 1$ ou $m(\{A, B\}) = 0,7$. Elle représente les informations imprécises.

La théorie des fonctions de croyances offre une représentation des connaissances partielles, de l'ignorance totale jusqu'à la connaissance parfaite. Elle permet de discerner parmi plusieurs hypothèses en modélisant des événements non-exclusifs. Ceci dit, les fonctions de masse sont définies sur tous les sous-ensembles de l'espace de discernement Θ et pas simplement sur les singletons comme les

probabilités qui ne mesurent que la probabilité d'appartenance à une hypothèse donnée. De plus, cette théorie fournit explicitement une mesure de l'ignorance que l'on a sur une hypothèse A et son complémentaire, comme longueur de l'intervalle de confiance $[Bel(A), Pl(A)]$. La théorie des probabilités devient alors un cas particulier de cette théorie car les masses ne sont affectées qu'aux hypothèses singletons et en absence de l'ignorance ($Bel(A) = Pl(A)$) (Masson, 2005 ; Ricquebourg et al., 2008 ; Bloch et al., 1994).

La théorie des croyances est aussi particulièrement adaptée à la fusion de données, à l'acquisition et à l'analyse de l'information, et à la modélisation de connaissances fournies par des experts. En ce qui concerne la fusion de données, elle propose une modélisation naturelle du conflit entre les sources fusionnées. Cependant, cette théorie peut sembler pauvre du point de vue de la fusion par rapport aux approches comme la théorie des possibilités. En effet, il n'y a que deux opérateurs principaux, la règle de Dempster et la somme disjonctive (Beler, 2008).

Un autre inconvénient de cette théorie des croyances cité dans la littérature (Gaemain et al., 2008 ; Veremme et al., 2008 ; Simon et al., 2008 ; Wafa et al., 2010) concerne l'estimation des fonctions de masses, une étape cruciale de la modélisation des connaissances. En fait, cet inconvénient vient du fait qu'il peut y avoir plusieurs interprétations de ces mesures et il n'existe pas de méthodes génériques pour l'affectation de masse. Ce qui engendre des controverses sur leur utilisation (Simon et al., 2008). En effet, des nombreuses méthodes d'affectation de masses ont été proposées dans la littérature. La plus simple et la plus utilisée reste encore l'expertise humaine dans laquelle les coefficients sont établis manuellement. D'autres méthodes telles que l'utilisation des probabilités comme base de conversion (Appriou, 1991), la notion de distance (Denoeux, 1995), de vraisemblances (Appriou, 1998), de taux d'erreurs ou encore des sorties de réseaux de neurones (Rogova, 1994) sont employées (Ricquebourg et al., 2008). Ce qui montre la souplesse de cette méthode et transforme cet inconvénient en un avantage. En effet elle a la capacité de prendre en compte le caractère hétérogène potentiellement fort des données que l'on peut avoir à traiter. De plus nous verrons plus loin que la dynamique peut permettre aussi d'affiner l'estimation des masses au cours du temps.

2.4.5. LA THÉORIE CHOISIE DANS LE CADRE DE CES TRAVAUX THÈSE

La recherche bibliographique a été consacrée à la comparaison de différentes théories adaptées aux données imparfaites. Différentes interprétations sont évoquées pour des applications variées. Il semble pourtant difficile de conclure sur le choix d'une ou autre des théories ; seulement la mise en correspondance avec les contraintes de l'application pourrait nous permettre ce choix. Le Tableau 3 résume donc les principales caractéristiques des théories présentées précédemment :

Tableau 3. Prise en compte des l'imperfection par les différentes théories étudiées.

Imperfection	Théories de modélisation de l'imparfait			
	Probabilité	Floue	Possibilités	Croyances
Imprécision	NON	OUI	OUI	OUI
Incertitude	OUI	NON	OUI	OUI
Conflit	NON	NON	NON	OUI

Le Tableau 3 montre que tous les méthodes sont bien adaptées aux données imparfaites et que chacune est adaptée à un besoin spécifique. Nous ne devons donc pas considérer ces différentes théories comme concurrentes, mais plutôt comme proposant des représentations complémentaires des données imparfaites. Un travail important de comparaison et de mise en relation des différentes théories est encore nécessaire à ce jour (Masson, 2005). Il est clair en tout cas que les objets mathématiques manipulés sont très proches et que la théorie des croyances peut être considérée comme la plus généralisatrice par rapport à celles présentées dans ce chapitre. En effet, nous les retrouvons comme des cas particuliers de la théorie des croyances :

- *La théorie des probabilités* : si la masse est affectée à des éléments focaux singletons uniquement, la masse est dite *Bayésienne* ou *Probabiliste*. Dans ce cas, la construction de la fonction de croyance correspondante donne une unique mesure de probabilité ($Bel(A) = P(A) = Pl(A)$).

- La *théorie des possibilités* : si la masse est affectée à des éléments focaux emboîtés, alors la fonction de croyance correspondante $Bel(A)$ est une fonction de *Nécessité* et la fonction de plausibilité $Pl(A)$ est une mesure de *Possibilité*.

La Figure 5, illustre le lien entre les théories des probabilités, des possibilités et des croyances.

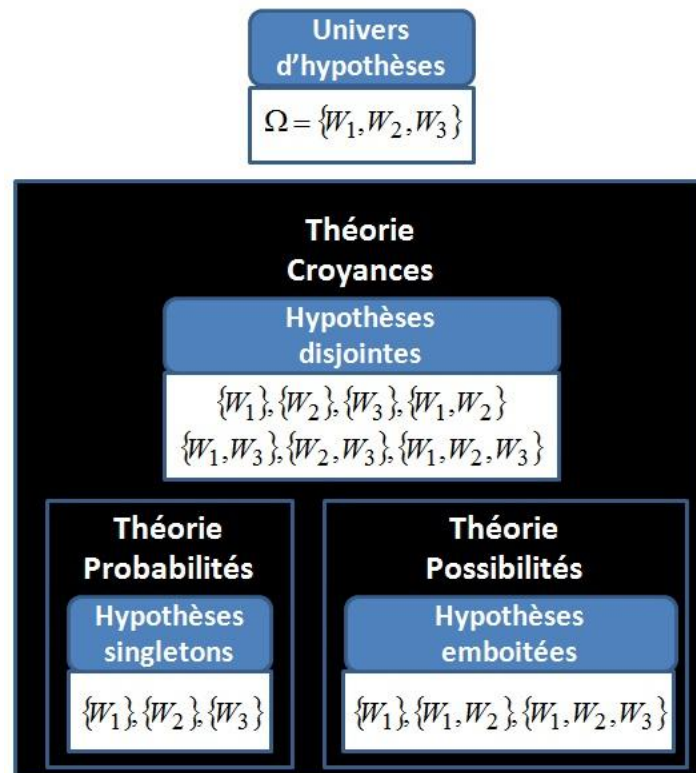


Figure 5. Lien entre les théories des probabilités, des possibilités et des croyances.

De ce fait, et compte tenu des travaux précédemment menés par Medjahed (2010), dans implémentation de la Logique Floue sur cette plate-forme, et dans ses perspectives d'explorer une nouvelle voie fondée sur des arbres de décision en prenant en compte les aspects temporels, nous avons donc retenu la théorie des croyances pour l'explorer et la développer dans ce travail.

La prise en compte très naturelle de l'imperfection et de la modélisation du conflit aux données issues de plusieurs modalités hétérogènes est un atout essentiel pour la modélisation de notre application de télévigilance médicale. En effet, une étude du conflit, en plus de la représentation de la cohérence de la fusion, peut être utilisée comme une mesure de la fiabilité des capteurs. De ce fait, des capteurs

potentiellement défailants peuvent être identifiés, ce qui peut améliorer considérablement le résultat de la fusion.

L'utilisation de la théorie des croyances dans une représentation graphique (Réseau d'Évidence) nous permettra de décomposer l'espace des hypothèses sur un arbre de décision pour modéliser des systèmes complexes, tout en y projetant les différents degrés d'imperfection aux différents niveaux du graphe.

2.5. MODÉLISATION DE L'IMPERFECTION DES SIGNAUX DES CAPTEURS À PARTIR DES THÉORIES ÉTUDIÉS DANS CE CHAPITRE

Dans ce chapitre nous avons présenté et établi une comparaison théorique entre les différentes méthodes de fusion de données hétérogènes imparfaites. En conclusion, nous avons retenu l'utilisation de la théorie des croyances dans le traitement de l'imperfection sous la forme d'incertitude, d'imprécision, d'incomplétude, d'inconsistance et d'ambiguïté. Cependant, dans le cadre de notre plateforme de télévigilance médicale, des questions se posent à ce propos : Pouvons-nous tenir en compte l'imperfection des données issues de nos capteurs ? Comment pouvons-nous réaliser cela ? Cette section est donc consacrée à la modélisation de l'imperfection des données issues des nos différentes modalités pour motiver d'avantage l'utilisation de la théorie des croyances par rapport aux autres approches décrites plus haut, en particulier, la Logique Floue dans le cadre des travaux précédents Medjahed (2010).

2.5.1. MODÉLISATION DES CAPTEURS PAR LES DIFFÉRENTES THÉORIES

Nous donnons dans la suite un exemple simple de notre application pour illustrer les différences entre les différentes théories précédemment abordées.

Un capteur de mouvements infrarouge binaire peut être représenté par un ensemble contenant deux hypothèses exclusives $\Theta_{IR} = \{inactif, actif\}$, correspondant aux valeurs binaires de sortie $IR = 0$ ou $IR = 1$ respectivement.

La Logique Floue permet de bien représenter l'imprécision d'une source d'information définie sur un univers de discours possédant plusieurs éléments. Cependant dans le cas d'un capteur IR binaire, nous n'avons que deux éléments pour représenter l'univers du discours, 0 et 1. L'incertitude ne peut donc pas être extraite directement de l'information de ce capteur, sauf par un post-traitement spécifique. Par exemple, Medjahed (2010) a utilisé un tel procédé qui consiste en un lissage temporel des signaux d'excitation (impulsions) des capteurs IR, dès lors permettant d'estimer l'incertitude. Autrement dit, lorsque nous utilisons une représentation de l'univers du discours binaire, la Logique Floue peut être vue comme une représentation de la théorie des ensembles classiques, comme illustrée dans la Figure 6.

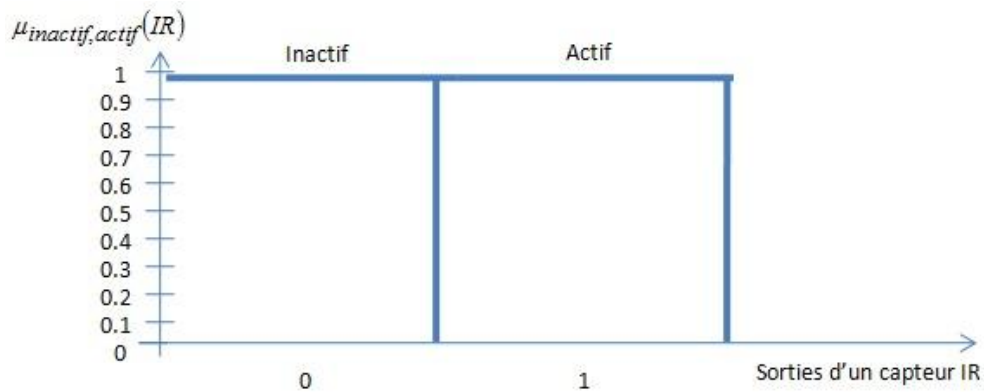


Figure 6. Fonction d'appartenance aux ensembles flous Actif et Inactif.

Ceci dit, nous devons faire confiance aux valeurs délivrées par le capteur.

$$IR = 0 \Rightarrow \mu_{Inactif}(IR = 0) = 1$$

$$IR = 1 \Rightarrow \mu_{Actif}(IR = 1) = 1$$

Un capteur qui délivre la valeur 1, ne garantit pas que ce capteur soit vraiment excité. Les capteurs ne sont jamais fiables à 100%. Il est donc important de prendre en compte l'incertitude présente dans l'information de ce capteur pour pouvoir considérer d'éventuelles erreurs. Les approches probabilistes et crédibilistes peuvent prendre en compte l'incertitude et donc fournir une représentation plus réaliste des informations de ce capteur. Les approches probabilistes peuvent représenter l'incertitude de la manière qui suit,

$$IR = 0 \Rightarrow P(\text{Inactif}) = 0.95 \text{ et } P(\text{Actif}) = 0.05$$

$$IR = 1 \Rightarrow P(\text{Inactif}) = 0.05 \text{ et } P(\text{Actif}) = 0.95$$

Dans ce cas, la valeur 1 délivrée par le capteur ne garantit pas que ce dernier soit excité. Elle fournit plutôt une fraction de certitude importante à l'hypothèse *actif*. Dans le cadre de l'approche crédibiliste, l'incertitude peut être également exploitée à partir de l'information du capteur,

$$IR = 0 \Rightarrow m(\{\text{Inactif}\}) = 0.95 \text{ et } m(\{\text{Actif}\}) = 0.05$$

$$IR = 1 \Rightarrow m(\{\text{Inactif}\}) = 0.05 \text{ et } m(\{\text{Actif}\}) = 0.95$$

En plus de l'incertitude, la théorie des croyances peut représenter aussi l'imprécision,

$$IR = 0 \Rightarrow m(\{\text{Inactif}\}) = 0.95 \text{ et } m(\{\text{Inactif}, \text{Actif}\}) = 0.05$$

$$IR = 1 \Rightarrow m(\{\text{Inactif}\}) = 0.05 \text{ et } m(\{\text{Inactif}, \text{Actif}\}) = 0.95$$

Les informations des capteurs peuvent être utilisées pour déduire des informations contextuelles comme la localisation de la personne. Dans ce cadre, l'exploitation des informations imparfaites est aussi importante pour bien modéliser le problème. Un cas particulier d'incertitude correspond au cas où nous avons un capteur qui couvre deux pièces à la fois (Figure 7).

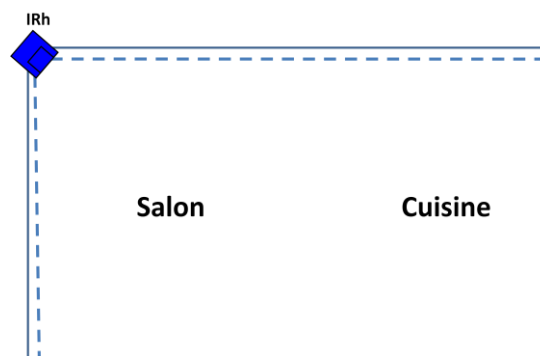


Figure 7. Capteur IR qui couvre deux pièces : salon et cuisine.

Une personne située soit au salon, soit à la cuisine, excite alors un même capteur IR. La modélisation de la localisation de cette personne, si on utilise la Logique Floue, ne permet pas d'exploiter l'incertitude de l'information de ce capteur (Figure 8).

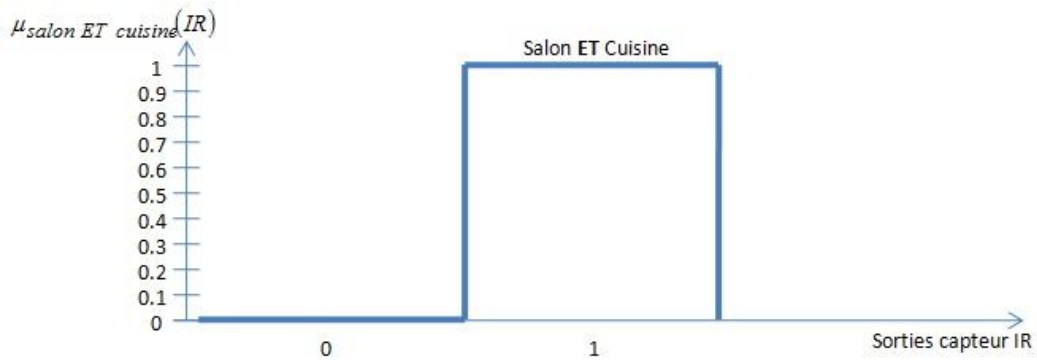


Figure 8. Fonction d'appartenance aux ensembles flous Salon et Cuisine.

Nous avons deux fonctions d'appartenance qui se superposent

$$\mu_{salon}(0) = \mu_{cuisine}(0) = 0$$

$$\mu_{salon}(1) = \mu_{cuisine}(1) = 1$$

Un capteur excité, représente donc la localisation d'une personne dans la (*salon ET cuisine*). Ce qui est faux car les hypothèses de localisation sont disjointes, la personne ne pouvant pas se trouver dans deux pièces à la fois. L'incertitude et l'imprécision sont donc une fois de plus nécessaires pour bien modéliser cette situation. Cela est possible grâce à la théorie des croyances (Figure 9). Nous pouvons modéliser la localisation de la personne par la disjonction des hypothèses (*salon OU cuisine*). Dans ce cas, lorsque le capteur IR est excité nous pouvons affecter la masse de croyance $m(\{salon, cuisine\}) = 1$ à ce capteur, ce qui représente l'ignorance totale, c'est-à-dire, la personne est certainement dans le salon OU dans la cuisine.

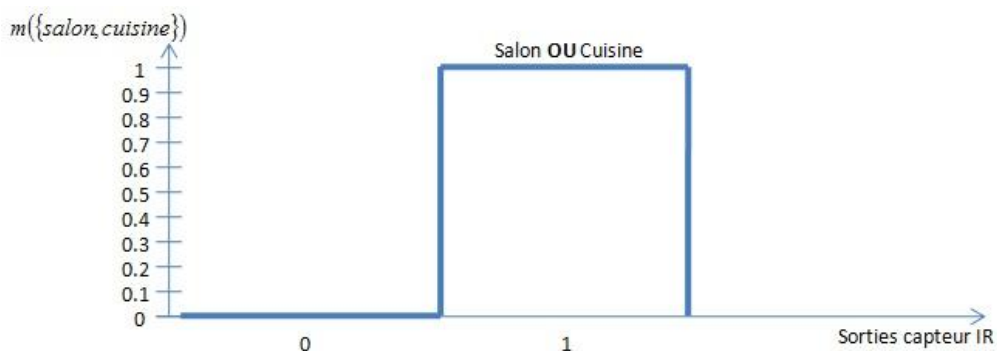


Figure 9. Masse de croyance affectée aux hypothèses disjointes : Salon OU Cuisine.

La théorie Bayésienne est obligée de représenter l'ignorance totale par l'équiprobabilité entre les hypothèses,

$$P(\text{salon}) = P(\text{cuisine}) = 0.5.$$

Nous remarquons donc que la théorie des croyances permet une modélisation plus naturelle, flexible et cohérente des informations imparfaites. Cela s'applique autant à d'autres modalités comme RFPAT et ANASON. La représentation graphique, appelée Réseau d'Évidence, nous permettra alors de décomposer l'espace des hypothèses en un arbre de décision pour modéliser des systèmes complexes, tels que la combinaison de plusieurs modalités comme RFPAT, ANASON et GARDIEN. Les informations redondantes et complémentaires issues de nos modalités pourront donc être fusionnées à plusieurs niveaux afin d'obtenir de nouvelles informations plus précises et fiables, justement du fait de la progression des imperfections à chaque niveau du réseau évidentiel.

3. MISE EN ŒUVRE DU RÉSEAU ÉVIDENTIEL À PARTIR DE LA THÉORIE DE DEMPSTER SHAFER

Parmi les techniques de fusion multi-capteurs, les méthodes Bayésiennes (Kittler et al., 1998 ; Kittler, 2000 ; Heckmann et al. 2002) et les Théories des Evidences telles que la théorie de Dempster-Shafer (DST) (Dempster, 1976 ; Shafer, 1976 ; Smets, 1994), sont couramment utilisées pour traiter les degrés d'incertitude dans le processus de fusion.

Ces théories peuvent s'utiliser avec des représentations graphiques : Réseaux Bayésiens (Bellot, 2002 ; Martins, 2008) et Réseaux d'Évidence (Simon et al., 2007 ; Simon et al., 2008 ; Lee et al., 2009 ; Hong et al., 2009). Les modèles graphiques constituent une représentation des connaissances de plus en plus recherchée car bien appropriée au raisonnement fondé sur l'incertitude. Ces modèles peuvent être considérés comme une image donnant une description intuitive du problème. Ils sont également considérés comme un formalisme mathématique qui établit les différents liens entre les variables d'un problème et transforme un problème complexe en une représentation claire et aisée (Yaghlane et al., 2003).

L'introduction des réseaux Bayésiens pour la représentation des connaissances et l'inférence probabiliste a constitué une étape importante dans le développement de systèmes experts. Cependant, une des limitations des réseaux Bayésiens comme formalisme pour traiter l'incertitude, réside dans le fait que l'on doit faire l'hypothèse que toutes les données (connaissance du domaine, évidences accumulées) peuvent être représentées par des fonctions de probabilité. En réalité, ce n'est pas toujours possible, si la quantité de données est insuffisante (Benavoli et al., 2007).

L'application de classifieurs Bayésiens au contexte de la Télévigilance dépend de la disponibilité d'une base de données suffisamment représentative pour modéliser les situations de détresse visées (chute, tachycardie, ...), d'une façon fiable. La modélisation d'une personne qui chute est une tâche de grande complexité. Chaque personne est caractérisée par une manière de chuter qui peut se faire de plusieurs façons, en particulier les cas de chutes molles qui sont difficiles à détecter. Les bases

de données de chutes sont restreintes à cause du manque d'enregistrements réalisés en situations réelles.

De ce fait, nous proposons dans ce chapitre un modèle de fusion des systèmes de Télévigilance RFPAT et GARDIEN fondé sur les Réseaux d'Évidence (RE_{RG}). Les Réseaux d'Évidence sont des graphes acycliques orientés similaires à des réseaux Bayésiens mais au lieu d'utiliser des fonctions de probabilité, nous utilisons des fonctions de croyance. Ce réseau est en effet approprié parce que, d'une part, il a la capacité de traiter l'imperfection des données des classifieurs de diverses natures en mettant en œuvre des mécanismes d'inférence directe sur les observations d'entrée telles que les données actimétriques (mouvement du corps, la posture) et de données vitales (fréquence cardiaque et l'indice de chute). Par ailleurs, il évite des estimations non fiables d'un modèle statistique dû à l'absence de base de données de chutes en conditions réelles comme souligné plus haut.

Le Réseau d'Évidence permet de modéliser des systèmes complexes multi-sources sous la forme d'un arbre de décision. La hiérarchie et les liaisons entre les nœuds du réseau créent des relations de dépendance à plusieurs niveaux entre les systèmes de Télévigilance RFPAT et GARDIEN. Ces systèmes fournissent des informations redondantes et complémentaires et leur fusion peut nous fournir une détection plus fiable par rapport aux systèmes utilisés séparément. En effet, le système RFPAT est déjà un détecteur de chute. Le but de cette fusion est de détecter des chutes difficiles à identifier par le système RFPAT, comme les chutes molles (chutes sans impact important), à l'aide des informations redondantes et complémentaires du système GARDIEN. Les informations contextuelles, comme les objets de la maison, la localisation et l'interaction de la personne avec l'environnement sont très utiles et doivent aussi être interprétées dans le processus de fusion.

Ce chapitre est structuré de la façon suivante : la Section 3.1 décrit les opérations évidentielles appliquées à la reconnaissance d'activités, la Section 3.2 introduit les réseaux d'ontologie et la Section 3.3 décrit le Réseau d'Évidence. La Section 3.4 illustre les différentes étapes du processus de mise en œuvre du Réseau d'Évidence. La Section 3.5 présente les liens entre les modèles de fusion par les Réseaux Évidentiels et par la Logique Floue. La Section 3.6 propose l'extension du Réseau Évidentiel à la

détection de situations de détresse diverses. La Section 3.7 présente les premiers résultats d'évaluation des Réseaux d'Évidence appliqués à la détection de la chute, et finalement la Section 3.8 apporte les conclusions et perspectives de ce chapitre.

3.1. LES INFORMATIONS CONTEXTUELLES

Au cours de ces dernières années, les méthodes de reconnaissance d'activités ont fait l'objet d'une attention croissante, en particulier par les ADL (*Activities of Daily Living*). Parmi de nombreuses applications, un intérêt particulier a été porté au domaine de l'E-Santé où la reconnaissance automatique de l'activité est utilisée pour les systèmes de réhabilitation, pour la gestion des maladies chroniques et le suivi de personnes âgées, ainsi que dans des applications liées à la qualité de vie (Lee et al., 2009 ; Hong et al., 2009 ; Riboni et al., 2009).

Dans ce contexte, certaines informations contextuelles telles que la localisation (pièces), les objets / meubles, la consommation électrique globale, la température des pièces, l'hygrométrie, la luminosité, directement perceptibles à partir d'un capteur, peuvent être utilisées pour caractériser (identifier) indirectement les activités de la personne.

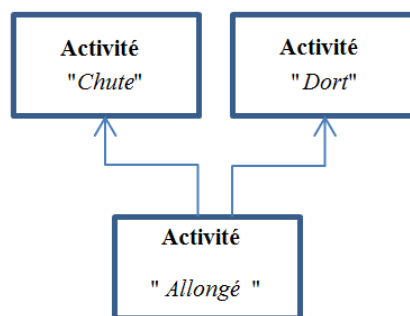


Figure 10. L'inférence des activités : "dort" ou "chute" à partir de l'activité "allongée".

Dans la Figure 10, nous voulons reconnaître l'activité que la personne effectue : "dort" ou "chute". Pour cela, la seule information disponible est l'activité "allongée" de la personne. Cette information seule n'est pas suffisante pour reconnaître de façon fiable l'activité effectuée par la personne. La personne peut être allongée parce qu'elle dort ou qu'elle a chuté. Maintenant, reprenons le schéma de la Figure 10 et ajoutons

certaines informations contextuelles : la localisation de la personne, l'horaire et l'interaction de la personne avec les objets de la maison, comme l'illustre la Figure 11.

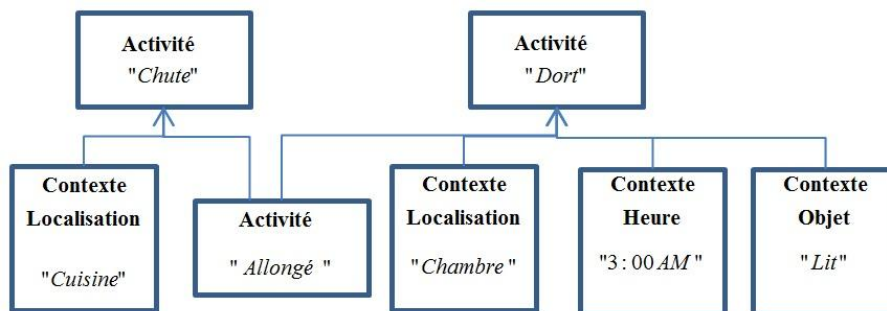


Figure 11. L'inférence des activités : "dort" ou "chute" à partir de l'activité "allongée" plus les informations contextuelles.

A priori, nous savons que la personne est "allongée". Cette information avec les informations contextuelles de localisation "chambre", l'horaire "3 :00 AM" et l'interaction avec l'objet "lit" de la maison peut nous fournir plus de certitude sur l'activité "dort" de la personne. Par ailleurs, si la personne est "allongée" dans la cuisine nous avons plus de certitude sur l'activité "chute" de la personne. Ainsi, l'introduction de ces informations contextuelles peut nous fournir plus de certitude pour déterminer l'activité ("dort" ou "chute") effectuée par la personne par rapport à l'utilisation de la seule évidence "allongé" comme illustré en Figure 10. Ces exemples mettent en évidence l'importance des informations contextuelles pour la reconnaissance d'activités.

3.2. RÉSEAU D'ONTOLOGIE

Les interrelations entre capteurs ou systèmes de décision de diverses natures (classifieurs basés sur des seuils, algorithmes de reconnaissance de formes ou experts), contextes et activités peuvent être représentées par un réseau hiérarchique d'ontologie pour la reconnaissance d'activités sensibles au contexte (*context-aware activities*) (Lee et al., 2009 ; Hong et al., 2009 ; Riboni et al., 2009). Le raisonnement ontologique est utilisé pour structurer tous les éléments de ce réseau de façon hiérarchique dans une représentation graphique comme illustré en Figure 12.

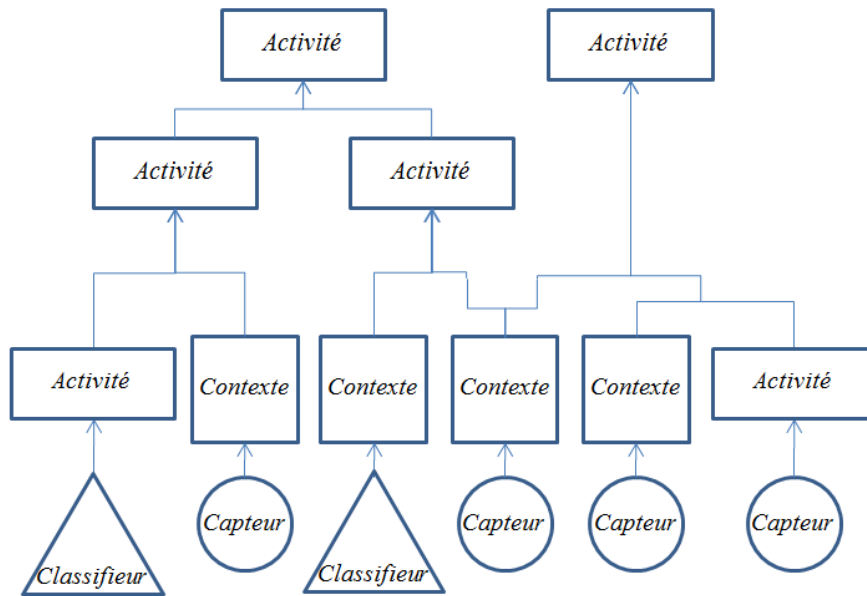


Figure 12. Réseau d'ontologie.

Dans ce réseau nous avons plusieurs types de nœuds. Les capteurs sont représentés par des nœuds circulaires et les nœuds triangulaires représentent des systèmes de décision de diverses natures (classifieurs basés sur des seuils, algorithmes de reconnaissance de formes ou experts). Les nœuds carrés représentent les informations contextuelles (un objet avec lequel la personne interagit ou sa localisation) et les nœuds rectangulaires représentent les activités (les états de la personne : assis / debout, allongé, chute, etc).

Au niveau plus bas nous avons les entrées du réseau qui sont composées par les nœuds capteurs et / ou systèmes de décision. Ce réseau est un exemple hétérogène où nous avons des données à plusieurs niveaux à l'entrée. Les nœuds d'entrée peuvent être connectés soit aux nœuds d'activités ou à ceux de contexte, cela dépendant de la structure de chaque réseau. Les liaisons entre les nœuds sont compatibles avec un scénario proposé. Reprenons comme exemple le scénario illustré en Figure 11 pour composer le réseau d'ontologie de la Figure 13.

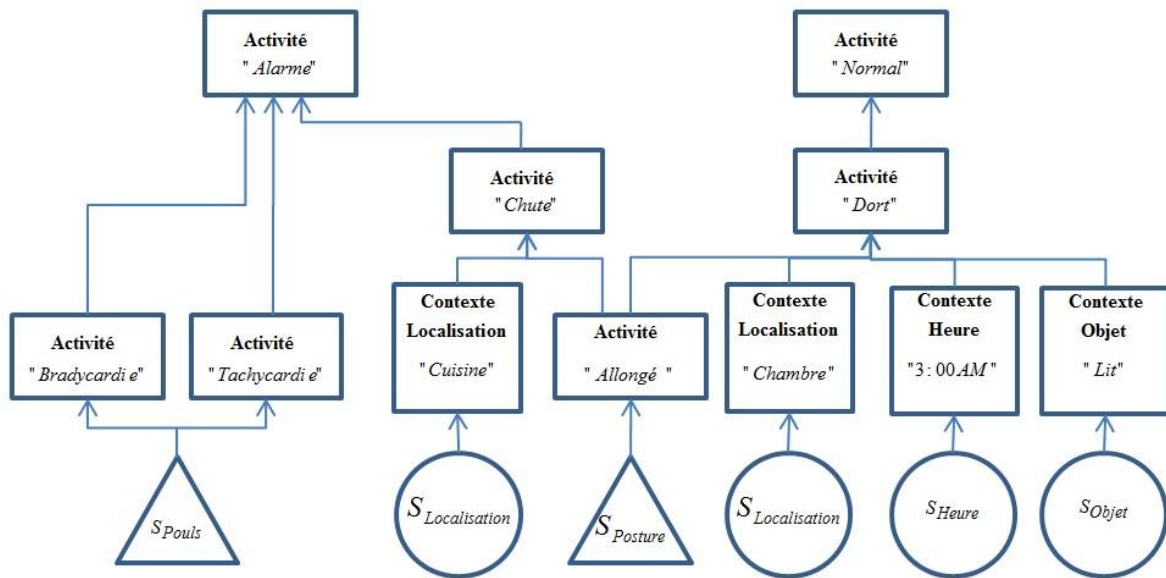


Figure 13. L'inférence des activités "Alarme" ou "Normal" à travers un réseau d'ontologie.

Le réseau d'ontologie illustré dans la Figure 13 nous permet d'identifier des activités de la personne telle que "Bradycardie", "Tachycardie", "Chute" et "Dort" qui sont classées comme une activité "Alarme" ou "Normal". Représentés par les nœuds circulaires, nous avons des capteurs de localisation " $S_{Localisation}$ ", d'horaire " S_{Heure} " et d'objet " S_{Objet} " sont liés aux nœuds contextes de localisation "Cuisine" et "Chambre", d'horaire "3:00 AM" et d'objet "Lit" respectivement. Les nœuds triangulaires représentent des systèmes de décision fondés sur des seuils appliqués au pouls " S_{Pouls} " et à la posture " $S_{Posture}$ " de la personne. Ces derniers sont liés aux nœuds d'activités "Bradycardie" / "Tachycardie" et "Allongé" respectivement. Les activités "Bradycardie", "Tachycardie" et "Chute" sont directement liées à l'activité "Alarme". L'activité "Dort" est liée à l'activité "Normal". Le raisonnement ontologique combiné avec les informations contextuelles produit un réseau plus riche et détaillé. Cela contribue à la diminution de l'incertitude présente dans l'inférence des activités de la personne. Ce raisonnement ontologique est utilisé pour développer le modèle de fusion RFPAT et GARDIEN par Réseaux Évidentiels (RE_{RG}) pour la reconnaissance d'activités, présenté dans la section suivante.

3.3. LE RÉSEAU D'ÉVIDENCE POUR LA RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS

De façon analogue aux Réseaux Bayésiens, la théorie de Dempster-Shafer peut être utilisée en représentation graphique pour modéliser des systèmes complexes (multi-sources). Cette représentation est basée sur un raisonnement ontologique où nous pouvons décomposer l'espace des hypothèses dans un arbre de décision. Chaque nœud du réseau représente une source et la relation de compatibilité entre leurs espaces de discernement est représentée par les opérations évidentielles (Lee et al., 2009 ; Hong et al., 2009 ; Strat, 1987 ; Liu et al., 1993 ; Hong, 2001) permettant de propager les évidences à travers le réseau. Un Réseau Évidentiel (Simon et al., 2007 ; Simon et al., 2008 ; Lee et al., 2009 ; Hong et al., 2009) basé sur la théorie de l'évidence est donc proposé.

Les Réseaux d'Évidence sont des graphes acycliques orientés similaires à des réseaux Bayésiens destinés à traiter les informations imparfaites issues d'un système multi-sources. Un Réseau Évidentiel est défini comme un couple : $G = ((N, A), M)$, où (N, A) représente le graphe avec N l'ensemble de nœuds, A l'ensemble des arcs et M l'ensemble de masses associés à chaque nœud. Quand un nœud n'est pas un nœud racine (entrée), c'est-à-dire quand il a des nœuds parents, sa distribution de masses est définie par des opérations évidentielles de propagation qui quantifient la relation entre ce nœud et ses parents. Quand un nœud est racine, une table des masses est définie à partir d'une étape d'affectation *a priori* des fonctions de masse. La Figure 14 illustre la relation entre trois nœuds parents (Y , X et Z) et un nœud fils (K) dans un Réseau d'Évidence. La distribution de croyance du nœud fils est donc composée à partir des distributions de croyance des nœuds parents.

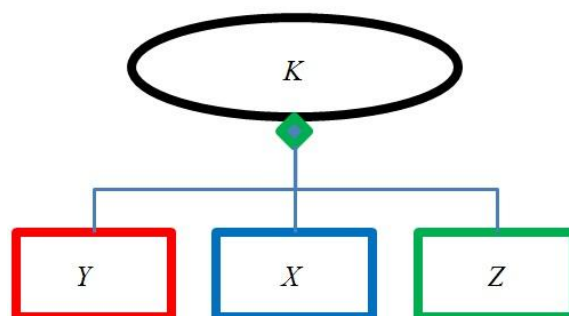


Figure 14. Réseau d'Évidence élémentaire : trois parents (Y , X et Z) et un enfant (K).

3.3.1. OPÉRATIONS ÉVIDENTIELLES

La modélisation d'un problème implique généralement une analyse multi-sources. Pour cela il est important de réaliser une étude sur la relation entre les espaces de discernement provenant de différentes sources. Cette section décrit les opérations évidentielles (Lee et al., 2009 ; Hong et al., 2009 ; Strat, 1987 ; Liu et al., 1993 ; Hong, 2001) qui sont utilisées pour représenter les relations de compatibilité entre des espaces de discernement. De même nous pouvons représenter l'impact de plusieurs évidences sur l'espace de discernement d'une source donnée.

3.3.1.1. TAUX DE RÉDUCTION (RELIABILITY DISCOUNT)

Certains capteurs sont plus vulnérables à de mauvaises interprétations ou mauvais fonctionnement en raison de leurs types et de leur installation (emplacement). Les croyances (fonctions de masses) sont modifiées, pour tenir compte de la crédibilité accordée aux capteurs, en termes de taux de réduction $r(0 \leq r \leq 1)$ (Lee et al., 2009 ; Hong et al., 2009). La fonction de masse réduite est définie comme suit,

$$m^r(A) = \begin{cases} (1-r)m(A) & A \subset \Theta \\ r + (1-r)m(\Theta) & A = \Theta \end{cases}, \quad (3.1)$$

où pour $r=0$, la source est absolument fiable, pour $0 \leq r < 1$, la source est fiable avec un taux de réduction r et pour $r=1$, la source n'est pas fiable.

Soit une source d'évidence Θ_A représentée par un espace de discernement contenant N hypothèses,

$$\Theta_A = \{A_1, \dots, A_N\}. \quad (3.2)$$

La source d'évidence Θ_A peut être représentée par le vecteur des éléments focaux,

$$\Theta_A = [\{A_1\} \ \dots \ \{A_{\theta_A}\}], \quad (3.3)$$

où θ_A représente le nombre d'éléments focaux de la source Θ_A . θ_A peut en avoir au maximum 2^N éléments focaux.

La distribution de croyance de la source d'évidence Θ_A est donc représentée par le vecteur,

$$\mathbf{m}^{\Theta_A} = [m(\{A_1\}) \quad \dots \quad m(\{A_{\Theta_A}\})], \quad (3.4)$$

où \mathbf{m}^{Θ_A} possède Θ_A masses de croyances relatives aux éléments focaux de Θ_A .

L'équation (3.1) peut être représentée sous la forme matricielle $\mathbf{m}_r^{\Theta_A}$ comme suit,

$$\mathbf{m}_r^{\Theta_A} = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ r \end{bmatrix} + (1-r) \cdot \mathbf{m}^{\Theta_A}, \quad (3.5)$$

$$\mathbf{m}_r^{\Theta_A} = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ r \end{bmatrix} + (1-r) \cdot \begin{bmatrix} m(\{A_1\}) \\ \vdots \\ m(\{A_{\Theta_A-1}\}) \\ m(\{A_{\Theta_A}\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (1-r) \cdot m(\{A_1\}) \\ \vdots \\ (1-r) \cdot m(\{A_{\Theta_A-1}\}) \\ r + (1-r) \cdot m(\{A_{\Theta_A}\}) \end{bmatrix}$$

Comme exemple illustratif, considère la source d'évidence Θ_A représentée par les éléments focaux suivants,

$$\Theta_A = [\{\bar{al}\} \quad \{al\} \quad \{\bar{al}, al\}]$$

Soit la distribution de croyance de Θ_A définie par,

$$\mathbf{m}^{\Theta_A} = [m(\{\bar{al}\}) \quad m(\{al\}) \quad m(\{\bar{al}, al\})] = [0,1 \quad 0,8 \quad 0,1]$$

Le facteur de réduction $r=0,2$ est utilisé en (3.5) pour produire une nouvelle distribution de croyance réduite comme suit,

$$\mathbf{m}_r^{\Theta_A} = \begin{bmatrix} m_r(\{\bar{al}\}) \\ m_r(\{al\}) \\ m_r(\{\bar{al}, al\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (1-r) \cdot m(\{\bar{al}\}) \\ (1-r) \cdot m(\{al\}) \\ r + (1-r) \cdot m(\{\bar{al}, al\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,09 \\ 0,72 \\ 0,19 \end{bmatrix}$$

3.3.1.2. L'OPÉRATION MULTIVALUED MAPPING

Une opération "*multivalued mapping*" $\Gamma^{\Theta_A \rightarrow \Theta_B}$ (Lee et al., 2009 ; Hong et al., 2009 ; Liu et al., 1993) reflète la relation de compatibilité entre les éléments focaux des

espaces de discernement provenant par exemple de deux sources différentes (Θ_A, Θ_B) . Cette opération "multivalued mapping" $\Gamma^{\Theta_A \rightarrow \Theta_B}$ décrit une fonction $\Gamma: \Theta_A \rightarrow \Theta_B$ assignant à chaque élément focal B_i de Θ_B un élément focal A_j de Θ_A . Comme exemple, considérons qu'une personne active un capteur infrarouge "IR" de présence en rentrant dans sa "chambre" (chb). Cette excitation représente alors la présence de la personne dans la chambre. L'opération "multivalued mapping" peut représenter la relation entre l'espace de discernement du capteur IR ($\Theta_{IR} = \{\overline{IR}, IR\}$) et l'espace de discernement de la localisation de la personne ($\Theta_{chambre} = \{\overline{chambre}, chambre\}$), en supposant que le capteur est placé dans la chambre. La relation entre les sources Θ_{IR} et $\Theta_{chambre}$ produit l'opération "multivalued mapping" $\Gamma^{\Theta_{IR} \rightarrow \Theta_{chambre}}$ suivant,

$$\Gamma^{\Theta_{IR} \rightarrow \Theta_{chambre}} = \begin{bmatrix} \{\overline{IR}\} \\ \{IR\} \\ \{\overline{IR}, IR\} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \{\overline{chb}\} \\ \{chb\} \\ \{\overline{chb}, chb\} \end{bmatrix}.$$

Ce "mapping" s'interprète alors de la manière suivante : si le capteur n'est pas excité $\{\overline{IR}\}$, la personne n'est pas dans la chambre $\{\overline{chambre}\}$; si le capteur est excité $\{IR\}$, la personne est dans la chambre $\{chambre\}$; et l'incertitude d'excitation du capteur $\{\overline{IR}, IR\}$ est l'incertitude de la présence de la personne dans la chambre $\{\overline{chambre}, chambre\}$.

3.3.1.3. L'OPÉRATION DE TRANSLATION

L'opération évidentielle appelée "translation" $\Gamma^{\Theta_A \rightarrow \Theta_B}$ (Lee et al., 2009 ; Hong et al., 2009 ; Liu et al., 1993), qui s'appuie en totalité sur l'opération "multivalued mapping" $\Gamma^{\Theta_A \rightarrow \Theta_B}$, est utilisée pour déterminer l'impact des évidences d'une source originale sur une source compatible : c'est une opération de transfert de masse. Reprenons l'exemple précédent où nous avons les deux sources Θ_{IR} et $\Theta_{chambre}$. À travers de l'opération "multivalued mapping" $\Gamma^{\Theta_{IR} \rightarrow \Theta_{chambre}}$, l'opération de

"translation" $\Gamma^{\mathbf{m}^{\Theta_{IR} \rightarrow \Theta_{chambre}}}$ produit une nouvelle distribution de croyance $\mathbf{m}^{\Theta_{chambre}}$ de la source $\Theta_{chambre}$ à partir de la distribution de croyance $\mathbf{m}^{\Theta_{IR}}$ de la source Θ_{IR} :

$$\Gamma^{\mathbf{m}^{\Theta_{IR} \rightarrow \Theta_{chb}}} = \begin{bmatrix} m(\{\overline{IR}\}) \\ m(\{IR\}) \\ m(\{\overline{IR}, IR\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m(\{\overline{chb}\}) \\ m(\{chb\}) \\ m(\{\overline{chb}, chb\}) \end{bmatrix},$$

où la croyance d'un capteur non excité $m(\{\overline{IR}\})$ est égale à la croyance que la personne ne soit pas dans la chambre $m(\{\overline{chambre}\})$, la croyance (masse) d'un capteur excité $m(\{IR\})$ est égale à la croyance que la personne soit dans la chambre $m(\{chambre\})$, et la croyance d'incertitude d'excitation d'un capteur $m(\{\overline{IR}, IR\})$ est égale à la croyance d'incertitude que la personne soit dans la chambre $m(\{\overline{chambre}, chambre\})$.

3.3.1.4. L'OPÉRATION "EVIDENTIAL MAPPING"

La relation entre un élément focal A_j de Θ_A et un élément focal B_i de Θ_B qui appartient à deux sources peut être incertaine. Ces relations incertaines sont modélisées par l'opération "*evidential mapping*" Γ^* (Lee et al., 2009 ; Hong et al., 2009 ; Liu et al., 1993) et représentent une relation de causalité exprimée sous la forme de probabilité de transition $f(\{A_j\} \rightarrow \{B_i\})$ entre l'élément focal A_j de Θ_A et l'élément focal B_i de Θ_B . L'ensemble de probabilité de transition entre les éléments focaux de Θ_A et les éléments focaux Θ_B sont définis par une matrice de transition $\mathbf{F}_{\Theta_A \rightarrow \Theta_B}$ donnée par,

$$\mathbf{F}_{\Theta_A \rightarrow \Theta_B} = \begin{bmatrix} f(\{A_1\} \rightarrow \{B_1\}) & \dots & f(\{A_1\} \rightarrow \{B_{\Theta_B}\}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f(\{A_{\Theta_A}\} \rightarrow \{B_1\}) & \dots & f(\{A_{\Theta_A}\} \rightarrow \{B_{\Theta_B}\}) \end{bmatrix}. \quad (3.6)$$

La relation entre le capteur IR et la chambre, décrite dans l'exemple précédent, est une relation certaine. Cependant si nous considérons la relation entre les activités "allongé" (*al*) et "chute" (*ch*), l'information sur le fait que la personne est allongée n'implique pas directement que la personne a chuté : la personne peut être allongée dans son lit. Cette relation incertaine peut être représentée à travers l'opération

"*evidential mapping*" alors caractérisée soit par une relation heuristique, soit par une probabilité conditionnelle ou une croyance affectée par un expert. Maintenant considérons que la personne est dans sa cuisine, l'opération "*evidential mapping*" est donc représentée par la matrice de transition entre les éléments focaux qui appartiennent aux espaces de discernement des états "allongé" et "chute" comme suit,

$$\mathbf{F}_{\Theta_{al} \rightarrow \Theta_{ch}} = \begin{bmatrix} f(\{\overline{al}\} \rightarrow \{\overline{ch}\}) & f(\{\overline{al}\} \rightarrow \{ch\}) & f(\{\overline{al}\} \rightarrow \{\overline{ch}, ch\}) \\ f(\{al\} \rightarrow \{\overline{ch}\}) & f(\{al\} \rightarrow \{ch\}) & f(\{al\} \rightarrow \{\overline{ch}, ch\}) \\ f(\{\overline{al}, al\} \rightarrow \{\overline{ch}\}) & f(\{\overline{al}, al\} \rightarrow \{ch\}) & f(\{\overline{al}, al\} \rightarrow \{\overline{ch}, ch\}) \end{bmatrix}.$$

Cette matrice de transition peut être représentée aussi sous la forme du Tableau 4 comme suit,

Tableau 4. Matrice de transition d'états de la personne surveillée.

$\mathbf{F}_{\Theta_{allong\bar{e}} \rightarrow \Theta_{chute}}$	$\{\overline{chute}\}$	$\{chute\}$	$\{\overline{chute}, chute\}$
$\{\overline{allong\bar{e}}\}$	1	0	0
$\{allong\bar{e}\}$	0	0.8	0.2
$\{\overline{allong\bar{e}}, allong\bar{e}\}$	0	0	1

L'opération "*evidential mapping*" ci-dessus utilise une relation heuristique pour représenter l'incertitude présente entre les états "allongé" et "chute". Cette relation heuristique établit : lorsque la personne est allongée dans la cuisine, 8 fois sur 10 cela résulte d'une chute de la personne, et 2 fois sur 10 cela résulte d'une incertitude sur la chute de la personne.

Dans ce cas particulier, nous avons introduit une matrice de transition entre les états "allongé" et "chute" concernant le contexte de localisation "cuisine". Nous pouvons avoir une opération "*evidential mapping*" associé à chaque contexte de localisation : cuisine, chambre, salon, etc.

3.3.1.5. L'OPÉRATION DE PROPAGATION

Lorsque la relation entre deux sources Θ_A et Θ_B est incertaine, la distribution de croyance de la source Θ_A est propagée vers la source Θ_B à travers l'opération "evidential mapping" Γ^* : l'opération dite "propagation" (Lee et al., 2009 ; Hong et al., 2009 ; Liu et al., 1993 ; Hong, 2001). L'opération de "translation" est un cas particulier de l'opération "propagation", dans lequel la relation entre les éléments focaux de Θ_A et Θ_B est certaine. Une nouvelle distribution de croyance de la source Θ_B est alors produite s'appuyant sur la distribution de la source Θ_A et l'opération "evidential mapping" Γ^* de la façon suivante,

$$m(B_i) = \sum_j m(A_j) \cdot f(\{A_j\} \rightarrow \{B_i\}), \quad (3.7)$$

où i représente le $i^{\text{ème}}$ élément focal de la source Θ_B et j le $j^{\text{ème}}$ élément focal de la source Θ_A .

L'équation (3.7) peut être réécrite sous forme vectorielle comme suit,

$$\mathbf{m}^{\Theta_B} = \mathbf{m}^{\Theta_A} \cdot \mathbf{F}_{\Theta_A \rightarrow \Theta_B}, \quad (3.8)$$

où

$$\mathbf{m}^{\Theta_B} = [m(\{B_1\}) \quad \dots \quad m(\{B_{\Theta_B}\})], \quad (3.9)$$

et

$$\mathbf{m}^{\Theta_A} = [m(\{A_1\}) \quad \dots \quad m(\{A_{\Theta_A}\})], \quad (3.10)$$

sont les vecteurs des masses des $\Theta_B = \Theta_A$ éléments focaux représentant les distributions de croyance des sources Θ_B et Θ_A , respectivement, et

$$\mathbf{F}_{\Theta_A \rightarrow \Theta_B} = \begin{bmatrix} f(\{A_1\} \rightarrow \{B_1\}) & \dots & f(\{A_1\} \rightarrow \{B_{\Theta_B}\}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f(\{A_{\Theta_A}\} \rightarrow \{B_1\}) & \dots & f(\{A_{\Theta_A}\} \rightarrow \{B_{\Theta_B}\}) \end{bmatrix}, \quad (3.11)$$

est une matrice de transition défini par l'opération "evidential mapping".

Considérons donc l'opération "evidential mapping" sous la forme matricielle de l'exemple précédent, donnée par

$$\mathbf{F}_{\Theta_A \rightarrow \Theta_B} = \begin{bmatrix} f(\{\overline{al}\} \rightarrow \{\overline{ch}\}) & f(\{\overline{al}\} \rightarrow \{ch\}) & f(\{\overline{al}\} \rightarrow \{\overline{ch}, ch\}) \\ f(\{al\} \rightarrow \{\overline{ch}\}) & f(\{al\} \rightarrow \{ch\}) & f(\{al\} \rightarrow \{\overline{ch}, ch\}) \\ f(\{\overline{al}, al\} \rightarrow \{\overline{ch}\}) & f(\{\overline{al}, al\} \rightarrow \{ch\}) & f(\{\overline{al}, al\} \rightarrow \{\overline{ch}, ch\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.8 & 0.2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Soit la distribution de croyance de l'activité "allongé" donnée par,

$$\mathbf{m}^{\Theta_A} = [m(\{\overline{al}\}) \quad m(\{al\}) \quad m(\{\overline{al}, al\})] = [0 \quad 0.8 \quad 0.2]$$

Utilisant l'équation (3.8), la distribution de croyance de l'activité "chute", s'obtient alors :

$$\begin{aligned} \mathbf{m}^{\Theta_B} &= \mathbf{m}^{\Theta_A} \cdot \mathbf{F}_{\Theta_A \rightarrow \Theta_B} \\ [m(\{\overline{ch}\}) \quad m(\{ch\}) \quad m(\{\overline{ch}, ch\})] &= \\ [m(\{\overline{al}\}) \quad m(\{al\}) \quad m(\{\overline{al}, al\})] &\cdot \begin{bmatrix} f(\{\overline{al}\} \rightarrow \{\overline{ch}\}) & f(\{\overline{al}\} \rightarrow \{ch\}) & f(\{\overline{al}\} \rightarrow \{\overline{ch}, ch\}) \\ f(\{al\} \rightarrow \{\overline{ch}\}) & f(\{al\} \rightarrow \{ch\}) & f(\{al\} \rightarrow \{\overline{ch}, ch\}) \\ f(\{\overline{al}, al\} \rightarrow \{\overline{ch}\}) & f(\{\overline{al}, al\} \rightarrow \{ch\}) & f(\{\overline{al}, al\} \rightarrow \{\overline{ch}, ch\}) \end{bmatrix} \\ [m(\{\overline{ch}\}) \quad m(\{ch\}) \quad m(\{\overline{ch}, ch\})] &= [0 \quad 0.8 \quad 0.2] \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.8 & 0.2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ [m(\{\overline{ch}\}) \quad m(\{ch\}) \quad m(\{\overline{ch}, ch\})] &= [0 \quad 0.64 \quad 0.36] \end{aligned}$$

3.3.1.6. OPÉRATEUR DE SOMME PONDÉRÉE

Un opérateur de somme pondérée est utilisé pour composer une nouvelle distribution de croyance d'une source Θ_B à partir de M sources complémentaires ou redondantes $\Theta_{A_1}, \dots, \Theta_{A_M}$. Les distributions de croyances qui appartiennent à M sources sont pondérées par des poids associés $w_{\Theta_{A_1}}, \dots, w_{\Theta_{A_M}}$ comme suit,

$$m^{\Theta_B}(B_i) = \sum_{j=1}^M w_{\Theta_{A_j}} m_{\Theta_{A_j}}(A_i), \quad (3.12)$$

où i représente le $i^{\text{ème}}$ élément focal et j la $j^{\text{ème}}$ source. L'opérateur de somme pondérée est aussi une fonction de masse, les deux étant commutatifs et associatifs.

Considérons par exemple que l'activité "préparer boisson chaude" nécessite de l'objet "tasse" et de la boisson "café" pour être réalisée. L'objet "tasse" et la boisson "café" sont alors dépendants pour la réalisation de l'activité "préparer boisson chaude". Un opérateur de somme pondérée est utilisé pour créer une nouvelle distribution de croyance pour l'activité "préparer boisson chaude" composée à partir des distributions de croyance de l'objet "tasse" et de la boisson "café".

L'équation (3.12) peut être réécrite sous forme matricielle comme suit,

$$\mathbf{m}^{\Theta_B} = \mathbf{w} \cdot \mathbf{M}^{\Theta_{A_1}, \dots, \Theta_{A_M}}, \quad (3.13)$$

où

$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_{\Theta_{A_1}} & \dots & w_{\Theta_{A_M}} \end{bmatrix}, \quad (3.14)$$

est le vecteur de poids associés à M sources $\Theta_{A_1}, \dots, \Theta_{A_M}$ présents dans la somme pondérée et,

$$\mathbf{M}^{\Theta_{A_1}, \dots, \Theta_{A_M}} = \begin{bmatrix} \mathbf{m}^{\Theta_{A_1}} \\ \vdots \\ \mathbf{m}^{\Theta_{A_M}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{\Theta_{A_1}}(\{A_1\}) & \dots & m_{\Theta_{A_1}}(\{A_{\Theta_{A_1}}\}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{\Theta_{A_M}}(\{A_1\}) & \dots & m_{\Theta_{A_M}}(\{A_{\Theta_{A_M}}\}) \end{bmatrix}, \quad (3.15)$$

est une matrice contenant les distributions de croyances des M sources $\Theta_{A_1}, \dots, \Theta_{A_M}$, contenant chacune $\Theta_{A_1} = \dots = \Theta_{A_M}$ éléments focaux respectivement.

Considérons comme exemple deux sources $\Theta_{A_1}, \Theta_{A_2}$ avec des distributions de croyance comme suit,

$$\mathbf{m}^{\Theta_{A_1}} = [0,8 \quad 0,1 \quad 0,1]$$

et

$$\mathbf{m}^{\Theta_{A_2}} = [0,7 \quad 0,2 \quad 0,1].$$

Le vecteur de poids associés aux sources $\Theta_{A_1}, \Theta_{A_2}$ est défini comme,

$$\mathbf{w} = [0,8 \quad 0,2].$$

Une nouvelle distribution de croyance \mathbf{m}^{Θ_B} est donc formée à l'aide d'une somme pondérée en utilisant l'équation (3.13) comme suit,

$$\mathbf{m}^{\Theta_B} = \mathbf{w} \cdot \mathbf{M}^{\Theta_{A_1}, \Theta_{A_2}}$$

$$\mathbf{m}^{\Theta_B} = [0,8 \quad 0,2] \cdot \begin{bmatrix} 0,8 & 0,1 & 0,1 \\ 0,7 & 0,2 & 0,1 \end{bmatrix} = [0,78 \quad 0,12 \quad 0,1]$$

3.3.1.7. LA RÈGLE DE COMBINAISON DE DEMPSTER SHAFER

Lorsque les distributions de croyance proviennent de sources distinctes et redondantes au sein du même espace de discernement Θ , une nouvelle distribution de croyance qui représente le consensus de ces distributions peut être produite grâce à la règle de combinaison de Dempster Shafer (Equation 2.32). Soient M fonctions de masse $m_{\Theta_{A_1}}, \dots, m_{\Theta_{A_M}}$ définies sur Θ représentant $\Theta_{A_1}, \dots, \Theta_{A_M}$ systèmes d'évidence relatifs à des sources distinctes. B, \dots, C représentent des éléments focaux des masses respectives $m_{\Theta_{A_1}}, \dots, m_{\Theta_{A_M}}$. Une nouvelle fonction de masse $m_{\Theta_{A_1}, \dots, \Theta_{A_M}}$ est formée à partir de la somme conjonctive $m_{\Theta_{A_1}, \dots, \Theta_{A_M}}(\cdot) = m_{\Theta_{A_1}}(\cdot) \oplus \dots \oplus m_{\Theta_{A_M}}(\cdot)$ normalisée par $1 - K$ comme suit,

$$m_{\Theta_{A_1}, \dots, \Theta_{A_M}}(A) = \frac{\sum_{B \cap \dots \cap C = A} m_{\Theta_{A_1}}(B) \cdot \dots \cdot m_{\Theta_{A_M}}(C)}{1 - K}, \quad (3.16)$$

où

$$K = \sum_{B \cap \dots \cap C \neq \emptyset} m_{\Theta_{A_1}}(B) \cdot \dots \cdot m_{\Theta_{A_M}}(C). \quad (3.17)$$

K est une mesure du niveau de conflit entre les sources fusionnées. Le facteur de normalisation $1 - K$ permet d'enlever le conflit résiduel en $m(\emptyset) \neq 0$ et de le répartir entre les hypothèses de l'espace de discernement. Quand $K = 1$ nous avons un conflit total, c'est-à-dire, les sources qui contribuent au processus de fusion n'ont pas d'intersection entre leurs éléments focaux.

3.4. MISE EN ŒUVRE DU RÉSEAU D'ÉVIDENCE POUR LA RECONNAISSANCE DE CHUTES

Les systèmes de Télévigilance RFPAT et GARDIEN étudiés dans ce travail permettent de "télévigiler" (détection des événements de détresse comme la chute, tachycardie, etc.) des personnes âgées ou dépendantes habitant seules. Tenant compte du fait que le système RFPAT est déjà un détecteur de chute, en utilisant les informations redondantes et complémentaires issues du système de télévigilance, leur fusion peut nous fournir une détection plus fiable par rapport aux systèmes utilisés séparément. Le but de cette fusion, en plus de lever le doute, est donc de détecter des chutes difficiles à identifier par le système RFPAT, comme les chutes molles (chutes sans impact notable), à l'aide des informations redondantes et complémentaires du système GARDIEN. Les informations contextuelles, comme les objets, la localisation et l'interaction de la personne avec l'environnement sont très utiles et doivent aussi être interprétées dans le processus de fusion.

Nous proposons donc une structure de fusion, représentée ci-dessous dans le schéma de la Figure 15, basée sur les évidences estimées en sortie des différentes modalités (GARDIEN et RFPAT), ceci afin de déterminer un état "chute" ou "normal" de la personne avec le plus de fiabilité possible en termes de sensibilité (bonne détectabilité des événements graves) et de spécificité (résistance aux faux positifs).

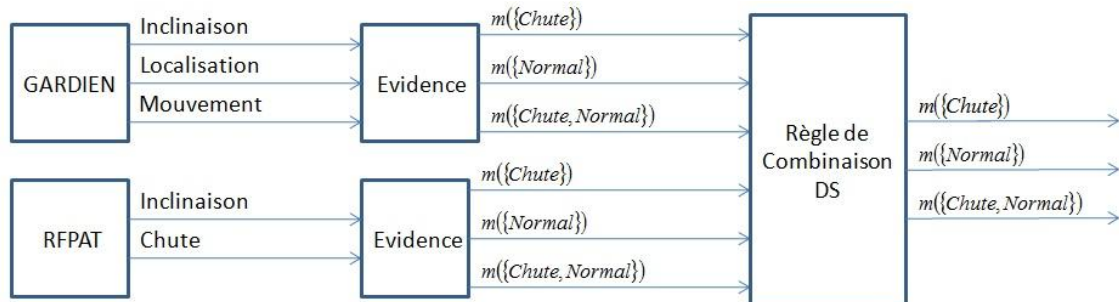


Figure 15. Réseau d'évidence pour la détection de chutes.

Dans la structure proposée et décrite en Figure 15, un module d'évidence attribue des fonctions de masse, qui représentent alors les croyances relatives à chaque classe ou événement à détecter, ou la combinaison entre elles, issues des systèmes monomodaux de Télévigilance (GARDIEN et RFPAT) ; en effet ces derniers peuvent indiquer des croyances incertaines de chute $m(\{chute\})$, de non chute

$m(\overline{\{chute\}})$ (normale) ou d'imprécision $m(\overline{\{chute, chute, \}})$. Ensuite les fonctions de masse sont fusionnées à l'aide de la règle de combinaison de Dempster Shafer (2.32).

Basé sur un raisonnement ontologique, tel que présenté dans la section précédente, et sur le schéma de la Figure 15, notre méthode s'appuie sur les travaux de Lee (2009) et Hong (2009), qui introduisent un Réseau d'Évidence pour la reconnaissance d'activités dans des environnements de type Smart Home. Nous proposons un modèle de fusion par Réseau d'Évidentiel (RE_{RG}) pour l'inférence d'activités de chute de la personne télévigilée, illustré en Figure 16.

La méthode proposée est fondée sur l'utilisation de la théorie de Dempster-Shafer pour la fusion des informations vitales, actimétriques et contextuelles extraites des modalités hétérogènes qu'intègre le système multimodal de télévigilance précédemment décrit au Chapitre 1.

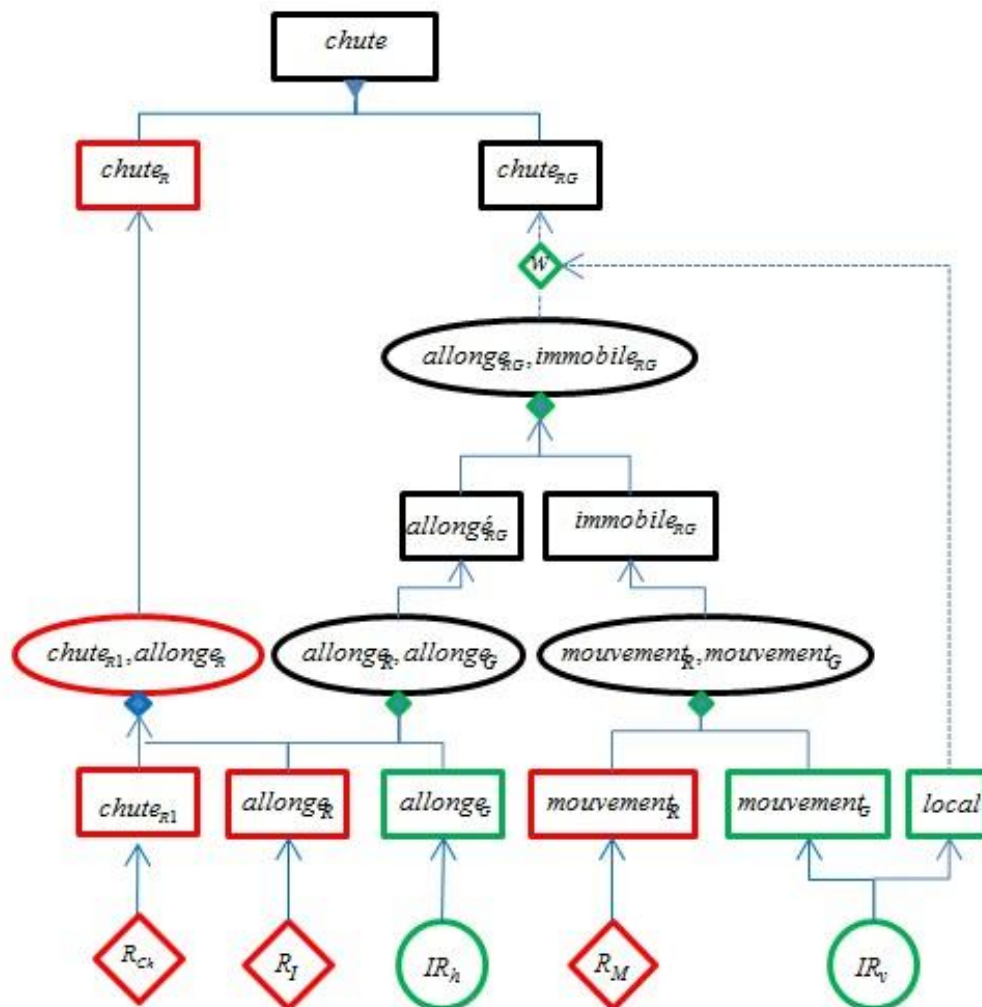



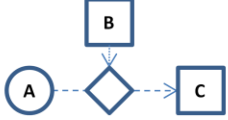
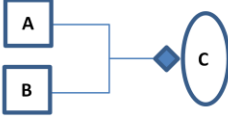
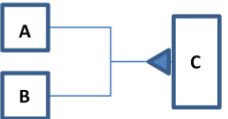
Figure 16. Réseau d'évidence pour la détection de chutes.

Ce réseau est structuré graphiquement de façon acyclique, les nœuds en couleur verte représentent le système GARDIEN, en couleur rouge le système RFPAT et en couleur noire la fusion entre les deux systèmes. Les données binaires bruts issues des capteurs IR, représentées par les nœuds circulaires, et les données post-traitées issues du système RFPAT, représentées par les nœuds en losange, sont les évidences d'entrée de ce réseau. Les nœuds carrés représentent les informations contextuelles (la localisation de la personne "local"), les nœuds rectangulaires représentent les activités (mouvement, posture et chute) et les nœuds elliptiques représentent les activités composées.

Pour l'inférence d'états de la personne dans ce Réseau d'Évidence, nous attribuons des fonctions de masse qui représentent alors les croyances relatives à chaque hypothèse ou événement à détecter dans les entrées du réseau (capteurs et systèmes décisionnels). Les entrées du réseau sont ensuite associées à des nœuds de contexte ou d'activité. Ces derniers peuvent produire directement d'autres nœuds ou ils peuvent être liés entre eux pour composer un nouveau nœud, soit par une relation certaine ou incertaine. Les opérations évidentielles sont alors utilisées pour la propagation des évidences de l'entrée du réseau jusqu'au nœud supérieur. Chaque système de Télévigilance peut alors inférer une situation de chute $m(\{chute\})$, normale $m(\{\overline{chute}\})$ ou une situation d'imprécision $m(\{\overline{chute}, chute, \})$. Ensuite les distributions de croyance issues de l'inférence de chaque système sont fusionnées à l'aide de la règle de combinaison de Dempster-Shafer pour arriver au consensus de décision des systèmes. La hiérarchie et les liaisons entre les nœuds créent une relation de dépendance entre les systèmes de Télévigilance (GARDIEN et RFPAT), permettant d'augmenter la robustesse et la fiabilité des détections. L'utilisation de la théorie des croyances permet de modéliser les informations imparfaites issues des multi capteurs tout en y projetant les différents degrés d'imperfection aux différents niveaux du graphe.

Dans ce Réseau d'Évidence, les liaisons entre les nœuds sont formalisées par des opérations évidentielles et peuvent être représentées comme le montre le Tableau 5.

Tableau 5. Opérations évidentielles représentant les liaisons entre les nœuds du réseau.

Liaisons	Opération Évidentiel
1 - 	Translation : les distributions de croyance du nœud A sont transférées en B à travers du " multivalued mapping " correspondant. A possède relation certaine avec B .
2 - 	Propagation : les distributions de croyance du nœud A sont associés aux poids définis en B pour produire le nœud C . A possède une relation incertaine avec C .
3 - 	Somme pondérée : les distributions de croyance des nœuds A et B sont utilisés dans une somme pondérée pour composer une nouvelle distribution de croyance en C .
4 - 	Le nœud C représente le consensus des décisions des nœuds A et B donné par la règle de combinaison de Dempster Shafer .

Dans le Tableau 5, nous avons plusieurs types de représentations de lignes et d'extrémités :

Liaisons 1 : la distribution de croyance du nœud "**A**" sont transférées (l'opération évidentielle "*translation*") au nœud "**B**" à travers de l'opération évidentielle "*multivalued mapping*" correspondante. La relation entre les nœuds "**A**" et "**B**" est certaine.

Liaisons 2 : la distribution de croyance du nœud "**A**" sont associés aux poids définis au nœud contextuel "**B**" pour produire la distribution de croyance du nœud "**C**". Les nœuds "**A**" et "**C**" présentent une relation incertaine. Le nœud "**C**" est un nœud déduit à partir du nœud "**A**" et du contexte du nœud "**B**". Les poids affectés au nœud contextuel "**B**" sont représentés par l'opération "*evidential mapping*" et l'opération utilisée est appelée "*propagation*".

Liaisons 3 : les distributions de croyance des nœuds "**A**" et "**B**" sont utilisées dans une somme pondérée pour composer une nouvelle distribution de croyance en "**C**". Les nœuds "**A**" et "**B**" représentent des sources complémentaires ou redondantes.

Liaisons 4 : le nœud "**C**" représente le consensus de décision à la jonction des nœuds "**A**" et "**B**" donné par la règle de combinaison de Dempster Shafer. Les nœuds

"A" et "B" représentent des sources redondantes qui appartiennent à un même espace de discernement.

3.4.1. REPRÉSENTATION DES ÉVIDENCES DANS LE RÉSEAU

Dans ce travail, nous pouvons utiliser, en raison du manque d'espace et de la lisibilité des équations, les abréviations suivantes : *mouvement= mov*, *immobile= imb*, *allonge = al*, *chute= ch*, *GARDIEN= G* et *RFPAT= R*. À chaque nœud du réseau est associé un espace de discernement. Le Tableau 6 montre l'espace de discernement de quelques nœuds.

Tableau 6. Espace de discernement de quelques nœuds du réseau.

Nom	Type	Espace de discernement
" IR_v "	Capteur IR présence vertical	$\{\overline{IR_v}, IR_v\}$
" IR_h "	Capteur IR présence horizontal	$\{\overline{IR_h}, IR_h\}$
" R_I "	Capteur posture	$\{\overline{R_I}, R_I\}$
" R_{ch} "	Capteur de chute	$\{\overline{R_{ch}}, R_{ch}\}$
" <i>chute</i> "	Activité	$\{\overline{chute}, chute\}$

Les nœuds représentant les évidences à l'entrée du réseau (capteurs infrarouges du système GARDIEN et le système RFPAT) sont binaires, donc leurs espaces de discernement ne possèdent que deux éléments. Représentés par des nœuds circulaires, les capteurs infrarouge (IR) peuvent avoir deux états possibles, non-excité (bit 0) et excité (bit 1). L'espace de discernement de chaque capteur IR est $\{\overline{IR}, IR\}$, où $\{\overline{IR}\}$ et $\{IR\}$ représentent un capteur non-excité (IR = 0) et excité (IR = 1) respectivement. Nous utilisons deux types de capteur IR, un à champ vertical (IR_v) et l'autre à champ horizontal (IR_h). Les nœuds " IR_v " et " IR_h " représentent tous les capteurs à champs vertical et horizontal respectivement placés dans une pièce donnée. Cette pièce est identifiée par le nœud de contexte "local". Le nœud " IR_v " est sensé estimer l'information contextuelle de localisation ("local") et le mouvement

("mouvement_G") de la personne. D'autre part, le nœud " IR_h " estime la posture de la personne ("allongé_G").

Issus du système RFPAT, les nœuds en losange " R_I ", " R_m " et " R_{ch} " représentent les activités de la personne : "posture" (debout/assis ou allongé), "mouvement" et "chute" respectivement. Ces nœuds sont binaires. La "posture" de la personne est représentée par le nœud " R_I " qui possède l'espace de discernement $\{\overline{R_I}, R_I\}$ où les bits 0 et 1 représentent les postures : "debout/assis" ($\{\overline{R_I}\}$) et "allongé" ($\{R_I\}$) respectivement. Le "mouvement" de la personne est représenté par le nœud " R_M " possédant l'espace de discernement $\{\overline{R_M}, R_M\}$ où les bits 0 et 1 représentent les activités : "non-mouvement" (immobile) ($\{\overline{R_M}\}$) et "mouvement" (agité) ($\{R_M\}$). La "chute" est représentée par le nœud " R_{ch} " possédant l'espace de discernement $\{\overline{R_{ch}}, R_{ch}\}$ où les bits 0 et 1 représentent les activités : "non-chute" ($\{\overline{R_{ch}}\}$) et "chute" ($\{R_{ch}\}$).

Dans le Réseau d'Évidence, les liaisons représentent les relations entre les éléments des espaces de discernement qui composent les différents nœuds. Ces relations peuvent être représentées par l'opération "*multivalued mapping*" ou "*evidential mapping*" comme montrent le Tableau 7 et le Tableau 8 respectivement.

L'opération "*multivalued mapping*" $\Gamma^{\Theta_A \rightarrow \Theta_B}$ reflète la relation entre les espaces de discernement provenant de différentes sources (nœuds du réseau) représentant les évidences d'un même problème mais à partir de différents points de vue. Pour chaque élément de l'espace de discernement d'un nœud donné, il sera assigné un élément de l'espace de discernement du nœud correspondant comme l'illustre l'exemple du Tableau 7.

L'opération évidentielle appelée "*translation*" $\Gamma^m^{\Theta_A \rightarrow \Theta_B}$, qui s'appuie complètement sur l'opération "*multivalued mapping*", peut être utilisée pour déterminer l'impact des évidences des nœuds d'origine sur des nœuds compatibles. La distribution de croyance d'un nœud donné est transférée vers le nœud associé à l'aide de l'opération "*multivalued mapping*".

Tableau 7. L'opération "Multivalued Mapping".

Relation	Multivalued Mapping
" $IR_v \rightarrow M_G$ "	$\{\overline{IR_v}\} \rightarrow \{\overline{M_G}\}; \{IR_v\} \rightarrow \{M_G\}; \{\overline{IR_v}, IR_v\} \rightarrow \{\overline{M_G}, M_G\}$
" $IR_h \rightarrow Al_G$ "	$\{\overline{IR_h}\} \rightarrow \{Al_G\}; \{IR_h\} \rightarrow \{\overline{Al_G}\}; \{\overline{IR_h}, IR_h\} \rightarrow \{\overline{Al_G}, Al_G\}$
" $R_I \rightarrow Al_R$ "	$\{\overline{R_I}\} \rightarrow \{\overline{Al_R}\}; \{R_I\} \rightarrow \{Al_R\}; \{\overline{R_I}, R_I\} \rightarrow \{\overline{Al_R}, Al_R\}$
" $R_M \rightarrow M_R$ "	$\{\overline{R_M}\} \rightarrow \{\overline{M_R}\}; \{R_M\} \rightarrow \{M_R\}; \{\overline{R_M}, R_M\} \rightarrow \{\overline{M_R}, M_R\}$

Tableau 8. L'opération "Evidential Mapping".

$F_{\Theta_{allongé} \rightarrow \Theta_{chute}}$	$\{\overline{chute}\}$	$\{chute\}$	$\{\overline{chute}, chute\}$
$\{\overline{allongé}\}$	1	0	0
$\{allongé\}$	0	0.8	0.2
$\{\overline{allongé}, allongé\}$	0	0	1

L'opération "evidential mapping" du Réseau d'Évidence illustrée au Tableau 8 représente la relation entre les nœuds incertains et attribue des probabilités aux éléments focaux de l'espace de discernement d'un nœud donné au lieu d'un élément focal de l'espace de discernement du nœud associé (incertain). Dans le cas d'étude de la Figure 16, la relation entre les nœuds d'activités "allongé" et "chute" (Figure 17) est incertaine et représentée de façon heuristique. L'état allongé de la personne, ne signifie pas que la personne a chuté. Cependant, la relation entre ces deux nœuds avec l'information contextuelle de localisation peut nous fournir des indices sur l'activité de la personne $\{\overline{chute}\}$, $\{chute\}$ ou $\{\overline{chute}, chute\}$. Par exemple, si la personne est "allongée" et qu'elle est dans la "cuisine" nous pouvons supposer que l'activité de la personne est "chute" plutôt que "normal". Dans ce cas, chaque pièce de la maison possède un poids, calculé de façon heuristique, qui donne une croyance de chute étant donnée l'activité allongée et la localisation de la personne. Considérons l'exemple suivant :

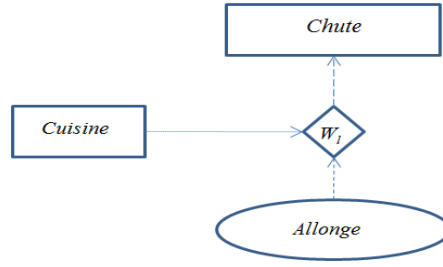


Figure 17. Nœuds incertains représentés par l'opération "evidential mapping".

Considérons donc l'opération "*evidential mapping*" définie au Tableau 8 sous la forme matricielle donnée par,

$$\mathbf{F}_{\Theta_A \rightarrow \Theta_B} = \begin{bmatrix} f(\{\overline{al}\} \rightarrow \{\overline{ch}\}) & f(\{\overline{al}\} \rightarrow \{ch\}) & f(\{\overline{al}\} \rightarrow \{\overline{ch}, ch\}) \\ f(\{al\} \rightarrow \{\overline{ch}\}) & f(\{al\} \rightarrow \{ch\}) & f(\{al\} \rightarrow \{\overline{ch}, ch\}) \\ f(\{\overline{al}, al\} \rightarrow \{\overline{ch}\}) & f(\{\overline{al}, al\} \rightarrow \{ch\}) & f(\{\overline{al}, al\} \rightarrow \{\overline{ch}, ch\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.8 & 0.2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Soit la distribution de croyance de l'activité "allongé" donnée par,

$$\mathbf{m}^{\Theta_A} = [m(\{\overline{al}\}) \quad m(\{al\}) \quad m(\{\overline{al}, al\})] = [0 \quad 0.8 \quad 0.2]$$

Utilisant l'équation (3.8), la distribution de croyance de l'activité "chute", s'obtient alors :

$$\begin{aligned} \mathbf{m}^{\Theta_B} &= \mathbf{m}^{\Theta_A} \cdot \mathbf{F}_{\Theta_A \rightarrow \Theta_B} \\ [m(\{\overline{ch}\}) \quad m(\{ch\}) \quad m(\{\overline{ch}, ch\})] &= \\ [m(\{\overline{al}\}) \quad m(\{al\}) \quad m(\{\overline{al}, al\})] &\cdot \begin{bmatrix} f(\{\overline{al}\} \rightarrow \{\overline{ch}\}) & f(\{\overline{al}\} \rightarrow \{ch\}) & f(\{\overline{al}\} \rightarrow \{\overline{ch}, ch\}) \\ f(\{al\} \rightarrow \{\overline{ch}\}) & f(\{al\} \rightarrow \{ch\}) & f(\{al\} \rightarrow \{\overline{ch}, ch\}) \\ f(\{\overline{al}, al\} \rightarrow \{\overline{ch}\}) & f(\{\overline{al}, al\} \rightarrow \{ch\}) & f(\{\overline{al}, al\} \rightarrow \{\overline{ch}, ch\}) \end{bmatrix} \\ [m(\{\overline{ch}\}) \quad m(\{ch\}) \quad m(\{\overline{ch}, ch\})] &= [0 \quad 0.8 \quad 0.2] \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.8 & 0.2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ [m(\{\overline{ch}\}) \quad m(\{ch\}) \quad m(\{\overline{ch}, ch\})] &= [0 \quad 0.64 \quad 0.36] \end{aligned}$$

3.4.2. INFÉRENCE DE L'ACTIVITÉ DANS LE RÉSEAU ÉVIDENTIEL

Dans ce Réseau d'Évidence nous réalisons la fusion de deux systèmes de Télégilance (GARDIEN, RFPAT) pour l'inférence d'état de chute de la personne dans

son domicile. Cette section est dédiée à la description et à l'analyse du Réseau d'Évidence proposée en Figure 16.

3.4.2.1. SYSTÈME GARDIEN

Dans le système GARDIEN décrit dans la Section 1.2.3, le principe de détection de l'activité allongée de la personne, introduit par Steenkeste (1999), est réalisé à l'aide d'une règle combinant le résultat (binaire) d'un capteur à champ horizontal avec des capteurs à champ vertical (localisation). La règle est résumée en 3 cas montrés dans la Figure 18.

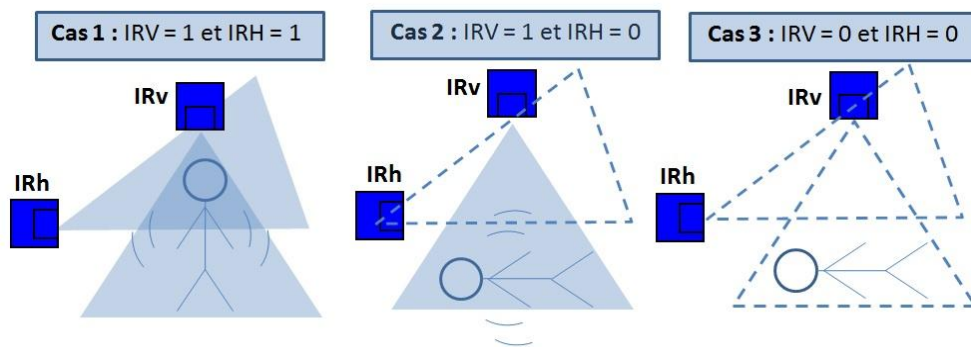


Figure 18. Principe de détection de l'activité allongée de la personne.

- 1^{er} cas :** $IR_V = 1$ et $IR_H = 1$. La personne dans la position debout/assise et bouge.
- 2^{ème} cas :** $IR_V = 1$ et $IR_H = 0$. La personne est dans la position allongée et bouge.
- 3^{ème} cas :** $IR_V = 0$ et $IR_H = 0$. Ce cas représente deux situations : soit la personne est dans la position allongée et elle ne bouge pas, soit elle est dans la position debout/assise et elle ne bouge pas. Nous sommes intéressés par la première situation qui indique la posture allongée de la personne. La deuxième situation est écartée lorsque nous fusionnons le système GARDIEN avec le RFPAT qui nous confirme la posture de la personne.

Dans la règle de combinaison proposée par Steenkeste (1999), les besoins des capteurs sont clairs : le capteur IR à champs horizontal mesure la posture (debout ou

allongée) de la personne et le capteur IR vertical mesure le mouvement et indique la localisation de la personne. La mesure du mouvement est réalisée à partir des excitations des capteurs IR verticaux. La posture de la personne est mesurée à partir des excitations des capteurs IR horizontaux : debout/assis si le capteur est excité et allongé si le capteur n'est pas excité. La modélisation de la posture par les capteurs IR horizontaux n'est pas assez fiable puisque le système GARDIEN possède une fréquence d'échantillonnage élevée (1 seconde). Une personne même étant debout elle peut rester immobile pendant quelques secondes et ainsi produisant des incohérences concernant l'estimation de sa posture par le système GARDIEN. Afin de relativiser les mesures disparates des capteurs IR horizontaux, une fusion avec le capteur d'inclinaison du système RFPAT est prévue dans ce modèle de fusion par Réseau Évidentiel.

Après l'inférence de l'activité "allongée", à l'aide de la combinaison avec le capteur d'inclinaison du système RFPAT et les capteurs de mouvements, l'inférence de l'activité chute est réalisée. La relation entre ces nœuds est incertaine et l'inférence est possible grâce à l'opération "*evidential mapping*".

3.4.2.2. SYSTÈME RFPAT

Le système RFPAT (Baldinger et al., 2004), décrit dans la Section 1.2.2, est destiné aux personnes dépendantes (personnes âgées, cardiaques...) au travers du traitement de signaux médicaux et actimétriques relatifs à cette personne. Il mesure en permanence les données vitales et actimétriques (pouls, mouvement, posture, chute) de la personne. Ce système possède une bonne autonomie et performance de détection de chutes. Le but de la fusion avec le système GARDIEN est de permettre de détecter des chutes difficiles à identifier, dites chutes molles. Pour cela l'introduction des informations contextuelles issues du système GARDIEN permet de fournir des informations concernant les activités réalisées par la personne dans la maison et qui peuvent être utiles à la détection de chutes molles.

3.4.2.3. SYSTÈME FUSIONNÉ GARDIEN - RFPAT

L'inférence des activités de la personne est basée sur la fusion des informations redondantes et complémentaires. La fusion des informations redondantes comme, la posture, le mouvement et la chute, inférées par les deux systèmes, nous permet de lever le doute, d'augmenter la fiabilité et de diminuer l'incertitude des estimations de l'activité de chute de la personne. La fusion d'informations complémentaires comme la posture, le mouvement et la localisation, nous permet de générer une nouvelle information concernant l'état de chute de la personne.

Le processus d'inférence du Réseau d'Évidence proposé en Figure 16 consiste en 5 étapes comme l'illustre la Figure 19.

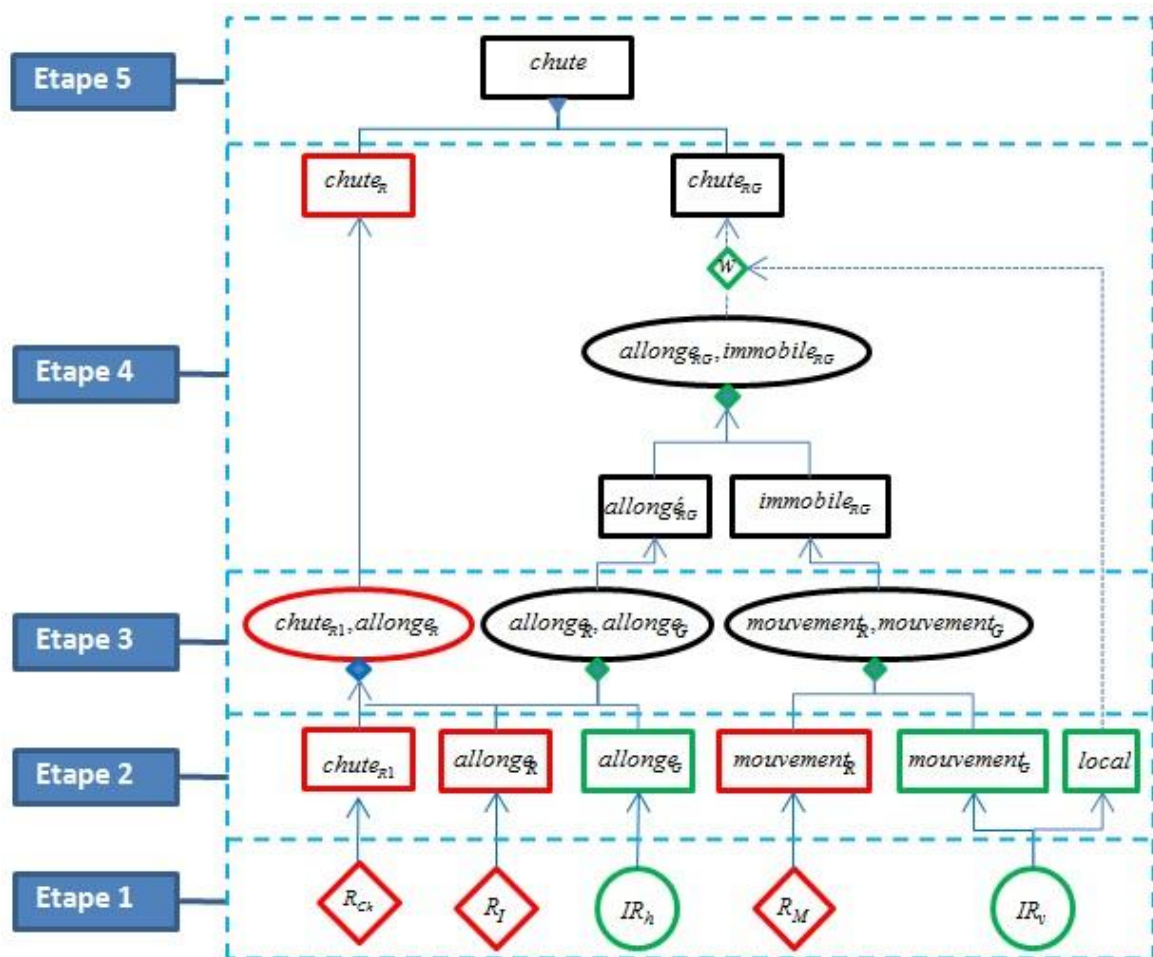


Figure 19. Étapes du Réseau d'Évidence pour la détection de chutes.

Pour mieux comprendre la méthode de fusion proposée, nous proposons de décrire et d'analyser chacune des différentes étapes d'inférence.

3.4.2.4. MESURE DES CAPTEURS À L'ENTRÉE DU RÉSEAU

Comme le principal intérêt du réseau est la détection de chutes difficiles, l'inférence est donc réalisée dans un cas de chute molle pour les valeurs d'entrée définies comme suit,

- $\{\overline{R_{ch}}\}=1$: Pas de *chute* détectée par RFPAT ;
- $\{R_i\}=1$: Posture *allongée* détectée par RFPAT ;
- $\{\overline{R_m}\}=1$: Pas de *mouvement* détecté par RFPAT ;
- $\{\overline{IR_h}\}=1$: Posture *allongée* détectée par GARDIEN ;
- $\{\overline{IR_v}\}=1$: Pas de *mouvement* détecté par GARDIEN ;
- $\{IR_{cuisine}\}=1$: Le dernier capteur excité est dans la *cuisine*.

Au début de l'inférence nous considérons que chaque capteur est fiable à 100%. À partir des valeurs mesurées par les capteurs les évidences en chaque nœud capteur sont donc représentées par les fonctions de masse comme suit,

$$\begin{aligned}
 \mathbf{m}^{\Theta_{IR_v}} &= [m(\{\overline{IR_v}\}) \quad m(\{IR_v\}) \quad m(\{\overline{IR_v}, IR_v\})] = [1 \quad 0 \quad 0] \\
 \mathbf{m}^{\Theta_{IR_h}} &= [m(\{\overline{IR_h}\}) \quad m(\{IR_h\}) \quad m(\{\overline{IR_h}, IR_h\})] = [1 \quad 0 \quad 0] \\
 \mathbf{m}^{\Theta_{R_i}} &= [m(\{\overline{R_i}\}) \quad m(\{R_i\}) \quad m(\{\overline{R_i}, R_i\})] = [0 \quad 1 \quad 0] \\
 \mathbf{m}^{\Theta_{R_{ch}}} &= [m(\{\overline{R_{ch}}\}) \quad m(\{R_{ch}\}) \quad m(\{\overline{R_{ch}}, R_{ch}\})] = [1 \quad 0 \quad 0] \\
 \mathbf{m}^{\Theta_{R_m}} &= [m(\{\overline{R_m}\}) \quad m(\{R_m\}) \quad m(\{\overline{R_m}, R_m\})] = [1 \quad 0 \quad 0]
 \end{aligned} \tag{3.18}$$

ETAPE 1 – AFFECTATION DES FONCTIONS DE MASSE : TAUX DE RÉDUCTION DES ÉVIDENCES DU RÉSEAU

Différemment de ce qui était considéré précédemment, en réalité les capteurs ne sont jamais fiables à 100%. En effet, un capteur fournit une représentation d'une grandeur physique, et, est fréquemment entaché d'erreur, de biais, de bruit, retard, etc. Il est donc important de prendre en compte, dans la modélisation des

informations des capteurs, l'imprécision et l'incertitude inhérentes aux mesures effectuées, pour pouvoir considérer d'éventuelles erreurs. Pour cela, le taux de réduction donné en (3.1) nous permet de tenir compte de la crédibilité accordée aux capteurs, en termes de taux de réduction r .

Les statistiques des fabricants montrent que d'une manière générale les capteurs de mouvement infrarouge fonctionnent correctement à une sensibilité et spécificité de 95% (Hong et al., 2009). Ainsi, un taux de réduction de 5% est attribué à chaque capteur. À partir des distributions de croyances définies en (3.18), nous utilisons (3.1) pour calculer les fonctions de masses réduites comme suit,

$$\mathbf{m}_r^{\Theta_{IR_v}} = \begin{bmatrix} (1-r) \cdot m(\{\overline{IR_v}\}) \\ (1-r) \cdot m(\{IR_v\}) \\ r + (1-r) \cdot m(\{\overline{IR_v}, IR_v\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,95 \cdot 1 \\ 0,95 \cdot 0 \\ 0,05 + 0,95 \cdot 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,95 \\ 0 \\ 0,05 \end{bmatrix}$$

Ce même raisonnement est utilisé pour calculer les distributions de croyances réduites des autres nœuds d'entrée correspondant aux capteurs infrarouges,

$$\mathbf{m}_r^{\Theta_{IR_h}} = [m(\{\overline{IR_h}\}) \quad m(\{IR_h\}) \quad m(\{\overline{IR_h}, IR_h\})] = [0,95 \quad 0 \quad 0,05]$$

Le capteur RFPAT possède a priori une sensibilité et spécificité de 92% (Baldinger et al., 2004). Ainsi, un taux de réduction de 8% est attribué à chaque paramètre d'entrée. Les fonctions de masses réduites peuvent être calculées comme suit,

$$\mathbf{m}_r^{\Theta_{R_i}} = [m(\{\overline{R_i}\}) \quad m(\{R_i\}) \quad m(\{\overline{R_i}, R_i\})] = [0 \quad 0,92 \quad 0,08]$$

$$\mathbf{m}_r^{\Theta_{R_{ch}}} = [m(\{\overline{R_{ch}}\}) \quad m(\{R_{ch}\}) \quad m(\{\overline{R_{ch}}, R_{ch}\})] = [0,92 \quad 0 \quad 0,08]$$

$$\mathbf{m}_r^{\Theta_{R_m}} = [m(\{\overline{R_m}\}) \quad m(\{R_m\}) \quad m(\{\overline{R_m}, R_m\})] = [0,92 \quad 0 \quad 0,08]$$

ETAPE 2 – TRANSFERT DES FONCTIONS DE MASSES

L'opération "*multivalued mapping*" indique la relation de compatibilité entre les éléments de l'espace de discernement des différents nœuds connectés. En fait, il indique comment les évidences se propagent dans le réseau. Chaque nœud possède

une opération "*multivalued mapping*". Le Tableau 9 représente l'opération "*multivalued mapping*" du nœud " R_{ch} ".

Tableau 9. "Multivalued mapping" du nœud " R_{ch} ".

Relation	Multivalued Mapping
$\Gamma^{\Theta_{R_{ch}} \rightarrow \Theta_{ch_{R1}}}$	$\{R_{ch}\} \rightarrow \{ch_{R1}\}; \{\overline{R_{ch}}\} \rightarrow \{\overline{ch_{R1}}\}; \{\overline{R_{ch}}, R_{ch}\} \rightarrow \{\overline{ch_{R1}}, ch_{R1}\}$
$\Gamma^{\Theta_{ch_{R1}} \rightarrow \Theta_{(al_R, ch_{R1})}}$	$\{ch_{R1}\} \rightarrow \{(al_R, ch_{R1})\}; \{\overline{ch_{R1}}\} \rightarrow \{(\overline{al_R}, \overline{ch_{R1}})\}$ $\{\overline{ch_{R1}}, ch_{R1}\} \rightarrow \{(\overline{al_R}, ch_{R1}), (al_R, ch_{R1})\}$
$\Gamma^{\Theta_{(al_R, ch_{R1})} \rightarrow \Theta_{ch_R}}$	$\{(al_R, ch_{R1})\} \rightarrow \{ch_R\}; \{(\overline{al_R}, \overline{ch_{R1}})\} \rightarrow \{\overline{ch_R}\}$ $\{(\overline{al_R}, \overline{ch_{R1}}), (al_R, ch_{R1})\} \rightarrow \{\overline{ch_R}, ch_R\}$

Les fonctions de masse sur les nœuds d'entrée sont alors transférées (opération de "*translation*") vers les nœuds d'activité compatibles associés à l'aide des "*multivalued mapping*" décrites au Tableau 9 :

$$\Gamma^{\mathbf{m}^{\Theta_{mov_G} \rightarrow \Theta_{IR_v}}} = \begin{bmatrix} m(\{\overline{mov_G}\}) \\ m(\{mov_G\}) \\ m(\{\overline{mov_G}, mov_G\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m(\{\overline{IR_v}\}) \\ m(\{IR_v\}) \\ m(\{\overline{IR_v}, IR_v\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,95 \\ 0 \\ 0,05 \end{bmatrix}$$

$$\Gamma^{\mathbf{m}^{\Theta_{al_G} \rightarrow \Theta_{IR_h}}} = \begin{bmatrix} m(\{\overline{al_G}\}) \\ m(\{al_G\}) \\ m(\{\overline{al_G}, al_G\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m(\{\overline{IR_h}\}) \\ m(\{IR_h\}) \\ m(\{\overline{IR_h}, IR_h\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0,95 \\ 0,05 \end{bmatrix}$$

$$\Gamma^{\mathbf{m}^{\Theta_{al_R} \rightarrow \Theta_{R_i}}} = \begin{bmatrix} m(\{\overline{al_R}\}) \\ m(\{al_R\}) \\ m(\{\overline{al_R}, al_R\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m(\{\overline{R_i}\}) \\ m(\{R_i\}) \\ m(\{\overline{R_i}, R_i\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0,92 \\ 0,08 \end{bmatrix}$$

$$\Gamma^{\mathbf{m}^{\Theta_{ch_{R1}} \rightarrow \Theta_{R_{ch}}}} = \begin{bmatrix} m(\{\overline{ch_{R1}}\}) \\ m(\{ch_{R1}\}) \\ m(\{\overline{ch_{R1}}, ch_{R1}\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m(\{\overline{R_{ch}}\}) \\ m(\{R_{ch}\}) \\ m(\{\overline{R_{ch}}, R_{ch}\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,92 \\ 0 \\ 0,08 \end{bmatrix}$$

$$\Gamma^{\mathbf{m}^{\Theta_{mov_R} \rightarrow \Theta_{R_m}}} = \begin{bmatrix} m(\{\overline{mov_R}\}) \\ m(\{mov_R\}) \\ m(\{\overline{mov_R}, mov_R\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m(\{\overline{R_m}\}) \\ m(\{R_m\}) \\ m(\{\overline{R_m}, R_m\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,92 \\ 0 \\ 0,08 \end{bmatrix}$$

ETAPE 3 – NŒUDS COMPOSÉS

Dans les nœuds composés une nouvelle distribution de croyance est créée à partir des distributions de croyances de nœuds complémentaires et redondants. Dans cette étape, trois nœuds composés sont formés,

$$"(al_R, ch_{R1})"$$

$$"(al_R, al_G)"$$

$$"(mov_R, mov_G)",$$

à partir des évidences des nœuds d'activité inférés à l'étape 2 précédente.

a. **Le nœud d'activité composée** (al_R, ch_{R1}) est créé à partir des évidences des nœuds d'activité al_R et ch_{R1} . Un opérateur de somme pondérée est utilisé pour composer une nouvelle distribution de croyance de la source $\Theta_{(al_R, ch_{R1})}$ à partir des sources $\Theta_{al_R}, \Theta_{ch_{R1}}$. Les distributions de croyances qui appartiennent à ces sources sont pondérées par les poids associés $w_{\Theta_{al_R}}, w_{\Theta_{ch_{R1}}}$. Le but de ce nœud composé est d'affecter une croyance de chute de la personne basée sur les deux évidences, allongé et chute. Cela parce que l'inférence de l'activité chute dépend des deux activités "allongé" et "chute", et pas seulement de l'activité "chute". Une fois que le système RFPAT n'a pas détecté une chute et la personne est allongée, cela ne veut pas dire que la personne n'a pas chuté, cela peut représenter un cas de chute molle. Cette combinaison nous permettra d'affecter une croyance d'incertitude de chute même si la personne n'a pas chuté et est allongée.

Dans cette somme pondérée le choix des poids reflète un crédit plus grand a priori accordé à l'importance du nœud ch_{R1} pour la détection de chutes car nous le considérons comme la référence et comme indicateur pour la majorité des chutes détectées, les chutes dures (violentes). L'activité "allongé" possède un poids plus petit, car elle peut indiquer quand même un cas de chute mais elle n'est pas autant significative que le nœud d'activité "chute". Cependant dès que RFPAT ne détecte pas une chute ($R_{ch} = 0$) et que la personne est allongée ($R_I = 1$), cela peut correspondre à une situation de chute molle. Pour cela un vecteur de poids associés aux nœuds al_R

et " ch_{R1} ", est dans un premier temps, affecté de façon expérimentale, soient 0,4 pour l'activité "allongé" et 0,6 pour l'activité "chute" :

$$\mathbf{w} = [0,4 \quad 0,6],$$

Les nœuds " al_R " et " ch_{R1} " possèdent les distributions de croyances comme suit,

$$\mathbf{m}^{\Theta_{al_R}} = [0 \quad 0,92 \quad 0,08],$$

et

$$\mathbf{m}^{\Theta_{ch_{R1}}} = [0,92 \quad 0 \quad 0,08].$$

Une nouvelle distribution de croyance issue de la source $\Theta_{(al_R, ch_{R1})}$

$$\mathbf{m}^{\Theta_{(al_R, ch_{R1})}} = \left[\left\{ \overline{(al_R, ch_{R1})} \right\} \quad \left\{ (al_R, ch_{R1}) \right\} \quad \left\{ \overline{(al_R, ch_{R1})}, (al_R, ch_{R1}) \right\} \right],$$

est donc formée à l'aide d'une somme pondérée en utilisant l'équation (3.13) comme suit,

$$\mathbf{m}^{\Theta_{(al_R, ch_{R1})}} = \mathbf{w} \cdot \mathbf{M}^{\Theta_{al_R}, \Theta_{ch_{R1}}}$$

$$\mathbf{m}^{\Theta_{(al_R, ch_{R1})}} = [0,4 \quad 0,6] \cdot \begin{bmatrix} 0 & 0,92 & 0,08 \\ 0,92 & 0 & 0,08 \end{bmatrix} = [0,552 \quad 0,368 \quad 0,08]$$

b. Le nœud d'activité composé " (al_R, al_G) " est un nœud formé par les nœuds d'activité " al_R " et " al_G ". Un opérateur de somme pondérée est utilisé pour composer une nouvelle distribution de croyance de la source $\Theta_{(al_R, al_G)}$ à partir des sources redondantes $\Theta_{al_R}, \Theta_{al_G}$. Les distributions de croyances qui appartiennent à ces sources sont pondérées par les poids associés $w_{\Theta_{al_R}}, w_{\Theta_{al_G}}$. Le but de ce nœud composé est de lever le doute concernant l'activité "allongée" de la personne en créant une nouvelle distribution de croyance $\mathbf{m}^{\Theta_{(al_R, al_G)}}$ à partir du consensus des distributions relatives à l'activité "allongée" inférée par les systèmes RFPAT et GARDIEN à l'étape 2. Dans cette somme pondérée, le choix des poids reflète un crédit plus grand a priori accordé à la fiabilité du nœud " al_R " relatif à RFPAT car il est doté de capteurs basés sur des accéléromètres ayant une haute précision de mesure de la

posture et porté par la personne elle même. Nous considérons toujours le système RFPAT comme référence pour la chute et la posture de la personne, donc ses nœuds auront toujours des poids plus importants. Pour cela un vecteur de poids associés aux nœuds " al_R " et " al_G ", est dans un premier temps, affecté de façon expérimentale, soient 0,8 pour le nœud " al_R " et 0,2 pour le nœud " al_G " :

$$\mathbf{w} = [0,8 \quad 0,2],$$

Les nœuds " al_R " et " al_G " possèdent les distributions de croyances comme suit,

$$\mathbf{m}^{\Theta_{al_R}} = [0 \quad 0,92 \quad 0,08],$$

et

$$\mathbf{m}^{\Theta_{al_G}} = [0 \quad 0,95 \quad 0,05].$$

Une nouvelle distribution de croyance issue de la source $\Theta_{(al_R, al_G)}$

$$\mathbf{m}^{\Theta_{(al_R, al_G)}} = \left[\left\{ \overline{(al_R, al_G)} \right\} \left\{ (al_R, al_G) \right\} \left\{ \overline{(al_R, al_G)}, (al_R, al_G) \right\} \right],$$

est donc formée à l'aide d'une somme pondérée en utilisant l'équation (3.13) comme suit,

$$\mathbf{m}^{\Theta_{(al_R, al_G)}} = \mathbf{w} \cdot \mathbf{M}^{\Theta_{al_R}, \Theta_{al_G}}$$

$$\mathbf{m}^{\Theta_{(al_R, al_G)}} = [0,8 \quad 0,2] \cdot \begin{bmatrix} 0 & 0,92 & 0,08 \\ 0 & 0,95 & 0,05 \end{bmatrix} = [0 \quad 0,926 \quad 0,074]$$

c. Le nœud d'activité composé " (mov_R, mov_G) " est un nœud formé par les nœuds d'activité " mov_R " et " mov_G ". Un opérateur de somme pondérée est utilisé pour composer une nouvelle distribution de croyance de la source $\Theta_{(mov_R, mov_G)}$ à partir des sources $\Theta_{mov_R}, \Theta_{mov_G}$. Les distributions de croyances qui appartiennent à ces sources sont pondérées par les poids associés $w_{\Theta_{mov_R}}, w_{\Theta_{mov_G}}$. L'objectif de ce nœud composé est de lever le doute concernant l'activité "mouvement" de la personne en créant une nouvelle distribution de croyance $\mathbf{m}^{\Theta_{(mov_R, mov_G)}}$ à partir du consensus des

distributions relatives à l'activité "mouvement" inférée par les systèmes RFPAT et GARDIEN à l'étape 2.

Dans cette somme pondérée, le choix des poids reflète un crédit plus grand a priori accordé à la fiabilité du nœud " mov_R " relatif à RFPAT car il est doté de capteurs basés sur des capteurs de mouvement ayant une plus grande précision par rapport au capteur IR horizontaux. Pour cela un vecteur de poids associés aux nœuds " mov_R " et " mov_G ", est dans un premier temps, affecté de façon expérimentale, soient 0,8 pour le nœud " mov_R " et 0,2 pour le nœud " mov_G " :

$$\mathbf{w} = [0,8 \quad 0,2],$$

Les nœuds " mov_R " et " mov_G " possèdent les distributions de croyances comme suit,

$$\mathbf{m}^{\Theta_{mov_R}} = [0,92 \quad 0 \quad 0,08],$$

et

$$\mathbf{m}^{\Theta_{mov_G}} = [0,95 \quad 0 \quad 0,05].$$

Une nouvelle distribution de croyance issue de la source $\Theta_{(mov_R, mov_G)}$

$$\mathbf{m}^{\Theta_{(mov_R, mov_G)}} = \left[\left\{ \overline{(mov_R, mov_G)} \right\} \left\{ (mov_R, mov_G) \right\} \left\{ \overline{(mov_R, mov_G)}, (mov_R, mov_G) \right\} \right],$$

est donc formée à l'aide d'une somme pondérée en utilisant l'équation (3.13) comme suit,

$$\begin{aligned} \mathbf{m}^{\Theta_{(mov_R, mov_G)}} &= \mathbf{w} \cdot \mathbf{M}^{\Theta_{mov_R}, \Theta_{mov_G}} \\ \mathbf{m}^{\Theta_{(mov_R, mov_G)}} &= [0,8 \quad 0,2] \cdot \begin{bmatrix} 0,92 & 0 & 0,08 \\ 0,95 & 0 & 0,05 \end{bmatrix} = [0,926 \quad 0 \quad 0,074] \end{aligned}$$

ETAPE 4 – PROPAGATION DES FONCTIONS DE MASSES ENTRE NŒUDS INCERTAINS

Afin de donner une information d'un certain niveau sémantique, en s'appuyant sur l'opération "*multivalued mapping*", les distributions de croyance des nœuds

composés " (al_R, ch_{R1}) ", " (al_R, al_G) " et " (mov_R, mov_G) " sont transférées aux nœuds " ch_R ", " al_{RG} " et " imb_{RG} " respectivement :

$$\Gamma^m \Theta_{al_R, ch_{R1} \rightarrow \Theta_{ch_R}} = \begin{bmatrix} m(\overline{\{ch_R\}}) \\ m(\{ch_R\}) \\ m(\overline{\{ch_R, ch_R\}}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m(\overline{\{al_R, ch_{R1}\}}) \\ m(\{al_R, ch_{R1}\}) \\ m(\overline{\{(al_R, ch_{R1}), (al_R, ch_{R1})\}}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,552 \\ 0,368 \\ 0,08 \end{bmatrix}$$

$$\Gamma^m \Theta_{al_R, al_G \rightarrow \Theta_{al_{RG}}} = \begin{bmatrix} m(\overline{\{al_{RG}\}}) \\ m(\{al_{RG}\}) \\ m(\overline{\{al_{RG}, al_{RG}\}}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m(\overline{\{al_R, al_G\}}) \\ m(\{al_R, al_G\}) \\ m(\overline{\{(al_R, al_G), (al_R, al_G)\}}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0,926 \\ 0,074 \end{bmatrix}$$

$$\Gamma^m \Theta_{mov_R, mov_G \rightarrow \Theta_{imb_{RG}}} = \begin{bmatrix} m(\overline{\{imb_{RG}\}}) \\ m(\{imb_{RG}\}) \\ m(\overline{\{imb_{RG}, imb_{RG}\}}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m(\overline{\{mov_R, mov_G\}}) \\ m(\{mov_R, mov_G\}) \\ m(\overline{\{(mov_R, mov_G), (mov_R, mov_G)\}}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0,926 \\ 0,074 \end{bmatrix}$$

Le nœud " ch_R " représente l'inférence de l'activité "chute" réalisée par le système RFPAT. Ce système n'a pas détecté de chute, cependant une incertitude est produite $m(\overline{\{ch_R\}}) = 0,552$ en raison de posture de la personne qui est allongée. La fusion avec le système GARDIEN nous permettra de réduire le doute et confirmer la situation de chute de la personne.

Les activités comme la posture allongée et le mouvement peuvent nous donner des indices sur la situation de chute de la personne. Les nœuds d'activité " al_{RG} " et " imb_{RG} " sont alors rassemblés dans un nœud composé d'activité " al_{RG}, imb_{RG} " afin d'inférer l'activité de chute.

Dans cette somme pondérée le choix des poids reflète un crédit plus grand a priori accordé au nœud " al_{RG} " car l'activité "immobile" est utilisée ici plutôt pour caractériser la gravité de la chute. Une fois par terre, la personne peut être agitée ou immobile (état inconscient). Pour cela un vecteur de poids associés aux nœuds " al_{RG} " et " imb_{RG} ", est dans un premier temps, affecté de façon expérimentale, soient 0,8 pour l'activité "allongée" et 0,2 pour l'activité "immobile" :

$$\mathbf{w} = [0,8 \quad 0,2],$$

Les nœuds " al_{RG} " et " imb_{RG} " possèdent les distributions de croyances suivantes,

$$\mathbf{m}^{\Theta_{al_{RG}}} = [0 \quad 0,926 \quad 0,074],$$

et

$$\mathbf{m}^{\Theta_{imb_{RG}}} = [0 \quad 0,926 \quad 0,074].$$

Une nouvelle distribution de croyance issue de la source $\Theta_{(al_{RG}, imb_{RG})}$

$$\mathbf{m}^{\Theta_{(al_{RG}, imb_{RG})}} = \left[\overline{\{al_{RG}, imb_{RG}\}} \quad \{al_{RG}, imb_{RG}\} \quad \left\{ \overline{\{al_{RG}, imb_{RG}\}}(al_{RG}, imb_{RG}) \right\} \right],$$

est donc formée à l'aide d'une somme pondérée en utilisant l'équation (3.13) comme suit,

$$\mathbf{m}^{\Theta_{(al_{RG}, imb_{RG})}} = \mathbf{w} \cdot \mathbf{M}^{\Theta_{al_{RG}}, \Theta_{imb_{RG}}}$$

$$\mathbf{m}^{\Theta_{(al_{RG}, imb_{RG})}} = [0,8 \quad 0,2] \cdot \begin{bmatrix} 0 & 0,926 & 0,074 \\ 0 & 0,926 & 0,074 \end{bmatrix} = [0 \quad 0,926 \quad 0,074]$$

Le fait que la personne soit allongée et immobile ne représente pas forcément l'état de chute de la personne. La personne peut être allongée et immobile dans son lit ou dans le canapé. Il est donc important de connaître la localisation de la personne dans le but de réduire l'incertitude de l'inférence de l'activité chute. Il existe donc une ambiguïté entre les nœuds d'activité " ch_{RG} " et " al_{RG}, imb_{RG} ". La relation entre ces nœuds est incertaine et définie de façon heuristique dans notre approche. Les fonctions de masse du nœud d'activité " al_{RG}, imb_{RG} " sont propagées dans le nœud d'activité "chute" à l'aide de l'opération "*evidential mapping*" décrite au Tableau 10. Nous rappelons que chaque contexte de localisation possède une opération "*evidential mapping*". Sachant que la personne se trouve dans la *cuisine*,

$$IR_{cuisine} = 1 : \text{Le dernier capteur excité était dans la } cuisine,$$

nous utilisons donc l'opération "*evidential mapping*" suivant,

Tableau 10. Evidential Mapping.

$\mathbf{F}_{\Theta(al_{RG}, imb_{RG}) \rightarrow \Theta_{ch_{RG}}}$	$\{\overline{ch_{RG}}\}$	$\{ch_{RG}\}$	$\{\overline{ch_{RG}}, ch_{RG}\}$
$\{\overline{al_{RG}}, \overline{imb_{RG}}\}$	1	0	0
$\{al_{RG}, imb_{RG}\}$	0	0.8	0.2
$\{\{\overline{al_{RG}}, \overline{imb_{RG}}\}, \{al_{RG}, imb_{RG}\}\}$	0	0	1

Considérons donc l'opération "*evidential mapping*" définie au Tableau 10 sous la forme matricielle donnée par,

$$\mathbf{F}_{\Theta(al_{RG}, imb_{RG}) \rightarrow \Theta_{ch_{RG}}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.8 & 0.2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Soit la distribution de croyance du nœud d'activité " al_{RG}, imb_{RG} " donnée par,

$$\mathbf{m}^{\Theta(al_{RG}, imb_{RG})} = [0 \quad 0,926 \quad 0,074]$$

Utilisant l'équation (3.8), la distribution de croyance du nœud d'activité " ch_{RG} ", s'obtient alors :

$$\mathbf{m}^{\Theta_{ch_{RG}}} = \mathbf{m}^{\Theta(al_{RG}, imb_{RG})} \cdot \mathbf{F}_{\Theta(al_{RG}, imb_{RG}) \rightarrow \Theta_{ch_{RG}}}$$

$$\mathbf{m}^{\Theta_{ch_{RG}}} = [0 \quad 0,926 \quad 0,074] \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.8 & 0.2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$[m(\{\overline{ch_{RG}}\}) \quad m(\{ch_{RG}\}) \quad m(\{\overline{ch_{RG}}, ch_{RG}\})] = [0 \quad 0,7408 \quad 0,2592]$$

ETAPE 5 – RÈGLE DE COMBINAISON DE DEMPSTER-SHAFER

La fusion entre les systèmes RFPAT et GARDIEN permet alors de détecter une chute de la manière suivante,

$$\mathbf{m}^{\Theta_{ch_{RG}}} = \begin{bmatrix} m(\overline{\{ch_{RG}\}}) \\ m(\{ch_{RG}\}) \\ m(\overline{\{ch_{RG}, ch_{RG}\}}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0,7408 \\ 0,2592 \end{bmatrix}$$

chute qui le système RFPAT tout seul n'a pas considéré,

$$\mathbf{m}^{\Theta_{ch_R}} = \begin{bmatrix} m(\overline{\{ch_R\}}) \\ m(\{ch_R\}) \\ m(\overline{\{ch_R, ch_R\}}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,552 \\ 0,368 \\ 0,08 \end{bmatrix}$$

Finalement, à l'issue de l'inférence des deux systèmes, chaque système possède une distribution de croyance pour l'activité "chute". La règle de combinaison de Dempster Shafer (équation 3.16) permet d'obtenir une nouvelle distribution de croyance qui représente le consensus des distributions de croyance entre les deux systèmes. Soient les distributions de croyance inférées par les systèmes GARDIEN et RFPAT résumées dans le Tableau 11 suivant,

Tableau 11. Règle de combinaison de Dempster Shafer : conflit faible.

Règle de combinaison de Dempster Shafer		GARDIEN + RFPAT		
		$m(\overline{\{chute_{RG}\}})$ 0	$m(\{chute_{RG}\})$ 0,7408	$m_G(\overline{\{chute_{RG}, chute_{RG}\}})$ 0,2592
RFPAT	$m(\overline{\{chute_R\}})$ 0,368	$m(\overline{\{chute\}})$ $0,368 \cdot 0 = 0$	$m(\{\emptyset\})$ $0,368 \cdot 0,7408 = 0,2763$	$m(\overline{\{chute\}})$ $0,368 \cdot 0,2592 = 0,0954$
	$m(\{chute_R\})$ 0,552	$m(\{\emptyset\})$ $0,552 \cdot 0 = 0$	$m(\{chute\})$ $0,552 \cdot 0,7408 = 0,4089$	$m(\{chute\})$ $0,552 \cdot 0,2592 = 0,1431$
	$m(\overline{\{chute_R, chute_R\}})$ 0,08	$m(\overline{\{chute\}})$ $0,08 \cdot 0 = 0$	$m(\{chute\})$ $0,08 \cdot 0,7408 = 0,0592$	$m(\overline{\{chute, chute\}})$ $0,08 \cdot 0,2592 = 0,0207$

Dans le Tableau 11 le produit des lignes par colonnes fournit les croyances associées aux deux systèmes. Une analyse du Tableau 11 nous permet d'évaluer le conflit présent dans la fusion. Nous vérifions que la somme de tous les produits du Tableau 11 sont égales à 1. Les intersections vides, représentent le conflit de la fusion et sont utilisés dans le calcul de K :

$$K = 0 + 0,2763 = 0,2763,$$

ce qui présente un faible conflit entre les sources fusionnées.

Pour le calcul de la fusion, finalement, nous utilisons la relation (3.16) pour les intersections non-vides,

$$m(\{\overline{ch}\}) = \frac{m(\{\overline{ch_{RG}}\}) \cdot m(\{\overline{ch_R}\}) + m(\{\overline{ch_{RG}}\}) \cdot m(\{\overline{ch_R}, ch_R\}) + m(\{\overline{ch_{RG}}, ch_{RG}\}) \cdot m(\{\overline{ch_R}\})}{1 - K}$$

$$m(\{\overline{ch}\}) = \frac{0 \cdot 0,368 + 0 \cdot 0,08 + 0,2592 \cdot 0,368}{1 - 0,2763} = \frac{0,0954}{0,7237} = 0,1318$$

$$m(\{ch\}) = \frac{m(\{ch_{RG}\}) \cdot m(\{ch_R\}) + m(\{ch_{RG}\}) \cdot m(\{ch_R, ch_R\}) + m(\{ch_{RG}, ch_{RG}\}) \cdot m(\{ch_R\})}{1 - K}$$

$$m(\{ch\}) = \frac{0,7408 \cdot 0,552 + 0,7408 \cdot 0,08 + 0,2592 \cdot 0,552}{1 - 0,2763} = \frac{0,6112}{0,7237} = 0,8445$$

$$m(\{\overline{ch}, ch\}) = \frac{m(\{\overline{ch_{RG}}, ch_{RG}\}) \cdot m(\{\overline{ch_R}, ch_R\})}{1 - K}$$

$$m(\{\overline{ch}, ch\}) = \frac{0,2592 \cdot 0,08}{1 - 0,2763} = \frac{0,0207}{0,7237} = 0,0286$$

Le résultat de l'inférence du réseau est représenté par une distribution de croyance,

$$\mathbf{m}^{\Theta_{ch}} = \begin{bmatrix} m(\{\overline{ch}\}) \\ m(\{ch\}) \\ m(\{\overline{ch}, ch\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,1318 \\ 0,8445 \\ 0,0286 \end{bmatrix}$$

pour $K = 0,2763$, ce qui présente un faible conflit entre les sources fusionnées. La règle de combinaison de Dempster-Shafer permet de créer une nouvelle distribution de croyance qui représente le consensus des distributions inférées par les systèmes fusionnés GARDIEN et RFPAT. La masse affectée à l'élément focal $m(\{ch\})$ semble ici donc renforcée.

ETAPE 6.1 – DÉCISION

Une fois la fusion effectuée et ainsi établie la distribution de croyance finale, nous devons l'interpréter pour que nous puissions prendre une décision concernant l'état de la personne. L'existence de multiples interprétations possibles et non consensuelles de la représentativité des masses affectées aux sous-ensembles de l'espace de discernement, conduisent à plusieurs méthodes décisionnelles. Nous trouvons essentiellement deux approches en ce qui concerne l'étape de décision sur les hypothèses singletons : par critère de maximum de plausibilité ou bien de maximum de probabilité pignistique (Nifle & Reynaud, 1997). Nifle & Reynaud (1997) ont proposé un travail de comparaison entre ces deux méthodes de décision. Ils ont montré que ces méthodes sont difficilement comparables a priori et qu'elles sont opérationnelles en fonction de l'interprétation initiale des masses.

Soient les fonctions de masses inférées à l'aide de la règle de Dempster Shafer,

$$\mathbf{m}^{\Theta_{ch}} = \begin{bmatrix} m(\overline{\{ch\}}) \\ m(\{ch\}) \\ m(\overline{\{ch, ch\}}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,1318 \\ 0,8445 \\ 0,0286 \end{bmatrix}$$

nous proposons donc d'appliquer les deux méthodes décisionnelles proposées :

La méthode de calcul pignistique (2.35),

$$BetP(A) = \sum_{\emptyset \neq B \subseteq \Omega} m(B) \frac{|A \cap B|}{|B|}, \quad (3.19)$$

permet de transformer la distribution de croyance en une distribution de probabilité, en rebasculant l'ignorance vers les hypothèses singletons. La transformation pignistique donne alors,

$$BetP(\{chute\}) = m(\{chute\}) \cdot 1 + m(\overline{\{chute\}}) \cdot 0 + m(\overline{\{chute, chute\}}) \cdot \frac{1}{2} = 0,8445 + \frac{0,0286}{2} = 0,8588$$

$$BetP(\overline{\{chute\}}) = m(\{chute\}) \cdot 0 + m(\overline{\{chute\}}) \cdot 1 + m(\overline{\{chute, chute\}}) \cdot \frac{1}{2} = 0,1318 + \frac{0,0286}{2} = 0,1461$$

et nous fournit un vecteur pignistique $\mathbf{BetP}^{\Theta_{ch}}$ défini comme suit,

$$\mathbf{BetP}^{\Theta_{ch}} = \begin{bmatrix} BetP(\overline{\{ch\}}) \\ BetP(\{ch\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,1461 \\ 0,8588 \end{bmatrix}$$

Le maximum des probabilités pignitiques nous fournit,

$$\max(\mathbf{BetP}^{\Theta_{ch}}) = \max\left(\begin{bmatrix} \text{BetP}(\overline{\{ch\}}) \\ \text{BetP}(\{ch\}) \end{bmatrix}\right) = \max\left(\begin{bmatrix} 0,1461 \\ 0,8588 \end{bmatrix}\right) = [\text{BetP}(\{ch\}) = 0,8588]$$

accordée à la décision de l'hypothèse "chute" avec une croyance de 0,8588.

Pour les méthodes de maximum des plausibilités (2.27) nous utilisons,

$$Pl(A) = \sum_{B|B \cap A \neq \emptyset} m(B). \quad (3.20)$$

dont il en résulte,

$$Pl(\{chute\}) = m(\{chute\}) + m(\overline{\{chute, chute\}}) = 0,8445 + 0,0286 = 0,8731$$

$$Pl(\overline{\{chute\}}) = m(\overline{\{chute\}}) + m(\overline{\{chute, chute\}}) = 0,1318 + 0,0286 = 0,1604$$

et nous fournit un vecteur pignistique $\mathbf{PI}^{\Theta_{ch}}$ défini comme suit,

$$\mathbf{PI}^{\Theta_{ch}} = \begin{bmatrix} Pl(\overline{\{ch\}}) \\ Pl(\{ch\}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,1604 \\ 0,8731 \end{bmatrix}$$

Le maximum des plausibilités nous fournit,

$$\max(\mathbf{PI}^{\Theta_{ch}}) = \max\left(\begin{bmatrix} Pl(\overline{\{ch\}}) \\ Pl(\{ch\}) \end{bmatrix}\right) = \max\left(\begin{bmatrix} 0,1604 \\ 0,8731 \end{bmatrix}\right) = [Pl(\{ch\}) = 0,8731]$$

accordée à la décision de l'hypothèse "chute" avec une croyance de 0,8731.

Les deux méthodes décisionnelles permettent d'enlever l'ambiguïté produite par l'hypothèse composée (imprécise) et de décider par rapport à la supériorité de l'hypothèse "chute" inférée au Réseau d'Évidence. Notamment dans ce cas de chute molle, la fusion avec le système GARDIEN nous permet de détecter la chute de la personne, non détectée par le système RFPAT tout seul. Cette fusion fournit, en fait une détection plus fiable par rapport aux systèmes utilisés séparément.

Le choix de la valeur du seuil est défini de façon expérimentale. Il est pertinent de réaliser une étude sur le choix des seuils de décision afin de rendre robuste le système en augmentant leur sensibilité et spécificité.

3.5. LIENS ENTRE LES MODÈLES DE FUSION PAR LES RÉSEAUX ÉVIDENTIELS ET PAR LA LOGIQUE FLOUE

En complément du Chapitre 2, une recherche de liens existant entre ces deux types d'approches est également proposée, en partant des travaux antérieurs (Medjahed, 2010) et des Réseaux Évidentiels développés dans le cadre de ces travaux de thèse. De ce fait, nous mettons en évidence que le modèle de fusion par Réseaux Évidentiels peut être vu comme une structure de fusion multi-règles par Logique Floue. Dans cette représentation, les branches du Réseau Evidentiel peuvent être assimilées à des règles floues. Nous proposons donc de procéder à cette comparaison à l'aide de l'exemple qui suit.

Considérons l'inférence d'une distribution de croyance ou d'un degré d'appartenance d'une nouvelle source Y produite à partir de la fusion de la distribution de croyance ou du degré d'appartenance de trois autres sources : y_A , y_B et y_C , à l'aide d'une somme pondérée avec des poids : w_{y_A} , w_{y_B} et w_{y_C} . Cette fusion, peut être représentée par le formalisme des Réseaux Évidentiels (distribution de croyances) et celui de la logique floue (degrés d'appartenance), comme l'illustrent les Figure 20 et Figure 21, respectivement,

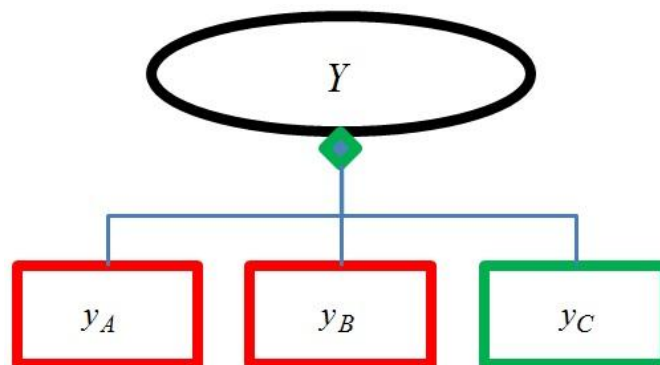


Figure 20. Inférence par Réseaux Évidentiels.

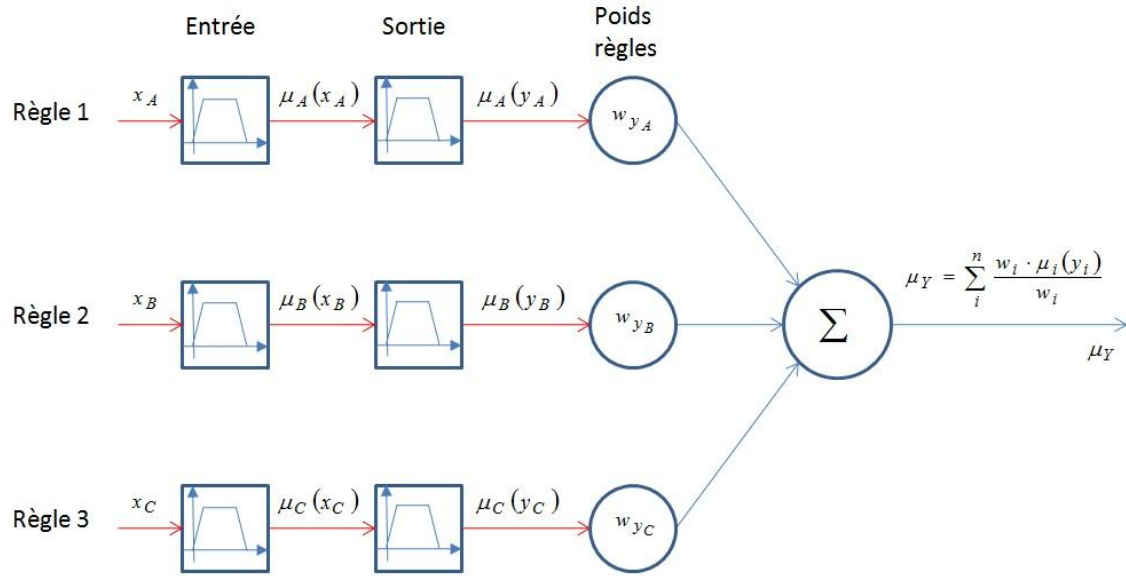


Figure 21. Inférence par Logique Floue.

Dans le modèle de fusion par Réseaux Évidentiels illustré en Figure 20, une nouvelle distribution de croyance de la source \mathbf{m}^Y est donc formée à l'aide d'une somme pondérée en utilisant l'équation (3.13) comme suit,

$$\mathbf{m}^Y = \mathbf{w} \cdot \mathbf{M}^{y_A, y_B, y_C}, \quad (3.21)$$

$$\mathbf{m}^Y = \begin{bmatrix} w_{y_A} & w_{y_B} & w_{y_C} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} m^{y_A}(\{f_1\}) & \dots & m^{y_A}(\{f_{\theta_{y_A}}\}) \\ m^{y_B}(\{f_1\}) & \dots & m^{y_B}(\{f_{\theta_{y_B}}\}) \\ m^{y_C}(\{f_1\}) & \dots & m^{y_C}(\{f_{\theta_{y_C}}\}) \end{bmatrix}$$

où

$$\mathbf{w} = [w_{y_A} \quad w_{y_B} \quad w_{y_C}], \quad (3.22)$$

est le vecteur de poids associés aux sources y_A , y_B et y_C présents dans la somme pondérée et,

$$\mathbf{M}^{y_A, y_B, y_C} = \begin{bmatrix} m^{y_A}(\{f_1\}) & \dots & m^{y_A}(\{f_{\theta_{y_A}}\}) \\ m^{y_B}(\{f_1\}) & \dots & m^{y_B}(\{f_{\theta_{y_B}}\}) \\ m^{y_C}(\{f_1\}) & \dots & m^{y_C}(\{f_{\theta_{y_C}}\}) \end{bmatrix}, \quad (3.23)$$

est une matrice contenant les distributions de croyances des sources y_A , y_B et y_C possédant chacune $\theta_{y_A} = \theta_{y_B} = \theta_{y_C}$ éléments focaux.

Dans l'inférence floue de la Figure 21, la méthode d'implication de *Takagi-Sugeno* fournit un degré d'appartenance de la source Y à partir de la combinaison pondérée des degrés d'appartenances $\mu_A(y_A)$, $\mu_B(y_B)$ et $\mu_C(y_C)$ associés aux ensembles flous des sources y_A , y_B et y_C , c'est-à-dire comme suit,

$$\mu_Y = \frac{\sum_{i=1}^n w_i \cdot \mu_i(x_i)}{\sum_{i=1}^n w_i}, \quad (3.24)$$

où w_i représente un poids relatif au degré de confiance de la $i^{\text{ème}}$ règle.

L'équation (3.24) peut être représentée sous la forme matricielle comme suit,

$$\boldsymbol{\mu}^Y = \mathbf{w} \cdot \boldsymbol{\mu}^{y_A, y_B, y_C}, \quad (3.25)$$

$$\boldsymbol{\mu}^Y = \begin{bmatrix} w_{y_A} & w_{y_B} & w_{y_C} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mu_A(y_A) \\ \mu_B(y_B) \\ \mu_C(y_C) \end{bmatrix},$$

où

$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_{y_A} & w_{y_B} & w_{y_C} \end{bmatrix}, \quad (3.26)$$

est le vecteur de poids associés aux ensembles flous des sources y_A , y_B et y_C , présents dans la somme pondérée et,

$$\boldsymbol{\mu}^{y_A, y_B, y_C} = \begin{bmatrix} \mu_A(y_A) \\ \mu_B(y_B) \\ \mu_C(y_C) \end{bmatrix}, \quad (3.27)$$

est le vecteur contenant des degrés d'appartenance $\mu_A(y_A)$, $\mu_B(y_B)$ et $\mu_C(y_C)$ associés aux ensembles flous des sources y_A , y_B et y_C .

Les équations 3.21 et 3.25 ci-dessous,

$$\mathbf{m}^Y = \begin{bmatrix} w_{y_A} & w_{y_B} & w_{y_C} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} m^{y_A}(f_1) & \dots & m^{y_A}(f_N) \\ m^{y_B}(f_1) & \dots & m^{y_B}(f_N) \\ m^{y_C}(f_1) & \dots & m^{y_C}(f_N) \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\mu}^Y = \begin{bmatrix} w_{y_A} & w_{y_B} & w_{y_C} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mu_A(y_A) \\ \mu_B(y_B) \\ \mu_C(y_C) \end{bmatrix}$$

sont très similaires, la différence essentielle entre ces deux approches restant donc au niveau de la modélisation des informations issues des sources fusionnées y_A , y_B et y_C représentée respectivement par la matrice $\mathbf{M}^{y_A, y_B, y_C}$ et par le vecteur $\boldsymbol{\mu}^{y_A, y_B, y_C}$. Comme décrit précédemment en Section 2.5.1, cet exemple nous réaffirme que la théorie des croyances permet de représenter l'imperfection des données des sources de manière plus complète en termes d'incertitude et d'imprécision et reste donc plus générale par rapport à la Logique Floue, se limitant à la représentation de l'imprécision.

3.6. EXTENSION DU RÉSEAU ÉVIDENTIEL À LA DÉTECTION DE SITUATIONS DE DÉTRESSE DIVERSES

Le modèle de fusion par Réseaux Évidentiels proposé dans ce chapitre était, dans un premier temps, centré sur la détection des situations de chute de la personne surveillée. Cependant, l'utilisation d'autres capteurs présents dans notre plateforme, comme ceux des signaux vitaux et sonores, peut apporter des informations plus riches à notre modèle de fusion. Afin de permettre à notre modèle de fusion de détecter des situations de détresse diverses, telles que les variations anormales de fréquence cardiaque (tachycardie et bradycardie) et l'apparition de sons anormaux, nous proposons une extension du Réseau Évidentiel comme l'illustre la Figure 22.

La Figure 22 présente une extension du modèle de fusion RFPAT et GARDIEN fondé sur un Réseau Évidentiel à d'autres situations de détresse avec l'introduction de signaux sonores issus du système ANASON et des signaux cardiaques issus du système RFPAT, mis en évidence dans la Figure 22 à l'aide des lignes rouges pointillées. L'introduction des signaux sonores du système ANASON permettent de reconnaître des événements sonores anormaux tels que, les *cris* et les *expressions de détresse* (*aide moi, appelez le médecin, au secours, etc.*). Ces événements sonores anormaux sont par la suite classés en différents niveaux d'alarmes de manière heuristique. Par ailleurs, les mesures des signaux cardiaques issues du capteur ambulateur du système RFPAT permettent de détecter les altérations de la fréquence cardiaque telles que, les *tachycardies* et les *bradycardies*. Ces événements sont aussi classés par niveaux

d'alarmes. Finalement, au dernier étage du modèle de fusion, les événements d'alarmes " $alarme_s$ ", " $alarme_p$ " et " $alarme_{ch}$ " sont fusionnés dans le but d'inférer un événement d'alarme définitif : $alarme$.



Figure 22. Extension du modèle de fusion RFPAT et GARDIEN par Réseaux Évidentiels.

Ce nouveau modèle de fusion n'a pas été implémenté dans ces travaux de recherche. Il est prévu comme perspectives futures de ce travail.

3.7. EVALUATION ET RÉSULTATS

L'évaluation de la méthode proposée a été effectuée sur les bases de données enregistrées à Telecom SudParis, détaillées précédemment au Chapitre 1. Les bases utilisées sont : la base HOMECAD (Medjahed, 2010) et la base CHUTES (Cavalcante et al., 2011). La base HOMECAD est composée des scénarios simulés ayant des situations normales et anormales (de chute). La base CHUTES est composée essentiellement de scénarios simulés ayant des situations de chutes dures et molles. Dans ces bases nous avons plusieurs scénarios de chutes classiques ou dures (plutôt violentes) et de chutes dites molles (de faible accélération) difficiles à détecter. Pour les chutes classiques nous avons effectué des chutes devant, des chutes de côté et des chutes depuis une chaise. Pour les chutes molles nous avons effectué des chutes lentes par affaissement le long d'un mur et des chutes en se retenant à une table. L'objectif de regrouper ces deux bases, vient du fait que la base HOMECAD ne possède pas suffisamment de situations de chutes molles, importantes pour cette évaluation et pour montrer l'apport du modèle de fusion par Réseau Évidentiel.

Pour l'évaluation de la méthode nous avons sélectionnée parmi les bases disponibles, des chutes difficiles à détecter comme les chutes molles et des chutes classiques. La base HOMECAD possède 16 scénarios, parmi lesquels 11 cas de chutes et 5 cas normaux. La base CHUTES possède 22 scénarios de chute et n'a pas de scénarios normaux. Au total nous avons 5 scénarios normaux et 33 de chute, dont 17 chutes molles et 16 chutes dures. Le but de notre modèle de fusion RFPAT et GARDIEN fondé sur Réseau Évidentiel (RE_{RG}) est de permettre au système existant RFPAT de détecter, dans des situations très spécifiques, le cas de chutes molles. En effet nous rappelons que le système RFPAT seul présente une bonne sensibilité de détection de chute estimée lors d'évaluations en milieu hospitalier. Par contre, il est insuffisant pour détecter seul les chutes molles.

Les bases HOMECAD et GARDIEN, sont alors utilisées pour évaluer le modèle de fusion RFPAT et GARDIEN par Réseau d'Évidentiel (RE_{RG}) proposé dans la Section 3.4 précédente. Afin d'évaluer les performances du modèle de fusion par Réseau d'Évidentiel (RE_{RG}) nous avons calculé la matrice de confusion du modèle de fusion

RFPAT et GARDIEN (RE_{RG}) par rapport au système RFPAT seul, comme le montre le Tableau 12.

Tableau 12. Matrice de confusion du modèle de fusion RFPAT et GARDIEN (RE_{RG}) par rapport au système RFPAT seul.

Matrice de Confusion			Scenarios Détectés			
			RFPAT		Fusion RE_{RG}	
			Normal	Chutes	Normal	Chutes
Scenarios	Normal		5	0	5	0
	Chutes	16 Dures	0	16	0	16
		17 Molles	8	9	2	15

En effet, le Tableau 12 confirme que le système RFPAT seul présente une bonne sensibilité de détection de chutes dures. Cependant, lorsqu'il s'agit de chutes molles, souvent les valeurs d'accélération et de mouvement de la personne sont insuffisantes pour détecter la chute.

La fusion RE_{RG} n'a seulement pas détecté 2 cas de chutes molles qui ne sont pas adaptées à notre modèle de fusion : le premier cas est une chute molle sur un fauteuil, le deuxième cas est une chute molle dans la chambre. Pour la chute sur un fauteuil le système n'est pas encore adapté à ce type de chute où la personne s'évanouit sans impact et est assise sur un fauteuil. Le système RFPAT ne valide que les chutes où la personne devient allongée. Concernant le cas de chute molle dans la chambre, les deux systèmes ont détecté seulement la posture de la personne allongée. Dans ce cas le contexte de localisation "chambre" est très incertain et il possède un faible poids heuristique. Cela parce que la posture "allongée" dans la chambre n'implique pas forcément que la personne a chuté. Elle peut correspondre à une situation où la personne dort. Ce problème peut être réglé avec l'introduction d'un plus grand nombre de capteurs IR ou d'autres modalités (vidéo, par exemple) dans le réseau. De cette manière, nous aurons plus de précision de localisation, pour distinguer par

exemple, si la personne est allongée parce qu'elle est dans son lit ou bien qu'elle est à terre.

En utilisant la matrice de confusion décrite au Tableau 12, nous évaluons aussi les performances du modèle de fusion RFPAT et GARDIEN (RE_{RG}) par rapport au système RFPAT seul en termes de sensibilité, spécificité, taux d'erreur et taux de bonne classification, comme le montre le Tableau 13.

Tableau 13. Evaluation de la performance du modèle de fusion RFPAT et GARDIEN RE_{RG} en termes de sensibilité, spécificité, taux d'erreur et taux de bonne classification.

Performances	RFPAT	Fusion RE_{RG}
Sensibilité	76%	94 %
Spécificité	100 %	100 %
Taux d'erreur	21 %	5 %
Taux de bonne classification	79 %	95 %

Dans le Tableau 13 nous remarquons l'obtention d'une très bonne sensibilité par rapport à l'une ou l'autre modalité de télévigilance prises séparément dans le cas de chute molle. Les réseaux d'évidence pour la détection de chutes semblent dès lors prometteurs pour l'amélioration de détection de chutes particulières (chutes molles) que des systèmes séparés risquent de ne pas détecter. En particulier la combinaison des systèmes RFPAT et GARDIEN a montré un intérêt fondamental dans ces contextes spécifiques difficiles. De plus l'utilisation d'informations de contexte (par exemple de localisation) nous fournit des évidences qui augmentent les croyances de chute.

3.8. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

L'utilisation du Réseau d'Évidence pour la fusion des systèmes de télévigilance médicale GARDIEN et RFPAT a amélioré, en particulier dans le cas de chutes molles, la sensibilité de détection de chutes globalement par rapport à une utilisation séparée des deux systèmes : en effet les premières expérimentations menées jusqu'à ce jour ont montré de bonnes performances de détection de chutes, ce qui est d'une part très prometteur pour l'utilisation future de ce Réseau Évidentiel de fusion et d'autre part

prouve l'intérêt d'effectuer une fusion multimodale. Ce réseau est toujours en cours de développement et d'extension.

Chaque inférence réalisée par le Réseau d'Évidence représente l'état de la personne à un instant t . Cette inférence ne dépend pas des instants de temps passés ou futurs. Nous définissons donc ce type de réseau comme un Réseau d'Évidence statique (*RES*) et en particulier celui présenté dans ce chapitre comme RE_{RG} (modèle de fusion RFPAT et GARDIEN par Réseau d'Évidentiel). L'évolution temporelle conduit à la prise en compte de la non-stationnarité des signaux issus des capteurs où les conditions expérimentales peuvent changer au cours du temps. Ces conditions peuvent être défavorables, comme la présence de bruit externe, une grande variabilité de valeurs mesurées par les capteurs, des capteurs défectueux ou non fiables. Dans ces conditions, le RE_{RG} peut conduire à des incohérences au niveau de la décision, car il ne possède aucun mécanisme pour les combattre. Il est donc important d'ajouter au RE_{RG} des méthodes pour traiter ces incohérences issues de la non-stationnarité des capteurs afin de garantir des niveaux de fiabilité et sensibilité acceptables pour l'utilisateur. Le Chapitre 4 propose donc la mise en œuvre d'un Réseau Évidentiel Dynamique (*RED*) qui prend en compte l'évolution temporelle des croyances afin de garantir la cohérence dans la détection des états de la personne.

4. MISE EN ŒUVRE DE RÉSEAU ÉVIDENTIEL DYNAMIQUE

Les Réseaux Évidentiels statiques (*RES*), comme ceux présentés au Chapitre 3 précédent, ne prennent en compte que les valeurs mesurées par les capteurs à chaque instant de temps t pour produire une inférence concernant l'état de la personne. Dans des conditions expérimentales favorables et stationnaires (qui ne changent pas au cours du temps pendant les expérimentations), les Réseaux Évidentiels présentent de bonnes performances, comme celles présentées au Chapitre 3. Cependant, la non-stationnarité des signaux recueillis sur les capteurs du système considéré peut conduire à une dégradation des conditions expérimentales. La présence de bruit de mesure, la variabilité des signaux enregistrés par les capteurs, les capteurs défectueux ou non fiables, peuvent rendre les Réseaux Évidentiels statiques incohérents dans leurs décisions.

Afin de compenser les effets résultant de la non-stationnarité des signaux provenant des capteurs, nous proposons un modèle de fusion par Réseaux Évidentiels évolutifs dans le temps. Ce qui nous a conduit à introduire les modèles de fusion par Réseaux Evidentiels Dynamiques (*RED*) (Ramasso et al. 2006 ; Ramasso et al. 2010 ; Ramasso et al. 2009 ; Serir et al. 2011 ; Lee et al. 2010 ; Marhic et al. 2011) dans nos traitements, et, à les évaluer sur des scénarios de chute simulés correspondant à des cas d'usage variés. En fait, le *RED* est un *RES* avec la dimension temporelle. Basés sur cette nouvelle dimension, des algorithmes dynamiques permettent de modéliser et d'analyser l'influence du temps et de l'incertitude sur les défauts et la dégradation du système (Weber & Simon, 2008).

Basé sur des algorithmes dynamiques tels que les *Chaines de Markov (MC)*, différentes méthodes ont été proposées dans la littérature pour traiter les dégradations du système. Ramasso (2006) a introduit le modèle appelé *Temporal Belief Filter (TBF)* pour combattre les effets indésirables de la variation de la qualité des vidéos et des conditions expérimentales qui dégradent le taux de reconnaissance des activités dans des séquences vidéo. Le modèle *TBF* réduit le taux de fausses détections d'activités grâce à l'analyse du conflit entre l'évolution temporelle des croyances mesurés et le modèle d'évolution. De cette manière les vrais changements d'états sont pris compte au lieu des fausses détections d'activités. Dans Ramasso (2010) le modèle

TBF est aussi proposé pour la reconnaissance de séquences d'activités (*Belief Scheduler*). Ramasso (2009) a développé une généralisation des Modèles de Markov Cachés (HMM) à des fonctions de croyance (*EvHMM*). Cependant, l'apprentissage des paramètres est considérée sans l'utilisation d'hypothèses robustes. Pour résoudre ces problèmes, Serir & Ramasso (2011) ont alors proposé une méthode d'apprentissage automatique de paramètres.

Par ailleurs, Lee (2010) propose une méthode de pondération dynamique des sources d'évidences dans le but d'améliorer le niveau de confiance de l'information fusionnée. Dans Marhic (2011) la détection de comportements anormaux en présence de capteurs non-fiables est proposée.

L'inférence de la posture de la personne par le système GARDIEN est réalisée par un ensemble de règles entre les capteurs infrarouges à champs verticaux et horizontaux, décrites précédemment au Chapitre 1 et au Chapitre 3. Dans ces règles, la posture de la personne est inférée à partir de l'absence d'excitations sur les capteurs horizontaux. Dans ce cas, trois situations sont considérées : la personne peut être debout, assise ou allongée. Ce qui différencie ces situations est la durée pendant laquelle le capteur horizontal est inactif. Pour de longues périodes de temps, les hypothèses "debout/assis" sont écartées, car normalement les personnes n'arrivent pas à rester longtemps immobiles, sauf si elles dorment sur un fauteuil. Cependant, lorsque les inférences de la posture de la personne sont réalisées sur la base de la fréquence d'échantillonnage du système GARDIEN (1 seconde), nous aurons des incohérences au niveau de la décision. Cela parce que même si la personne est debout, elle aura forcément des moments d'immobilité.

Dans le modèle de fusion RFPAT et GARDIEN par Réseau Évidentiel (RE_{RG}) présenté au Chapitre 3 précédent, cette non-stationnarité de valeurs mesurées par les capteurs infrarouges n'a pas d'influence sur la décision finale. Cela parce que les mesures disparates du système GARDIEN sont relativisées par le système RFPAT, qui est considéré comme système de référence et possède toujours des poids plus importants dans les opérations évidentielles de somme pondérée.

Lorsque le système RFPAT n'est pas présent dans notre système de télévigilance, le système GARDIEN doit être suffisamment autonome pour détecter des situations de

chutes de la personne surveillée. De ce fait, afin d'offrir plus d'autonomie au système GARDIEN et ainsi de compenser les effets résultant de la non-stationnarité des signaux provenant des capteurs infrarouges et de l'influence de capteurs éventuellement défectueux, nous proposons un modèle de fusion GARDIEN par Réseaux Évidentiels dynamiques (RED_G) fondés sur l'application du modèle *TBF*. Le Réseau Évidentiel dynamique proposé dans ce chapitre est basé sur l'application du modèle *TBF* à la sortie du modèle de fusion composé par le système GARDIEN tout seul, comme l'illustre la Figure 23.

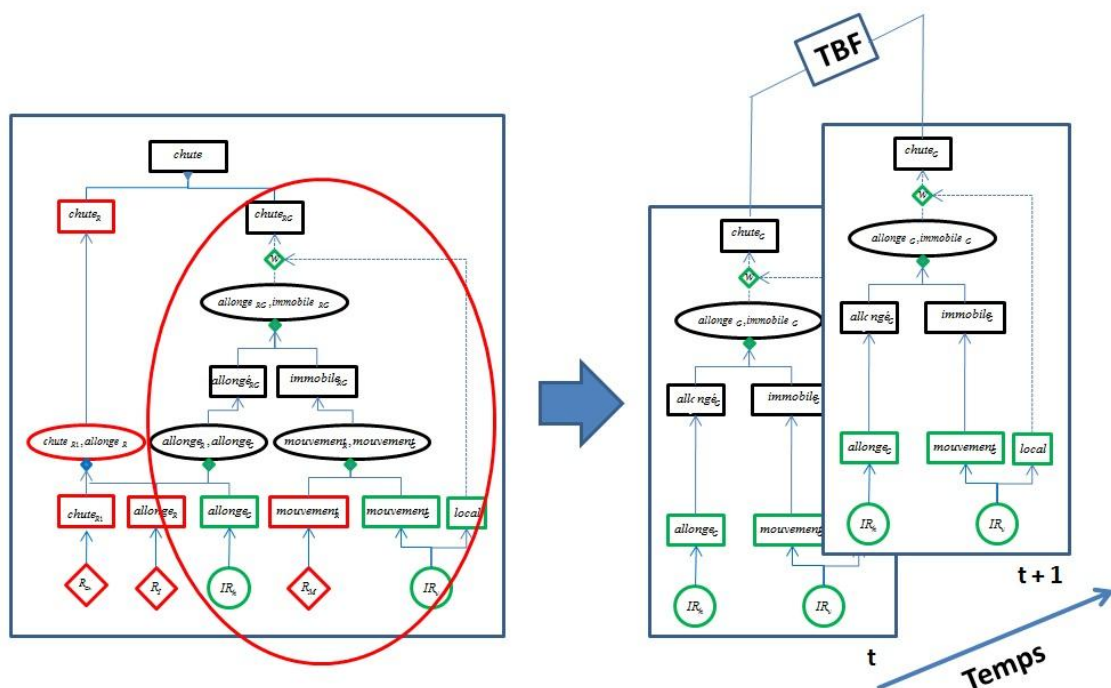


Figure 23. Mise en œuvre du modèle de fusion GARDIEN par Réseaux Évidentiels dynamiques.

4.1. TEMPORAL BELIEF FILTER

Développé par Ramasso (2006), le modèle appelé "*Temporal Belief Filter*" (TBF), basé sur le cadre des modèles de croyances transférables (TBM), propose :

i – la cohérence temporelle : cela évite des changements brusques entre deux instants de temps consécutifs à la sortie du réseau. L'évolution temporelle de la chute est représentée par des transitions plutôt lentes, les transitions rapides peuvent être vues comme des bruits issus des données des capteurs. L'évolution temporelle de la

chute est dite lente car une période de validation est considérée après l'occurrence de la chute. Cette période de validation consiste à réduire les fausses détections de chutes et à ne pas tenir en compte les chutes sans danger, dans les cas où le chuteur arrive à se lever avant de la fin du temps de validation.

ii – l'élimination du conflit : issu du processus de fusion, le conflit peut produire une information fusionnée dite "inconsistante". Une analyse du conflit dans le temps nous permet d'identifier des capteurs potentiellement défaillants.

iii - l'exclusivité : seulement une seule hypothèse ou classe est vraie à chaque instant. Cela nous permet d'éliminer au maximum l'incertitude établie à la sortie du Réseau Évidentiel.

Le modèle *TBF*, représenté dans la Figure 24, consiste en 4 étapes : *Prédiction*, *Fusion*, *Détection de conflit*, *Changement du modèle*. Le modèle *TBF* est appliqué sur le modèle de fusion GARDIEN par Réseaux Évidentiels dynamiques (RED_G).

Ces étapes décrivent l'application du modèle *TBF* de fusion GARDIEN. Nous rappelons que ce modèle de fusion peut inférer deux états possibles de la personne surveillée : *chute* ($\{chute\}$) ou *non-chute* ($\{\overline{chute}\}$). Ces deux hypothèses exclusives sont représentées par l'espace de discernement suivant,

$$\Theta = \{\overline{chute}, chute\}. \quad (4.1)$$

Nous pouvons travailler donc sur 2^Θ hypothèses,

$$2^\Theta = \{\emptyset, \{\overline{chute}\}, \{chute\}, \{\overline{chute}, chute\}\}. \quad (4.2)$$

Temporal Belief Filter (TBF)

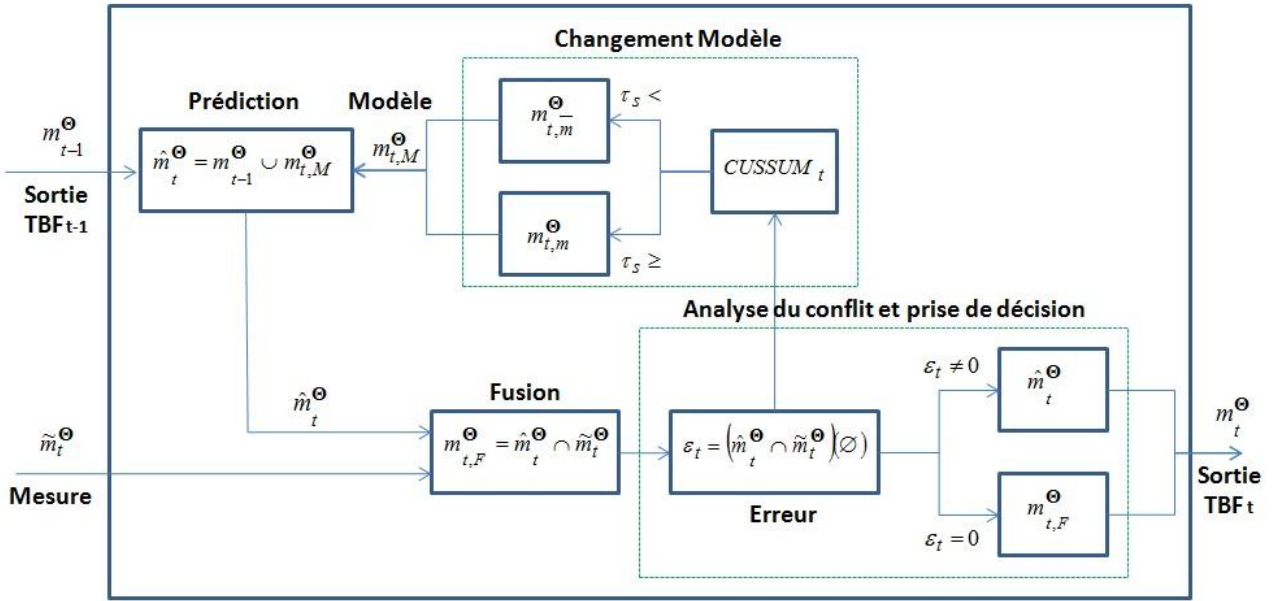


Figure 24. Étapes du modèle Temporal Belief Filter.

4.1.1. PRÉDICTION

Basé sur le principe de la cohérence temporelle, l'étape de *prédiction* garantit que l'état de la personne à l'instant t sera partiellement égale à celui de l'instant $t-1$. Ce principe de la cohérence temporelle est représenté par une règle d'implication floue telle que,

$$\text{Règle chute : if } m_{t-1}(\{\text{chute}\}) \text{ alors } m_t(\{\text{chute}\}) = m_{t-1}(\{\text{chute}\}) \cdot w_{\text{chute}} \quad (4.3)$$

$$\text{Règle } \overline{\text{chute}} : \text{if } m_{t-1}(\{\overline{\text{chute}}\}) \text{ alors } m_t(\{\overline{\text{chute}}\}) = m_{t-1}(\{\overline{\text{chute}}\}) \cdot w_{\overline{\text{chute}}} \quad (4.4)$$

Les règles d'implication sont bien gérées par le modèle des croyances transférables *TBM* (Ristic & Smets, 2005). L'incorporation de règles d'implication dans la théorie des fonctions de croyances nous permet d'ajouter au modèle des connaissances *a priori* issues des experts. Ce qui nous confère plus de flexibilité lors de la modélisation.

La transition des états de la personne surveillée entre les instants t et $t-1$ est représentée par une matrice de transition d'états w illustrée par le Tableau 14 suivant,

Tableau 14. Matrice de transition d'états pour les instants $t - 1$ et t .

Matrice d'états	$m_t \{\overline{chute}\}$	$m_t \{chute\}$	$m_t \{\overline{chute}, chute\}$
$m_{t-1} \{\overline{chute}\}$	$w_{\overline{chute}}$	0	$1 - w_{\overline{chute}}$
$m_{t-1} \{chute\}$	0	w_{chute}	$1 - w_{chute}$
$m_{t-1} \{\overline{chute}, chute\}$	0	0	1

où $w_{chute} \in [0,1]$ représente la masse de croyance de la transition de l'état $\{chute_{t-1}\}$ à l'état $\{chute_t\}$, et $w_{\overline{chute}} \in [0,1]$ représente la masse de croyance de la transition de l'état $\{\overline{chute}_{t-1}\}$ à l'état $\{\overline{chute}_t\}$.

Pour éviter la propagation du conflit qui peut apparaître lors des différentes étapes du *TBF*, nous n'utilisons que des distributions avec deux éléments focaux non-nuls. Cette explication sera plus claire lors des étapes qui suivent.

Considérons m_{t-1}^{Θ} la distribution de croyance représentant l'état de la personne à l'instant $t - 1$ comme,

$$m_{t-1}^{\Theta} = [m(\{\overline{chute}\}) \quad m(\{chute\}) \quad m(\{\overline{chute}, chute\})], \quad (4.5)$$

nous pouvons donc définir la prédiction Markovienne l'ordre 1 de l'état de la personne par (Marhic et al., 2011),

$$\hat{m}_t^{\Theta} = m_{t-1}^{\Theta} \cdot W. \quad (4.6)$$

L'équation (4.6) peut être aussi représentée par une somme disjonctive (2.34) telle que définie par Ramasso (2006),

$$\hat{m}_t^{\Theta} = m_{t-1}^{\Theta} \cup m_{t,M}^{\Theta}. \quad (4.7)$$

où $m_{t,M}^{\Theta}$ représente le modèle d'évolution M choisi : $\{\overline{chute}\}$ ou $\{chute\}$. En effet, ces modèles sont représentés par les lignes 1 et 2 de la matrice de transition w respectivement,

$$m_{t,\overline{chute}}^{\Theta} = W_{1,:} = \begin{bmatrix} \overline{w_{chute}} & 0 & 1 - \overline{w_{chute}} \end{bmatrix}, \quad (4.8)$$

$$m_{t,chute}^{\Theta} = W_{2,:} = \begin{bmatrix} 0 & w_{chute} & 1 - w_{chute} \end{bmatrix}. \quad (4.9)$$

Les équations de prédiction (4.6) et (4.7) sont équivalentes. En fait, la somme disjonctive permet de ne jamais affecter plus de croyance que la distribution de croyance précédente m_{t-1}^{Θ} (Ramasso, 2006). Dans cette approche nous utilisons plutôt l'équation de prédiction (4.7) basée sur la somme disjonctive, car, pour garantir la cohérence temporelle, un seul modèle d'évolution doit être utilisé à chaque fois et modifié lorsqu'un changement d'état de la personne est détecté. Ce principe sera plus clair dans les prochaines étapes.

Notez que lorsque $w_M = 1$, c'est-à-dire, $\overline{w_{chute}} = 1$ ou $w_{chute} = 1$, la prédiction de l'état de la personne est égale à son l'état précédent,

$$\hat{m}_t^{\Theta} = m_{t-1}^{\Theta}, \quad (4.10)$$

ce qui reflète une confiance totale au modèle de prédiction de l'état actuel de la personne. Cependant, lorsque $w_M = 0$ le modèle implique une ignorance totale sur l'état actuel de la personne,

$$\hat{m}_t(\{\overline{chute}, chute\}) = 1. \quad (4.11)$$

4.1.2. FUSION ENTRE LA PRÉDICTION ET LA MESURE

Après avoir prédit l'état actuel de la personne, nous devons le comparer avec l'état actuel mesuré \tilde{m}_t^{Θ} à la sortie du RES afin de vérifier la cohérence entre ces états, qui représentent deux sources indépendantes. La règle de combinaison conjonctive (2.34) est alors utilisée,

$$m_{t,F}^{\Theta} = \hat{m}_t^{\Theta} \cap \tilde{m}_t^{\Theta}, \quad (4.12)$$

et la mesure du confit issue de cette étape de fusion peut être utilisée pour quantifier la cohérence entre ces états,

$$\varepsilon_t = (\hat{m}_t^\Theta \cap \tilde{m}_t^\Theta) \setminus \{\emptyset\}. \quad (4.13)$$

Lorsque $\varepsilon_t = 0$, la prédiction et la mesure indiquent le même état, donc elles sont cohérentes et peuvent être fusionnées par l'équation (4.12) pour produire la sortie filtrée m_t^Θ . Néanmoins, pour $\varepsilon_t \neq 0$, les états prédits et mesurés sont différents. Dans ce cas, il faut identifier si l'inconsistance vient de la prédiction ou de la mesure. Sachant que les états possibles $\{\overline{chute}\}$ ou $\{chute\}$ de la personne surveillée ne peuvent pas varier de façon brusque entre deux instants consécutifs, dans une telle situation conflictuelle nous pouvons estimer que l'erreur vient de l'état mesuré par le RES. Cela correspond justement au principe du *TBF* qui garantit la cohérence temporelle et évite des changements brusques d'états du réseau. Nous choisissons donc de faire confiance au modèle d'évolution $m_{t,M}^\Theta$ et la prédiction \hat{m}_t^Θ est donc utilisée pour composer la sortie filtrée au lieu de prendre en compte une possible erreur de mesure \tilde{m}_t^Θ dans la fusion $m_{t,F}^\Theta$. Cela évite de propager le conflit produit par la règle conjonctive (4.12) vers la sortie filtrée m_t^Θ ,

$$m_t^\Theta = \begin{cases} \hat{m}_t^\Theta & \text{if } \varepsilon_t \neq 0 \\ m_{t,F}^\Theta & \text{if } \varepsilon_t = 0. \end{cases} \quad (4.14)$$

Lorsque des situations de conflit arrivent souvent, la règle disjonctive augmente l'ignorance du système et peut alors produire une situation d'ignorance totale,

$$m_{t \rightarrow \infty}^\Theta (\{\overline{chute}, chute\}) = 1. \quad (4.15)$$

L'intérêt de ne travailler qu'avec deux éléments focaux ($\{\overline{chute}\}, \{\overline{chute}, chute\}$ ou $\{chute\}, \{\overline{chute}, chute\}$) est basé sur le fait que, lorsque les états mesurés et prédits sont en accord ($\varepsilon_t = 0$) la règle conjonctive produit une sortie filtrée m_t^Θ sans conflit et avec seulement un élément focal non-nul (une hypothèse possible: $\{\overline{chute}\}$ ou $\{chute\}$).

Une situation de conflit ne représente pas nécessairement une erreur de mesure. Il est important de discerner entre une erreur de mesure et un changement d'état de la personne. Pour cela, une analyse du conflit peut donc nous aider à définir l'espace de validité du modèle d'évolution.

4.1.3. ANALYSE DU CONFLIT

Une analyse du conflit est proposée pour définir la période de validation du modèle d'évolution en présence de conflit. Lorsqu'un état mesuré est différent de l'état prédit, nous l'interprétons comme erroné. Cependant, si le conflit persiste pendant les instants qui suivent, cela peut représenter un vrai changement d'état. La mesure du conflit accumulé dans le temps indique alors un changement possible d'état de la personne. Pour cela, nous définissons la grandeur *CUSSUM* par,

$$CUSSUM_t = CUSSUM_{t-1} + \varepsilon_t. \quad (4.16)$$

qui représente le conflit accumulé au cours du temps. Lorsque le $CUSSUM_t$ atteint la valeur de seuil d'avertance τ_w , l'instant t est conservé dans t_w et le modèle d'évolution est considéré comme validé. Lorsque le $CUSSUM_t$ atteint un seuil d'arrêt τ_s alors le modèle d'évolution est modifié et un nouveau modèle est appliqué à partir de l'instant t_s ,

$$\begin{aligned} \text{if } CUSSUM_t \in [0, \tau_s] &\rightarrow m_{t,M}^{\Theta} = m_{t-1,M}^{\Theta} \\ \text{if } CUSSUM_t > \tau_s &\rightarrow \text{change}\left(m_{t,M}^{\Theta}\right). \end{aligned} \quad (4.17)$$

où $\text{change}\left(m_{t,M}^{\Theta}\right)$ représente le changement du modèle d'évolution (commutation entre les équations (4.8) et (4.9)).

Pour éviter le dépassement du seuil τ_s du fait de faibles valeurs de conflits accumulés dans $CUSSUM_t$ sur une longue durée, un *processus d'oubli de la mémoire* est proposé. Ce processus permet d'oublier progressivement les événements passés,

$$CUSSUM_t = CUSSUM_{t-1} \cdot \lambda + \varepsilon_t. \quad (4.18)$$

où λ représente le *facteur d'oubli*.

Avant de poursuivre avec notre mise en œuvre, à titre d'illustration, nous proposons un exemple des différentes étapes du *TBF*. Pour cela, nous avons utilisé les paramètres suivants,

- Probabilités de transition d'états : $w_{\overline{chute}} = w_{chute} = 0.9$;
- Seuil d'avertance : $\tau_w = 0.8$;
- Seuil d'arrêt : $\tau_s = 1.5$;
- Facteur d'oubli : $\lambda = 0.9$.

Soit la matrice de mesures du RES,

$$\tilde{\mathbf{M}} = \begin{bmatrix} 0.95 & 0 & 0.05 \\ 0.95 & 0 & 0.05 \\ 0 & 0.95 & 0.05 \\ 0 & 0.95 & 0.05 \\ 0 & 0.95 & 0.05 \end{bmatrix}$$

où chaque ligne de la matrice $\tilde{\mathbf{M}}$ représente un instant t , et soit le modèle d'évolution $m_{t,M}^{\Theta}$ qui représente le modèle d'évolution M choisi : $\{\overline{chute}\}$ ou $\{chute\}$, définis par,

$$m_{t,\overline{chute}}^{\Theta} = [0,9 \quad 0 \quad 0,1],$$

et

$$m_{t,chute}^{\Theta} = [0 \quad 0,9 \quad 0,1].$$

- **Première itération** $t=1$

Lors du démarrage du réseau, de l'état de la personne n'est pas encore prédit car nous avons besoin de la sortie du *TBF* en $t-1$ (m_{t-1}^{Θ}). Nous devons donc faire confiance à la mesure,

$$\tilde{m}_{t=1}^{\Theta} = [0.95 \quad 0 \quad 0.05],$$

qui est utilisée pour former la valeur prédite,

$$\hat{m}_{t=1}^{\Theta} = \tilde{m}_{t=1}^{\Theta} = [0.95 \quad 0 \quad 0.05].$$

Comme les états mesurés et prédits sont composés par deux éléments focaux et représentent le même état $\{\overline{chute}\}$, la fusion entre eux ne présente pas de conflit. La règle de fusion basée sur la somme conjonctive (4.12) peut être utilisée pour composer la sortie filtrée du *TBF*,

$$m_{t=1}^{\Theta} = \tilde{m}_{t=1}^{\Theta} \cap \hat{m}_{t=1}^{\Theta} = [0.9975 \quad 0 \quad 0.0025]$$

- **Deuxième itération $t = 2$**

En $t = 2$, le modèle d'évolution,

$$m_{t=2, chute}^{\Theta} = [0.9 \quad 0 \quad 0.1],$$

est utilisé pour prédire l'état de la personne à partir de la sortie précédente du *TBF* $m_{t=1}^{\Theta}$ en utilisant la somme disjonctive (4.7),

$$\hat{m}_{t=2}^{\Theta} = m_{t=1}^{\Theta} \cup w_{t=2, chute} = [0.8978 \quad 0 \quad 0.1022].$$

Le modèle d'évolution est choisi au départ comme le modèle $m_{t, chute}^{\Theta}$. Ce modèle changera à $m_{t, chute}^{\Theta}$ lorsqu'un réel changement d'état de la personne est détecté.

La mesure en $t = 2$,

$$\tilde{m}_{t=2}^{\Theta} = [0.95 \quad 0 \quad 0.05],$$

représente toujours l'état $\{\overline{chute}\}$ de la personne. Ce qui ne produit pas de conflit avec l'état prédit. Nous pouvons donc les fusionner pour composer la sortie filtrée du *TBF*,

$$m_{t=2}^{\Theta} = \tilde{m}_{t=2}^{\Theta} \cap \hat{m}_{t=2}^{\Theta} = [0.9949 \quad 0 \quad 0.0051].$$

- **Troisième itération** $t = 3$

La prédiction en $t = 3$ est composée par,

$$\hat{m}_{t=3}^{\Theta} = m_{t=2}^{\Theta} \cup w_{t=3, chute} = [0.8954 \quad 0 \quad 0.1046].$$

L'état mesuré a changé,

$$\tilde{m}_{t=3}^{\Theta} = [0 \quad 0.95 \quad 0.05],$$

un conflit entre la prédiction et la mesure est donc détecté

$$\varepsilon_3 = (\tilde{m}_3^{\Theta} \cap \hat{m}_3^{\Theta})(\emptyset) = 0.85063.$$

Le *CUSSUM* garde ce valeur de conflit,

$$CUSSUM_t = CUSSUM_{t-1} \cdot \lambda + \varepsilon_t,$$

$$CUSSUM_3 = 0 \cdot 0.9 + 0.85063 = 0.85063.$$

où le facteur d'oubli λ est pris en compte. Le *CUSSUM*₃ dépasse le seuil d'avertance $\tau_w = 0.8$, cet instant de temps est donc gardé en $t_w = 3$ et le modèle d'évolution est maintenu valable.

Pour éviter la propagation du conflit vers la sortie filtrée, la somme conjonctive n'est pas utilisée. Nous faisons donc confiance au modèle d'évolution et l'état prédit est utilisé pour composer la sortie filtrée à la place d'une erreur possible de mesure,

$$m_{t=3}^{\Theta} = \hat{m}_{t=3}^{\Theta} = [0.8954 \quad 0 \quad 0.1046].$$

- **Quatrième itération** $t = 4$

La prédiction en $t = 4$ est composée par,

$$\hat{m}_{t=4}^{\Theta} = m_{t=3}^{\Theta} \cup w_{t=4, chute} = [0.8059 \quad 0 \quad 0.1941].$$

L'état mesuré

$$\tilde{m}_{t=4}^{\Theta} = [0 \quad 0.95 \quad 0.05],$$

est toujours différent à l'état prédit, ce qui produit un nouveau conflit,

$$\varepsilon_4 = (\tilde{m}_4^{\Theta} \cap \hat{m}_4^{\Theta})(\emptyset) = 0.765605 ,$$

qui est gardé par,

$$CUSSUM_4 = 0.85063 \cdot 0.9 + 0.765605 = 1.531172.$$

Le $CUSSUM_4$ dépasse le seuil d'arrêt $\tau_s = 1.5$, le modèle d'évolution est changé et un nouveau modèle est appliqué à partir de l'instant $t_s = 4$,

$$w_{t=5, chute} = [0 \quad 0.9 \quad 0.1].$$

Une fois le modèle changé, le $CUSSUM_4$ est réinitialisé,

$$CUSSUM_4 = 0 .$$

Cette situation de conflit produit une sortie filtrée composée par l'état prédit,

$$m_{t=4}^{\Theta} = \hat{m}_{t=4}^{\Theta} = [0.8059 \quad 0 \quad 0.1941].$$

Notez que dans des situations de conflit, la sortie filtrée accroît le conflit, qui augmente au cours du temps (4.15),

$$m_{t=3}(\overline{\{chute, chute\}}) = 0.1046 ,$$

$$m_{t=4}(\overline{\{chute, chute\}}) = 0.1941 .$$

- **Cinquième itération** $t = 5$

En $t = 5$ le nouveau modèle d'évolution,

$$w_{t=5, chute} = [0 \quad 0.9 \quad 0.1],$$

est utilisé pour composer l'état prédit,

$$\hat{m}_{t=5}^{\Theta} = m_{t=4}^{\Theta} \cup w_{t=5, chute} = [0 \quad 0 \quad 1],$$

qui représente une situation d'ignorance totale.

La somme conjonctive entre l'état mesuré,

$$\tilde{m}_{t=5}^{\Theta} = [0 \quad 0.95 \quad 0.05],$$

et l'ignorance totale estimé dans l'état prédit ne produit pas de conflit,

$$\varepsilon_5 = (\tilde{m}_5^\Theta \cap \hat{m}_5^\Theta)(\emptyset) = 0,$$

et peut donc être utilisée pour composer la sortie filtrée,

$$m_{t=5}^\Theta = \tilde{m}_{t=5}^\Theta \cap \hat{m}_{t=5}^\Theta = [0 \quad 0.95 \quad 0.05].$$

4.2. MISE EN ŒUVRE DU RÉSEAU ÉVIDENTIEL DYNAMIQUE

La fusion du système GARDIEN avec le système RFPAT (Réseau Evidentiel RE_{RG}) présentée au Chapitre 3 précédent, permet d'une part, de confirmer une chute détectée par le système RFPAT ou d'autre part, de détecter les cas de chutes molles, non détectés par le système RFPAT. Lorsque le système RFPAT n'est pas présent dans notre système de télégilance, le système GARDIEN doit être suffisamment autonome pour détecter des situations de chutes de la personne surveillée. Le *TBF* est donc appliqué à la sortie du modèle de fusion composé par le système GARDIEN tout seul (Figure 25) dans le but de garantir la cohérence temporelle en traitant les fausses détections de chute dues à l'absence de mouvements de courtes durées de la personne.

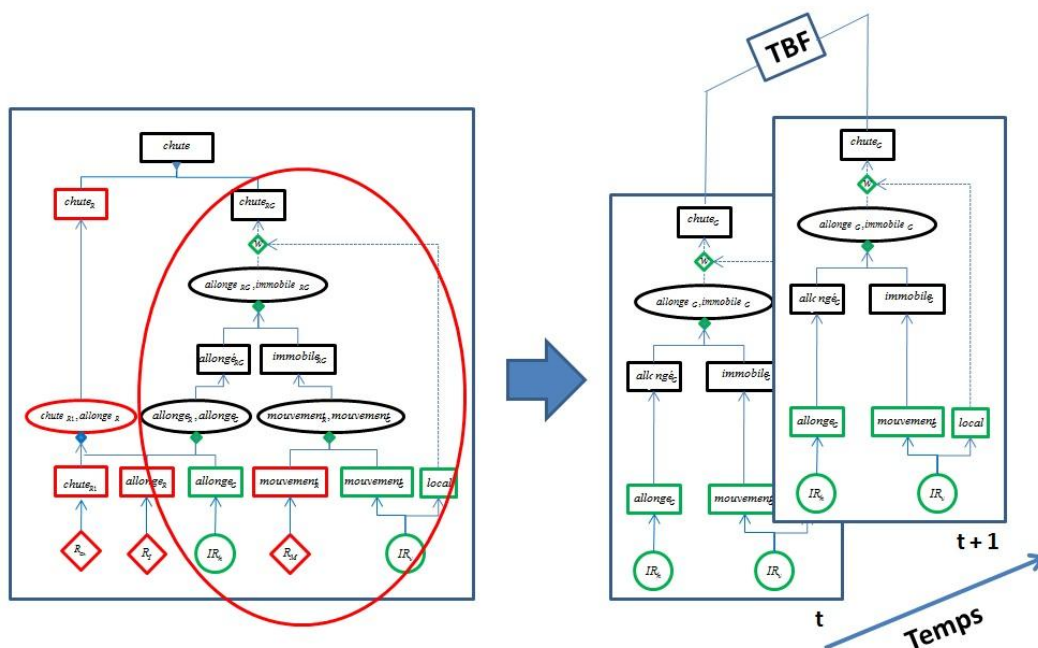


Figure 25. Mise en œuvre du modèle de fusion GARDIEN par Réseaux Évidentiels dynamiques.

Pour la mise en œuvre du Réseau Evidentiel Dynamique, nous avons utilisé les paramètres suivants :

- Probabilités de transition d'états : $w_{\overline{chute}} = w_{chute} = 0.9$;
- Seuil d'avertance : $\tau_w = 60$;
- Seuil d'arrêt : $\tau_s = 110$;
- Facteur d'oubli : $\lambda = 0.9$.

Les valeurs de ces paramètres ont été trouvées de façon expérimentale après plusieurs essais en laboratoire.

L'évolution temporelle des différentes étapes du *TBF* est illustrée en Figure 26. La Figure 26, présente la comparaison des étapes de la mise en œuvre du *RED* (Figures 26.b, 26.c et 26.d) à la sortie du *RES* composé seulement par le système GARDIEN (Figure 26.a). La Figure 26.a illustre l'évolution temporelle du *RES* appliqué à un scénario de chute issu de notre base de données. Les états de chute de la personne surveillée sont représentés par trois courbes : $m(\{\overline{chute}\})$ en vert, $m(\{chute\})$ en bleu et $m(\{\overline{chute}, chute\})$ en rouge. Nous pouvons remarquer que le *RES* présente des fausses détections de chute ($m(\{chute\})$) notamment dans les intervalles $t \in ([0,18],[24,25],[35]$ et $[43,48])$. La vraie chute arrive dans l'intervalle $t \in [56,196]$, représentée par la ligne pointillée (*fall label*). Le *RED* propose donc de corriger les fausses détections de chute du *RES*. Les Figures 26.b, 26.c et 26.d représentent les étapes du *TBF* de *prédiction*, *CUSSUM* et *Sortie filtrée TBF*, respectivement. La Figure 26.b présente la prédiction des états de la personne basée sur le modèle d'évolution. Notamment dans les intervalles de fausses détections du *RES* ($t \in ([0,18],[24,25],[35]$ et $[43,48])$) nous pouvons remarquer des zones où les courbes verte et rouge commencent à s'inverser. En fait, la somme disjonctive accroît l'ignorance $\hat{m}_{t \rightarrow \infty}(\{\overline{chute}, chute\}) = 1$, due à la présence de conflit (Figure 26.c) entre les mesures du *RES* et les prédictions du *RED*. Le *CUSSUM*, présente dans la Figure 26.c, accumule le conflit entre les états prédits et mesurés. Lorsqu'il dépasse la valeur de seuil d'arrêt τ_s le modèle d'évolution change et *CUSSUM* est remis à zéro. Nous pouvons noter que lorsque nous n'avons pas de conflit, le facteur d'oubli permet au

CUSUM d'oublier progressivement les erreurs générés par le conflit. La Figure 26.d montre la sortie du *RED* qui corrige alors les fausses détections de chute du *RES* et permet l'inférence du changement d'état de la personne lorsque le modèle d'évolution change.

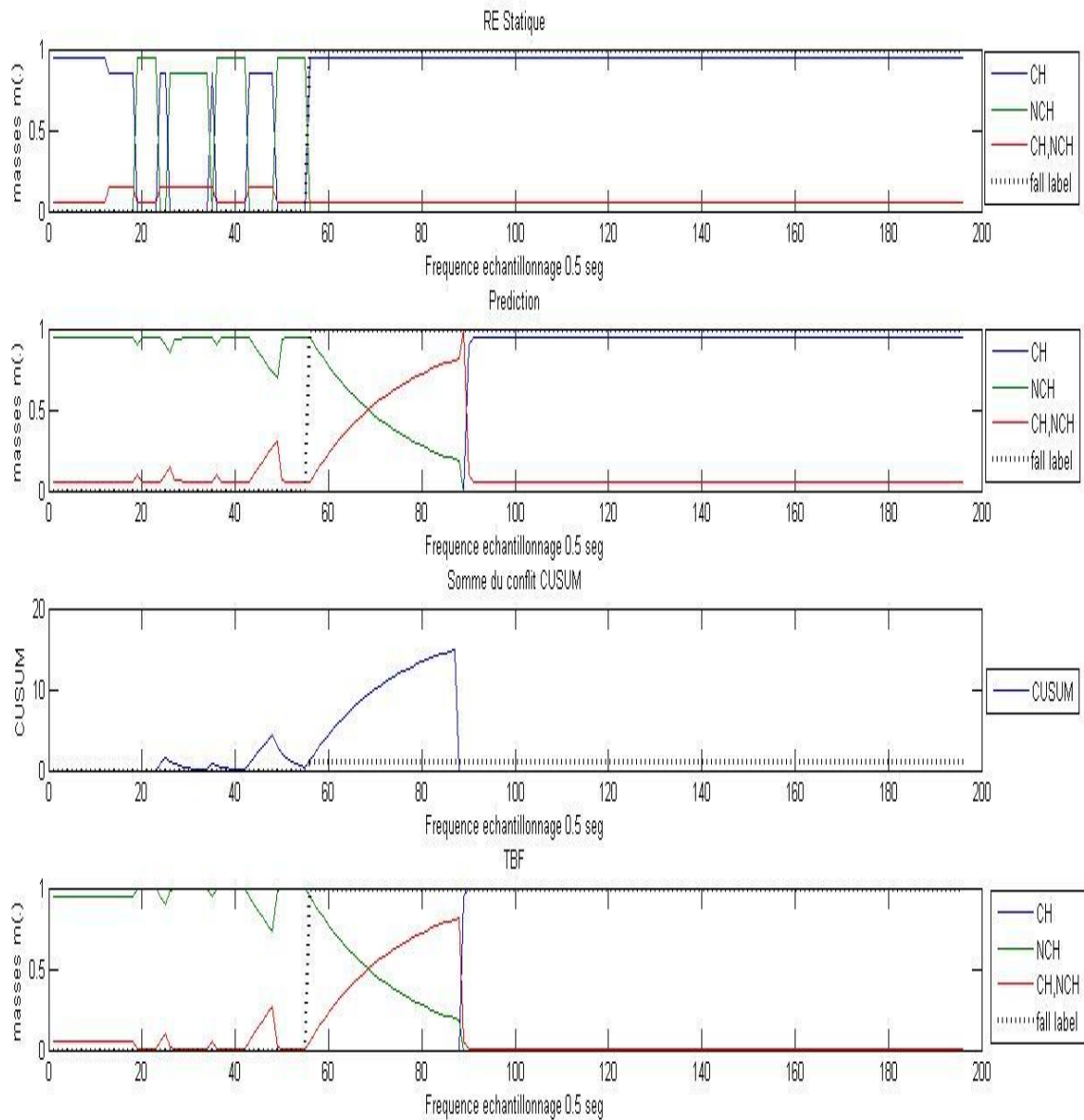


Figure 26. Evolution des étapes du TBF.

4.3. EVALUATION ET RÉSULTATS

Afin d'évaluer l'autonomie du système GARDIEN pour la détection de chutes, une comparaison des performances entre le RED_G (basé sur le système GARDIEN seul) et le RE_{RG} présenté au Chapitre 3 (basé sur la combinaison des systèmes GARDIEN et RFPAT) est proposée. De ce fait, le RED_G a été évalué sur les mêmes bases données de chutes utilisées pour les évaluations du RE_{RG} présentée au Chapitre 3 précédent. Nous rappelons que ces bases sont composées de 33 scénarios de chute (dont 16 chutes dures et 17 chutes molles) et 5 situations normales. La matrice de confusion du RED_G est donc calculée et comparée aux résultats du RE_{RG} comme le montre le Tableau 15.

Tableau 15. Matrice de confusion de la fusion RE_{RG} par rapport au RED_G .

Matrice de Confusion			Scenarios Détectés			
			Fusion RE_{RG}		Fusion RED_G	
			Normal	Chutes	Normal	Chutes
Scenarios	Normal		5	0	4	1
	Chutes	16 Dures	0	16	0	16
		17 Molles	2	15	1	16

Les matrices de confusion présentées au Tableau 15, sont alors utilisées pour calculer les performances des RE_{RG} et RED_G en termes de sensibilité, spécificité, taux d'erreur et taux de bonne classification, comme le montre le Tableau 16.

Tableau 16. Evaluation de la performance de la fusion RE_{RG} par rapport au RED_G en termes de sensibilité, spécificité, taux d'erreur et taux de bonne classification.

Performances	Fusion RE_{RG}	Fusion RED_G
Sensibilité	94 %	97 %
Spécificité	100 %	80 %
Taux d'erreur	5 %	5 %
Taux de bonne classification	95 %	95 %

Dans le Tableau 15 notons que le RED_G a détecté tous les 31 scénarios de chutes détectés par le RE_{RG} , plus une situation de chute non-détectée par le RE_{RG} . Dans ces premières expériences, le système GARDIEN seul semble dès lors suffisamment autonome pour la détection de chutes en général (dures et molles). Cela grâce à l'application du modèle de fusion par Réseaux Évidentiels dynamiques au système GARDIEN (RED_G), permettant de traiter la non-stationnarité des signaux mesurés par les capteurs infrarouges.

Le scénario de chute non-détecté par le RE_{RG} , mais détecté par le RED_G , correspond à une chute molle sur un fauteuil. En fait, le RE_{RG} basé sur la fusion des systèmes RFPAT et GARDIEN, n'est pas encore adaptée à la détection de ce type de chute où la personne s'évanouie sans impact et assise sur un fauteuil. Nous rappelons que le système RFPAT ne valide que les chutes où la personne devient allongée. A la différence du système GARDIEN, où son principe de détection de chutes est basé sur l'absence de mouvements de la personne surveillée pendant une période longue de temps (temps de validation de la chute) et dans un espace donné. Dans ce cas, notre modèle de fusion l'interprète comme une situation où la personne est allongée, car normalement les personnes n'arrivent pas à rester longtemps immobiles de façon debout ou assis. Cependant, cela n'est toujours pas vrai lorsque la personne dort ou s'évanouit sur un fauteuil, surtout s'il s'agit de personnes âgées qui passent la plupart de leur temps assises voire dorment sur des fauteuils. Donc, dans ce cas de chute molle sur le fauteuil, le système GARDIEN a considéré la situation d'immobilité assise de la personne comme une chute. Ce qui explique l'augmentation de la sensibilité de détection de chutes du RED_G par rapport au RE_{RG} (Tableau 16).

Cependant, une situation d'immobilité sur un fauteuil représente dans la plupart des cas plutôt une situation de normalité. Ce qui peut diminuer la spécificité de notre système si ces situations normales sont détectées comme des situations de chute. Cela est arrivé et correspond à un scénario normal détecté comme une situation de chute. Ce qui explique la dégradation de la spécificité du modèle de fusion RED_G présentée au Tableau 16.

La solution proposée pour palier ce problème est donc d'offrir plus de précision de localisation de la personne dans la maison, en distinguant les zones où la

probabilité d'avoir des mouvements est faible, comme les canapés, chaises, fauteuils et lits, et les zones à fortes probabilités de mouvement, comme les zones de mobilité de la maison (couloir, cuisine, escalier). En plus de celles du RFPAT, l'ajout d'autres modalités dotées de capteurs de signaux vitaux comme l'ECG, la pression artérielle, l'oxymétrie, permettraient d'identifier des malaises et ainsi de détecter des situations de détresse même si la personne n'est pas forcément allongée.

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Les méthodes crédibilistes, fondées sur les fonctions de croyance de Dempster-Shafer, étudiées pendant mon doctorat, ont été appliquées à la fusion multi-capteurs hétérogène dans le contexte de la télévigilance médicale: la détection de chutes. La représentation et le traitement des informations imparfaites issues des capteurs peuvent être prises en compte lors de la modélisation permettant de représenter les dégradations des conditions expérimentales, telles que, la présence de bruit externe, la variabilité des signaux mesurés par les capteurs, les capteurs défaillants ou non fiables.

La prise en compte naturelle de l'imperfection et de la modélisation des conflits relatifs aux données issues d'un ensemble de modalités hétérogènes sont des atouts essentiels pour la modélisation de notre application de télévigilance médicale. En effet, l'étude du conflit permet de mesurer la cohérence de la fusion, et de plus, il peut être utilisé comme une mesure de la fiabilité des capteurs. De ce fait, des capteurs potentiellement défaillants peuvent être identifiés et écartés, ce qui peut améliorer considérablement le résultat de la fusion.

L'utilisation des approches fondées sur les Réseaux Évidentiels, nous permet de décomposer l'espace des hypothèses des capteurs sur un arbre de décision, tout en y projetant les différents degrés d'imperfection aux différents niveaux du graphe. Les modèles graphiques sont considérés comme un formalisme mathématique qui établit les différents liens entre les variables d'un problème et transforme un problème complexe en une représentation claire.

La conception et la mise en œuvre des Réseaux Évidentiels pour la fusion des systèmes de télévigilance médicale semble être une approche très prometteuse. Ce type de réseau est en effet approprié parce qu'il évite des estimations non fiables de modèles statistiques à cause de l'absence de bases de données de chutes en conditions réelles. D'autre part, il a la capacité de traiter à la fois des classificateurs de diverses natures en mettant en œuvre des mécanismes d'inférence directe sur les observations d'entrée telles que les données actimétriques (mouvement du corps, la posture) et de données vitales (fréquence cardiaque et l'indice de chute).

En effet l'utilisation du réseau d'évidence pour la fusion des systèmes de télévigilance médicale GARDIEN et RFPAT a amélioré la sensibilité de détection de chutes globalement par rapport à une utilisation séparée des deux systèmes : les premières expérimentations menées jusqu'à ce jour ont montré de bonnes performances de détection de chutes, ce qui est d'une part très prometteur pour l'utilisation future de ce Réseau Évidentiel de fusion et d'autre part prouve l'intérêt d'effectuer une fusion multimodale.

Afin d'éviter des incohérences au niveau de la décision du Réseau Évidentiel statique due à l'influence de capteurs défaillants ou à la variation de valeurs mesurées par les capteurs, un Réseau Évidentiel dynamique (*RED*) basé sur l'application du *TBF* est proposé. En fait, ce réseau permet de détecter les dégradations du système et aussi d'offrir de l'autonomie au système GARDIEN pour la détection de chutes, comme le montrent les résultats du Chapitre 4. L'avantage de détecter des chutes avec le système GARDIEN tout seul est que ce système est très peu intrusif et peut être installé dans toute l'habitation, incluant dans la salle de bain.

Dans ces premières expériences, le système GARDIEN semble dès lors suffisamment autonome pour la détection de chutes en général (dures et molles). Cependant il semble être fragile dans des situations d'immobilité de la personne, en particulier des situations où la personne dort sur un fauteuil, ce qui peut présenter des fausses alarmes.

Pour pallier ces problèmes, une solution proposée est donc d'offrir plus de précision de localisation de la personne dans la maison, en distinguant les zones de faibles mouvements, comme les canapés, chaises, fauteuils et lits, et les zones à moyens et intenses mouvements, comme les zones de mobilité de la maison (couloir, cuisine, escalier). En plus, l'ajout d'autres modalités dotées de capteurs de signaux vitaux (le pouls, l'oxymétrie, et éventuellement l'ECG et la pression artérielle) peuvent aider à identifier des malaises et ainsi détecter des situations de détresse même si la personne n'est pas forcément allongée.

Pour nos travaux futurs nous proposons de travailler plus particulièrement dans deux directions : l'adaptativité du Réseau Évidentiel et la collecte des données :

- a.** S'appuyant sur un modèle de fusion par Réseaux Évidentiels, développé dans cette thèse (Cavalcante, 2011), nous proposons d'introduire l'adaptativité au modèle de fusion actuel : il sera basé sur les algorithmes dynamiques comme ceux proposés par (Ramasso et al. 2006 ; Ramasso et al. 2010 ; Ramasso et al. 2009 ; Serir et al. 2011 ; Lee et al. 2010 ; Marhic et al. 2011). L'étude et la mise en œuvre de nouveaux Réseaux Évidentiels de fusion hétérogène dynamiques, nous permettra à la fois d'adapter leurs paramètres (poids et fonctions de masses) en fonction des signaux de capteurs présents et de conférer à leur architecture graphique une aptitude à se reconfigurer, visant à optimiser le processus même de fusion. De plus, la détection automatique de capteurs non-fiables est proposée.

- b.** Une des difficultés de l'évaluation des techniques mises en œuvre réside dans le manque de données disponibles. Nous souhaiterions disposer de davantage de bases de données de signaux vitaux et actimétriques pour inférer des modèles statistiques représentatifs de détresses ou d'activités de la personne à domicile: actuellement le manque crucial de données réelles dans ces situations est également un facteur de limitation des approches de fusion appliquées en général à ce domaine. La mise en place en cours de plateformes telles que MobileMii à NanoInnov (laboratoire d'intégration récemment créé entre le CEA et l'Institut Mines–Telecom) permettra justement de simuler assez fidèlement un habitat intelligent (smart home, Living Lab) et donc facilitera la collecte de données.

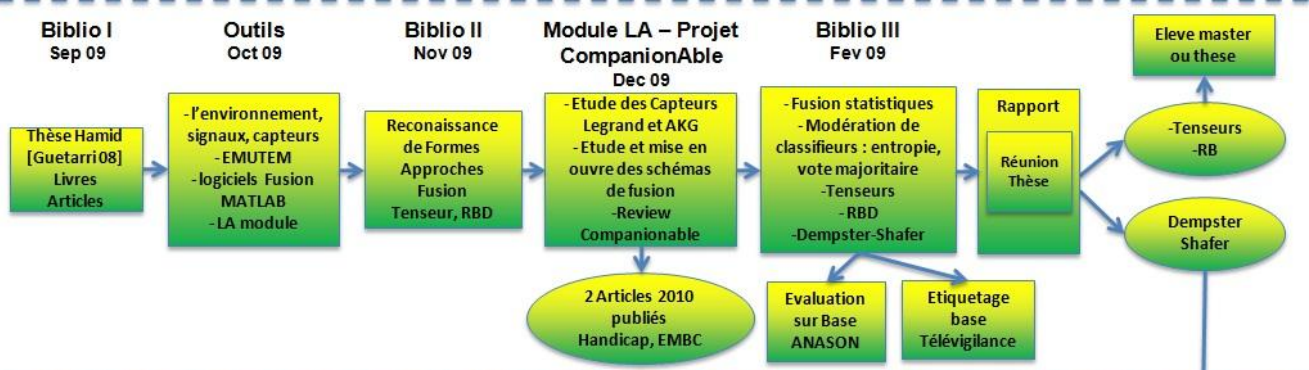
De plus, nous proposons également, une extension du réseau d'évidence pour améliorer l'inférence de situations de détresse diverses en ajoutant des informations contextuelles (sons, localisation, activités) et vitales (le pouls, l'oxymétrie, et éventuellement l'ECG et la pression artérielle). Un point également important pour la suite serait de proposer des méthodes d'estimation plus fiables des masses et des poids (estimation robuste).

En parallèle des travaux de recherche de cette thèse, un travail de réflexion important sur le *Cadre Général*, les *Enjeux*, le *Déroulement* et la *Gestion* de mon projet de thèse a été effectué dans le cadre du programme de valorisation des compétences de l'ABG-Intelli'agence : le *Nouveau Chapitre de la Thèse*, NCT®.

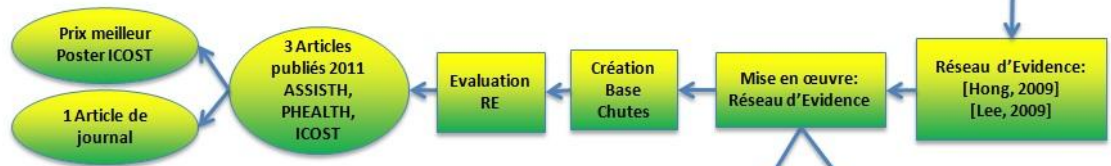
Le *Nouveau Chapitre de la Thèse* m'a permis de réaliser un bilan très complet sur le déroulement, la gestion, le coût, la cohérence, les enjeux, mon rôle, les facteurs de succès et de risque de mon projet de recherche. Cela m'a permis de mieux comprendre mon rôle et l'importance du travail effectué aux plans scientifique, technique, économique et sociétal, dont je suis très fier. Le *Nouveau Chapitre de la Thèse* se trouve en Annexe.

Parmi les travaux réalisés dans le cadre du *Nouveau Chapitre de la Thèse*, nous pouvons souligner les différentes étapes de la conduite de mon projet de thèse, synthétisées par le logigramme illustré dans la Figure 27. Le logigramme de la Figure 27 permet de montrer un aperçu du travail réalisé pendant la thèse et aussi d'en apprécier sa cohérence.

Première année de thèse : l'état de l'art



Deuxième année de thèse : Réseau Évidentiel



Troisième année de thèse : Réseau Évidentiel Dynamique

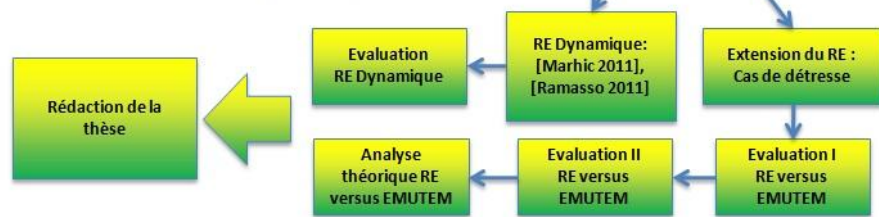


Figure 27. Logigramme des activités réalisées pendant la thèse.

PUBLICATIONS

- 2010** : T. Guettari, P. A. C. Aguilar, J. Boudy, H. Medjahed, D. Istrate, J. L. Baldinger, I. Belfeki, "Localisation multimodale dans le contexte d'un système de télévigilance médicale", Conférence Handicap 2010.
- 2010** : T. Guettari, P. A. C. Aguilar, J. Boudy, H. Medjahed, D. Istrate, J. L. Baldinger, I. Belfeki, M. Opitz, M. Maly-Parsy, "Multimodal Localization in the Context of a Medical Telemonitoring System", 32nd Annual International IEEE EMBS Conference 2010.
- 2011** : Paulo A. Cavalcante A., J. Boudy, D. Istrate, H. Medjahed, Bernadette Dorizzi, J. C. M. Mota, J. L. Baldinger, T. Guettari, I. Belfeki, "Fusion multi-capteurs hétérogène basée sur un Réseau d'Evidence pour la détection de chute". Conférence ASSISTH 2011, Janvier, Paris.
- 2011** : Paulo A. Cavalcante A., J. Boudy, D. Istrate, H. Medjahed, Bernadette Dorizzi, J. C. M. Mota, J. L. Baldinger, T. Guettari, I. Belfeki, "Evidential Network-based Multimodal Fusion for Fall Detection". In: 8th International Conference on Wearable Micro and Nano Technologies for Personalised Health, 29 June - 1 July, Lyon France.
- 2011** : Paulo A. Cavalcante A., J. Boudy, D. Istrate, H. Medjahed, Bernadette Dorizzi, J. C. M. Mota, J. L. Baldinger, T. Guettari, I. Belfeki, " Heterogeneous multi-sensor fusion based on an Evidential Network for fall detection". In : 9th International Conference on Smart Homes and Health Telematics, Jun 2011, Montréal, Canada.
- 2012** : Paulo A. Cavalcante A., M. A. Sehili, M. Herbin, D. Istrate, F. Blanchard, J. Boudy, Bernadette Dorizzi. "First Steps in Adaptation of an Evidential Network for Data Fusion in the Framework of Medical Remote Monitoring". In: The 34th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 28 August - 1 September, San Diego, California, USA.
- 2013** : Paulo A. Cavalcante A., J. Boudy, D. Istrate, H. Medjahed, Bernadette Dorizzi, J. C. M. Mota, J. L. Baldinger, T. Guettari, I. Belfeki, "Evidential Network-based Multimodal Fusion for Fall Detection". In : International Journal of E-Health and Medical Communications (IJEHMC), January 2013.

BIBLIOGRAPHIE

- Appriou, A. (1991). Probabilités et incertitudes en fusion de données multi-senseurs. *Revue Scientifique et Technique de la Défense*, pages 27-40, 1991.
- Appriou, A. (1998). Uncertain data aggregation in classification and tracking processes. In B. Bouchon-Meunier, editor, *Aggregation and Fusion of imperfect information*, pages 231-260. Physica-Verlag, Heidelberg, 1998.
- Arif, M. (2005), *Fusion de Données : Ultime Etape de Reconnaissance de Formes, Applications à l'Identification et à l'Authentification*. (PhD), Université de Tours, France
- Baldinger, J. L., Boudy, J., Dorizzi, B., Levrey, J. P., Andreo, R., Perpère, C., Devault, F., Rocaries, F., Deitrich, C., & Lacombe, A. (2004). Tele-surveillance system for patient at home. The MEDEVILLE system. ICCHP, Paris July 2004.
- Baudrit, C. (2005). Représentation et propagation de connaissances imprécises et incertaines : Application à l'évaluation des risques liés aux sites et aux sols pollués. (PhD), Université Toulouse III - Paul Sabatier
- Belar, C. (2008). Modélisation générique d'un retour d'expérience cognitif Application à la prévention des risques. (PhD), Université de Toulouse, France.
- Bellot, D. (2002). Fusion de données avec des réseaux Bayésiens pour la modélisation des systèmes dynamiques et son application en télémédecine, Thèse soutenu à l'université Henri Poincaré, 26 novembre 2002.
- Benavoli, A., Ristic, B., Farina, A., Oxenham, M., Chisci, L. (2007). An approach to Threat Assessment Based on Evidential Networks. Proc. Int. Conf. Fusion 2007 Conference, Quebec City, Canada, July 9-12, 2007.
- Bloch, I., & Maître, H. (1994). Fusion de données en traitement d'images : modèles d'information et décisions. *Traitement du Signal*, 11(6) :435-446.

- Bouguélid, M. S. (2007). Contribution à l'application de la reconnaissance des formes et la théorie des possibilités au diagnostic adaptatif et prédictif des systèmes dynamiques. (PhD), Université de Reims Champagne-Ardenne, France.
- Cavalcante, P. A. A., Boudy, J., Istrate, D., Medjahed, H., Dorizzi, B, Mota, J. C. M., Baldinger, J. L., Guettari, T., Belfeki, I. (2011). Evidential Network-based Multimodal Fusion for Fall Detection. In: 8th International Conference on Wearable Micro and Nano Technologies for Personalised Health, 29 June - 1 July, Lyon France.
- Cavalcante, P. A. A., Boudy, J., Istrate, D., Medjahed, H., Dorizzi, B, Mota, J. C. M., Baldinger, J. L., Guettari, T., Belfeki, I. (2011). Heterogeneous multi-sensor fusion based on an Evidential Network for fall detection". In : 9th International Conference on Smart Homes and Health Telematics, Jun 2011, Montréal, Canada.
- Cavalcante, P. A. A., Boudy, J., Istrate, D., Medjahed, H., Dorizzi, B, Mota, J. C. M., Baldinger, J. L., Guettari, T., Belfeki, I. (2011). Fusion multi-capteurs hétérogène basée sur un Réseau d'Evidence pour la détection de chute". Conférence ASSISTH 2011, Janvier, Paris.
- Cucchiara, R., Rita, H., Prati, A., Andrea, O., Vezzani, R., & Roberto C. (2007). A multi-camera vision system for fall detection and alarm generation. *Expert Syst.*, vol. 24, no. 5, pp. 334–345, Nov. 2007.
- Dai, J., Bai, X., Yang, Z., Shen, Z., Xuan D. (2010) PerFallD: A pervasive fall detection system using mobile phones. *Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops)*, 2010 8th IEEE International Conference on , vol., no., pp.292-297, March 29 2010-April 2 2010.
- Dempster, A. (1976). Upper and lower probabilities induced by multivalued mapping. *Annals of Mathematical Statistics*, 38, 325–339.
- Denoeux, T. (1995). A k-nearest neighbor classification rule based on Dempster-Shafer theory » - *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*: vol. 25, pp. 804--813, 1995.

- Djiknavorian, P. (2008). Fusion d'informations dans un cadre de raisonnement de Dezert-Smarandache appliquée sur des rapports de capteurs ESM sous le STANAG 1241. (M.Sc.), Faculté des Sciences et de Génie Université Laval Québec.
- Doukas, C., Maglogiannis, I. (2008). Advanced patient or elder fall detection based on movement and sound data. *Pervasive Computing Technologies for Healthcare, 2008. PervasiveHealth 2008. Second International Conference on* , vol., no., pp.103-107, Jan. 30 2008-Feb. 1 2008
- Dubois D., & Prade, H. (1988). "Possibility Theory" Plenum Press, New-York.
- Dubois, D., & Prade, H. (1985). A review of fuzzy sets aggregation connectives, *Information Sciences*, Vol. 36, pp. 85-121.
- Dubois, D., & Prade, H. (2006). Représentations formelles de l'incertain et de l'imprécis, Dans : *Concepts et méthodes pour l'aide à la décision - outils de modélisation*, D. Bouyssou, D. Dubois, M. Pirlot, et H. Prade (Eds.), Lavoisier, (3), pp. 111--171, vol. 1, *Traité IC2*, 2006
- Duchêne, F. (2004). *Fusion de données multi-capteurs pour un système de télésurveillance médicale de personnes à domicile*. (PhD), Université Joseph Fourier, France.
- Estudillo, V. M. A., Roa, L. M., Reina, T. J., Naranjo, H. D. (2009). Design and Implementation of a Distributed Fall Detection System - Personal Server. *Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on* , vol.13, no.6, pp.874-881, Nov. 2009.
- Fabre, S., Appriou, A., Briottet, X. (2001). Presentation and description of two classification methods using data fusion based on sensor management. *Information Fusion*, Volume 2, Issue 1, 19 March 2001, Pages 49-71.
- Gaemain, M., Boucher J., M., Bénié, G., B. (2008). A new mass functions assignment in the Dempster-Shafer theory : the fuzzy statistical approach. *I2MTC 2008 : IEEE proceedings of Instrumentation and Measurement Technology conference*, 12-15

May, Victoria, Canada, IEEE IMS, 12-15 may 2008, Victoria, Canada, 2008, pp. 825-829, ISBN 978-1-4244-1540-3

Grassi, M., Lombardi, A., Rescio, G., Malcovati, P., Malfatti, M., Gonzo, L., Leone, A., Diraco, G., Distante, C., Siciliano, P., Libal, V., Huang, J., & Potamianos, G. (2008). A hardware-software framework for high-reliability people fall detection. *Sensors*, 2008 IEEE , vol., no., pp.1328-1331, 26-29 Oct. 2008.

Guettari, T., Cavalcante, P. A. A., Boudy, J., Medjahed, H., Istrate, D., Baldinger, J. L., Belfeki, I. (2010). Localisation multimodale dans le contexte d'un système de télévigilance médicale. *Conférence Handicap 2010*.

Guettari, T., Cavalcante, P. A. A., Boudy, J., Medjahed, H., Istrate, D., Baldinger, J. L., Belfeki, I., Opitz, M., Maly-Parsy, M. (2010). Multimodal Localization in the Context of a Medical Telemonitoring System. *32nd Annual International IEEE EMBS Conference 2010*.

Heckmann, M., Berthommier, F., Kroschel, K. (2002) "Noise Adaptive StreamWeighting in Audio-Visual Speech Recognition", *EURASIP Journal on Applied Signal Processing* , 2002:11, 1260–1273, 2002 Hindawi Publishing Corporation.

Hong X., (2001). Heuristic Knowledge Representation and Evidence Combination Parallelization, Ph.D. thesis, University of Ulster, 2001.

Hong, X., Nugent, C., Mulvenna, M., McClean, S., Scotney, B., Devlin, S. (2009). Evidential fusion of sensor data for activity recognition in smart homes. *Pervasive and Mobile Computing*, Volume 5, Issue 3, Pervasive Health and Wellness Management, June 2009.

Huang, J., Di, P., Wakita, K., Fukuda, T., Sekiyama, K. (2008). Study of Fall Detection Using Intelligent Cane Based on Sensor Fusion. *Micro-NanoMechatronics and Human Science*, 2008. MHS 2008. International Symposium on , vol., no., pp.495-500, 6-9 Nov. 2008.

- Insee Références (2005). *Les personnes âgées*. Site web : <http://www.insee.fr/fr/ppp/sommaire/persag05.pdf>
- Istrate, D., Castelli, E., Vacher, M., Besacier, L., Serignat, J. F., (2006). Information Extraction from Sound for Medical Telemonitoring. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 10, no. 2, april.
- Kangas, M., Konttila, A., Winblad, I., Jamsa, T. (2007). Determination of simple thresholds for accelerometry-based parameters for fall detection. Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE , vol., no., pp.1367-1370, 22-26 Aug. 2007.
- Kittler, J. (2000). A Framework for Classifier Fusion: Is It Still Needed?, SSPR/SPR'2000, pp.45~56.
- Kittler, J., Hatef, M., Duin, R. P. W., Matas, J. (1998). On Combining Classifiers. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 3, pp. 226-239, Mar. 1998.
- Lee, H., Choi, J. S., Elmasri, R. (2009). Sensor Data Fusion Using DS_m Theory for Activity Recognition under Uncertainty in Home-Based Care. Advanced Information Networking and Applications, 2009. AINA '09. International Conference on, May 2009.
- Lee, H., Choi, J. S., Elmasri, R. (2010). A Dynamic Normalized Weighting Based Context Reasoning in Home-Based Care. 24th IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications, AINA 2010, Perth, Australia, 20-13 April 2010 AINA 2010: 804-811
- Liu, W., Hong, J., McTear, M. F., Hughes J. G. (1993). An extended framework for evidential reasoning systems, International Journal of Pattern Recognition and AI (1993) 441_457.
- Ludwig, S. A. (2007). Weight Assignment of Semantic Match Using User Values and a Fuzzy Approach. In *Proceedings of the 5th international conference on Service-*

- Oriented Computing (ICSOC '07)*, Bernd J., Kwei-Jay Lin, and Priya Narasimhan (Eds.). Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 410-415.
- Luo, R. C., Kay, M. G. (1990). A tutorial on multisensor integration and fusion. Industrial Electronics Society, 1990. IECON '90., 16th Annual Conference of IEEE , vol., no., pp.707-722 vol.1, 27-30 Nov 1990.
- Luo, R. C., Ying C. C., Chen, O. (2007). Multisensor Fusion and Integration: Algorithms, Applications, and Future Research Directions. Mechatronics and Automation, 2007. ICMA 2007. International Conference on , vol., no., pp.1986-1991, 5-8 Aug. 2007
- Marhic, B., Delahoche, L., Solau, C., Jolly-Desodt, A. M., Ricquebourg, V. (2011). An evidential approach for detection of abnormal behaviour in the presence of unreliable sensors. (2011) *Information Fusion*
- Martin, A. (2005). La fusion d'informations. Polycopié de cours ENSIETA - Réf. : 1484
- Martins, V. R. (2008). Identificação automática de situações de emergência através de técnicas de fusão de sinais vitais e de movimento. Thèse soutenu à l'université fédérale de l'Espírito Santo (UFES), 15 avril 2008.
- Masson, M. H. (2005). Apports de la théorie des possibilités et des fonctions de croyance à l'analyse de données imprécises. (HDR)
- Medjahed H. (2010), *Distress situation identification by multimodal data fusion for home healthcare telemonitoring*, (PhD), Institut national des telecommunications, France.
- Nifle, A., & Reynaud, R. (1997) "Un argument pour le choix entre décision pignistique et maximum de plausibilité en théorie de l'évidence," in *Seizième Colloque GRETSI*, (Grenoble), pp. 1411–1414.
- Noury N., Rumeau P., Bourke A. K., O'Laighin G., Lundy J. E. (2008), A proposal for the classification and evaluation of fall detectors, IRBM, Volume 29, Issue 6, December, Pages 340-349.

- Palacio, V., H., G. (2007) Modélisation Et Commande Floues De Type Takagi-Sugeno Appliquées À Un Bioprocédé De Traitement Des Eaux Usées Doctorat De L'université Paul Sabatier - Toulouse Iii Et L'université De Los Andes, Colombie
- Ramasso E., Rombautm M., & Pellerin, D. (2006). A temporal belief filter improving human action recognition in videos. in International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Toulouse, France, 2006, to appear.
- Ramasso, E. (2009). Contribution of belief functions to HMM with an application to fault diagnosis, In IEEE International Workshop on Machine Learning and Signal Processing, 2009.
- Ramasso, E., Panagiotakis, C., Rombaut, M., & Pellerin, D. (2010). Belief Scheduler based on model failure detection in the TBM framework. Application to human activity recognition. *Int. J. Approx. Reasoning* 51, 7 (September 2010), 846-865.
- Riboni, D., Bettini, C. (2009) Context-Aware Activity Recognition through a Combination of Ontological and Statistical Reasoning. Springer Berlin / Heidelberg.
- Ricquebourg, V., Durand, D., Menga, D., Delahoche, L., Marhic, B., Logé, C., & Jolly-Desodt, A., M. (2008). La fusion multi-capteurs dans l'habitat communicant: une approche non-probabiliste. In Proceedings of the 4th French-speaking conference on Mobility and ubiquity computing (UbiMob '08). ACM, New York, NY, USA, 9-16.
- Ristic, B. & Smets, P. (2005). Target identification using belief functions and implication rules. *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, vol. 41, pp. 1097–1102, July 2005.
- Rogova, G. (1994). Combining the results of several neural networks classifiers. *Neural Networks*, 7(5):777–781, 1994.
- Ruiz, S. J., Moya, J., Parra, T. I. (2010). Fall detection and management in biped humanoid robots. Robotics and Automation (ICRA), 2010 IEEE International Conference on , vol., no., pp.3323-3328, 3-7 May 2010.

- Serir, L., Ramasso, E. & Zerhouni, N. (2011). Time-Sliced Temporal Evidential Networks the case of Evidential HMM with application to dynamical system analysis. IEEE International Conference on Prognostics and Health Management, PHM'11., Denver -Colorado : United States (2011)
- Shafer, G. (1976). A Mathematical Theory of Evidence. Princetown University Press.
- Simon, C., & Weber, P. (2008). Imprecise reliability by evidential networks
- Simon, C., Weber, P., Evsukoff, A. (2007). Bayesian Networks Inference Algorithm to implement Dempster Shafer Theory in reliability analysis
- Smets, P. & Kennes, R. (1994). "The transferable belief model", Artificial Intelligence, vol. 66, n°2, pp. 191-234.
- Steenkeste, F., Bocquet, H., Chan, M., & Vellas, B. (1999). Remote monitoring system for elders in a geriatric hospital. In Promoting Independence and quality of life for older persons: an international conference on aging, Arlington December 1999.
- Strat, T. M. (1987). The generation of explanations within evidential reasoning, in: Proceedings of IJCAI, 1987, pp. 1097_1104.
- Sugeno (1985), M.: Industrial Applications of Fuzzy Control. North-Holland, Amsterdam
- Tzeng, H. W., Chen, M. Y., Chen, J. Y. (2010). Design of fall detection system with floor pressure and infrared image. System Science and Engineering (ICSSE), 2010 International Conference on , vol., no., pp.131-135, 1-3 July 2010.
- Veremme, A., & Lefevre, E. (2008). Estimation de fonctions de masse de croyance, utilisation et confrontation dans le cadre d'expertises en entomologie Médico-Légale. 2008.
- Wafa, M. & Zagrouba, E. (2010). Estimation of mass function in evidence theory for fusion of gray level based images. Signals and Electronic Systems (ICSES), 2010 International Conference on , vol., no., pp.127-130, 7-10 Sept. 2010

- Weber, P., & Simon, C. (2008). Dynamic evidential networks in system reliability analysis: A Dempster Shafer approach. *Control and Automation, 2008 16th Mediterranean Conference on* , vol., no., pp.603-608, 25-27 June 2008.
- Xiong, N., Svensson, P. (2002). Multi-sensor management for information fusion: issues and approaches, *Information Fusion, Volume 3, Issue 2, June 2002, Pages 163-186.*
- Yaghlane, B. B., Smets, P., Mellouli, K. (2003) Directed evidential networks with conditional belief functions. In: Nielsen TD, Zhang NL (eds.) *Proceedings of ECSQARU, 2003.*
- Zadeh, L., A. (1965). Fuzzy Sets. *Information and Control, Vol. 8, pp. 338-353, 1965.*
- Zadeh, L., A. (1978). Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy sets and systems 1, pp. 3-28,1978.*

PRÉSENTATION SUCCINCTE

RÉSUMÉ

Mon sujet de thèse porte sur la conception de systèmes de télévigilance permettant une prise en charge à domicile des personnes âgées ou dépendantes, solution alternative à l'hospitalisation. Ma thèse a pour vocation d'implémenter des méthodes de fusion de données sur une plate-forme multimodale de télévigilance, afin de maximiser les performances de détection automatique des situations de détresse et ainsi de rendre le système de Télévigilance médicale plus fiable. Cette plateforme intègre un ensemble complexe de plusieurs capteurs de signaux de mouvement, vitaux, sonores et de localisation dans le but de détecter des situations de détresse diverses comme la chute, des modifications du rythme cardiaque (tachycardie, bradycardie), des profils quotidiens anormaux, des sons anormaux, etc. Ces capteurs fournissent des données différentes, complémentaires, redondantes, et permettent d'inférer des informations à plusieurs niveaux sur l'état de la personne à domicile.

LES ENJEUX

Ce projet de recherche présente divers enjeux, notamment aux plans scientifiques, techniques économiques et sociétaux, détaillés comme suit :

Scientifiques : Nouvelles méthodes, outils et applications.

Techniques : Plateforme multimodale de Télévigilance.

Economiques : Solution alternative aux maisons de retraite.

Sociétaux : Plus d'autonomie, bien être, sécurité et moins de risques.

LE CONTEXTE DE LA THÈSE

PLACE DE LA THÈSE DANS LE PROJET GLOBAL DE L'ÉQUIPE.

J'appartiens à l'équipe INTERMEDIA du département d'électronique et physique de télécom SudParis. Plus précisément, je fais partie du laboratoire de télévigilance médicale. Le rôle de mon projet dans le cadre du projet global est de proposer une solution intégrée de combinaison / fusion de différentes modalités par ailleurs développées dans cette équipe (terminal portatif RFPAT (Baldinger, 1994) dans une autre équipe externe (ANASON – Esigetel (Istrate, 2006) et système GARDIEN (INSERN Toulouse). Mon but étant d'améliorer les performances par rapport à celle obtenues lorsque ces systèmes sont utilisés séparément.

LE REGARD DE LA CONCURRENCE.

La Télévigilance Médicale est un vaste et complexe domaine qui s'est considérablement développé ces dernières années. Il est représenté par un grand nombre d'acteurs en France et à l'international. Il constitue un environnement de recherche compétitif et ces divers acteurs ne travaillent pas forcément sur les mêmes objectifs ou les mêmes approches.

Dans le cadre de mes travaux de recherche, les différents acteurs du même domaine sont UTT, TIMC, VIGIFALL, Telecom Bretagne, VIVAGO, Legrand, etc. Compte tenu du nombre de mes publications acceptées, mes travaux de recherche sont considérés innovants par rapport à l'état de l'art en ce qui concerne l'application. Ce que les positionne par rapport à ces acteurs non comme concurrents mais plutôt comme partenaires.

COMPÉTENCES MOBILISÉES POUR LE PROJET.

En ce qui concerne l'exécution du projet, diverses compétences sont requises, notamment aux plans scientifiques, techniques et humains. Compétences en informatique, en traitement du signal, en linguistiques, en électronique embarquée et compétences humaines de persévérance et travail en équipe sont fondamentales.

RÉSEAUX SCIENTIFIQUES, SOCIO-ÉCONOMIQUES, ETC.

L'intégration de l'équipe à des réseaux scientifiques et socio-économiques permet de créer des collaborations et de réaliser des échanges de connaissances, très importants pour renforcer notre expertise. Notre équipe appartient à des réseaux de Gérontechnologies comme le pôle allongement de la vie, SFTAG, Société européenne de télémédecine.

MA PLACE DANS CE CONTEXTE

LES RAISONS DE MON CHOIX DE PRÉPARER UN DOCTORAT ET DE TRAVAILLER SUR CE SUJET.

En ce qui concerne mon parcours académique, j'ai une formation d'ingénieur au Brésil et en parallèle j'ai huit années d'expérience en tant que technicien maintenance en informatique et électronique qui ont permis de financer mes études d'ingénieur. Suite à cette expérience j'ai réalisé un Master en France proposé par mon tuteur lors de mes études d'ingénieur. Mon encadrant de Master m'a proposé de faire une thèse. J'ai accepté car je souhaitais d'une part élargir mes connaissances et compétences à d'autres domaines, et d'autre part, parce que le sujet (domaine de l'intelligence artificielle appliquée au domaine médical) m'intéressait particulièrement grâce à l'avancée technologique dans ce domaine et la contribution au niveau socio-économique. Grâce à cette thèse j'ai réalisé que je souhaitais travailler dans ce domaine.

MON RÔLE DANS LA DÉFINITION ET LA PROGRAMMATION DU PROJET.

La problématique existait déjà et depuis cinq ans au laboratoire des chercheurs travaillent dessus. Ma contribution dans la définition et la programmation du projet concerne en particulier le choix des outils, la conception de l'architecture, (positionnement de capteurs), méthodes employées (fusion, traitement de signal, reconnaissance de formes), validation technique et constitution de base de données de test.

PRÉPARATION ET CADRAGE DU PROJET

EVALUATION DES FACTEURS DE SUCCÈS ET DE RISQUES ET LES STRATÉGIES DE MAÎTRISE DES RISQUES ENVISAGÉES

Les principaux facteurs de succès et de risques et leurs stratégies de maîtrise sont présentés comme suit :

Facteurs de succès : Publications, la reconnaissance scientifique de mes travaux dans le domaine de la fusion de données médicales (résultats, outils), apprentissage et participation active dans le domaine d'application en général lié à la santé et au monde numérique (TIC Santé) qui est en plein essor.

Facteurs de risques et leur maîtrise : Il n'y a pas de facteurs de risque majeurs sauf si bien sûr les 3 systèmes de télévigilance composant la plateforme sur lesquels je travaille tombent en panne ce qui est pratiquement improbable. Les seuls facteurs empêchant la réussite du projet est le manque de connaissances dans le domaine (reconnaissance des formes et fusion de données).

CHOIX DES PARTENAIRES.

Afin d'élargir et de renforcer nos travaux de recherche, un large choix de partenaires nationaux et internationaux a été effectué :

Partenaires nationaux : hôpitaux (SAMU 92, APHP Broca), laboratoires (Esigetel, IBISC, ESIEE, Telecom ParisTech, ...), les entreprises (Legrand, ASICA, ...).

Partenaires internationaux : hôpitaux ou maisons de retraites pilotes (San Sebastien, A Corunha), laboratoires de test (SmartHome (Eindhoven), IN-HAM (Bruges)), les entreprises (AKG (Vienne), Metralab (Ilmenau), ...).

CONTRIBUTION À LA MOBILISATION DE FINANCEMENTS EXTERNES À L'ÉQUIPE.

La mobilisation de financements externes a été cruciale pour maintenir et mieux structurer notre équipe de recherche. Une partie de l'équipe (incluant le financement de ma thèse) est financé par le projet européen IST – CompanionAble.

GESTION DES ASPECTS CONTRACTUELS.

La nature de mes travaux de recherche (conception de méthodes de fusion de données et leur programmation) sont confidentiels jusqu'à leur publication. A priori un dépôt de brevet n'est pas prévu.

CONDUITE DU PROJET

PRINCIPALES ÉTAPES.

Les principales étapes, comme les réunions et leur périodicité, les points d'avancement avec mon responsable de thèse et avec mon groupe de projet, les processus de décision et les éventuelles réorientations sont détaillés comme suit :

1^{ère} année de thèse : Nous avons eu des réunions de travail technique (projet européen et laboratoire) aperiodiques mais assez souvent, une soutenance de thèse annuelle suivi d'un rapport d'activités et d'un planning pour l'année d'après.

2^{ème} année de thèse : Nous avons eu des réunions de travail technique (projet européen et laboratoire) aperiodiques mais assez souvent, une soutenance de thèse soutenance mi-parcours avec jury invité et autorisation pour continuer la thèse suivi d'un rapport d'activités et d'un planning pour l'année d'après.

3^{ème} année de thèse : Afin de suivre l'avancement et d'assurer l'exécution des taches proposées au planning de la thèse, nous avons des réunions de thèse tous les mois avec mon équipe d'encadrement jusqu'à la fin de la thèse.

GESTION DES RELATIONS AVEC LES PARTENAIRES.

Nous travaillons avec des experts techniques dans mon domaine dans une proche collaboration de partenaires scientifiques comme l'Esigetel, industriels comme la société Legrand et techniques comme l'APHP et Smart Home.

PROBLÈMES RENCONTRÉS ET SOLUTIONS APPORTÉES.

Pendant mon parcours de thèse je me suis déparé avec divers problèmes qui ont été traités et solutionnés par la suite dans lesquels nous pouvons souligner :

Problèmes rencontrés : Difficultés identifiées lors de démarrage de la thèse à cause d'une part du positionnement de mes travaux de thèse (sujet très large) à trouver par rapport à l'état de l'art (travaux de thèse précédents), d'autre part de ma formation issue d'un domaine différent (traitement de signal), mais difficultés par la suite contrôlés dès la deuxième année de la thèse. Difficultés identifiées également sur le plan linguistique (en anglais) et en programmation (langage C).

Solutions apportées : Mise à niveau à partir de formations dans le domaine de la reconnaissance de formes lors de ma première année de la thèse. Cours intensif d'anglais en Angleterre et formation en langage de programmation C.

LOGIGRAMME.

Les différentes étapes de la conduite de mon projet sont synthétisées par le logigramme illustré dans la Figure 28.

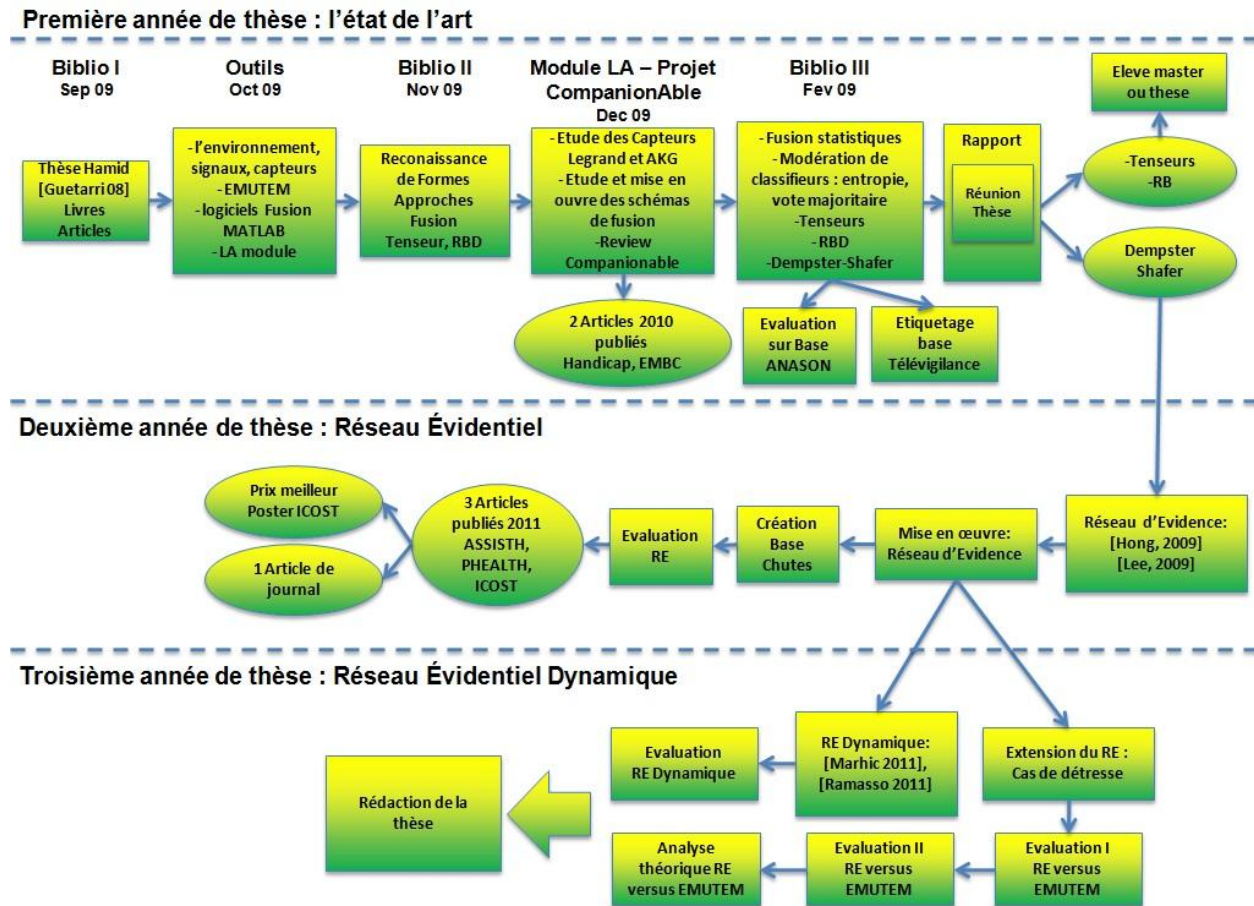


Figure 28. Logigramme des activités réalisées pendant la thèse.

PREMIÈRE ANNÉE DE THÈSE : L'ÉTAT DE L'ART

Lors de la première réunion de démarrage de la thèse, un planning de départ a été défini. Ce planning est composé de plusieurs étapes :

Bibliographie, septembre 2009 : Une première bibliographie composée par les travaux précédemment réalisés dans le cadre de notre plateforme de télévigilance : thèse de H. Medjahed, le rapport de master de T. Guettari et des articles.

Prise en main des outils, octobre 2009 : Etude générale de notre plateforme télévigilance médicale : l'environnement, signaux, capteurs, EMUTEM (logiciel de fusion multimodale développé dans le cadre de la thèse de Medjahed), logiciels de fusion dans le cadre du stage de master de Guettari, le module de localisation (LA module) développé par Guettari dans le cadre du projet CompanioAble.

Bibliographie, novembre 2009 : Une deuxième bibliographie est proposée en complément à la première dans le but d'une mise à niveau dans le domaine de la reconnaissance de formes et de la fusion de données. Cette mise à niveau est importante pour le déroulement de la thèse car j'ai une formation d'ingénieur de télécommunications avec une spécialité (master 2) en traitement de signal.

Module LA – projet CompanionAble, Décembre 2009: Cette étape, qui m'a pris 2 mois, a été réalisée dans le cadre du projet CompanionAble, où j'ai aidé l'ingénieur de recherche Guettari avec son module de localisation (Module LA). Cela m'a permis de lui rendre service et d'avoir un premier contact avec les partenaires du projet. Ma participation était au niveau de la conception de l'architecture (emplacement des capteurs) et de l'installation d'un corpus de capteurs dans une maison dédiés à la localisation de la personne surveillée. Également nous avons publiés 2 articles dans des conférences (Handicap et EMBC 2010) concernant ce module.

Bibliographie, Février 2010: Une nouvelle bibliographie plus ciblée à mon objectif, concernant les méthodes de fusion multimodale, a été réalisée. Plusieurs méthodes ont été étudiés : la fusion statistiques des scores, la modération de classifieurs (entropie, vote majoritaire), les Tenseurs, les Réseaux Bayésiens, la théorie de Dempster-Shafer. De plus, un grand travail d'étiquetage de base de données a été réalisé et une évaluation sur les méthodes de fusion pondérée par rapport à la méthode de Dempster Shafer a été effectuée. Cette étape a duré jusqu'à septembre 2010 et je n'avais toujours pas de résultats significatifs et des pistes concrètes concernant la méthode la plus adaptée à notre problème. Ce que m'a laissée dans une position délicate vis-à-vis de mon équipe d'encadrement et il y avait un risque de ne pas avoir l'autorisation à l'inscription en deuxième année de thèse. Il a été décidé de me donner encore un mois pour mieux réfléchir avant notre première réunion annuelle de thèse. En

réaction j'ai écrit un rapport de synthèse très complet (100 pages), d'une part pour justifier les travaux réalisés au cours de ma première année et d'autre part pour rassembler mieux les idées dans le but de trouver une méthode de fusion adaptée à notre contexte.

Réunion de la première année de thèse: Lors de ma première réunion annuelle de thèse, j'ai présenté une synthèse de mes travaux. Les pistes ont été concentrées sur 3 approches prometteuses étudiées pendant ma première année: les tenseurs, les réseaux Bayésiens et la théorie des croyances. Motivé par le grand nombre d'applications dans le domaine de la fusion et pour sa souplesse lors de la modélisation, **j'ai choisi la méthode de la théorie des croyances**. Ce choix a été approuvé en réunion par mes encadrants. Les deux autres approches seraient à étudier dans le cadre d'autres thèses.

DEUXIÈME ANNÉE DE THÈSE : RÉSEAU ÉVIDENTIEL

Pendant la deuxième année de thèse une méthode semble prometteuse : les Réseaux d'Évidence. La conception, la mise en œuvre et l'évaluation de cette méthode résumant la deuxième année de thèse.

Réseau d'Évidence (Hong, 2009) et (Lee, 2009): Nous avons poursuivi sur les méthodes de croyances, mais je ne savais pas comment les appliquer à notre problème. J'ai réalisé donc une recherche plus approfondi sur l'application de cette méthode à notre domaine. Issu de cette recherche, j'ai trouvé des articles (Hong, Lee 2009) qui employaient cette méthode à un contexte très proche au notre : les Réseaux d'Évidence fondée sur la théorie de Dempster-Shafer. C'est à partir de ce moment là que j'ai réellement apporté de la valeur ajoutée dans le projet.

Mise en œuvre du Réseau d'Évidence : Les Réseaux d'Évidence sont bien adaptées à notre contexte. Grâce à cette structure de fusion nous pouvions combiner toutes nos modalités à plusieurs niveaux pour inférer les situations de détresse de la personne surveillée. Pour une première utilisation des RE, nous

avons défini une structure de fusion pour la détection de chutes difficiles (molles).

Evaluation du Réseau d’Evidence: Pour l’évaluation de cette méthode, nous avons créé une nouvelle base de données de chutes avec plus des situations de chutes molles. L’évaluation du RE a présentée une amélioration significative de détection de chutes, en particulier dans des situations de chutes molles. Cette approche et ses résultats ont été bien reconnus par la communauté scientifique : la publication de 3 articles dans des conférences nationales (ASSISTH) et internationales (PHEALTH et ICOST), dans laquelle j’ai eu le prix de meilleur poster à la conférence ICOST et une invitation à publier dans un journal lors de la conférence PHEALTH.

TROISIÈME ANNÉE DE THÈSE : RÉSEAU ÉVIDENTIEL DYNAMIQUE

L’aspect dynamique du Réseau d’Évidence est exploré pendant la troisième année de thèse. La prise en compte du temps et l’adaptabilité permettent de rendre le réseau plus intelligent : des incohérences temporelles peuvent être détectées et un réseau adaptatif est proposé. En parallèle sont proposées : une extension du réseau pour la détection de situations de détresse diverses et son évaluation par rapport à l’état de l’art, en particulier la méthode de fusion (Logique Floue) proposée par le travail de thèse précédent (Medjahed, 2010).

Réseau d’Evidence Dynamique : Basé sur les travaux de (Marhic, 2011) et (Ramasso, 2011) j’ai proposé une structure dynamique. Elle permet de prendre en compte l’évolution temporelle pour rendre le réseau plus fiable car des incohérences temporelles peuvent être détectées et plus intelligent à travers d’une structure adaptative. La mise en œuvre de la structure adaptative et son évaluation sont réalisées et montrent de bons résultats. L’adaptabilité du réseau est en cours d’exécution à ce moment.

Extension et évaluation du RE: J’ai réalisé une extension du Réseau Évidentiel pour la détection de situation de détresses diverses et j’ai proposé une évaluation du RE par rapport à l’état de l’art. Il s’agit d’une évaluation par

rapport aux travaux de thèse de Medjahed qui a utilisée la Logique Floue pour la fusion d'informations issues de notre plateforme de télévigilance. J'ai réalisé une première évaluation mais en n'utilisant pas tout à fait les mêmes protocoles que Medjahed. Pour plus de fiabilité, une deuxième est demandée par mes encadrants avec des protocoles encore plus homogènes. Pour des raisons de gestion du temps et de non pertinence d'éléments comparables, cette deuxième évaluation est abandonnée et remplacée par une évaluation théorique. Je suis en train de finir la rédaction de mon manuscrit de thèse.

ESTIMATION ET PRISE EN CHARGE DU COÛT DU PROJET

Les ressources humaines mobilisées par ce projet de thèse sont composées par une équipe d'encadrement de 3 personnes plus un certain nombre de personnel interne et externe au projet. Il est cependant difficile d'estimer le temps moyen consacré par les personnels interne et externe au projet. L'ensemble de dépenses associées au projet de thèse comme les salaires et coûts, y compris les charges sociales, matériels et prestations internes et externes mis à disposition ou achetés (amortissement), déplacements, consommables, coûts d'infrastructures (services communs, loyers des locaux, frais de fonctionnement), frais de formation, etc, sont résumées par le Tableau 17 suivant. Comme le travail de thèse s'est passé en totalité dans un institut de recherche publique, il reste difficile à estimer certains aspects budgétaires. L'objectif essentiel de ce tableau est d'avoir une idée de l'investissement nécessaire accordé à mon travail de recherche.

Tableau 17. Voir tableau de l'estimation du coût de la thèse.

	Nature de la dépense	Détails *		Coûts totaux (euros TTC)			
				Nombre d'unités	Coût unitaire moyen	Quote-part utilisation	Total
1	Ressources Humaines						
1.1	Doctorant	1.839,58 €	289,96 €	36	1.839,58 €	100,00%	66.224,88 €
1.2	Directeur de Thèse	4.000,00 €	Charges	36	6.015,17 €	10,00%	21.654,61 €
1.3	Prime Encadrement	n.a.	n.a.	n.a.		n.a.	
1.4	Encadrant 1	4.000,00 €	Charges	36	4.388,34 €	25,00%	39.495,06 €
1.5	Prime Encadrement	n.a.	n.a.	n.a.		n.a.	
1.6	Encadrant 2	4.000,00 €	Charges	36	4.388,34 €	25,00%	39.495,06 €
1.7	Sous-traitance	n.a.	n.a.	n.a.		n.a.	
	Sous-total Ressources Humaines						166.869,61 €

2	Consommables						
2.1	Fournitures expérimentales						
2.2	Fournitures de bureau	Stylos, crayons, etc.		1	50,00 €	100,00%	50,00 €
2.3	Autres achats	Outils		1	100,00 €	100,00%	100,00 €
	Sous-total Consommables						150,00 €

3	Infrastructures						
3.1	Entretien, gardiennage, secrétariat	Institut public recherche					
3.2	Loyers des locaux	Loyer brut	Charges locatives				
3.3	Electricité, eau, chauffage, ... (si non inclus dans les charges locatives)						
3.4	Autres						
	Sous-total Infrastructures						0,00 €

4	Matériel (amortissements)						
4.1	Matériel d'expérimentation: Matériel partagé avec Esigetel (Plateforme d'expérimentation (capteurs))	5 ans		40	250,00 €	50,00%	3.000,00 €
4.2	Ordinateur de bureau	3 ans	personnel	1	1.000,00 €	100,00%	1.000,00 €
4.3	Logiciels spécialisés	3 ans	CVI / Matlab	2	2.000,00 €	50,00%	2.000,00 €
	Sous-total Matériel						6.000,00 €

5	Déplacements						
5.1	Missions en France	Transport	APHP	1	300,00 €	100,00%	300,00 €
5.2	Missions à l'étranger CE	Transport	Smart Home	2	1.000,00 €	100,00%	2.000,00 €
5.3	Missions à l'étranger hors CE	Transport	Hébergeme nt + autres frais	0	3.000,00 €	100,00%	0,00 €
5.4	Congrès en France	Transport	phealth, sftag, assisth	3	500,00 €	100,00%	1.500,00 €
5.5	Congrès à l'étranger	Transport	lcost	1	3.500,00 €	100,00%	3.500,00 €
	Sous-total Déplacements						7.300,00 €

6	Formation						
6.1	Formations		Brésil	1	3.500,00 €		3.500,00 €
6.2	Autres frais (Inscription à l'Université, Sécurité Sociale étudiante, etc.)		inscription + secu	3	360,00 €		1.080,00 €
	Sous-total Formation						4.580,00 €

7	Documentation et communication						
7.1	Affranchissements, Internet, téléphone						
7.2	Publicité, communication, impressions	Direct	Posters	5	10,00 €	100,00%	50,00 €
7.3	Documentation (périodiques, livres, bases de données, bibliothèque, etc.)						
7.4	Autres						
	Sous-total Documentation et communication						50,00 €

8	Charges financières (intérêts des emprunts)						
	Sous-total Charges financières						0,00 €
9	Charges exceptionnelles						
	Sous-total Charges exceptionnelles						0,00 €
10	TOTAL						184.949,61 €

COMPÉTENCES, SAVOIR-FAIRE, QUALITÉS PROFESSIONNELLES ET PERSONNELLES ACQUISES PENDANT LA THÈSE

Au cours de la thèse j'ai pu acquérir ou consolider certaines compétences, connaissances et qualités personnelles, notamment dans les plans organisationnels, techniques et scientifiques, de la gestion de projet, de la communication, résumées comme suit,

ORGANISATION

- Planification de différentes étapes du projet, lors du déroulement de mon projet de thèse.
- Savoir relancer un projet par une rédaction d'un rapport dense et synthétique, lors de ma réunion de la première année de thèse.
- Présentation oral de rapport et des articles dans des conférences, lors de trois années de thèse.

TECHNIQUES

- **Systèmes** : Windows / Linux ;
- **Langages** (facilité à apprendre): MATLAB, Assembleur, C/C++ (Labwindows CVI), Java ; Développement d'un module de télévigilance médicale dans une application en temps réel en langage C (labwindows/cvi).
- **Traitement du Signal** : Audio Numérique, Compression et Traitement d'Image, Radar, Modélisation, Statistique, Biomédical, GSM /EDGE ;
- **Reconnaissance de formes** : Réseaux de Neurones, Réseaux Bayésiens, Logique Floue, Dempster-Shafer.
- **Connaissances Techniques** : Electronique (6 ans de pratique), maintenance d'ordinateurs (10 ans de pratique).
- Apprentissage rapide de nouvelles compétences techniques (ex : reconnaissance des formes en 6 mois, programmation en C en 1 mois)

SCIENTIFIQUES

- Conception d'architecture de maison intelligente et d'un corpus de capteurs installés, lors des expérimentations de thèse et issues du projet CompanionAble.
- Création et indexation de base de données de chute, lors des expérimentations de thèse et issues du projet CompanionAble.
- Veille technologique sur de méthodes de fusion, reconnaissance de formes, détection de chute et de détresses permettant de les appliquer à des environnements projets différents.

GESTION DE PROJET :

- Organisation et planification des étapes du projet de thèse, lors du déroulement de mon projet de thèse.
- Coordination des moyens du projets (techniques, humains, matériels etc).
- Méthode de travail et organisation.
- Définition des priorités.
- Savoir rendre compte de son travail (reporting).
- Résolution de problèmes et prise d'initiatives, lors de la planification de la et du déroulement de mon projet de thèse.
- Gestion d'un module de télévigilance médicale dans le cadre du projet CompanionAble (responsable du module PSI – *Person State Integration*).

COMMUNICATION

ORALE

- **Présentation publique** : Conférences et séminaires scientifiques (Assisth 2011, Phealth 2011, Icost 2011, Colloque STIC et Santé Esigetel, Colloque STIC et Santé Mine-Telecom, Colloque STIC et Santé UTT Châlons en Champagne).
- **Oral en individuel** : présentation de mes résultats à mes encadrants des résultats de mon travail lors de nombreuses réunions de thèse.
- **Travail en équipe** : Gestion d'un module de télévigilance dans le cadre du projet CompanionAble.
- **Langues étrangères** : Portugais (langue maternelle), Français (courant), Anglais (intermédiaire avec une amélioration rapide);

ECRITE

- Rédaction des mémoires scientifiques dans un temps court permettant de présenter en détail un raisonnement scientifique. (ex : mémoire présenté en fin de première année qui a permis ma validation en 2^e année)
- Rédaction des articles pour des présentations dans des congrès nationaux et internationaux (Journal IJEHMC 2012, Assisith 2011, Phealth 2011, Icost 2011).

TRAVAIL EN ÉQUIPE ET EN RÉSEAU

- Travail en équipe dans le cadre du projet de thèse et du projet CompanionAble.

QUALITÉS PERSONNELLES

- Perfectionniste (Ex. Méthodologie employée lors de la rédaction de rapports, articles et de la conception de plans d'architecture de maison intelligente et d'un corpus de capteurs installés, lors des expérimentations de thèse et issues du projet CompanionAble.)
- Capacité à rester calme malgré la pression.
- Très positif par rapport aux situations.
- Multi-culturalité (l'adaptation à une culture et langue différente).
- Valeurs humaines (générosité, aide à autre). Lors des différents étapes de la thèse j'ai participé à plusieurs tâches qui ne concernaient pas directement mon travail).
- Qualités relationnelles (pas de situation conflictuelle avec mes collègues de travail).
- Prise d'initiative (écrire un mémoire complet en fin de première année pour convaincre du travail réalisé, proposition d'application à mon sujet de thèse d'une méthode, organisation et planification des étapes du projet de thèse).

RÉSULTATS, IMPACT DE LA THÈSE

POUR LE LABORATOIRE OU L'ÉQUIPE, POUR LES PARTENAIRES DU PROJET, POUR LA RECHERCHE, L'ECONOMIE, LA SOCIÉTÉ, ETC.

Après avoir travaillé pendant trois ans sur mon projet de recherche, l'impact et les résultats de la thèse sont satisfaisants pour le laboratoire et l'équipe, les partenaires du projet, pour la recherche, pour l'économie et la société. Ils peuvent être résumés en deux axes :

- L'application de la théorie des croyances pour la fusion multi-capteurs au domaine de la télévigilance médicale.
- Fusion multimodale : Amélioration des performances détection des situations de détresse, en particulier les cas de chute (molle).

POUR MOI-MÊME.

En ce qui concerne le plan personnel, l'impact et les résultats de la thèse m'ont permis d'ajouter et de renforcer mes :

- compétences et connaissances,

et de créer une certaine visibilité scientifique et professionnelle permettant mon :

- intégration dans le réseau scientifique de la télésanté.

IDENTIFICATIONS DE PISTES PROFESSIONNELLES

Mon projet professionnel a toujours été flou pour moi. Le nouveau chapitre de la thèse a été fondamental pour éclaircir ce projet. En fait il m'a permis de réaliser un bilan du vécu, de la personnalité, des atouts, des motivations et des valeurs. L'identification des pistes, les critères, les postes, et les domaines professionnels sont résumés comme suit,

DOMAINE RECHERCHÉ

- Domaines de l'informatique, de la reconnaissance des formes, de l'analyse de données de la fusion de données et de la télévigilance médicale.

POSTES

- Ingénieur de recherche et développement.
- Gestion de projet.

CRITÈRES DE PROJET PROFESSIONNEL

- Projet très innovant à fort enjeu technique et scientifique.
- Réel projet de recherche (pas que du développement)
- Environnement international (portugais, anglais, français)
- Soit en France lien avec le Brésil, soit basé au Brésil et en lien avec la France
- Idéal : société internationale au Brésil
- De préférence une grande entreprise (stabilité)
- Certaine liberté (pas trop de pression de délais)
- Pas sous-évalué au niveau du salaire

OFFRES

Voici quelques offres issues du *Forum Rendez-Vous pour l'Emploi 2012*, qui correspondent à mon projet professionnel :

OFFRE : SAPIENS CONSULTING

Activité du recruteur

SAPIENS CONSULTING est une société de conseil et d'ingénierie spécialisée, leader dans l'audit et le conseil dans le domaine de la gouvernance IT (ITIL, e-SCM, ISO 20000), ainsi que dans le domaine des Nouvelles Technologies (gestion de contenu web et intranet, réseaux sociaux professionnels), intervenant avec succès auprès de Grands Comptes du CAC 40.

Nous sommes présents en Ile-de-France, Rhône-Alpes (Agence de Lyon), en Loire-Atlantique (Agence de Nantes) et à Toulouse.

DOCTEUR EN INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

Dans le cadre de notre développement, nous recherchons pour intégrer notre équipe de Recherche et Développement (R&D), un Docteur en informatique ou intelligence artificielle. Vous participez avec vos collaborateurs à la conception, au développement et au recettage d'un produit interne sur la base de la technologie java.

Profil recherché : Vous possédez de solides connaissances sur les réseaux Bayésiens ou réseaux de neurones. Vous êtes jeune doctorant, avec ou sans expérience professionnelle. Vous souhaitez vous investir et mettre à profit votre maîtrise du développement d'application (java) au service d'un projet unique

Niveau d'étude requis : Bac + 6 ou plus

Expérience professionnelle souhaitée : débutant

Lieu : Suresnes (92)

OFFRE : ALTRAN RESEARCH

Activité du recruteur

Créé en janvier 2009, Altran Research vise à renforcer le positionnement du Groupe Altran en conseil en innovation. Notre recherche multidisciplinaire et transversale se focalise sur trois thématiques qui nous semblent essentielles pour aborder la complexité : Développement Durable (DD) : la recherche prénormative pour développer les connaissances et concevoir les outils permettant d'apprécier la valeur durable de solutions (technologies, produits, filières, etc.). Solutions & Produits Avancés (SPA) : la recherche produit pour explorer les technologies disponibles, imaginer des assemblages innovants et démontrer ces concepts. Management & Performance (M&P) : la recherche méthodologique pour mettre au point des organisations et des pratiques innovantes et améliorer notre performance comme celle de nos clients.

Ingénieur-docteur SI/Télécom

Mission La candidat viendra compléter l'équipe pluridisciplinaire de direction scientifique et dépendra hiérarchiquement de la direction d'Altran Research. En cohérence avec les autres projets, il assurera la gestion du portefeuille des projets Telecom (cohérence, définition de nouvelles thématiques, contacts avec l'extérieur), leur accompagnement scientifique (suivi et orientation des projets, accompagnement méthodologique des équipes) et sera amené à intervenir opérationnellement en soutien des chefs de projet. Il assurera dans un premier temps la direction scientifique des projets appliqués au secteur de la santé, en relation avec l'intégration des nouvelles technologies de l'information dans le parcours de soin et l'accompagnement des patients.

Profil recherché : Profil recherché Jeune docteur ou post-doctorant en systèmes d'information / télécommunications / informatique, diplômé d'une grande école (Telecom ParisTech, Telecom Bretagne, Centrale Paris, Supélec, Mines ParisTech, INSA Lyon,...) Connaissances sur les systèmes d'informations médicaux et l'interopérabilité des dispositifs médicaux est un plus Capacités d'analyse et de synthèse, aptitude à l'analyse critique des résultats Maîtrise des outils informatiques Maîtrises du français et de l'anglais Vous êtes autonome, ouvert d'esprit, le métier de la recherche et l'animation d'équipe vous intéresse.

Niveau d'étude requis : Bac + 6 ou plus

Expérience professionnelle souhaitée : débutant

Lieu : Levallois-Perret (92) - Vélizy (78)

OFFRE MEDIAMENTO

Activité du recruteur

Institut d'études marketing "nouvelle génération", Mediamento mène des études d'efficacité media et publicitaire. Mediamento a développé des méthodologies et outils pour des études quantitatives d'efficacité publicitaire, via les Sciences Cognitives. Le pôle Recherche de Mediamento est le cœur de notre entreprise, il permet en effet de nous donner les moyens de répondre aux demandes de nos clients. Nous proposons un environnement de travail stimulant dans une ambiance agréable et dynamique, dans un pépinière accueillant de nombreuses start-ups, en plein centre de Paris.

Ingénieur CDI Docteur en Informatique spécialisé en analyse de données, Paris.

Mediamento est une société innovante dans les études marketing. Nous recherchons activement un/e ingénieur R&D en Informatique ayant obtenu récemment son Doctorat en Informatique pour un poste en CDI basé à Paris intra-muros.

Profil recherché : Compétences et missions : - développement d'outils propriétaires pour l'analyse de données et mise en place d'une interface pour centraliser et gérer ces analyses - rapidement impliqué/e dans le cadre de développements innovants, le/la candidate devra avoir des compétences Recherche en statistiques (ANOVA, régressions, ACP) ainsi qu'en data-mining/Intelligence Artificielle (apprentissage non-supervisé et supervisé) - goût prononcé pour l'élaboration de nouvelles méthodes originales de visualisation des résultats - très bon niveau de conception et de programmation demandé - compétences nécessaires en modélisation UML, J2EE et en base de données - autres compétences souhaitées : connaissance en développement web serait un plus, maîtrise de l'anglais technique + bon niveau en anglais général souhaité. Mediamento : Institut d'études marketing "nouvelle génération", Mediamento mène des études d'efficacité media et publicitaire. Mediamento a développé des méthodologies et outils pour des études quantitatives d'efficacité

publicitaire, via les Sciences Cognitives. Le pôle Recherche de Mediamento est le cœur de notre entreprise, il permet en effet de nous donner les moyens de répondre aux demandes de nos clients.

Niveau d'étude requis : Bac + 6 ou plus

Lieu : Nous proposons un environnement de travail stimulant dans une ambiance agréable et dynamique, dans un pépinière accueillant de nombreuses start-ups, en plein centre de Paris.

OFFRE

Activité du recruteur

Prestation de service de Motion Capture pour les jeux video, le cinema, la télévision, internet et la recherche scientifique...

ingénieur R&D

Profil scientifique ayant de préférence fait ses recherches dans un sujet en rapport plus ou moins proche avec la motion capture comme : vision, mouvement, image, biomécanique, 3D, visages parlants, langue des signes .. (etc car cela reste assez ouvert ...) et avec de bonnes compétences en programmation.

Profil recherché : Jeune Docteur. Premier CDI après la thèse. Intéressé par petite structure innovante. Intérêt pour le mouvement humain, cinéma, jeux vidéo...

Niveau d'étude requis : Bac + 6 ou plus

Lieu : Paris 10eme

CONCLUSIONS

Le nouveau chapitre de la thèse m'a permis de réaliser un bilan très complet sur le déroulement, la gestion, le cout, la cohérence, les enjeux, mon rôle, les facteurs de succès e de risque de mon projet de recherche. Cela m'a fait se rendre compte de mieux comprendre mon rôle et l'importance du travail effectué dans les plans scientifiques, techniques, économiques et sociétaux, dans lequel je suis très fier.

Mon projet professionnel a toujours été flou pour moi. Le nouveau chapitre de la thèse a été fondamental pour éclairci ce projet. En fait, il m'a permis de réaliser un bilan très profond de mes compétences, mon savoir faire et mes qualités professionnelles et personnelles acquises pendant mon parcours de thèse. Dans ce bilan, j'ai pu mieux réfléchir sur ma personnalité, mes atouts, mes valeurs, mes motivations, mes objectifs et mon projet professionnel.