



HAL
open science

Fusion multi-capteurs hétérogène basée sur un réseau d'évidence pour la détection de chute

Paulo Armando Cavalcante Aguilar, Jérôme Boudy, Dan Istrate, Bernadette Dorizzi, Jean-Louis Baldinger, Toufik Guettari, Imad Belfeki, Hamid Medjahed

► **To cite this version:**

Paulo Armando Cavalcante Aguilar, Jérôme Boudy, Dan Istrate, Bernadette Dorizzi, Jean-Louis Baldinger, et al.. Fusion multi-capteurs hétérogène basée sur un réseau d'évidence pour la détection de chute. ASSISTH '11 : 2e Conférence Internationale sur l'Accessibilité et les Systèmes de Suppléance aux personnes en situations de Handicap, Jan 2011, Paris, France. hal-00765031

HAL Id: hal-00765031

<https://hal.science/hal-00765031>

Submitted on 14 Dec 2012

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

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

Fusion multi-capteurs hétérogène basée sur un Réseau d'Evidence pour la détection de chute

Paulo A. Cavalcante A., Jerome Boudy, Dan Istrate, Bernadette Dorizzi,
Jean Louis Baldinger, Toufik Guettari, Imad Belfeki, Hamid Medjahed.

Télécom SudParis, Département d'électronique et physique EPH,
09 rue Charles Fourier, 91011 Evry CEDEX, France.
ESIGETEL, 1 rue du Port de Valvins, 77210 Avon
{ paulo.cavalcante, jerome.boudy, bernadette.dorizzi, jean-louis.baldinger, toufik.guettari,
imad.belfeki }@it-sudparis.eu
{ dan.istrate, hamid.medjahed }@esigetel.fr

Abstract. 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 surveillance médicale possèdent différents degrés d'incertitude et de confiance. Parmi les techniques de fusion multi-capteurs, les méthodes Bayésiennes et les Théories des Evidences telles que la théorie de Dempster-Shafer (DS), sont couramment utilisées pour traiter les degrés d'incertitude dans le processus de fusion. S'appuyant sur une représentation graphique de la théorie de DS appelée réseau d'évidence, nous proposons une structure de fusion multi-capteurs hétérogène pour la détection de chutes. Le réseau d'évidence proposé permet de traiter l'incertitude présente dans les systèmes de télévigilance fusionnés GARDIEN et RFPAT (détecteur de chutes) et en augmentant la sensibilité de détection de chute en comparaison au système RFPAT tout seul.

Keywords: Télévigilance médicale, détection de chute, Dempster Shafer, Réseau d'évidence.

1 Introduction

La fusion multi-capteurs se réfère à la combinaison synergique de données sensorielles provenant de multiples capteurs pour fournir des informations plus précises et fiables. Les avantages potentiels de la fusion multi-capteurs sont la redondance et la complémentarité des informations acquises. La fusion d'informations redondantes peut réduire l'incertitude globale et contribue ainsi à fournir des informations visées plus précises. Plusieurs capteurs fournissant des informations redondantes peuvent également servir à augmenter la fiabilité dans le cas d'erreur ou d'échec des capteurs. Des informations complémentaires provenant de multiples capteurs fournissent des caractéristiques de l'environnement qui seraient impossibles à percevoir en utilisant uniquement les informations de chaque capteur pris séparément [1].

Par ailleurs les données issues de plusieurs capteurs hétérogènes présents dans les systèmes de surveillance médicale possèdent différents degrés d'incertitude et de confiance [12]. Ces capteurs peuvent fournir des informations qui ne sont pas fiables en raison de défauts, des niveaux de tolérance opérationnelle, ou des données corrompues. Ils engendrent des acquisitions invalides et fournissent aussi des informations qui peuvent indiquer une incertitude dans une certaine mesure [10].

Parmi les techniques de fusion multi-capteurs, les méthodes Bayésiennes [3] et les Théories des Evidences telles que la théorie de Dempster-Shafer (DST) [4-12, 17-19], sont couramment utilisées pour traiter les degrés d'incertitude dans le processus de fusion [11].

Ces théories peuvent s'appuyer sur des représentations graphiques : Réseaux Bayésiens [3] et Réseaux d'évidence [7-9]. Les modèles graphiques sont des représentations des connaissances de plus en plus recherchées car bien appropriées au raisonnement de 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 facile [7].

L'invention de réseaux Bayésiens pour la représentation des connaissances et l'inférence probabiliste a représenté une étape importante dans le développement de systèmes experts. Cependant, les limitations des réseaux Bayésiens comme formalisme pour traiter l'incertitude, toutefois, est 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 [8].

L'utilisation de classifieurs Bayésiens statistiques 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'un chuteur 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.

Cet article met en œuvre un réseau d'évidence pour traiter l'incertitude présente dans la fusion multi-capteurs hétérogène pour la détection de chute. Il s'agit d'une approche pertinente qui peut être utilisée dans le cadre des systèmes de Télévigilance pour traiter le degré d'incertitude [10] et répondre au problème des données hétérogènes qui caractérise notre contexte. Ce réseau est adapté en raison du manque de base de données de chute. 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. Ils sont destinés à traiter des incertitudes grâce à la théorie de Dempster-Shafer. Nous rappelons d'abord les bases de la théorie de Dempster-Shafer et nous expliquons ensuite comment traiter l'imprécision en mettant en œuvre un réseau d'évidence bâti sur cette théorie.

2 La plateforme de Télévigilance

Un système de Télévigilance médicale [13], s'il est intégré dans un environnement de type Smart Home, peut avoir recours à la fusion de signaux actimétriques / vitaux du système porté par le patient avec d'autres capteurs ou modalités (selon le degré de traitement). Ils proviennent par exemple d'un réseau de capteurs infrarouge de détection de présence généralement situés dans chaque pièce de l'habitat permettant de détecter situation de détresse comme des altérations du pouls et la chute. C'est le cas de la plateforme mise en œuvre à Télécom SudParis avec la collaboration de l'Esigetel [16] et de l'INSERM-U558 (F. Steenkeste [14]). D'autres modalités peuvent être ajoutées et combinées avec les précédentes pour détecter les chutes, comme par exemple 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 : GARDIEN [13, 14], RFPAT [15] et ANASON [16]. Dans ce premier travail application du réseau d'évidences, nous n'utiliserons que deux de ces modalités : GARDIEN et RFPAT.

2.1 Le système RFPAT

Le système RFPAT [15] est destiné à la surveillance à distance des signaux actimétriques et médicaux des personnes dépendantes (personnes âgées, cardiaques...). Ce système permet d'identifier de manière automatique des situations de détresse telles que les chutes, le changement brutal de profil cardio-vasculaire (bradycardies, arythmies cardiaques) ou actimétrique du patient (c'est-à-dire relatif à son activité), ceci au travers de ses paramètres médicaux (pouls, voire SPO2 dans certains situations aiguës) et de son comportement général (activités, mouvements, démarche...). Les paramètres d'intérêt de ce travail sont détaillés ci-après :

Signaux de l'inclinaison : Les données actimétriques d'informations sur la posture d'une personne sont représentés par deux états : debout ou 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 le fait que la personne dort ou a chuté.

Signaux de détection de la Chute : Le terminal portable met en œuvre des algorithmes embarqués pour traiter ses propres données acquises. Il inclut également un algorithme très performant de détection de chute [15] (validé en laboratoire et testé en milieu hospitalier).

2.2 Le système GARDIEN

Le système GARDIEN [13] est composé d'un réseau wifi ou filaire de capteurs de mouvement infrarouge intégré dans l'environnement Smart Home. Ces capteurs sont activés par le mouvement de 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 binaires 0 (*inactif*) et 1 (*actif*). Les signaux sont transmis avec une période d'échantillonnage de 0,5 secondes par protocole radio 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 inclinaison 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 complémentaire à d'autres modalités.

Inclinaison : L'inclinaison 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 [14]. Le capteur horizontal est placé, à 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 [14]. 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 peuvent indiquer plus précisément l'état réel de la personne.

3 Théorie de l'évidence de Dempster Shafer

La théorie de l'évidence de Dempster Shafer [4-12, 17-19] a été introduite à partir des travaux de Dempster et prolongée par Shafer. Elle est une généralisation de la théorie des probabilités qui nous permet de mieux estimer l'incertitude. La théorie est basée sur un certain nombre de propositions clés qui sont résumées dans les sections suivantes.

3.1 Espace de discernement

Un capteur binaire peut avoir soit la valeur de 1 (actif) ou 0 (inactif). Les deux valeurs constituent un ensemble exhaustif de valeurs mutuellement exclusives que le capteur peut délivrer. Dans la théorie de Dempster Shafer, cette ensemble est appelé espace de discernement du capteur, désigné par Θ . Par exemple, $\Theta = \{\text{actif}, \text{inactif}\}$ est l'espace de discernement pour un capteur binaire.

3.2 Power Set

L'espace de discernement Θ représente l'univers du problème, c'est-à-dire l'ensemble contenant tous les éléments (classes, états, ...). Le *power set* (ou ensemble

des sous-parties d'un ensemble), $P(\Theta)$, est l'ensemble de toutes les sous-parties (*subsets*) de Θ , incluant l'ensemble vide ϕ . Par exemple, si

$$\Theta = \{\text{actif}, \text{inactif}\}, \quad (1)$$

alors

$$P(\Theta) = \{\phi, \{\text{actif}\}, \{\text{inactif}\}, \Theta\}, \quad (2)$$

où $P(\Theta)$ possède $2^{|\Theta|}$ éléments. Les éléments du power set peuvent être interprétés comme des propositions, un élément représentant les états qu'il contient. L'élément $\Theta = \{\text{actif}, \text{inactif}\}$, représente l'incertitude présente dans le capteur entre l'état actif ou inactif réalisé. Ce type de représentation est adapté pour interpréter les données de bas niveau en des états des capteurs. L'incertitude est utilisée pour représenter les erreurs liées aux capteurs car leur fiabilité n'est certes jamais parfaite.

3.3 Fonction de Masse

De nombreux facteurs relatifs au capteur ont une incidence sur la qualité de l'observation du capteur. Par exemple, une personne qui passe dans le couloir peut activer le capteur de mouvement de la cuisine qui donne alors un résultat faux. L'observation du capteur est une évidence intrinsèque. La théorie de Dempster Shafer affecte une valeur comprise dans l'intervalle $[0, 1]$ pour représenter le degré de croyance dans l'observation. Cette distribution de croyance sur l'espace de discernement est appelée évidence. Une fonction de type $m: 2^\Theta \rightarrow [0,1]$ est alors introduite et appelée fonction de masse qui représente la distribution de croyance et qui satisfait aux deux conditions suivantes

$$m(\phi) = 0, \quad (3)$$

et

$$\sum_{A \in \Theta} m(A) = 1. \quad (4)$$

3.4 Croyance et Plausibilité

La théorie de Dempster Shafer utilise plutôt un intervalle de probabilité qu'une grandeur probabiliste unique pour représenter l'incertitude. Les limites inférieure et supérieure de la probabilité sont appelées "*Belief*" (croyance) et "*Plausibility*" (plausibilité) respectivement, ce qui peut être défini par des fonctions de masse comme suit,

$$Bel(A) = \sum_{B|B \subseteq A} m(B), \quad (5)$$

et

$$Pl(A) = \sum_{B|B \cap A \neq \emptyset} m(B). \quad (6)$$

$Bel(A)$ représente le degré de croyance sur l'évidence A . $Pl(A)$ décrit le degré de croyance sur l'évidence A et aussi relative à un autre sous-ensemble où $B \cap A \neq \emptyset$.

3.5 Opérations évidentielles

Les opérations d'évidence [17-19] suivantes sont ensuite mises en œuvre pour en déduire les activités à travers le réseau d'évidence.

3.5.1 Taux de Réduction (*Reliability Discount*) [10, 11]

Certains capteurs sont plus vulnérables à de mauvaises interprétations ou mauvais fonctionnement en raison de leurs types et de leur installation (emplacement). L'impact d'évidence est réduit, pour tenir compte de la crédibilité des capteurs, en termes de taux de réduction r ($0 \leq r \leq 1$). La fonction de masse réduite est définie comme suit,

$$m^r(A) = \begin{cases} (1-r)m(A) & A \subset \Theta \\ r + (1-r)m(\Theta) & A = \Theta \end{cases}, \quad (7)$$

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 absolument pas fiable.

3.5.2 *Multivalued Mapping* [10, 11, 18]

Un *multivalued mapping* Γ reflète la relation entre les espaces de discernement provenant de deux sources différentes représentant les évidences d'un même problème mais à partir de différents points de vue. Comme exemple, considérons qu'une personne excite un capteur infrarouge de présence (IR) en entrant dans sa chambre. Cette excitation représente alors la présence de la personne dans la chambre. Le *multivalued mapping* peut représenter la relation entre l'espace de discernement du capteur IR ($\{IR, \neg IR\}$) et l'espace de discernement de la localisation de la personne ($\{Chambre, \neg Chambre\}$), en supposant que le capteur est placé dans la chambre. Le *multivalued mapping* de $IR \rightarrow Chambre$ peut être dans ce cas

$$\{IR\} \rightarrow \{Chambre\}; \{\neg IR\} \rightarrow \{\neg Chambre\}; \{IR, \neg IR\} \rightarrow \{Chambre, \neg Chambre\}$$

Ce *mapping* s'interprète alors : si le capteur est excité, la personne est dans la chambre ; si le capteur n'est pas excité, la personne n'est pas dans la chambre et l'incertitude d'excitation du capteur est l'incertitude sur la présence de la personne dans la chambre.

3.5.3 Translation [10, 11, 18]

L'opération évidentielle appelée *translation* peut être utilisée pour déterminer l'impact des évidences d'une source originale sur une source compatible. L'opération de *translation* s'appuie complètement sur le *multivalued mapping*. Considérons à nouveau l'exemple précédent où nous avons les deux sources Θ_{IR} et $\Theta_{Chambre}$. La distribution de croyance (fonction de masse) de la source "IR" est transférée (*translation*) vers la source "Chambre" à travers du *multivalued mapping*.

$$\begin{aligned} m(\{IR\}) &= m(\{Chambre\}); & m(\{-IR\}) &= m(\{-Chambre\}); \\ m(\{IR, -IR\}) &= m(\{Chambre, -Chambre\}) \end{aligned}$$

3.5.4 Evidential Mapping [10, 11, 18]

La relation entre les éléments qui appartiennent à deux sources peut être incertaine. Ces relations incertaines peuvent être représentées par un *evidential mapping* Γ^* . La relation entre le capteur IR et la chambre, décrite à l'exemple précédent, est une relation certaine. Cependant si on considère la relation entre les états "allongé" et "chute", 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 un *evidential mapping* caractérisée alors par une relation heuristique ou par une probabilité conditionnelle. Maintenant considérons que la personne est dans sa cuisine, l'*evidential mapping* des états

$$\begin{aligned} Allongé &\xrightarrow{\text{cuisine}} Chute \text{ peut être représenté par} \\ \{allongé\} &\xrightarrow{\text{cuisine}} \{(\{Chute\}, 0.7), (\{Chute, -Chute\}, 0.3)\}; \\ \{-allongé\} &\xrightarrow{\text{cuisine}} \{(\{-Chute\}, 1)\}; \\ \{allongé, -allongé\} &\xrightarrow{\text{cuisine}} \{(\{Chute, -Chute\}, 1)\}. \end{aligned}$$

L'*evidential mapping* ci-dessus utilise une relation heuristique pour représenter l'incertitude présente entre les états "allongé" et "chute". Cette relation heuristique dit : lorsque la personne est allongée dans la cuisine, 7 fois sur 10 cela résulte d'une chute de la personne.

3.5.5 Propagation [10, 11, 18, 19]

Quand une relation est incertaine, les distributions de croyance d'une source Θ_E sont propagées vers une source Θ_H à travers un *evidential mapping* Γ^* . L'opération de *translation* est un cas particulier de la propagation, dans lequel les relations entre Θ_E et Θ_H sont certaines. Considérez l'*evidential mapping* de l'exemple précédent. Soit la distribution de croyance de l'état "allongé" donnée par

$$m(\{\text{allongé}\}) = 0,8 \text{ et } m(\{(\text{allongé}), -(\text{allongé})\}) = 0,2 .$$

Donc la distribution de croyance de l'état "chute" résulte en

$$\begin{aligned} m(\{\text{Chute}\}) &= m(\{\text{allongé}\}) \cdot m(\{\text{allongé}\} \xrightarrow{\text{cuisine}} \{\text{Chute}\}) = 0,8 \cdot 0,7 = 0,56 \\ m(\{\text{Chute}, -\text{Chute}\}) &= m(\{\text{allongé}\}) \cdot m(\{\text{allongé}\} \xrightarrow{\text{cuisine}} \{\text{Chute}, -\text{Chute}\}) + \\ &\quad m(\{(\text{allongé}), -(\text{allongé})\}) \cdot m(\{(\text{allongé}), -(\text{allongé})\} \xrightarrow{\text{cuisine}} \{\text{Chute}, -\text{Chute}\}) \\ &= 0,8 \cdot 0,3 + 0,2 \cdot 1 = 0,44 \end{aligned}$$

Les distributions de croyance des sources qui possèdent le même espace de discernement peuvent être combinées par la règle de combinaison de Dempster Shafer, si elles viennent de sources d'évidences distinctes. Sinon, elles peuvent être synthétisées à travers une somme pondérée si elles appartiennent à des sources dépendantes composant un même espace de discernement.

3.5.6 Règle de combinaison de Dempster Shafer

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 peuvent être produites grâce à la règle de combinaison de Dempster Shafer. 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 des masses respectives m_1, \dots, m_{no} . Une nouvelle fonction de masse $m_{1, \dots, no}$ est formée à partir de la combinaison

$$m_{1, \dots, no}(\cdot) = m_1(\cdot) \oplus \dots \oplus m_{no}(\cdot)$$

$$m_{1, \dots, no}(A) = \frac{\sum_{B \cap \dots \cap C = A} m_1(B) \cdot \dots \cdot m_{no}(C)}{1 - K} , \quad (8)$$

où

$$K = \sum_{B \cap \dots \cap C = \emptyset} m_1(B) \cdot \dots \cdot m_{no}(C). \quad (9)$$

K est une mesure du niveau de conflit entre les masses. Le facteur de normalisation $1 - K$ permet de prendre en compte ces conflits et d'attribuer toute masse impliquée dans le conflit à l'ensemble nul. Quand $K = 1$ nous avons un conflit total, c'est-à-dire, les masses qui contribuent au processus de fusion n'ont pas d'intersection dans l'espace de discernement.

3.5.7 Opérateur de somme pondéré

Un opérateur de somme pondérée est utilisé pour composer une nouvelle distribution de croyance à partir de sources dépendantes. Considérons par exemple que l'activité "préparer boisson chaude" nécessite 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 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". Dans cet article nous utilisons une somme pondérée avec des poids différents pour sommer les distributions de croyances qui appartiennent à différentes sources dépendantes donnée par,

$$m(A) = \sum_{i=1}^N w_i m_i(A), \quad (10)$$

où N représente de nombre de sources dépendants et $A \subseteq \Theta$. L'opérateur de somme pondérée est aussi une fonction de masse, les deux étant commutatifs et associatifs.

4 Fusion multi-capteurs hétérogène pour la détection de chute

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. Ces systèmes fournissent des informations complémentaires et leur fusion peut nous fournir une détection plus fiable par rapport aux systèmes utilisés séparément. 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). Les informations contextuelles, comme les objets, la localisation et l'interaction de la personne avec l'environnement sont très utiles et doivent être aussi interprétées dans le processus de fusion.

Différents capteurs, infrarouge, sonores, actimétriques et physiologiques fournissent des informations multidimensionnelles pour l'inférence des états de la personne surveillée. Cependant, les informations issues de ces capteurs ne sont pas toujours fiables à cause du bruit de mesure ou des leurs performances intrinsèques.

Dans cette section, la théorie de Dempster Shafer est utilisée pour traiter le degré d'incertitude présent dans ces capteurs multiples hétérogènes. Un réseau d'évidence [10, 11] est introduit dans le processus de fusion pour la détection des états de la personne tels que "*Chute*" ou "*Normal*". Les paramètres issus des différentes modalités de Télévigilance (*localisation, mouvement, inclinaison et chute*) sont les évidences d'entrée de ce réseau.

4.1 Le réseau d'évidence pour la détection de chute

S'appuyant sur les travaux de Lee et Hong [10, 11], qui ont proposé un réseau d'évidence pour la reconnaissance d'activités dans des environnements de type Smart Home, nous proposons dans ce travail un réseau d'évidence pour l'inférence d'activités de chute de la personne télévigilée, illustré en Figure 1. L'approche proposée est basée 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

en section 2. Les données binaires à bas niveau (capteurs IR) et à haut niveau (RFPAT) sont les évidences d'entrée de ce réseau.

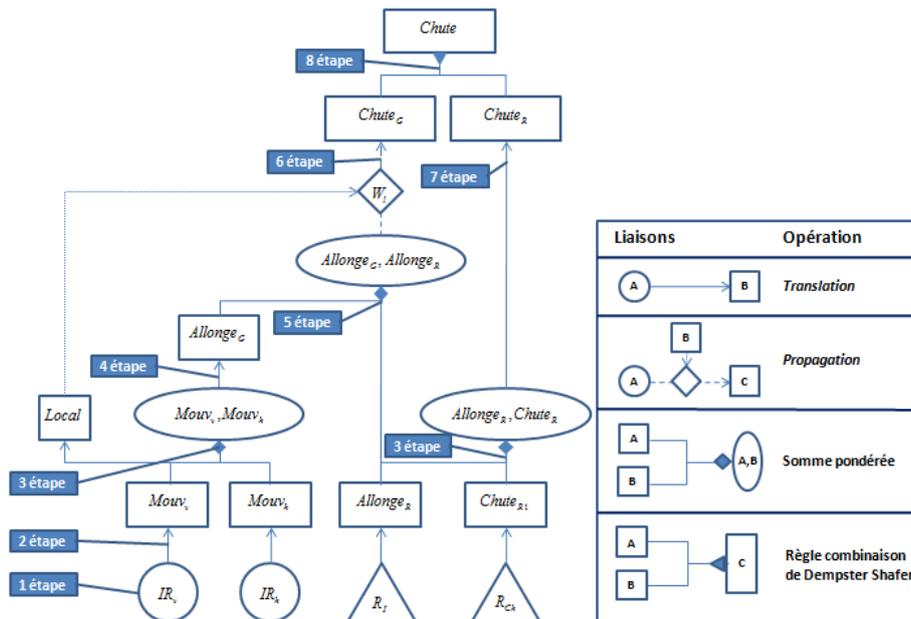


Fig. 1. Réseau d'évidence proposé pour l'inférence d'activités de chute de la personne (partie gauche). Liaisons entre les nœuds représentées par des opérations évidentielles (partie droite).

Ce réseau est structuré graphiquement de façon acyclique. La hiérarchie et les liaisons entre les nœuds créent une dépendance entre les systèmes de Télévigilance (GARDIEN et RFPAT), permettant d'augmenter la robustesse et la fiabilité des détections. Dans ce réseau, 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 la localisation de la personne) et les nœuds rectangulaires représentent les activités. Les liaisons entre les nœuds sont représentées par des opérations évidentielles, comme le montre le Tableau à droite de la Figure 1.

4.2 Inférence d'Evidence d'activités

Au début de l'inférence du réseau, nous attribuons des distributions de croyance aux nœuds d'entrée à partir des informations de sensibilité et de spécificité fournies par les fabricants des capteurs et des dispositifs de décision. Les opérations d'évidence (Section 4) sont utilisées dans la propagation des évidences de l'entrée du réseau jusqu'au nœud supérieur (*Chute*). Chaque modalité de Télévigilance peut inférer une

croyance de chute $m(\{Chute\})$, normale $m(\{\neg Chute\})$ ou d'incertitude $m(\{Chute, \neg Chute\})$. Ensuite les fonctions de masse sont fusionnées à l'aide la règle de combinaison de Dempster Shafer (27) pour arriver à un consensus de décision.

4.2.1 Les entrées du Réseau d'évidence

Dans le réseau de la Figure 1, représentés par des nœuds circulaires, les capteurs infrarouge (IR) peuvent avoir deux états possibles, excité (bit 1) et non-excité (bit 0). L'espace de discernement de chaque capteur IR est $\{IR, \neg IR\}$ où $\{IR\}$ et $\{\neg IR\}$ représentent un capteur excité (IR = 1) et non-excité (IR = 0) respectivement. Nous utilisons 2 types de capteur IR, un à champ vertical (IR_v) et l'autre à champ horizontal (IR_h).

Issus du système RFPAT, les nœuds triangulaires R_I et R_{Ch} représentent les paramètres "posture" (*debout/assis* ou *allongée*) et "chute" respectivement. Ces nœuds sont binaires. Le nœud d'activité "posture" R_I possède l'espace de discernement $\{R_I, \neg R_I\}$ où les bits 0 et 1 représentent les activités "debout/assis" $\{\neg R_I\}$ et "allongé" $\{R_I\}$ respectivement. Pour le nœud d'activité "chute" R_{Ch} , l'espace de discernement est $\{R_{Ch}, \neg R_{Ch}\}$ où les bits 0 et 1 représentent les activités "non-chute" $\{\neg R_{Ch}\}$ et "chute" $\{R_{Ch}\}$.

4.2.2 L'inférence du réseau d'évidence

Le processus d'inférence est résumé en 8 étapes d'opérations évidentielles affichées en Figure 8. Comme exemple, l'inférence est réalisée pour les valeurs d'entrée $IR_v = 0$ et $IR_h = 0$ du système GARDIEN et $R_I = 1$ et $R_{Ch} = 1$ du système RFPAT. Ces valeurs représentent les états de la personne : *chute allongé* et *immobile*.

Au début de l'inférence nous considérons que chaque système d'entrée est fiable à 100% et les évidences en chaque nœud d'entrée sont représentées par les fonctions de masse comme suit,

$$m(\{\neg IR_v\}) = 1 ; m(\{\neg IR_h\}) = 1 ; m(\{R_I\}) = 1 ; m(\{R_{Ch}\}) = 1$$

Etape 1 – Taux de réduction d'évidence

Statistiques des fabricants montrent que les capteurs de mouvement infrarouge fonctionnent correctement à une sensibilité et spécificité de 95%. Ainsi, un taux de réduction de 5% est attribué à chaque capteur. Les fonctions de masses réduites peuvent être calculées comme suit,

$$m^r(\{\neg IR_v\}) = 0,95 ; \quad m^r(\{IR_v, \neg IR_v\}) = 0,05$$

$$m^r(\{-IR_h\}) = 0,95 ;$$

$$m^r(\{IR_h, -IR_h\}) = 0,05$$

Pour la modalité RFPAT nous supposons a priori une sensibilité de 92% et une spécificité de 95%, ce qui est réaliste compte tenu des expérimentations faites sur cette modalité. Ainsi, un taux de réduction de 8% est attribué à chaque paramètre d'entrée. Les fonctions de masses réduites peuvent être calculées comme de suite,

$$m^r(\{R_I\}) = 0,92 ;$$

$$m^r(\{R_I, -R_I\}) = 0,08$$

$$m^r(\{R_{Ch}\}) = 0,92 ;$$

$$m^r(\{R_{Ch}, -R_{Ch}\}) = 0,08$$

Etape 2 – Transfert des fonctions de masses des nœuds capteurs vers les nœuds activités

Un capteur infrarouge actif indique l'interaction de mouvement de la personne qui l'a excité. C'eux maintient des relations compatibles qui peuvent être représentées par une *multivalued mapping*. Le Tableau 1 montre le *mapping* du nœud IR_v . Nous avons un *multivalued mapping* pour chaque nœud d'entrée. Pour des raisons de place, nous ne montrons ici seulement que l' *multivalued mapping* du nœud IR_v comme exemple.

Tableau 1. *multivalued mapping* du nœud IR_v .

Relation	<i>multivalued mapping</i>
$IR_v \rightarrow M_v$	$\{IR_v\} \rightarrow \{M_v\}; \{-IR_v\} \rightarrow \{-M_v\}; \{IR_v, -IR_v\} \rightarrow \{M_v, -M_v\}$
$M_v \rightarrow (M_v, M_h)$	$\{M_v\} \rightarrow \{(M_v, M_h)\}; \{-M_v\} \rightarrow \{-(M_v, M_h)\}$ $\{M_v, -M_v\} \rightarrow \{(M_v, M_h), -(M_v, M_h)\}$
$(M_v, M_h) \rightarrow Al_G$	$\{(M_v, M_h)\} \rightarrow \{-Al_G\}; \{-(M_v, M_h)\} \rightarrow \{Al_G\}$ $\{(M_v, M_h), -(M_v, M_h)\} \rightarrow \{Al_G, -Al_G\}$
$Al_G \rightarrow (Al_G, Al_R)$	$\{Al_G\} \rightarrow \{(Al_G, Al_R)\}; \{-Al_G\} \rightarrow \{-(Al_G, Al_R)\}$ $\{Al_G, -Al_G\} \rightarrow \{(Al_G, Al_R), -(Al_G, Al_R)\}$
$(Al_G, Al_R) \rightarrow Chute_G$	$\{(Al_G, Al_R)\} \rightarrow \{Chute_G\}; \{-(Al_G, Al_R)\} \rightarrow \{-Chute_G\}$ $\{(Al_G, Al_R), -(Al_G, Al_R)\} \rightarrow \{Chute_G, -Chute_G\}$

Les fonctions de masse sur les nœuds d'entrée sont alors transférées vers les nœuds d'activité associés à l'aide de la *multivalued mapping* décrites dans le tableau 1 :

$$m(\{-M_v\}) = m^r(\{-IR_v\}) = 0,95 ; \quad m(\{M_v, -M_v\}) = m^r(\{IR_v, -IR_v\}) = 0,05$$

$$m(\{-M_h\}) = m^r(\{-IR_h\}) = 0,95 ; \quad m(\{M_h, -M_h\}) = m^r(\{IR_h, -IR_h\}) = 0,05$$

$$m(\{Al_R\}) = m^r(\{R_I\}) = 0,92 ; \quad m(\{Al_R, -Al_R\}) = m^r(\{R_I, -R_I\}) = 0,08$$

$$m(\{Ch_R\}) = m^r(\{R_{Ch}\}) = 0,92 ; \quad m(\{Ch_R, -Ch_R\}) = m^r(\{R_{Ch}, -R_{Ch}\}) = 0,08$$

Etape 3 – Transfert des nœuds d'activité vers les nœuds d'activité composée utilisant un operateur de somme pondérée

Le nœud (M_v, M_h) est un nœud composé par les nœuds M_v et M_h . Les fonctions de masse en M_v et M_h sont alors transférées vers $(M_v, M_h)_v$ et $(M_v, M_h)_h$.

$$\begin{aligned} m_v(\{(M_v, M_h)\}) &= m(\{\neg M_v\}) = 0,95 \\ m_v(\{(M_v, M_h), \neg(M_v, M_h)\}) &= m(\{M_v, \neg M_v\}) = 0,05 \\ m_h(\{(M_v, M_h)\}) &= m(\{\neg M_h\}) = 0,95 \\ m_h(\{(M_v, M_h), \neg(M_v, M_h)\}) &= m(\{M_h, \neg M_h\}) = 0,05 \end{aligned}$$

Le nœud (Al_R, Ch_R) est un nœud composé par les nœuds Al_R et Ch_R . Les fonctions de masse en Al_R et Ch_R sont alors transférées vers $(Al_R, Ch_R)_{Al}$ et $(Al_R, Ch_R)_{Ch}$.

$$\begin{aligned} m_{Al}(\{(Al_R, Ch_R)\}) &= m(\{Al_R\}) = 0,92 \\ m_{Al}(\{(Al_R, Ch_R), \neg(Al_R, Ch_R)\}) &= m(\{Al_R, \neg Al_R\}) = 0,08 \\ m_{Ch}(\{(Al_R, Ch_R)\}) &= m(\{Ch_R\}) = 0,92 \\ m_{Ch}(\{(Al_R, Ch_R), \neg(Al_R, Ch_R)\}) &= m(\{Ch_R, \neg Ch_R\}) = 0,08 \end{aligned}$$

Le résultat du nœud (M_v, M_h) est résultat d'une somme pondérée des nœuds $(M_v, M_h)_v$ et $(M_v, M_h)_h$. Le nœud (Al_R, Ch_R) est le résultat d'une somme pondérée des nœuds $(Al_R, Ch_R)_{Al}$ et $(Al_R, Ch_R)_{Ch}$. Dans cette somme pondérée le choix des poids est en fonction de l'importance et de la fiabilité des nœuds. Les valeurs des poids, choisies de façon expérimentale, sont : $w_v = 0,2$, $w_h = 0,8$, $w_{Al} = 0,4$, $w_{Ch} = 0,6$. Ensuite les poids sont utilisés dans la somme pondérée,

$$\begin{aligned} m(\{\neg(M_v, M_h)\}) &= w_v m_v(\{\neg(M_v, M_h)\}) + w_h m_h(\{\neg(M_v, M_h)\}) = 0,2 \cdot 0,95 + 0,8 \cdot 0,95 = 0,95 \\ m(\{(M_v, M_h), \neg(M_v, M_h)\}) &= w_v m_v(\{(M_v, M_h), \neg(M_v, M_h)\}) + w_h m_h(\{(M_v, M_h), \neg(M_v, M_h)\}) \\ &= 0,2 \cdot 0,05 + 0,8 \cdot 0,05 = 0,05 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} m(\{(Al_R, Ch_R)\}) &= w_{Al} m_{Al}(\{(Al_R, Ch_R)\}) + w_{Ch} m_{Ch}(\{(Al_R, Ch_R)\}) = 0,4 \cdot 0,92 + 0,6 \cdot 0,92 = 0,92 \\ m(\{(Al_R, Ch_R), \neg(Al_R, Ch_R)\}) &= w_{Al} m_{Al}(\{(Al_R, Ch_R), \neg(Al_R, Ch_R)\}) \\ &\quad + w_{Ch} m_{Ch}(\{(Al_R, Ch_R), \neg(Al_R, Ch_R)\}) \\ &= 0,4 \cdot 0,08 + 0,6 \cdot 0,08 = 0,08 \end{aligned}$$

Etape 4 – Transfert des fonctions de masses des nœuds d'activité composée vers les nœuds d'activités

Ensuite la distribution de croyance du nœud (M_v, M_h) est transférée au nœud (AL_G) . Le transfert des masses, données par le *multivalued mapping*, dans ce nœud est inversé. Cette inversion est due au fait de que la position "allongée" est inférée à partir de la non-excitation des capteurs IR.

$$m(\{AL_G\}) = m(\{-(M_v, M_h)\}) = 0,95$$

$$m(\{AL_G, -AL_G\}) = m(\{(M_v, M_h), -(M_v, M_h)\}) = 0,05$$

Etape 5 – Transfert des nœuds d'activité vers les nœuds d'activité composée utilisant un opérateur de somme pondérée

Le nœud composé (AL_G, AL_R) est formé par les nœuds composants AL_G du système GARDIEN et AL_R du système RFPAT. Les fonctions de masse en AL_G et AL_R sont alors transférées vers $(AL_G, AL_R)_G$ et $(AL_G, AL_R)_R$:

$$m_G(\{AL_G, AL_R\}) = m(\{AL_G\}) = 0,95$$

$$m_G(\{(AL_G, AL_R), -(AL_G, AL_R)\}) = m(\{AL_G, -AL_G\}) = 0,05$$

$$m_R(\{AL_G, AL_R\}) = m(\{AL_R\}) = 0,92$$

$$m_R(\{(AL_G, AL_R), -(AL_G, AL_R)\}) = m(\{AL_R, -AL_R\}) = 0,08$$

Nous avons choisi de façon expérimentale un poids de 0,2 au nœud AL_G et 0,8 au nœud AL_R : $w_{AL_G} = 0,2$ et $w_{AL_R} = 0,8$. Ce choix reflète un crédit plus grand a priori accordé à la fiabilité du nœud AL_R relatif à RFPAT.

Ensuite les poids sont utilisés dans la somme pondérée :

$$m(\{AL_G, AL_R\}) = w_{AL_G} m_G(\{AL_G, AL_R\}) + w_{AL_R} m_R(\{AL_G, AL_R\}) = 0,2 \cdot 0,95 + 0,8 \cdot 0,92 = 0,926$$

$$m(\{(AL_G, AL_R), -(AL_G, AL_R)\}) = w_{AL_G} m_G(\{(AL_G, AL_R), -(AL_G, AL_R)\})$$

$$+ w_{AL_R} m_R(\{(AL_G, AL_R), -(AL_G, AL_R)\})$$

$$= 0,2 \cdot 0,05 + 0,8 \cdot 0,05 = 0,074$$

Etape 6 – Inférence d'un nœud d'activité déduit d'un nœud d'activité

L'activité "chute" est masquée par l'activité "allongée" de la personne. La relation entre "allongée" et "chute" est incertaine et définie de façon heuristique. La fonction de masse dans le nœud d'activité "allongée" est propagée dans le nœud d'activité "chute" par l' *evidential mapping*. Pour cette inférence, nous considérons que la personne est dans la cuisine, donc nous avons la relation suivante donnée par l' *evidential mapping*

$$m(\{AL_G, AL_R\} \xrightarrow{\text{Cuisine}} \{Chute_G\}) = w_l = 0,9$$

$$m(\{AL_G, AL_R\} \xrightarrow{\text{Cuisine}} \{Chute_G, -Chute_G\}) = w_{l,-l} = 0,1$$

$$m(\{-(AL_G, AL_R)\} \xrightarrow{\text{Cuisine}} \{-Chute_G\}) = 1$$

$$m(\{AL_G, -AL_R\} \xrightarrow{\text{Cuisine}} \{Chute_G, -Chute_G\}) = 1$$

La masse affectée à l'activité allongée est :

$$m(\{AL_G, AL_R\}) = 0,926 \quad \text{et} \quad m(\{(AL_G, AL_R), -(AL_G, AL_R)\}) = 0,074$$

Donc l'inférence de l'activité Chute résultante est :

$$\begin{aligned}
 m(\{Chute_G\}) &= m(\{AL_G, AL_R\}) \cdot m(\{AL_G, AL_R\} \xrightarrow{cuisine} \{Chute_G\}) = 0,926 \cdot 0,9 = 0,8334 \\
 m(\{Chute_G, \neg Chute_G\}) &= m(\{AL_G, AL_R\}) \cdot m(\{AL_G, AL_R\} \xrightarrow{cuisine} \{Chute_G, \neg Chute_G\}) + \\
 & m(\{(AL_G, AL_R), \neg(AL_G, AL_R)\}) \cdot m(\{(AL_G, AL_R), \neg(AL_G, AL_R)\} \xrightarrow{cuisine} \{Chute_G, \neg Chute_G\}) \\
 &= 0,926 \cdot 0,1 + 0,074 \cdot 1 = 0,1666
 \end{aligned}$$

Le résultat de cette inférence de chute pour le système GARDIEN est une croyance de chute $m(\{Chute_G\}) = 0,8334$ et une incertitude de chute $m(\{Chute_G, \neg Chute_G\}) = 0,1666$.

Etape 7 – Transfert des fonctions de masses des nœuds d'activité composés vers les nœuds activités

La distribution de croyance du nœud (Al_R, Ch_R) est transférée au nœud $(Chute_R)$. Le transfert des masses, données par le *multivalued mapping* devient alors,

$$\begin{aligned}
 m(\{Chute_R\}) &= m(\{Al_R, Ch_R\}) = 0,92 \\
 m(\{Chute_R, \neg Chute_R\}) &= m(\{(Al_R, Ch_R), \neg(Al_R, Ch_R)\}) = 0,08
 \end{aligned}$$

Etape 8 – Consensus des croyances des nœuds d'activité "Chute" à l'aide de la règle de combinaison de Dempster Shafer

Dans cette étape, chaque système (GARDIEN et RFPAT) possède une distribution de croyance pour l'activité "chute". La règle de combinaison de Dempster Shafer (équation 8) permet d'arriver à une nouvelle distribution de croyance qui représente le consensus des distributions de croyance des deux systèmes. Soit la distribution de croyance du système GARDIEN inférée à l'étape 6 : $m(\{Chute_G\}) = 0,8334$ et $m(\{Chute_G, \neg Chute_G\}) = 0,1666$. La distribution de croyance du système RFPAT inférée à l'étape 7 : $m(\{Chute_R\}) = 0,92$ et $m(\{Chute_R, \neg Chute_R\}) = 0,08$. Utilisant la règle de combinaison de Dempster Shafer nous avons finalement :

$$\begin{aligned}
 m_{G,R}(Chute) &= \frac{0,8334 \cdot 0,92 + 0,8334 \cdot 0,08 + 0,92 \cdot 0,1666}{1 - 0} = 0,986672 \\
 m_{G,R}(Chute, \neg Chute) &= \frac{0,08 \cdot 0,1666}{1 - 0} = 0,013328
 \end{aligned}$$

où $K = 0$. Le résultat est une croyance de chute de $m_{G,R}(Chute) = 0,986672$ et d'incertitude de $m_{G,R}(Chute, \neg Chute) = 0,013328$ pour $K = 0$, car nous n'avons pas d'intersection nulle, donc aucun conflit entre les deux modalités considérées. La règle de combinaison de DS permet d'augmenter la croyance de reconnaissance de chute.

Elle représente le résultat du consensus des croyances des systèmes fusionnés (GARDIEN et RFPAT).

5 Evaluations et résultats

L'évaluation de la méthode proposée a été effectuée sur les bases de données enregistrées à Telecom SudParis. Les bases utilisées sont : la base HOMECAD [13] et la base CHUTES (en cours de création). La base HOMECAD est composée des scénarios simulés ayant des situations normales et anormales (de chute). La base CHUTES est composée de scénarios simulés de chute. Dans ces bases nous avons plusieurs scénarios de chutes classiques (plutôt violentes) et de chutes dites molles (de faible accélération). Pour les chutes classiques nous avons des cas de chutes devant, des chutes de côté et des chutes depuis une chaise. Pour les chutes molles nous avons des chute s'appuyant sur le long d'un mur, sur des chaises, lits, tables ou canapés.

La base HOMECAD possède 16 scénarios, dans lesquels 11 de chute et 5 normaux. La base CHUTES possède 22 scénarios de chute et n'a pas des scénarios normaux. Au total nous avons 33 scénarios de chute et 5 normaux. Le but de la fusion proposée avec notre structure de réseau évidentiel (RFPAT et GARDIEN) est de permettre au système existant RFPAT de détecter, dans des situations très spécifiques, le cas de chute molle. En effet nous rappelons que le système RFPAT présente une bonne sensibilité de détection de chute estimée lors d'évaluations en milieu hospitalier. Pour l'évaluation de la méthode nous avons choisi des chutes difficiles à détecter comme des chutes molles : Parmi les 33 scénarios de chute, nous avons 17 chutes molles et 16 chutes dures.

5.1 Résultats

Ces bases sont alors est utilisées pour évaluer le réseau d'évidence proposé dans la Section 4 précédente. Afin d'évaluer la performance du réseau d'évidence (RE) nous avons la matrice de confusion de la fusion RFPAT et GARDIEN comme le montre le Tableau 2.

Tableau 2. Matrice de confusion de la fusion RE.

Matrice de Confusion		Fusion RE	
		Normal	Chute
Scenarios	Normal	5	0
	Chute	2	31

Dans le Tableau 2, la fusion RE n'a seulement pas détecté 2 cas de chutes qui ne sont pas adaptés au réseau : 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 pour ce type de chute où la personne chute sans impact et termine dans une posture assis/débout. 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 car 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'autres modalités (vidéo, par exemple) dans le réseau où nous pouvons avoir 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. L'introduction d'autres modalités dans le réseau peut apporter des améliorations significatives pour la détection des cas de chutes molles.

Tableau 3. Evaluation de la performance de la fusion en termes de sensibilité, spécificité, taux d'erreur et taux de bonne classification.

	Fusion RE
Sensibilité	0,9394
Spécificité	1
Taux d'erreur	0,0526
Taux de bonne classification	0,9474

Dans le Tableau 3 nous remarquons l'obtention d'une très bonne sensibilité par rapport à l'une ou l'autre modalité de télévigilance prise séparément dans ce 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.

6 Conclusion et perspectives

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 : 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 futur de ce réseau évidentiel de fusion et d'autre part prouve l'intérêt d'effectuer une fusion multimodale. De plus un tel réseau évidentiel est modulaire et permet de détecter des chutes même si le système RFPAT n'est pas présent dans la fusion. Ce réseau est toujours en cours de développement et d'extension. Pour les prochains travaux nous proposons une extension du réseau d'évidence pour l'inférence de situations de détresse diverses en ajoutant plus d'informations contextuelles et de paramètres tels que pouls, activité, sons anormaux, pour mieux représenter les situations visées.

Remerciements

Ces travaux de recherche sont financés par le projet Européen IST-CompanionAble (www.companionable.net).

Références

1. Luo, R.C.; Ying Chih Chou; Chen, O.; , "Multisensor Fusion and Integration: Algorithms, Applications, and Future Research Directions," *Mechatronics and Automation*, 2007.
2. Becker, A. and Naim, P. (1999). *Les réseaux bayésiens*. Eyrolles, eyrolles edition.
3. Bellot, D., Boyer, A., Charpillat, F.: Designing smart agent based telemedicine systems using dynamic bayesian networks : an application to kidney disease people. 2002.
4. Pieczynski, W.: Unsupervised Dempster-Shafer Fusion of Dependent Sensors, 2000.
5. Wu, H., Siegel, M., Stiefelhagen, R., Yang, J.: Sensor Fusion Using Dempster-Shafer Theory", *IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference* May 2002.
6. Sentz K.: Combination of Evidence in Dempster-Shafer Theory", *SAND 2002-0835 Unlimited Release Printed April 2002*.
7. Yaghlane, B. B., Smets, P., Mellouli, K.: Directed Evidential Networks with Conditional Belief Functions
8. Benavoli, A., Ristic, B., Farina, A., Oxenham, M., Chisci, L.: An Approach to Threat Assessment Based on Evidential Networks
9. Simon, C., Weber, P.: Evidential Networks for Reliability Analysis and Performance Evaluation of Systems With Imprecise Knowledge
10. Hyun Lee; Jae Sung Choi; Elmasri, R.; , "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.
11. Hong, X., Nugent, C., Mulvenna, M., McClean, S., Scotney, B., Devlin, S.: 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.
12. A. Ranganathan, J. Al-Muhtadi, R.H. Campbell, Reasoning about uncertain contexts in pervasive computing environments, *IEEE Pervasive Computing* (2004).
13. Medjahed, H.: Distress situation identification by multimodal data fusion for home healthcare telemonitoring, PhD dissertation at Telecom SudParis, january 19th, 2010.
14. Steenkeste , F., Bocquet, H., Chan, M., Vellas, B.: Remote monitoring system for elders in a geriatric hospital., international conference on aging, Arlington December 1999.
15. J.L. Baldinger, J.Boudy, B. Dorizzi, J.P.Levrey, R. Andreo, C.Perpere, F.Devault, F.Rocaries, C. Deitrich, and A. Lacombe. Tele-surveillance system for patient at home. The MEDEVILLE system. ICCHP, Paris July 2004.
16. Istrate, D., Castelli, E., Vacher, M., Besacier, L., Serignat, J. F.: Information Extraction from Sound for Medical Telemonitoring", *IEEE Transactions* april 2006.
17. Strat, T.M.: The generation of explanations within evidential reasoning, in: *Proceedings of IJCAI*, 1987, pp. 1097_1104.
18. W. Liu, J. Hong, M.F. McTear, J.G. Hughes, An extended framework for evidential reasoning systems, *International Journal of Pattern Recognition and AI* (1993) 441_457.
19. X. Hong, Heuristic Knowledge Representation and Evidence Combination Parallelization, Ph.D. thesis, University of Ulster, 2001.