

# Télesurveillance médicale à domicile : Proposition d'une architecture pour un système de détection de situations critiques et de décision sur l'état d'un patient

Florence Duchêne<sup>1</sup>, Vincent Rialle<sup>1,2</sup> et Norbert Noury<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Laboratoire TIMC-IMAG, UMR CNRS 5525, Grenoble, France

<sup>2</sup>Département d'Informatique Médicale (SIIM), Hôpital Michallon, Grenoble, France

## Abstract

*The development of medical remote care applications is crucial due to the general ageing of the population and the likelihood of a doctors' shortage in the future. This paper deals with the concept of smart home for health care. It consists in fitting out a flat with multiple sensors and analysing their output signals closely along with other available information such as clinical data. The aim is to detect unusual situations that might give serious cause for concern. The smart home is connected to a large medical network which provides a direct link to medical assistance in case of emergency. One of the main issues is to make a decision about the patient state so as to detect from short to long term critical evolutions, a level of seriousness being associated to each detection. The complexity of the decision making process entails to build a multiple-level decision architecture. The methods and algorithms related to such a decision making stem from pattern recognition and neural networks. Specific consideration regarding ethical, social and individual needs is also required.*

## Keywords

Telemedicine, Home health telecare, Decision making, Data fusion, Multivariate data analysis, Time-series processing, Pattern recognition, Neural networks.

## 1 Introduction

La télésurveillance médicale à domicile permet aux personnes de vivre chez elles le plus longtemps et le plus indépendamment possible, dans un environnement de confort et de sécurité. Les admissions en hôpital, maison de retraite ou centre spécialisé s'en trouvent réduites. Ces systèmes concernent particulièrement les personnes âgées, mais plus généralement les personnes présentant des risques d'affection motrice (chute, etc.) ou cognitive (dépression, démence sénile, etc.), ou nécessitant des soins ou une attention particulière (diabétiques, asthmatiques, etc.). La télésurveillance médicale s'appuie sur un système d'information global comprenant : (1) des habitats équipés de capteurs de différents types (physiologie, environnement, activité) reliés en réseaux pour la collecte en temps réel de données relatives au patient, et d'appareillages automatiques pour adapter l'environnement de vie de la personne à ses capacités personnelles (motrices et

cognitives) ; (2) une unité locale, au niveau de chaque habitat, de traitement des signaux reçus des capteurs, de gestion d'une base de connaissances relative au patient, et à l'origine de l'émission de messages et alarmes ; et (3) un centre de télé-vigilance pour le traitement des messages et alarmes reçus des habitats ainsi qu'un ensemble d'acteurs (personnel médical, patient et membres de sa famille) pouvant accéder à tout moment, après authentification et selon leurs privilèges, aux données du système.

Des projets pilotes variés dans les concepts et objectifs sont menés à travers le monde. Ils visent par exemple à la définition d'architectures génériques pour de tels systèmes de surveillance, à la conception d'appartements adaptés aux exigences de la télésurveillance médicale, ou encore à l'expérimentation d'un système de télésurveillance sur une catégorie spécifique de patients (insuffisants cardiaques et pulmonaires, asthmatiques, diabétiques, patients souffrant de la maladie d'Alzheimer, etc.). Rialle, Noury et Demongeont présentent dans [1] un ensemble de projets et de concepts relatifs au domaine de la télésurveillance médicale à domicile.

La problématique de décision sur l'état d'un patient à domicile afin de détecter, voire de prévenir, l'occurrence d'une situation critique se situe au niveau de l'unité locale de traitement de l'habitat. On se place dans une perspective de fusion et d'analyse de données relatives au patient impliquant : (1) les données issues des capteurs (variations pouvant être rapides), (2) un ensemble de données cliniques (valeurs plus stables), et (3) une base de connaissances constituée d'informations *a priori* (scénarios d'événements critiques, seuils de normalité de certains paramètres, etc.) puis enrichie au cours du fonctionnement du système (résultats de l'apprentissage). Toute prise de décision automatique au niveau de l'unité locale de traitement entraîne la génération de messages et d'alarmes appropriés à destination du médecin traitant responsable du suivi du patient télésurveillé et d'un ensemble d'acteurs du système (intervenants d'urgence, personnel médical, etc.). C'est l'interprétation de ces messages par le personnel médical et dans le contexte lié au patient qui permettra de prendre finalement une décision sur les soins à apporter éventuellement à la personne à domicile.

Ce document présente une architecture générique d'un système de décision sur l'état de santé d'un patient et de détection de situations critiques. La définition de cette architecture permet ensuite une discussion sur les paramètres de décision, les méthodes de fusion et d'analyse de données, et les perspectives de recherche à court terme.

## **2 La problématique de décision**

L'objectif du système de décision est de détecter, voire prévenir, les situations critiques d'une personne à domicile, telles qu'une chute, une crise cardiaque, ou à plus long terme les premiers symptômes de dépression ou de démence sénile par exemple. L'objectif est de fournir au médecin responsable du suivi de la personne à domicile un ensemble d'informations pertinentes (sous forme de valeurs de paramètres, de messages et d'alarmes) relatives au patient et à son comportement quotidien à domicile. Ces informations sont utilisées par le médecin comme une aide aux décisions nécessaires afin de garantir au patient un environnement de confort et de sécurité.

### **2.1 Hypothèses**

Le développement des projets de télésurveillance médicale et la collecte de données en environnement réaliste n'en sont encore qu'au stade expérimental. Ainsi, on n'a pas encore acquis de connaissances sur les évolutions conjointes attendues des paramètres contrôlés par les capteurs (physiologie, environnement, activité) en fonction des caractéristiques

d'un patient (données cliniques et connaissances issues de l'apprentissage). On ne peut pas non plus envisager la description exhaustive de l'ensemble des situations critiques possibles d'un patient, et on ne dispose pas de moyens d'apprentissage de telles situations (observation de patients évoluant vers ces situations critiques). Cette faible connaissance du domaine oblige à se baser sur peu ou pas de connaissances *a priori* (connaissances déclaratives, seuils de décision, etc.) et à considérer spécifiquement chaque patient.

Le système de détection de situations critiques fonctionne ainsi à la fois en apprentissage et en décision. Il repose sur les informations d'une base de connaissances qui s'enrichit progressivement au cours du temps. On espère par exemple apprendre les habitudes de vie d'un patient et construire son profil ou modèle comportemental pour en détecter des écarts. En début d'expérimentation, on accepte la génération d'un grand nombre de messages et alarmes. Les interprétations médicales des messages et alarmes délivrés par le système sont ensuite utiles à l'amélioration du traitement automatique des données. L'introduction de nouvelles connaissances, l'adaptation des seuils de décision, rendent ainsi le système de plus en plus fiable avec un taux décroissant de fausses alarmes.

## **2.2 Contraintes**

Le système de décision est contraint par des objectifs généraux de performance de la surveillance : détection de toutes les situations critiques (sensibilité) avec un nombre limité de fausses alarmes pour la crédibilité du système (spécificité) et un temps de détection acceptable relativement à la situation du patient. Dans le cadre particulier de la télésurveillance médicale, des contraintes éthiques, sociales et individuelles doivent être également considérées : respect de la vie privée, confidentialité des données, discrétion des installations qui équipent les habitats, et amélioration de la qualité de vie des patients (confort, sécurité). Par ailleurs, l'adoption de tels systèmes repose sur des contraintes économiques fortes : pas de coûts excessifs engagés par les patients et réduction des coûts de santé publique. Le respect de l'ensemble de ces contraintes est une des clés de l'acceptabilité sociale et individuelle des systèmes de télésurveillance médicale à domicile.

## **2.3 Formulation de la problématique**

La problématique de décision sur l'état d'un patient à domicile peut être formulée comme correspondant à la construction d'un profil ou modèle relatif au patient pour ensuite détecter des écarts à ce modèle représentatifs d'une évolution vers des situations critiques. Elle peut en cela se rapprocher de la détection d'anomalies dans les systèmes informatiques [2-5] – on construit alors le profil d'un utilisateur ou d'un programme. En se fondant uniquement sur des capteurs de mouvement infrarouges répartis dans une chambre, Chan *et al.* [6] ont par exemple utilisé un automate à états finis modélisant les déplacements du patient et du personnel médical dans la chambre pour caractériser les activités d'un patient et détecter tout comportement suspect.

Cette prise de décision est également liée à la problématique de fusion de données puisqu'elle est effectuée à partir d'un ensemble de données hétérogènes (quantitatives ou qualitatives) en provenance à la fois de capteurs, de la base de données relative au patient (données cliniques) et d'une base de connaissances dynamique (historique de données et d'événements, connaissances déclaratives, seuils de décision, etc.). Cela rejoint la vision de Bracio *et al.* [7] qui considèrent la problématique de fusion de données en biomédical comme la combinaison d'un ensemble de mesures disponibles (issues de capteurs ou non) pour obtenir la meilleure estimation possible de l'état de santé d'un patient.

A chaque instant, la décision sur l'état d'un patient dépend des valeurs des paramètres à cet instant mais aussi aux instants précédents, ainsi que d'un ensemble de connaissances

obtenues par apprentissage dans le temps et par enregistrement d'événements antérieurs. La chronologie et la répartition des valeurs de paramètres et événements jouent un rôle fondamental dans l'évaluation d'une situation, et la composante temporelle est donc essentielle à considérer. Par ailleurs, même si *a priori* certains événements tels qu'une chute semblent indépendants du temps car difficile à prévoir, leur observation temporelle permettra probablement une meilleure connaissance *a posteriori* de leur contexte d'occurrence voire finalement leur prévention. On sait déjà qu'un grand nombre de critères peuvent en effet influencer l'apparition de ces situations critiques et aider à les prévenir : Cameron *et al.* [8] ont par exemple étudié les facteurs agissant sur le risque de chute chez les personnes âgées pour aboutir à une meilleur prévention des accidents.

Finalement, la problématique de décision correspond à une fusion et une analyse de séquences temporelles de données multidimensionnelles, symboliques ou numériques si on considère que l'on quantifie ou symbolise les informations qualitatives. L'objectif est de repérer peut-être des régularités dans le temps pour définir un modèle ou profil du patient, les situations critiques correspondant alors à des écarts à ce modèle.

### **3 Proposition d'une architecture pour le système de décision**

#### **3.1 Principes de décision**

Pour réaliser des systèmes de décision complexes, il est intéressant de décomposer la problématique en plusieurs niveaux de compréhension. Ce type d'approche granulaire est couramment utilisé par exemple pour la reconnaissance, à partir de signaux vidéos, de mouvements [9] ou de gestes complexes [10], ou encore pour la détection d'intrusions dans les systèmes informatiques [11]. Dans le domaine de la télésurveillance médicale, le comportement d'une personne à domicile – lié directement à son état de santé – est déjà intuitivement décrit à plusieurs niveaux – en terme d'un ensemble d'actions élémentaires effectuées (se lever, marcher, etc.) puis d'activités (dormir, prendre un repas faire sa toilette, etc.) [6,12,13] – ce qui rend facilement compréhensible ce type d'approche. Une dégradation de l'état de santé d'un patient entraîne généralement des troubles du comportement visibles à plusieurs niveaux : augmentation des risques de chute, lenteur à effectuer des actions élémentaires, ou diminution globale de l'activité par exemple. Ce lien entre comportement et autonomie d'un patient d'une part et état de santé d'autre part est déjà largement utilisé dans la pratique médicale. L'évolution de l'état de santé d'un patient, liée à son autonomie, est fréquemment évaluée en terme de capacité à effectuer les activités de la vie quotidienne (AVQ ou ADL – *Activity of Daily Living*) telles que faire sa toilette ou se nourrir par exemple. Dans les AVQ on distingue parfois les activités instrumentales de la vie quotidienne (IAVQ ou IADL – *Instrumental Activity of Daily Living*) regroupant des activités plus complexes (faire le ménage ou faire ses courses par exemple). Plusieurs projets [12-14] ont intégré l'évaluation de l'ADL dans des systèmes de télésurveillance médicale.

Afin de réduire la complexité du système et d'en optimiser les performances, il est donc intéressant de considérer plusieurs niveaux de décision, correspondant à des niveaux croissants de complexité et de compréhension de la situation du patient. Deux échelles de décision sont ainsi mises en évidence : (1) une échelle de temps correspondant à des décisions à plus ou moins long terme (augmentation de la largeur de la fenêtre d'observation) et (2) une échelle de gravité des situations à chaque niveau. On définit ainsi plusieurs types de messages et d'alarmes, chaque type présentant plusieurs niveaux de gravité : de situations critiques ponctuelles (trébucher, chuter, etc.) à la détection de symptômes sur une plus longue durée (oublis, diminution globale d'activité, etc.). Les

messages ou alarmes générés par le système sont le résultat de plusieurs types d'analyse : (1) la détection d'incohérences dans les données reçues ou les paramètres évalués, pouvant signifier par exemple le mauvais fonctionnement d'un capteur ou la présence de plusieurs personnes dans l'appartement, (2) la détection du dépassement d'une valeur critique d'un paramètre ou d'une combinaison de paramètres – un paramètre pouvant être défini à un haut niveau de complexité (paramètre d'activité, d'adéquation au profil, etc.) – et (3) la détection d'un scénario d'événements, connu a priori comme étant critique pour le patient. La proximité d'un seuil ou la vraisemblance de l'occurrence d'un scénario sont autant de paramètres qui définissent le niveau de gravité des messages ou alarmes.

### 3.2 Architecture du système : une approche granulaire

Le système de décision (cf. Figure 1) est décomposé en plusieurs étapes correspondant à des niveaux croissants de compréhension de la situation du patient (échelle de temps). A chaque niveau peut être généré un ensemble de messages et d'alarmes (échelle de gravité), et ainsi chaque étape constitue à elle seule un sous-système de décision intégré au système de décision global. La base de l'architecture est constituée de l'ensemble des capteurs et des données cliniques du patient. Les décisions dépendent des informations contenues dans une base de connaissance : seuils de décision, historique d'événements, scénarios d'événements, etc. Les niveaux croissants de complexité sont décrits ci-dessous :

- **Capteurs** : données brutes ou pré-traitées (cas de capteurs "intelligents"), correspondant à plusieurs classes de capteurs : (a) activité du patient (position, déplacements, chute, etc.), (b) environnement (température, utilisation des portes, des fenêtres, de l'éclairage, etc.) et (c) physiologie (pressions artérielles, poids, etc.).
- **Mouvements** : données brutes des capteurs filtrées, échantillonnées et organisées. Il s'agit également d'associer un niveau d'incertitude aux données reçues selon une décision binaire (le patient est dans la chambre et pas dans aucune des autres pièces par exemple), une décision floue (possibilité pour le patient d'être dans chacune des pièces), ou une décision probabiliste (probabilité pour le patient d'être dans chacune des pièces).
- **Actions** : séquences de mouvements analysées pour la reconnaissance (a) des postures du patient (être couché, s'asseoir, se lever, marcher, etc.), (b) de ses déplacements dans les pièces de l'habitat et (c) d'un ensemble de sons usuels (vaisselle, téléphone, etc.).
- **Activités de la vie quotidienne (AVQ)**: fusion de séquences temporelles de différents types d'actions et d'informations sur l'environnement (utilisation des portes, des fenêtres, du matériel ménager, etc.), et en tenant compte des connaissances acquises sur le comportement du patient (dormir, faire sa toilette, préparer un repas, se reposer, etc.).
- **Habitudes de vie** : observation journalière de séquences d'activités et caractérisation de ces activités en terme de (a) fréquence, (b) intensité, (c) durée, (d) horaire et (e) ordre d'occurrence par exemple. Il s'agit ensuite notamment de comparer ces observations avec un modèle de comportement de la personne – obtenu par apprentissage – pour évaluer leur « normalité ».
- **Evolution à long terme** : évaluation globale de la situation du patient sur le long terme (plusieurs semaines voire plusieurs mois) à partir d'informations de différentes origines : (a) des paramètres représentatifs des habitudes de vie de la personne et de leur « normalité », (b) des caractéristiques de son environnement telles que les températures intérieures et extérieures (susceptibles d'influencer le rythme cardiaque par exemple), (c) des données physiologiques, (d) des données cliniques telles que l'âge du patient ou son genre et (e) des critères globaux de la base de connaissances réévalués périodiquement (cognition, vision, équilibre, nombre de chutes antérieures, etc.).

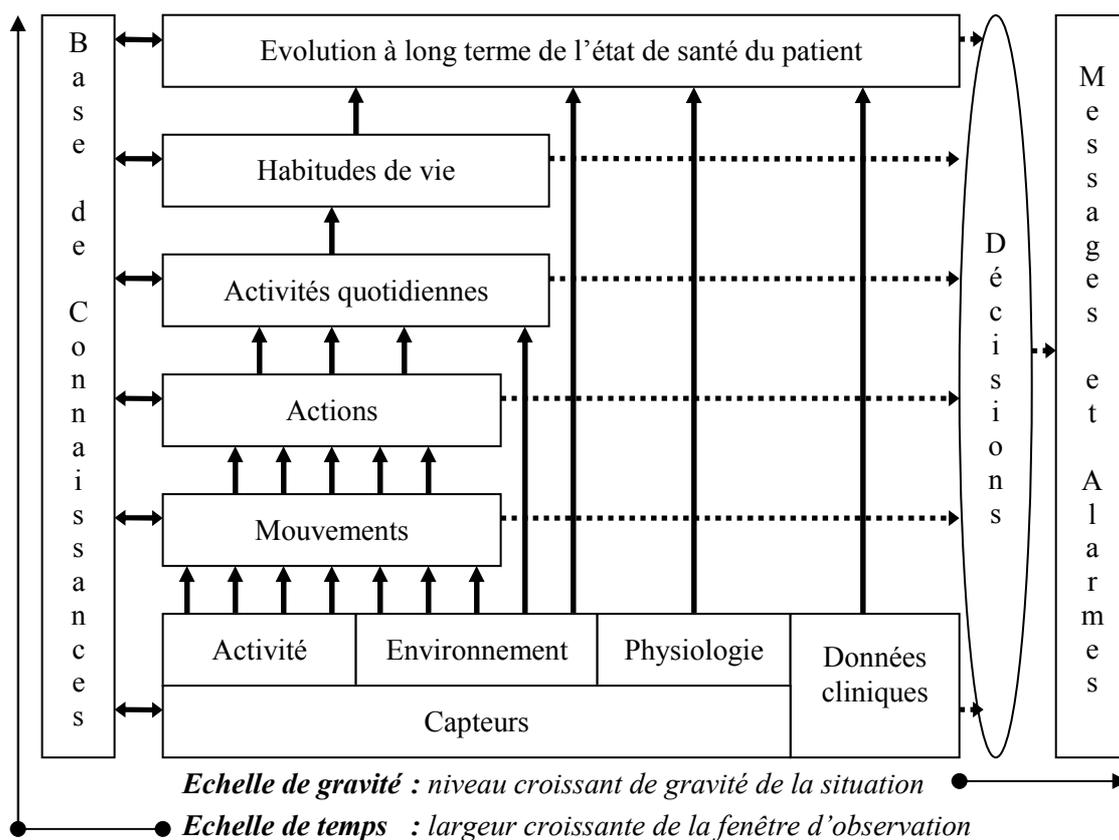


Figure 1 : Une approche granulaire pour la détection de situations critiques

## 4 Quelques réflexions sur les paramètres et les méthodes de décision

### 4.1 Paramètres critiques de la décision

Une dimension essentielle de la mise en œuvre d'un système de décision est la définition des paramètres de décision – ou plutôt des décisions si on considère chaque étape du processus comme un sous-système de décision – et donc en particulier la sélection d'un ensemble de capteurs pertinents vis à vis de la problématique. Ce choix est très lié aux contraintes individuelles et sociales : discrétion des installations (l'habitat doit garder une apparence normale et les équipements faciliter la vie quotidienne des patients tout en la perturbant le moins possible), respect de la vie privée (pas de capteurs vidéo par exemple, même s'ils permettraient de meilleures performances), moindre coût, etc.

Chaque étape ou sous-système de décision doit ensuite être construit en fonction du sous-système de niveau supérieur afin de lui fournir des paramètres discriminants vis à vis de sa problématique de décision, et finalement vis à vis de la problématique globale : prendre une décision sur l'état de santé du patient. Il faut donc identifier les comportements critiques fréquemment observés à domicile et significatifs pour l'évolution de l'état de santé, les paramètres pertinents pour les détecter et les moyens d'évaluer ces paramètres à partir des données disponibles au niveau de l'unité locale de traitement dans l'habitat.

## 4.2 Méthodes de décision : reconnaissance de formes et réseaux de neurones

Chaque niveau de décision implique des techniques qui peuvent être différentes, mais toutes proches de la reconnaissance de formes. On distingue deux types d'approche pour la reconnaissance de formes [15]: (1) les approches statistiques issues des méthodes de la théorie de la décision – description de l'objet en terme d'un ensemble d'informations quantitatives (moyenne, écart-type, etc.) et classification fondée sur des critères de similarité, probabilités, frontières ou méthodes de *clustering* (agglomérats) – et (2) les approches structurelles – description par un ensemble de primitives reconnues dans l'objet et les relations qui existent entre elles (graphe relationnel) et classification par parcours du graphe relationnel à l'aide de grammaires préalablement établies pour chaque groupe considéré. Cette dernière approche nécessite un grand nombre de connaissances *a priori* pour l'extraction des primitives et l'établissement de grammaires. On peut aussi considérer une combinaison de ces deux types d'approche dans un même système de reconnaissance.

Le développement du concept de réseaux de neurones a également eu depuis quelques années un impact considérable sur la mise en œuvre des systèmes de reconnaissance de formes [16]. Les réseaux de neurones se montrent très efficaces particulièrement pour des problèmes de classification, et surtout de prédiction [17]. Ils ont été largement utilisés dans de nombreux domaines, et en particulier pour répondre à des problématiques de détection d'intrusions dans les systèmes informatiques [3] – proches de celles de détection de situations critiques d'un patient. Leur principale caractéristique est l'aspect non linéaire de leur réponse, et ils sont ainsi une alternative prometteuse aux techniques plus traditionnelles pour des tâches de prédiction temporelle non linéaires [18]. L'intégration d'une composante temporelle dans un réseau de neurones peut-être réalisée par des couches à retard d'une ou plusieurs unités, bouclées ou non [19]. Mais la méthode la plus efficace pour l'analyse de séquences de données corrélées sur une large fenêtre temporelle est d'inclure de la mémoire dans les réseaux, appelés alors réseaux de neurones récurrents – dont un exemple particulier est celui des réseaux de Elman [4,20]. Ils comprennent des couches de neurones internes au réseau permettant de conserver avec plus ou moins de poids (selon le type de mémoire [18]) les informations contenues dans les couches cachées.

Une approche plus efficace est peut-être une approche hybride : combinaison de différentes méthodes en cascade (décomposition du processus de décision en plusieurs étapes successives) et/ou en parallèle (renforcement de la décision à chaque niveau). Bobick *et al.* [21] ont par exemple implémenté une architecture à deux niveaux pour la reconnaissance d'activités à partir de signaux vidéo et Chen *et al.* [22] ont proposé une combinaison de différents types de classifieurs en parallèle pour l'identification d'un locuteur.

Le choix des méthodes de décision les plus appropriées est fortement contraint par la jeunesse du domaine d'étude – manque de connaissances et de données. De manière générale, on peut aborder chaque problématique de décision et de détection de situations critiques sous différents angles : (1) description – représentation et modélisation des paramètres d'étude et détection des écarts à ce modèle, (2) prédiction – apprentissage du système pour la prédiction des données suivantes et prise de décision par estimation de l'erreur de prédiction ou (3) classification – regroupement en plusieurs classes des situations en fonction des valeurs des paramètres associés, la décision étant ensuite fondée sur le classement à tout instant des situations dans l'une de ces classes.

L'analyse de séquences temporelles de données est cependant plus généralement étudiée dans une perspective de prédiction. Cette approche présente aussi l'avantage dans le cas particulier de la télésurveillance médicale de contourner la difficulté de disposer d'ensemble de données d'apprentissage bien connus, nécessaires à la mise en œuvre de méthodes de type classification. Les réseaux de neurones récurrents, et en particulier les

réseaux de Elman, sont particulièrement adaptés pour faire de la prédiction sur des séquences temporelles : Hong *et al.* [23] ont par exemple suggéré l'utilisation des réseaux de Elman pour l'extraction de motifs dans des séquences temporelles. En considérant une problématique de décision d'un point de vue descriptif, une méthode intéressante a par exemple été proposée par Daw, Finney *et al.* [24] pour la détection de déviations de comportement à partir de l'analyse d'histogrammes de séquences de symboles – représentant les fréquences relatives des différentes séquences de symboles possibles – en utilisant des critères statistiques issus des théories de l'information et de la décision (entropie de Shannon modifiée pour l'adapter au contexte).

### **4.3 Application à la surveillance des activités quotidiennes du patient**

La résolution de la problématique globale de décision – c'est-à-dire l'évaluation de l'état de santé du patient à domicile – suppose la définition d'un ensemble de paramètres caractérisant les habitudes de vie quotidienne de la personne analysés en parallèle avec l'évolution de paramètres physiologiques et environnementaux ne variant significativement qu'à l'échelle d'au moins une journée (pressions artérielles, températures intérieures et extérieures par exemple). Les faibles connaissances des évolutions conjointes de ces paramètres et le manque de données collectées en environnement réaliste rendent cette étude de l'évolution d'un patient à long terme un peu prématurée. Par contre, de nombreuses études partielles peuvent être menées à différents niveaux [25]. Une première étape vers une analyse sur le long terme peut être de mettre en œuvre la chaîne de traitement des informations permettant l'analyse des habitudes de vie quotidienne du patient, analyse indispensable de toutes façons à l'étude du niveau global de décision.

## **5 Conclusion**

La mise en place de systèmes de télésurveillance médicale à domicile présente de grands enjeux pour plusieurs catégories de citoyens, et notamment pour les personnes âgées habitant seules et exposées à des risques d'accident ou de détérioration de leur état de santé. Des projets pilotes variés dans leurs concepts et leurs objectifs sont actuellement menés à travers le monde de façon plutôt dispersée.

La mise en place d'un système d'aide à la décision sur l'état de santé global du patient à domicile présente une problématique complexe qui doit être traitée en plusieurs étapes ou niveaux de complexité. La problématique à haut niveau visant à étudier conjointement l'évolution de paramètres d'activité, environnementaux et physiologiques pour l'évaluation de l'état de santé d'un patient est un peu prématurée compte tenu de la jeunesse du domaine de recherche. Le bon ou mauvais état de santé d'une personne influençant fortement ses habitudes de vie quotidienne, une démarche pertinente pour la suite des travaux est de commencer par étudier les actions et activités d'une personne à domicile pour prendre une décision sur sa situation et son état de santé et détecter ainsi un ensemble déjà pertinent de situations critiques. Par ailleurs, des études partielles et ciblées pour la définition de messages et alarmes peuvent être menées à plusieurs niveaux de l'architecture proposée. L'ensemble des messages et alarmes générés par le système sont destinés au médecin responsable du suivi du patient à domicile et à un ensemble d'acteurs de la profession médicale afin de les aider dans leurs prises de décision pour garantir au patient un environnement de confort et de sécurité. Le système permet notamment d'évaluer un ensemble de paramètres relatifs au comportement quotidien du patient à son domicile et corrélés plus ou moins fortement à son état de santé.

Cette démarche inclut la définition, en collaboration avec des experts en gérontologie, d'un

ensemble de critères pertinents, puis l'analyse et l'expérimentation de méthodes de reconnaissance de formes combinées en cascade et/ou en parallèle pour l'évaluation de ces critères à partir des données des capteurs et cliniques. Ces données peuvent être produites par expérimentation d'un scénario de comportement sur des personnes évoluant dans un habitat ou bien simulées. Une collecte de données à grande échelle à partir d'un environnement plus réaliste de télésurveillance doit être également considéré : équipement d'appartements dans des institutions ou résidences pour personnes âgées par exemple.

## Remerciements

Je remercie vivement le ministère des affaires étrangères (France) et ministère des relations internationales (Québec) pour leur soutien dans le cadre du projet franco-québécois "Habitats Intelligents pour la Télésanté" (HIT). Merci en particulier au Pr. Bernard Lefebvre pour son accueil et ses conseils au cours du séjour effectué à l'UQAM sous sa direction dans le cadre du projet HIT. Les auteurs remercient également le ministère français de l'éducation et de la recherche pour le financement du projet TIISSAD, ainsi que la communauté de commune "la Métro", pour le financement des travaux de l'HIS.

## Références

- [1] Rialle V, Noury N, Demongeot J. L'habitat médicalisé de demain : premiers pas et résultats d'une étude prospective à Grenoble. *JFIM 2002* (même conférence). Québec, 2002.
- [2] Lane T, Brodley CE. Temporal sequence learning and data reduction for anomaly detection. *ACM Transactions on information and System Security* 1999; 2: 295–331.
- [3] Cannady J. Artificial Neural Networks for misuse detection. *Proc 21<sup>st</sup> National Information Systems Security Conference*. Crystal City, Virginia, 1998; pp.441-54.
- [4] Gosh AK, Schwartzbard A, Schatz M. Learning program behavior profiles for intrusion detection. *Proc 1<sup>st</sup> USENIX Workshop on Intrusion Detection and Network Monitoring*. Santa Clara, CA, 1999; pp.51-62.
- [5] Lee W, Stolfo SJ. Data mining approaches for intrusion detection. *Proc 7<sup>th</sup> USENIX Security Symposium*. San Antonio, Texas, 1998.
- [6] Chan M, Bocquet H, Campo E, Val T, Pous J. Alarm communication network to help carers of the elderly for safety purposes : a survey of a project. *Int J Rehabil Res* 1999; 22: 131-6.
- [7] Bracio BR, Horn W, Dietmar PF. Sensor fusion in biomedical systems. In: Clausthal (ed). *Proc 19<sup>th</sup> IEEE-EMBS*. Chicago, USA, 1997; pp.1387-90.
- [8] Cameron K, Hughes K, Doughty K. Reducing fall incidence in community elders by telecare using predictive systems. *Proc 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society*. Chicago, USA, 1997.
- [9] Bobick AF. Movement, activity, and action: the role of knowledge in the perception of motion. *Philosophical Transactions* 1997; 352: 1257-65.
- [10] Galata A, Johnson N, Hogg DC. Learning behaviour models of human activities. *Proc British Machine Vision Conference*. Nottingham, 1999.
- [11] Bass T. Intrusion detection systems & multisensor data fusion. *Communications ACM* 2000; 43(4): 99-105.

- [12] Washburn R, Smith K, Jette A, Janney C. The Physical Activity Scale for the elderly (PASE): development and evaluation. *J Clin Epidemiol* 1993; 52(4): 153-62.
- [13] Peeters PHP. Design criteria for an automatic safety-alarm system for elderly. *Technol Health Care* 2000; 8: 81-91.
- [14] Williams G, Doughty K, Cameron K, Bradley DA. A smart fall and activity monitor for telecare applications. In: Chang and Zhang (eds). *Proc 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. Hong-Kong, 1998; pp.1151-4.
- [15] Olszewski RT. Generalized feature extraction for structural pattern recognition in time-series data. *Ph.D. Thesis* 2001, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, CA.
- [16] Ripley B. *Pattern Recognition and Neural Networks*. Cambridge Univ. Press. 1996.
- [17] Dorronsoro JR. Neural networks for time series forecasting. *ADIC-IIC, Network of Excellence in Neural Networks* 2001. <http://www.kcl.ac.uk/neuronet/groups/e.html>.
- [18] Mozer MC. Neural net architectures for temporal sequence processing. In: *Time Series Prediction: Predicting the Future and Understanding the Past*. Weigend and Gershenfeld (eds). Redwood City, CA: Addison-Wesley, 1994; pp.243-64.
- [19] Dorffner G. Neural networks for time series processing. *Neural Network World* 1996; 6(4): 447-68.
- [20] Elman JL. Finding structure in time. *Cognitive Science* 1990; 14: 179-211.
- [21] Bobick AF, Ivanov YA. Action recognition using probabilistic parsing. *Proc IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Santa Barbara, CA, 1998; pp.196-202.
- [22] Chen K, Chi H. A method of combining multiple probabilistic classifiers through soft competition on different feature sets. *Neurocomputing* 1998. 20(1-3): 227-52.
- [23] Hong P, Ray SR, Huang T. A new scheme for extracting multi-temporal sequence patterns. *Proc International Joint Conference on Neural Networks*. Washington DC, USA, 1999.
- [24] Finney CEA, Nguyen K, Daw CS, Halow JS. Symbol-sequence statistics for monitoring fluidization. *Proc 1998 International Mechanical Engineering Congress & Exposition*. Anaheim, California USA, 1998; pp.405-11.
- [25] Virone G, Noury N, Demongeot J. A system for automatic measurement of circadian activity deviations in telemedicine. *IEEE Trans Biomed Eng*, submission in 2001.

### **Adresse de correspondance**

Florence Duchène, Laboratoire TIMC-IMAG, Faculté de médecine de Grenoble, 38 706 La Tronche Cedex, France

Florence.Duchene@imag.fr