HAL
open science

Une Architecture Multi-Agents Adaptative pour le Suivi Personnalisé de la Physiologie du Combattant

Benoît Vettier, Laure Amate, Pierre Baconnier, Catherine Garbay

To cite this version:

Benoît Vettier, Laure Amate, Pierre Baconnier, Catherine Garbay. Une Architecture Multi-Agents Adaptative pour le Suivi Personnalisé de la Physiologie du Combattant. 18ièmes Journées Francophones des Systèmes Multi-Agents (JFSMA), Oct 2010, Tunisie. pp.10-15. hal-00881155

HAL Id: hal-00881155

https://hal.science/hal-00881155v1

Submitted on 18 Nov 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.

Une architecture multi-agents adaptative pour le suivi personnalisé de la physiologie du combattant

B. Vettier [a] vettier@imag.fr
L. Amate [a] amate@imag.fr
P. Baconnier [b] baconnier@imag.fr
C. Garbay [a] garbay@imag.fr

[a] Laboratoire d'Informatique de Grenoble,
Domaine Universitaire de Saint-Martin-d'Hères,
BP 53 - 38041 Grenoble cedex 9 - France

[b] Laboratoire Techniques de l'Ingénierie Médicale et de la Complexité,
Faculté de Médecine 38706 La Tronche cedex - France

Résumé

Dans le domaine du monitoring de signaux médicaux, l'établissement d'un diagnostic est un problème complexe qui repose sur un traitement fiable et sécurisé des signaux multiples observés et également sur le contexte de l'observation. Nous proposons dans cet article une architecture de système pour le diagnostic physiologique de combattants en mission. Le système intègre différents niveaux de pilotage personnalisés et dépendants du contexte en se basant sur un nuage d'agents autonomes interagissants mettant en oeuvre un raisonnement bayésien. Certains agents ont des visions partielles du système, fusionnant les différentes mesures enregistrées par les capteurs, et d'autres ont une vision globale prenant en compte les degrés de confiance d'agents locaux combinés. Les processus de fusion et le pilotage sont ainsi personnalisés et distribués sur plusieurs niveaux permettant une organisation totalement autonome du système qui évolue au gré des observations.

Mots-clés : *Agent, Architecture, Evolution, Adaptation, Intelligence Ambiante*

Abstract

In the field of health monitoring, diagnosis is a complex problem which involves treating multiple observations in a robust and secure manner, dependant on the context of the observed data. In this paper, we propose an architecture for the physiological monitoring of a soldier during a mission. The proposed system integrates several levels of person- and context-dependant adaptive control, based on a population of autonomous interacting agents with bayesian capabilities. Some agents possess only a partial view of the system, fusing the data from the sensors, while others have a global vision which takes into account the confidence values of combined local agents. Data fusion and adaptive control are thus tailored to the individual soldier, and distributed on several levels : the system's operation can therefore evolve autonomously according to the observed data.

Keywords: *Agent, Architecture, Evolution, Adaptability, Pervasive Computing*

1 Introduction

D'une façon générale, la bonne exécution d'une mission collective par un ensemble de combattants repose sur le suivi individuel de leur condition physiologique. Notre but est de concevoir un système embarqué, robuste, sensible au contexte, et personnalisé, capable de déterminer si l'état physiologique courant d'un combattant a lieu de générer une alerte en cas d'inaptitude à poursuivre la mission. Cette décision est fondée sur des observations bruitées, incomplètes, provenant de capteurs hétérogènes, de signaux physiologiques comme la fréquence cardiaque, la fréquence respiratoire, le volume thoracique ou la température corporelle. Nous détaillons dans cet article l'architecture globale du système que nous proposons.

Pour une situation donnée, le "suivi physiologique" consiste (i) à mettre en correspondance les mesures physiologiques et les modèles associés à la situation et (ii) à prédire la situation suivante, où la situation est la combinaison d'un état physiologique, d'un état d'activité et de conditions environnementales. Nous proposons dans cet article la maquette d'un système conçu pour gérer des ensembles de situations et d'états possibles qui intègre également différents niveaux de traitement (analyse et fusion des mesures, gestion des hypothèses). Son développement est basé sur des populations dynamiques d'agents permettant, simultanément, l'exploration des états et situations, et leur scrutation dans l'attente de la détection d'un changement. Le système s'organise donc de façon automatique et dynamique, au fur et à mesure que de nouvelles mesures apparaissent.

La section suivante positionne nos travaux dans l'état de l'art et la section 3 détaille l'architecture que nous proposons. Dans la section 4, nous donnons un exemple d'exécution du système et nous concluons dans la section 5.

2 Etat de l'art

Depuis le travail pionnier de (Hayes-Roth, 1995), la conception de systèmes pour le monitoring de signaux médicaux est un domaine de recherche en pleine effervescence, avec un accent plus récent sur la notion de monitoring ambulatoire (Bergenti and Poggi, 2009) et de "wearable computing". Ce domaine s'apparente par bien des aspects à celui de l'intelligence ambiante. Il en diffère (Raskovic et al., 2004) par des enjeux importants au niveau du traitement du signal, orienté vers un objectif de diagnostic, alors que les couches d'interaction homme-machine, souvent très contraintes, peuvent demeurer plus limitées ; le compromis performance/consommation se pose également dans un contexte différent (des performances accrues sont attendues en situation d'alerte), et les exigences de fiabilité, de sécurité et de confidentialité sont très fortes, avec des enjeux particuliers dans le domaine militaire. Des systèmes industrialisés sont déjà sur le marché (Anliker et al., 2004), qui combinent prises de mesure, traitements en ligne et génération d'alerte, mais avec une "intelligence" et en particulier des capacités d'adaptation à l'individu et à la situation très limitées, impliquant des réglages de paramètres lourds. Ces systèmes restent "près des données" : la question de l'intelligence du système, de sa personnalisation, constitue l'enjeu majeur de nos recherches.

Les problèmes à affronter dans le domaine de l'intelligence ambiante, identiques à ceux du monitoring, sont la distribution des capteurs, la relative hétérogénéité des mesures et la variété des algorithmes, la gestion de l'incertitude, du bruit et de l'incomplétude des mesures, la reconnaissance et la représentation du contexte, et le pilotage des traitements. Les modules, autonomes, doivent être capables d'auto-critique dans une perspective d'auto-régulation (Crowley, 2006). Ils ont accès à des connaissances a priori ou apprises (librairies de modèles et de scénarios), représentées de manière séparée (Avanzi et al., 2005), et à des bases de données partagées intégrant traces des traitements passés et éléments connus sur le contexte actuel, sur l'individu, et sur l'état des capteurs. La mise en place d'un pilotage flexible implique que les paramètres des algorithmes soient identifiés de manière séparée. Des langages de description doivent être développés pour formaliser dans un langage commun les connaissances, les données et les algorithmes (Avanzi et al., 2005).

Les architectures proposées pour l'intelligence ambiante sont modulaires, en couches (Crowley, 2006). Les architectures à service se sont très largement répandues, l'enjeu étant de réaliser une composition en ligne de services adaptée au contexte et aux besoins de l'usager (Abras et al., 2010; Crowley et al., 2006), selon une expression fonctionnelle dégagée des caractéristiques matérielles bas niveau. Les besoins de dynamicité et de souplesse dans l'activation de ces services ont conduit à la notion plus récente d'usine à services (Emonet, 2009), qui représente une famille de services instanciables à la demande. Les architectures multi-agents sont maintenant largement utilisées dans ce domaine. Elles permettent en premier lieu une vision distribuée et modulaire en accord avec la distribution naturelle des capteurs et le caractère modulaire des traitements numériques (Merghem et al., 2003). Elles facilitent surtout, via l'autonomie des agents, la mise en place d'un pilotage local, sélectif et décentralisé. Elles s'avèrent enfin adaptées aux environnements dynamiques, présentant des interdépendances mutuelles entre constituants (Amigoni et al., 2003), qui nécessitent l'intégration de vues partielles, potentiellement redondantes, d'un phénomène complexe au sein d'entités locales susceptibles de se recouvrir, voire d'être en conflit. Selon (Gonzalez et al., 2007) en effet, le focus se déplace, d'une vision globale du diagnostic vers une vision centrée sur les comportements des composants et leurs interrelations. On s'intéresse plus à la capacité du système à prévenir les défaillances, à s'adapter à des conditions dégradées qu'à produire un diagnostic global. Un aspect important dans ce contexte est de capturer les dépendances entre sous-systèmes.

La représentation des contextes et des situations constituent un enjeu central de ces recherches. (Crowley, 2006) s'attache à reconnaître des activités humaines en vue d'adapter les services offerts. Le contexte est ici représenté par des scénarios décrits sous forme de scripts et intégrant acteurs humains et objets de leur environnement au sein de réseaux de situations : les situations (couples observation-réaction) y sont associées par des relations de transitions possibles. Ces modèles peuvent être fournis a priori ou appris de manière incrémentale à partir

de scripts stéréotypiques (Crowley et al., 2006). Dans une perspective d'interprétation en vidéo-surveillance, (Brémond and Thonnat, 1998) distingue plusieurs composantes pour décrire le contexte : composantes locales et spatiales décrivant le contenu et la structure de la scène, utiles pour faciliter la reconnaissance ou le suivi d'un objet, composantes de pilotage pour la gestion des capteurs et des traitements bas niveau. Les auteurs insistent en outre sur la nécessité de distinguer plusieurs niveaux de granularité et d'abstraction dans la description des contextes et le pilotage du système.

La notion de pilotage se décline de manière différente selon les dispositifs et les applications, depuis le pilotage de la capture des données jusqu'au pilotage de la décision, en passant par la sélection des algorithmes de traitement ou l'ajustement des modèles de fusion. Son apprentissage pose des problèmes spécifiques qui ne sont pas abordés ici (Portet et al., 2008). Plusieurs niveaux de pilotage sont le plus souvent associés. (Merghem et al., 2003) introduit deux niveaux de monitoring, le premier au niveau des paramètres locaux de l'acquisition des données, le second au niveau de la gestion des décisions. (Meyer and Mili, 2008) propose une approche originale pour résoudre le compromis coût/performance dans le contexte de l'interrogation de réseaux de capteurs en milieu naturel. L'idée est de focaliser la capture sur les zones d'alerte afin de réduire la consommation d'énergie tout en maintenant un certain niveau de vigilance par des formes adaptées d'exploration visant à déceler des modifications imprévues de l'environnement. Tout le problème en effet est que la qualité du pilotage dépend de la représentativité des informations recueillies, qu'il vise en même temps à orienter. Pour affronter cette difficulté, la stratégie proposée par ces auteurs combine exploration et scrutation selon un régime qui dépend de l'intensité et de la variabilité de l'activité en arrière-plan, de manière à mobiliser un nombre minimum d'agents tout en préservant le niveau de vigilance du système. Une approche différente est proposée par (Abras et al., 2010) dans une application à la gestion de l'énergie dans l'habitat, sous la forme d'une combinaison entre mécanismes réactifs et anticipatifs, oeuvrant à des horizons temporels différents : les premiers ont pour rôle de maintenir la qualité de service face à des événements imprévus (coupures de courant, pannes de certains appareils), alors que les seconds doivent anticiper la survenue de situations délicates à partir de prédictions des consommations et disponibilités des sources d'énergie. Cette articulation entre agents réactifs et délibératifs, préconisée dès les travaux de (Hayes-Roth, 1995), se trouve également dans le système AMADE (Fraile et al., 2008) avec le distingo classique entre agents réactifs responsables du pilotage des capteurs et actuateurs, et agents délibératifs responsables du pilotage des services et applications.

Les systèmes de monitoring médicaux ne se réduisent pas à une activité d'adaptation de services mais présentent une composante diagnostic majeure. Le diagnostic, qu'il soit diagnostic médical, diagnostic de défaillances ou diagnostic de défaut, est toujours abordé comme un objet complexe, et la question de sa décomposition est un enjeu majeur (Touaf, 2005). Un état fonctionnel ne peut pas être considéré de manière isolée comme source de désordre : c'est sa combinaison avec d'autres, son histoire et sa durée dans le temps qui importent. La complexité du phénomène étudié, la présence de capteurs multiples, ou de situations variées auxquelles adapter le raisonnement implique la mise en oeuvre de processus de fusion complexes. (Marchetti, 2009) propose l'intégration de sources d'information hétérogènes au sein d'un cadre bayésien exploitant des connaissances de second ordre sur leur fiabilité dans un contexte de suivi d'objet. (Rammal et al., 2008) propose une classification en deux étapes, afin de combiner la finesse de décisions locales et la cohérence de visions plus globales : la première étape est fondée sur des visions locales, partielles, effectuée par des agents individuels, et la seconde sur des coalitions d'agents, formées dynamiquement selon leur proximité décisionnelle. Une approche distribuée de la fusion est également évoquée par (Pavlin et al., 2010). Cette approche exploite la notion de DPN (Distributed Perception Network) : alors que chaque agent au sein du réseau dispose de capacités de fusion limitées, mais dédiées, plusieurs agents peuvent collaborer via des mécanismes de propagation de croyances pour former des systèmes de fusion plus complexes. Le système s'auto-organise à la volée selon les informations perçues. La contrepartie de ces approches est le risque d'explosion de la complexité du système décisionnel.

3 Architecture détaillée

Nous proposons une architecture globale comprenant, d'une part, une collection d'usines de mesures, qui offrent chacune un ensemble de manières de traiter le signal et une capacité d'auto-diagnostic et, d'autre part, une popula-

tion dynamique d'agents chargés de l'interprétation, évoluant sur deux couches d'abstraction : états du combattant et micro-scénarios.

3.1 Exemple

Afin de faciliter la compréhension de l'architecture, nous nous réfererons dans la suite de cet article à un exemple de mission : un combattant est assis dans un poste d'observation (col de montagne), en mission de surveillance de nuit. Sa période de garde est coupée d'un repas. Pendant cette garde, le système suit son activité et il est considéré dans le micro-scénario "vigilance", faisant l'hypothèse d'une activité physique nulle (assis et immobile) et de relevés physiologiques "normaux" en tenant compte des contraintes comme le froid ou l'altitude. Les mesures enregistrées confirment ces hypothèses et le système est "confiant" : le combattant est bien en "vigilance". A un instant t_1, l'accéléromètre enregistre un niveau d'activité plus élevé : le soldat s'agite. Ce "mouvement" peut être la conséquence de différents facteurs : (i) il bouge pour se réchauffer, (ii) il est agité car il a perçu quelque chose d'inquiétant, ou (iii) il a du mal à rester immobile et est d'un naturel remuant (particularité connue a priori car le système est personnalisé). Le système génère donc les 3 micro-scénarios correspondants : "lutte au froid", "inquiétude", "agitation normale".

Dans le premier cas, le système émet l'hypothèse physiologique "hypothermie", ce qui déclenche l'acquisition de mesures permettant de valider ou d'infirmer cette hypothèse.

Dans le deuxième cas, le système émet l'hypothèse physiologique de "stress" correspondant à une augmentation de la fréquence cardiaque, et déclenche une reparamétrisation de l'acquisition des mesures (fenêtres de mesure plus étroites par exemple).

Dans le dernier cas, le sytème reste dans l'hypothèse d'une physiologie normale et continue l'acquisition de mesures.

3.2 Micro-scénarios, états et mesures

Nous introduisons ici le vocabulaire et les notations utiles à la description du système avec notamment les différents niveaux d'abstraction.

Les différents niveaux d'abstraction considérés : mission, micro-scénario (noté μS), état (activité et physiologie, notés E_α et E_φ), et mesures s'organisent selon des relations de parenté (un micro-scénario est constitué d'états physiologiques et d'activité), de compatibilité (co-existence possible entre plusieurs états, ou entre plusieurs micro-scénarios), et des caractéristiques temporelles variées. Certaines situations comme la digestion par exemple peuvent être qualifiées par une connaissance a priori sur leur durée, alors que d'autres comme le stress seront maintenues tant qu'elles seront validées par les mesures. En outre, une situation de digestion peut co-exister avec une situation de stress, ou d'hypothermie... et susciter le suivi de micro-scénarios différents. Un exemple est donné dans la fig. 1.

Un micro-scénario décrit une conjonction particulière qui associe conditions environnementales, niveau d'activité et réaction physiopathologique du combattant ("vigilance par temps froid dans un contexte de surveillance"). Il s'inscrit au sein d'un scénario d'évolution physiologique plus vaste, et peut constituer un signe précurseur, un élément de diagnostic, l'étape ou le terme d'une telle évolution. Un micro-scénario est donc reconnaissable par des observations tant au niveau physiologique (fréquence respiratoire, rythme cardiaque...) que physico-mécanique (accéléromètre, thermomètre, altimètre...). Il fait sens dans un contexte environnemental et de mission personnalisé ("marche en altitude par temps froid"...). Il peut également associer des informations qualitatives sur les mesures (certains capteurs ne fonctionnent pas lorsque la personne bouge beaucoup). Certains micro-scénarios correspondent à des situations d'alerte (l'objectif étant de transmettre au commandement un message d'alerte lorsque le combattant est considéré comme dans une situation préoccupante).

Les micro-scénarios s'appuient sur des hypothèses quant à l'état physiologique ("hypothermie", "normalité"...) et l'état d'activité ("immobile", "mouvement"...) du combattant. Ces états peuvent être confirmés ou infirmés par la fusion de données observées. À chaque hypothèse d'état correspond un modèle de traitement du signal et de fusion de ces données (cf §3.3). Les états font partie d'un ensemble observable, fini, limité ; les micro-scénarios, en tant que combinaison d'états, permettent de contourner cette limitation d'observabilité.

Ces différents niveaux d'abstraction sont implémentés par différentes classes d'agents spécialisés, comme indiqué fig. 2 :
– Les niveaux numérique et symbolique, sont

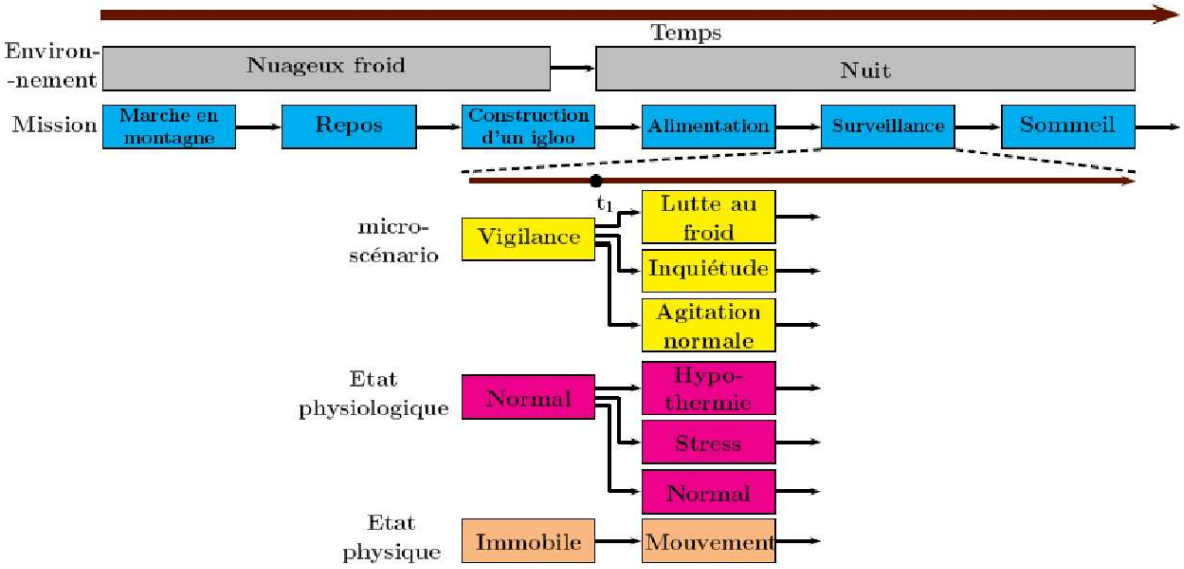

FIGURE 1 – Niveaux informationnels à considérer.

gérés par des *Usines de Mesure*, à partir des données analogiques ou numériques des capteurs.

- Les agents Etat représentent des hypothèses d'états, qui évoluent au fil du temps avec les observations, et forment ainsi une population dynamique, auto-régulée selon des valeurs de confiance (cf §3.7).
- De la même manière, les Micro-scénarios sont gérés par des agents autonomes.
- Enfin, le lien avec le déroulement de la mission est fait par un unique agent Timer.

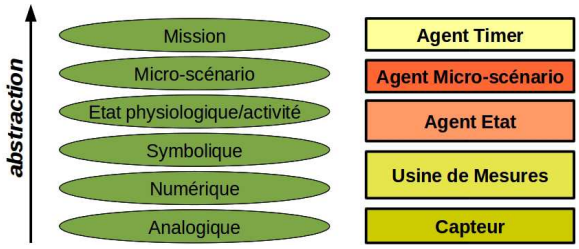

FIGURE 2 – Agents et niveaux d'abstraction.

3.3 Connaissances a priori

Nous disposons de connaissances a priori sur plusieurs points détaillés ci-dessous.

(a) Le scénario global de la mission est connu et $M = \{M_i, \tau_{M_i}, \Delta_{M_i}\}_{i=1}^{N}$ où M_i est la $i^{\text{ème}}$ étape de la mission qui a une durée τ_{M_i}, plus ou moins Δ_{M_i}. Nous connaissons également le micro-scénario correspondant à chaque étape M_i de la mission.

(b) Les conditions environnementales, notées $\mathcal{E}$, pour cette mission sont connues et $\mathcal{E} = \{\text{climat, altitude}\}$.

(c) Nous disposons de modèles de référence pour les états physiologiques et d'activité, notés respectivement E_φ et E_α, pour chaque combattant considéré noté p. D'une façon générale, les états, notés E, sont des éléments d'un ensemble discret : $E \in \mathcal{K} = \{1 \cdots K\}$. On note θ_p le modèle personnalisé qui inclut un modèle de normalité (gamme de fréquences cardiaques personnelles par exemple), $\mathbf{Y} = [Y_1 \cdots Y_m]$ les mesures des différents capteurs et $W_p = [w_{p,1} \cdots w_{p,m}]$, les degrés d'importance, personnalisés, de ces mesures pour l'inférence sur l'état du combattant. Alors pour chaque combattant, à chaque état, correspondent les connaissances telles que :

$$\Pr(E|\mathbf{Y}, \theta_p, W_p) = \mathcal{G}\left(\mathbf{Y}, \theta_p, W_p\right) \quad ,$$

où $\mathcal{G}(\cdot)$ est une fonction connue, fixée et $\Pr(A)$ est la probabilité de l'évènement A.
De la même façon, nous disposons de connaissances sur les conjonctions d'états possibles. En effet, comme décrit §3.2, un micro-scénario est une association entre états physiologiques E_φ et physiques E_α, qui appartient à un ensemble discret $\{a, b, \cdots\}$. Ainsi, pour chaque combattant p, on a : $\Pr(\mu\text{S} = a) = \mathcal{F}^p(E_\varphi, E_\alpha)$ où $\mathcal{F}^p(\cdot)$ est une fonction connue, fixée.

(d) Nous faisons également l'hypothèse que le voisinage d'un état donné, noté $\mathcal{V}(E)$, défini

comme l'ensemble de ses états successeurs, est connu a priori et

$$\mathcal{V}(E) \subset \{1 \cdots K\} \ .$$

(e) Nous connaissons les durées de vie minimales des états et des micro-scénarios, notées respectivement $\delta^0(E)$ et $\delta^0(\mu\text{S})$.

Ces connaissances sont formalisées en utilisant un langage de description, dont la nécessité a été mise en avant par (Avanzi et al., 2005), similaire à celui de la fig. 4.

3.4 Architecture et Ressources Partagées

L'architecture est dotée de deux blocs d'information partagée (cf fig. 3) : un *BlackBoard* permettant d'enregistrer les agents actifs, avec leur confiance, et un *Annuaire*, où les agents Etat peuvent obtenir la liste des Usines de Mesures disponibles, et leur adresse.

Les traces d'écriture du BlackBoard (créations et disparitions d'agents, variations de confiances) sont enregistrées dans une base de données pour l'analyse off-line nécessaire au renforcement des critères de décision.

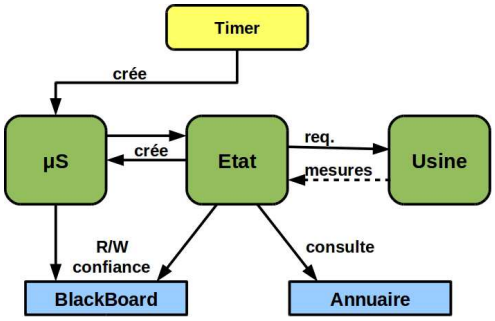

FIGURE 3 – Relations entre agents.

La fig. 3 montre qu'un agent μS crée des agents Etat (afin d'évaluer sa confiance à partir de la leur), et que les agents Etat communiquent avec les Usines pour obtenir des mesures. Ces agents Etat peuvent aussi créer des agents μS pour lier leurs hypothèses à un niveau d'abstraction supérieur, et créer d'autres agents Etat pour anticiper les transitions possibles.

3.5 Agent Timer

Le rôle de l'agent Timer est le *suivi de la mission*. Au lancement du système, le Timer lance les agents Micro-scénario initiaux (cf "init" dans l'exemple de la fig. 4). Ensuite, il mesure la durée des micro-scénarios correspondant à la mission et crée, lorsque la durée définie par la mission est écoulée, les Micro-scénarios correspondant aux micro-scénarios suivants, d'après le déroulement prévu de la mission.

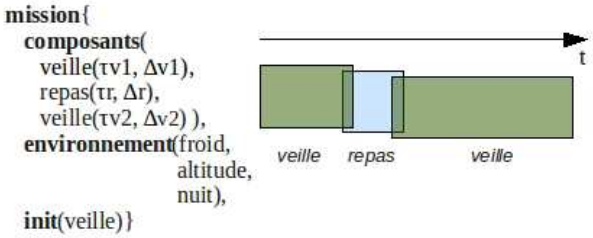

FIGURE 4 – Un exemple de mission.

Dans le cas de notre exemple, avec les descriptions fig. 4 : la première phase de "veille" a une durée τ_{V_1}, modulée par Δ_{V_1} (variables supposées connues), c'est-à-dire que le "repas" peut commencer à (τ_{V_1} - Δ_{V_1}) après l'initialisation du système. A cet instant, l'agent Timer crée l'agent Micro-scénario correspondant, pour explorer cette possibilité.

3.6 Agents Micro-scénario

Les agents Micro-scénario (notés μS) maintiennent le niveau micro-scénario. Il peut en exister, simultanément, un nombre variable, ce qui permet de raisonner en tenant compte de l'incertitude des observations. Un agent μS implémente la combinaison d'agents Etat (cf §3.7) représentant les hypothèses d'état physiologique E_φ ou d'activité E_α.

Connaissances Préalables. Chaque agent μS a une durée de vie minimale $\delta^0(\mu\text{S})$.

Informations manipulées : confiances. Chaque agent μS lit sur le BlackBoard les confiances des agents Etat qui la composent, et y inscrit sa propre confiance $C_{\mu\text{S}} = H(E_\alpha, E_\varphi)$. Il en retire aussi les confiances des autres agents μS ; on peut ainsi évaluer la confiance relative des hypothèses concurrentes de Micro-scénarios.

Informations partagées. Un agent μS lit et modifie des confiances contenues dans le BlackBoard (comme indiqué sur la fig. 3).

Création de l'agent. On distingue deux façons de créer un agent μS :

– Par l'agent Timer : (i) à l'initialisation, et (ii) durant la mission. Dans ce second cas, il s'agit de lancer des hypothèses de micro-scénarios pour vérifier le déroulement prévu de la mission (cf §3.5).

– Par un agent Etat : tout agent Etat cherche un micro-scénario auquel se rapporter, et en génèrera si nécessaire (cf §3.7, comportement d'exploration). Dans notre exemple, l'agent Etat activité correspondant à "mouvement" engendre les agent μS correspondant aux micro-scénarios "lutte au froid", "inquiétude", et "agitation normale".

Une fois l'agent μS créé, sa confiance est évaluée à partir de celles de ses agents Etats ; il est maintenu actif pendant une durée minimale d'initialisation, et l'on définit sa véritable naissance par l'instant où sa confiance $C_{\mu S}$ dépasse un seuil de confiance relative. Il est alors dans un régime de stabilité.

Régimes et comportements. L'activité de l'agent μS est régie par des comportements dont le choix et l'articulation dépendent de sa confiance, sa durée de vie, et son régime d'action. Ceux-ci sont décrits en utilisant un langage de description spécifique. Ces comportements sont les moteurs de l'auto-régulation de l'agent, basés sur des seuils de la valeur de confiance relatifs aux confiances des autres agents μS. Cette régulation de chaque agent à l'aide de seuils relatifs résulte en l'émergence d'une auto-régulation au niveau de la population des agents μS.

Initialisation{
– **Condition** : Durée=0 ;
– **Effet** : Création-Micro-scénario, Inscription-BB, Calcul-Confiance, régime = initialisation ;}

Calcul-Confiance{
– **Condition** : Durée < durée-max ;
– **Effet** : Recherche-Etats, Création-Etats, Calcul-Confiance ;}

Stabilité{
– **Condition** : Confiance > seuil haut ;
– **Effet** : régime = stabilité ;}

Baisse-Confiance{
– **Condition** : Confiance < seuil haut ;
– **Effet** : régime = baisse-confiance ;}

Chute-Confiance{
– **Condition** : Confiance < seuil bas ;
– **Effet** : régime = chute-confiance ;}

Terminaison{
– **Condition** : chute-confiance depuis une durée d ;
– **Effet** : Arrêt-Agent, Retrait-Agent-BB ;}

Terminaison. Un agent μS meurt quand :
– Sa confiance $C_{\mu S}$ passe sous un seuil dépendant des confiances de toutes les Micro-scénarios coexistantes, de manière à réguler la population et éviter l'explosion combinatoire.
– Un de ses agents Etat meurt.

3.7 Agents Etat

Un agent Etat représente une hypothèse, E_φ ou E_α. Son rôle est de faire le lien entre usines de mesures et agents μS, d'évaluer l'écart entre une prédiction et une observation, et d'en retirer une valeur de confiance. Comme dans le cas des agents μS, la population varie dynamiquement selon les confiances (et donc selon les données observées).

Connaissances Préalables. Chaque agent Etat a une durée de vie minimale $\delta^0(E)$, nécessaire pour confirmer ou infirmer l'hypothèse à laquelle il se rapporte. Cette durée peut-être soit imposée par un Micro-scénario, soit dictée par la connaissance préalable de cet état (personnalisée pour chaque combattant).

Informations manipulées : mesures. L'agent Etat infère l'état physiologique de la personne suivie à partir des données fournies par les usines de mesures. Le modèle de fusion de ces mesures repose sur un modèle de Markov caché ou HMM (Rabiner, 1989) où l'état inconnu de la chaîne de Markov à l'instant t, $E_{\varphi t}$, est l'état physiologique et les mesures $\mathbf{Y}_t$ sont dépendantes seulement de cet état.

Les états physiologiques $E_{\varphi t}$, sont des éléments de $\mathcal{K}$ (cf §3.3, (c)). Le modèle de transition des états $\mathcal{T}_\varphi$ est fixé (cf §3.3, (d)).

Ce formalisme nous permet d'inférer l'état physiologique tel que :

$$\hat{E}_{\varphi t} = \arg\max_{E_\varphi} \Pr(E_\varphi | \mathbf{Y}, \theta_p, W_p) \ .$$

Il n'existe pas de solution analytique à ce problème d'estimation et nous avons recours à l'algorithme de Baum-Welch (également appelé Forward-Backward) (Welch, 2003) pour trouver une solution numérique.

L'état d'activité est inféré avec une approche similaire.

Informations partagées. Un agent Etat modifie les informations contenues dans le BlackBoard (comme indiqué sur la fig. 3) ainsi que les paramètres des usines de mesure (cf §3.8).

Création de l'agent. Un agent Etat est créé soit par un agent μS, soit par un autre agent Etat (exploration du voisinage) : dans notre exemple,

l'agent Etat "Mouvement" est créé pour répondre à la possibilité d'une transition depuis l'agent d'Etat "Immobile".

Régimes et comportements. L'activité d'un agent Etat est similaire à celle d'un agent μS, mais avec en plus des comportements $exploratoire$ et d'$anticipation$ qui compensent l'incertitude des mesures par de nouvelles hypothèses, évitant ainsi que le système ne s'enferme dans un ensemble trop étroit de solutions. Nous retrouvons ici la régulation des agents par des seuils relatifs de confiance entre agents Etat.

Initialisation{
- **Condition** : Durée=0 ;
- **Effet** : Création-Etat, Inscription-BB, Recherche-Usines-Mesures, Calcul-Confiance, régime = initialisation ;}

Calcul-Confiance{
- **Condition** : Durée < durée-max ;
- **Effet** : Calcul-Confiance ;}

Stabilité{
- **Condition** : Confiance > seuil haut ;
- **Effet** : régime = stabilité, Recherche-Micro-scénarios-Parents ;}

Baisse-Confiance{
- **Condition** : Confiance < seuil haut ;
- **Effet** : régime = baisse-confiance ;}

Chute-Confiance{
- **Condition** : Confiance < seuil bas ;
- **Effet** : régime = chute-confiance ;}

Exploration{
- **Condition** : stabilité et aucun micro-scénario parent existant ;
- **Effet** : Création-Micro-scénarios ;}

Anticipation{
- **Condition** : baisse-confiance depuis une durée $d_{anticipation}$;
- **Effet** : Recherche-Etats-Voisins, Création-Etats ;}

Terminaison{
- **Condition** : chute-confiance depuis une durée d_{mort} ;
- **Effet** : Arrêt-Agent, Retrait-Agent-BB, Retrait-Agent-Usines ;}

Les seuils et durées sont des paramètres qui vont influer sur le comportement global du système : par exemple, réduire la durée $d_{anticipation}$ augmente l'ouverture du système en facilitant la création de nouveaux agents Etat.

Terminaison. Un agent Etat peut mourir de deux façons :
- Si sa confiance passe sous un seuil de confiance relative.
- Si sa durée de vie expire (exemple de la digestion).

Lorsqu'un agent Etat meurt :
- Les agents μS auxquels il appartenait meurent aussi (cf §3.6) quand l'agent Etat disparaît du BlackBoard.
- Il signale sa fin à chaque Usine de mesures qu'il a utilisée.

3.8 Usines de mesures

Connaissances Préalables. Une usine est composée d'un champ d'informations partagées, d'une panoplie d'algorithmes paramétrables, et d'un moteur d'instanciation de modules.

Informations manipulées : signaux. Inspirées des Usines à Services de (Emonet, 2009), nos usines sont enregistrées dans un annuaire que les agents Etat consultent afin d'obtenir leurs adresses. Les usines disposent d'une panoplie d'algorithmes qui appliquent aux mesures des transformations spécifiques : débruitage (Portet et al., 2008; Avanzi et al., 2005), transformations d'abstraction (Silvent et al., 2005), la symbolisation, l'aggrégation, l'extraction de tendances...

Un agent Etat spécifie à une usine des transformations à effectuer sur les mesures, par le biais du champ d'informations partagées. Après la requête initiale de l'agent Etat, l'usine envoie directement ces données à l'agent Etat en $push$.

Une usine est composée d'un ensemble de modules auto-régulés, appliquant chacun un algorithme. L'usine ne les instancie que sur demande des agents Etat, afin de limiter les calculs. Ces algorithmes peuvent, entre autres, représenter les multiples niveaux d'abstraction d'un signal (Silvent et al., 2005).

Plusieurs agents Etat peuvent demander à une usine de traiter un signal, en appliquant des algorithmes différents ou non.

Création de l'agent. Le nombre d'usines de mesures est fixe : il correspond au nombre de capteurs du système. En revanche, le nombre de modules composant l'usine est variable (mais borné par le nombre d'agents Etat, eux-mêmes auto-régulés, cf §3.7). Chaque module d'une usine donnée peut connaître les autres grâce à un champ d'informations partagées au sein de cette usine.

Terminaison. Une usine fonctionne tant que le système est en route. Si tous les agents Etats ayant demandé un traitement meurent, seuls les modules correspondants sont désactivés (l'usine ne meurt pas).

4 Exemple d'exécution

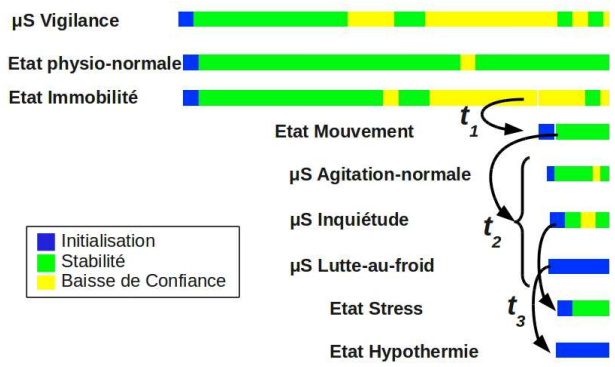

FIGURE 5 – Déroulement des comportements.

Nous présentons fig. 5 le déroulement de l'exemple donné §3.1. Celui-ci présente les créations successives et les régimes des agents Micro-scénario et Etat, et ne montre pas leurs relations avec les autres éléments du système (Usines de mesures, agent Timer, BlackBoard). Il s'agit ici d'un visuel tiré de la sortie de notre implémentation préliminaire, à partir de données simulées et où les agents sont des threads java.

On voit que :
- Chaque agent démarre avec une phase d'initialisation.
- Après une baisse de confiance (t_1), un agent Etat ("Immobilité") crée d'autres agents de son voisinage (ici, "Mouvement").
- Un agent Etat peut créer des agents Micro-scénario (t_2) : ici, "Mouvement" cherche à se raccrocher au niveau supérieur d'abstraction à travers les Micro-scénarios "Lutte-au-froid", "Inquiétude" et "Agitation-normale".
- Ces nouveaux agents Micro-scénario créent à leur tour des agents Etats (t_3 : "Hypothermie" et "Stress") ou utilisent ceux déjà existants ("Physio-normale").

5 Conclusion

Dans cet article nous présentons des éléments de conception préliminaires pour la définition d'un système de suivi physiologique du combattant. Nous proposons un système basé sur des agents autonomes interagissants et qui autorise ainsi un pilotage sur plusieurs niveaux d'abstractions (états, micro-scénarios) et sous plusieurs formes (traitement des mesures physiologiques, gestion d'hypothèses multiples). Un tel système s'organise de façon autonome, à la volée, avec une exploration et une scrutation des états possibles. C'est pourquoi nous utilisons un Système Multi-Agents. Nous devons maintenant vérifier que le système s'auto-régule raisonnablement et notamment que sa complexité reste stable. Les modèles de fusion (HMM) et de décision évoqués dans cet article nécessitent encore des approfondissements et des études. Notamment, la formulation que nous avons employée met en jeu des paramètres qu'il convient d'identifier hors-ligne avec des méthodes d'apprentissage dédiées. Cette tâche sera délicate à mener et nécessitera un ensemble de tests importants dans des conditions d'abord de laboratoire puis réelles. En outre, il sera nécessaire de définir comment reconnaître si les hypothèses de situation étudiées sont alarmantes ou non, ce qui est l'objet du projet.

Remerciements

Ces travaux sont financés par le contrat DGA-REI SuPerCo. Nous remercions les membres de l'équipe PRETA du laboratoire TIMC pour les scénarios qui illustrent cet article.

Références

Abras, S., S. Ploix, S. Pesty, and M. Jacomino (2010, April). Advantages of mas for the resolution of a power management problem in smart homes. In *8th International Conference on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems, PAAMS 2010*, Salamanca, Spain. Springer Verlag.

Amigoni, F., M. Dini, N. Gatti, and M. Somalvico (2003). Anthropic agency : A multiagent system for physiological processes. *ARTIF. INTELL. MED 27*, 305–334.

Anliker, U., J. A. Ward, P. Lukowicz, G. Tröster, F. Dolveck, M. Baer, F. Keita, E. B. Schenker, F. Catarsi, L. Coluccini, A. Belardinelli, D. Shklarski, M. Alon, E. Hirt, R. Schmid, and M. Vuskovic (2004). Amon : a wearable multiparameter medical monitoring and alert system. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine 8*(4), 415–427.

Avanzi, A., F. Brémond, C. Tornieri, and M. Thonnat (2005). Design and assessment of an intelligent activity monitoring platform. *EURASIP J. Appl. Signal Process. 2005*, 2359–2374.

Bergenti, F. and A. Poggi (2009). Multi-agent systems for e-health : recent projects and ini-

tiatives. In *Workshop "Dagli Oggetti agli Agenti" WOA'09*.

Brémond, F. and M. Thonnat (1998). Issues of representing context illustrated by video-surveillance applications. *Int. J. Hum.-Comput. Stud. 48*(3), 375–391.

Crowley, J. L. (2006). Situation models for observing human activity. *ACM QUEUE MAGAZINE*.

Crowley, J. L., O. Brdiczka, and P. Reignier (2006, June). Learning situation models for understanding activity. In *5th International Conference on Development and Learning 2006 (ICDL06)*, Bloomington USA.

Emonet, R. (2009, 09). *Description Sémantique de Services et d'Usines à Services pour l'Intelligence Ambiante*. Ph. D. thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG.

Fraile, J., J. Bajo, and J. Corchado (2008). Multi-agent architecture for dependent environments. In *Providing solutions for home care, inteligencia artificial, special issue 7th Ibero-American workshop in multi-agents systems (Iberagents 2008)*, Volume 42, pp. 36–45.

Gonzalez, G., C. Angulo, and C. Raya (2007). A multi-agent-based management approach for self-health awareness in autonomous systems. In *EASE '07 : Proceedings of the Fourth IEEE International Workshop on Engineering of Autonomic and Autonomous Systems*, Washington, DC, USA, pp. 79–88. IEEE Computer Society.

Hayes-Roth, B. (1995). An architecture for adaptive intelligent systems. *Artif. Intell. 72*(1-2), 329–365.

Marchetti, L. (2009). *To believe or not to believe : improving distributed data fusion with second order knowledge*. Ph. D. thesis, Univ. Roma.

Merghem, L., D. Gaïti, and G. Pujolle (2003). On using multi-agent systems in end to end adaptive monitoring. In *MMNS*, pp. 422–435.

Meyer, J. and F. Mili (2008). Self-adaptive selective sensor network querying. In *SASOW '08 : Proceedings of the 2008 Second IEEE International Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems Workshops*, Washington, DC, USA, pp. 19–24. IEEE Computer Society.

Pavlin, G., P. de Oude, M. Maris, J. Nunnink, and T. Hood (2010). A multi-agent systems approach to distributed bayesian information fusion. *Inf. Fusion 11*(3), 267–282.

Portet, F., R. Quiniou, M.-O. Cordier, and G. Carrault (2008). Apprentissage d'arbre de décision pour le pilotage en ligne d'algorithmes de détection sur les électrocardiogrammes. In *16e conférence Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (RFIA'08)*, Amiens France.

Rabiner, L. R. (1989). A tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition. In *Proceedings of the IEEE*, pp. 257–286.

Rammal, A., S. Trouilhet, N. Singer, and J.-M. Pécatte (2008). An adaptive system for home monitoring using a multiagent classification of patterns. *Int. J. Telemedicine Appl. 2008*, 1–8.

Raskovic, D., T. Martin, and E. Jovanov (2004). Medical monitoring applications for wearable computing. *The computer journal 47*, 495–504.

Silvent, A.-S., M. Dojat, and C. Garbay (2005). Multi-level temporal abstraction for medical scenario construction. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing 19*, 377–394.

Touaf, S. (2005). *Diagnostic logique des systèmes complexes dynamiques dans un contexte multi-agent*. Ph. D. thesis, univ. Joseph Fourier.

Welch, L. R. (2003, December). Hidden markov models and the baum-welch algorithm. *IEEE Information Theory Society Newsletter 53*(4).