HAL
open science

Suivi de l'activité humaine par hypothèses multiples abductives

Benoît Vettier

To cite this version:

Benoît Vettier. Suivi de l'activité humaine par hypothèses multiples abductives. Autre. Université de Grenoble, 2013. Français. NNT : 2013GRENM021 . tel-01167204

HAL Id: tel-01167204

https://theses.hal.science/tel-01167204v1

Submitted on 24 Jun 2015

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.

UNIVERSITÉ DE GRENOBLE

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE GRENOBLE

Spécialité : **Informatique**

Arrêté ministériel : 7 août 2006

Présentée par

Benoît Vettier

Thèse dirigée par **Catherine Garbay, DR1 - CNRS**

préparée au sein **du Laboratoire d'Informatique de Grenoble**
et de **École Doctorale Mathématiques, Sciences et Technologies de l'Information et Informatique**

Suivi de l'Activité Humaine par Hypothèses Multiples Abductives

Thèse soutenue publiquement le **24 septembre 2013**,
devant le jury composé de :

Pr Pierre Baconnier
Université Joseph Fourier, Président
Pr Olivier Boissier
École des Mines de Saint-Etienne, Rapporteur
Pr René Mandiau
Université de Valenciennes, Rapporteur
Dr Monique Thonnat
DR1 - INRIA, Examinatrice
Pr Patrick Reignier
Institut National Polytechnique de Grenoble, Examinateur

Résumé

Ces travaux traitent du suivi de l'activité humaine à travers l'analyse en temps réel de signaux physiologiques et d'accélérométrie. Il s'agit de données issues de capteurs ambulatoires ; elles sont bruitées, ambiguës, et ne représentent qu'une vision incomplète de la situation. De par la nature des données d'une part, et les besoins fonctionnels de l'application d'autre part, nous considérons que le monde des possibles n'est ni exhaustif ni exclusif, ce qui contraint le mode de raisonnement. Ainsi, nous proposons un *raisonnement abductif* à base de modèles interconnectés et personnalisés.

Ce raisonnement consiste à manipuler un faisceau d'hypothèses au sein d'un Cadre dynamique de contraintes, venues tant de l'observateur (en termes d'activités acceptables) que d'exigences non-fonctionnelles, ou portant sur la santé du sujet observé. Le nombre d'hypothèses étudiées à chaque instant est amené à varier, par des mécanismes de *Prédiction-Vérification* ; l'adaptation du Cadre participe également à la mise en place d'un pilotage sensible au contexte.

Nous proposons un *système multi-agent* pour représenter ces hypothèses ; les agents sont organisés autour d'un environnement partagé qui leur permet d'échanger l'information. Ces échanges et, de manière générale, la détection des contextes d'activation des agents, sont régis par des *filtres* qui associent une action à des conditions.

Le mode de raisonnement et l'organisation de ces agents hétérogènes au sein d'un cadre homogène confèrent au système *expressivité, évolutivité* et *maîtrise des coûts calculatoires*. Une implémentation utilisant des données réelles permet d'illustrer les qualités de la proposition.

This proposal deals with human activity monitoring, through the real-time analysis of both physiology data and accelerometry. These data come from ambulatory sensors ; they are noisy and ambiguous, and merely represent a partial and incomplete observation of the current situation. Given the nature of the data on one hand, and the application's required features on the other hand, we consider an Open World of non-exclusive possible situations. This has a restrictive impact on the reasoning engine. We thus propose to use *abductive reasoning*, based on interconnected and personalized models.

This way of reasoning consists in handling a beam of hypotheses, within a dynamic Frame of constraints which come both from the Observer (who defines acceptable situations) and from non-functional expectations, or relating to the observed person's health. The number of hypotheses at each timestep is wont to vary, by means of *Prediction-Verification* schemes. The evolution of the Frame leads to context-sensitive adaptive control.

We propose a *multi-agent system* to manage these hypotheses ; the agents are organized around a shared environment which allows them to trade information. This interaction and the general detection of activation contexts for the agents are powered and regulated by condition-action *filters*.

The way of reasoning and the organization of heterogeneous agents within a homogeneous Frame lead to a system which we claim to be *expressive, evolutive* and *cost-efficient*. An implementation using real sensor data is presented to illustrate these qualities.

Table des matières

Résumé **3**

Introduction générale **9**

1 État de l'Art **13**

1.1 Représentation de l'Activité Humaine 14

1.1.1 Capteurs 15

1.1.2 Construction de Modèles 17

1.1.3 Phénomènes Complexes et Hétérogènes 19

1.1.4 Situations Alarmantes 20

1.1.5 Spécificités du Domaine Physiologique 21

1.2 Raisonnement 23

1.2.1 Sources d'Information et Monde des Possibles 23

1.2.2 Approches Statistiques et Symboliques 24

1.2.3 Abduction 25

1.2.4 Interprétation Temporelle 26

1.2.5 Interprétation et Alarmes 28

1.3 Pilotage 29

1.3.1 Contexte 30

1.3.2 Prédiction / Vérification 31

1.3.3 Qualité, Efficacité 33

1.4 Architecture 34

1.4.1 Architectures Modulaires ou Distribuées 34

1.4.2 Systèmes Multi-Agents 35

1.4.3 Cadre Normatif 37

1.5 Critères d'Évaluation des Systèmes 39

1.5.1 Évaluation Fonctionnelle 39

1.5.2 Évaluation Non-Fonctionnelle 40

1.5.3 Méthodes d'Évaluation 40

1.6 Synthèse 42

2 Vision Proposée **43**
2.1 Situation du Problème 44
2.1.1 Données Utilisées 44
2.1.2 Besoins Applicatifs 45
2.2 Représentation 45
2.3 Raisonnement 47
2.3.1 Aspects Temporels 48
2.3.2 Modèles Hétérogènes Personnalisés 48
2.3.3 Ensemble Non-Exclusif, Non-Exhaustif 49
2.3.4 Raisonnement Abductif 50
2.3.5 Pertinence de l'Approche Abductive 51
2.4 Cadre 52
2.4.1 Prédiction-Vérification 53
2.4.2 Exigences 55
2.5 Architecture 55
2.5.1 Connaissances 56
2.5.2 Agents 56
2.5.3 Filtres 57
2.5.4 Environnement 57
2.6 Evaluation 58
2.7 Synthèse 59

3 Structure des Modèles **61**
3.1 Hypothèses : Base de Connaissances 62
3.1.1 Liens de Composition 62
3.1.2 Liens de Transitions 64
3.2 Hypothèses : Prédiction-Vérification 66
3.2.1 Vérification 66
3.2.2 Prédiction 67
3.3 Surveillance du Scénario 71
3.3.1 Suivi Temporel 71
3.3.2 Discussion : Comparaison Sémantique 73
3.4 Déviations du Cadre et Situations Alarmantes 75
3.5 Synthèse 76

4 Architecture Logicielle **79**
4.1 Organisation Générale 80
4.1.1 Partage d'Informations 81
4.1.2 Cycle de Vie des Agents 82
4.2 Types d'Agents 86
4.2.1 Agents de Mesures 87

4.2.2 Agents États et Micro-scénarios . . . 87
4.2.3 Agents de Scénario . . . 91
4.2.4 Agents Sondes . . . 91
4.2.5 Paramètres d'Ouverture . . . 93
4.3 Interactions avec l'Utilisateur . . . 93
4.3.1 Informations Envoyées à l'Utilisateur . . . 93
4.3.2 Définition des Exigences de l'Utilisateur . . . 94
4.4 Discussion . . . 95
4.4.1 Moteur de Filtres . . . 95
4.4.2 Autonomie des Agents . . . 96
4.4.3 Agents, Filtres et Normes . . . 97
4.5 Synthèse . . . 98

5 Mise en Œuvre 99
5.1 Description de l'Implémentation . . . 100
5.2 Construction de Modèles Hors-Ligne et Suivi En-Ligne . . . 102
5.2.1 Capteurs . . . 102
5.2.2 Données Collectées . . . 102
5.3 Performance . . . 103
5.3.1 Théorique . . . 104
5.3.2 Constatée . . . 106
5.4 Expressivité et Extensibilité . . . 106
5.4.1 Modèles . . . 107
5.4.2 Exigences de l'Observateur . . . 108
5.5 Efficacité : Fonctionnelle et Non-Fonctionnelle . . . 109
5.5.1 Critères . . . 109
5.5.2 Tests sur Données Réelles . . . 110
5.6 Synthèse . . . 114

6 Bilan et Perspectives 115
6.1 Conclusion . . . 115
6.2 Limites . . . 117
6.3 Perspectives . . . 118
6.3.1 Modèles . . . 118
6.3.2 Évaluation . . . 119
6.3.3 Dépendances entre Agents . . . 119
6.3.4 Aspects Temporels . . . 121
6.3.5 Évolutions du Cadre . . . 122

Remerciements 123

A Annexe : Base de Connaissances **125**

Bibliographie **143**

Introduction

Thème de Recherche

L'objet de cette thèse est le suivi physiologique de l'activité humaine : il s'agit d'interpréter les signaux issus de capteurs ambulatoires et non-invasifs, afin de déterminer si la situation de la personne observée est satisfaisante.

Tout comme le niveau de granularité de la situation observée, le concept de *satisfaisant* est ici multi-dimensionnel. Nous l'étudierons sous trois facettes : la santé de la personne, les attentes de l'Observateur, et les critères de bon fonctionnement (tels que l'efficacité par exemple).

Les signaux d'entrée constituent des observations de physiologie (rythme cardiaque, fréquence respiratoire) et de mouvement (accéléromètres). Il s'agit là de données bruitées, décrivant de manière partielle et variable la situation réelle de la personne.

Les deux grands thèmes de ces travaux sont le mode de raisonnement (associé aux données difficiles, car bruitées et ambiguës, que sont les données physiologiques) et une architecture logicielle pour le mettre en œuvre. La contribution principale est ainsi la proposition d'un modèle de raisonnement *abductif* (modèles de situations, prédiction/vérification, et Cadre d'exigences fonctionnelles et non-fonctionnelles) plutôt que probabiliste, assorti d'une architecture multi-agents pour gérer de multiples hypothèses hétérogènes au sein de ce Cadre. L'expressivité de la modélisation et la linéarité des coûts calculatoires sont mis en avant.

Basé sur un projet de recherche exploratoire et innovante (REI) de la Direction Générale de l'Armement (DGA) intitulé SuPerCo (pour *SUivi PERsonnalisé du COmbattant*), ce travail de recherche est situé à l'intersection de plusieurs domaines, avec autant de verrous. Tout d'abord, les données disponibles sont réduites à ce que peuvent fournir des capteurs légers, portables et non-invasifs. Le processus d'interprétation doit être adapté en fonction de la physiologie spécifique de chaque personne, ainsi que des changements de contexte environnemental ou des besoins de l'observateur. Pour cela, il est nécessaire de résoudre un fossé sémantique entre ces données incertaines (et peu fiables), et un ensemble de modèles de situations plus ou moins précis. Ces modèles doivent être définis sur plusieurs niveaux d'abstraction, en prenant en compte l'incertitude du raisonnement, qui découle autant du bruit des données que de l'am-

biguïté sémantique inhérente à l'activité humaine. Le verrou qui en découle concerne le pilotage de l'interprétation, où le choix, l'émission et la vérification des hypothèses doit être dynamique. Les applications de suivi en temps réel doivent répondre à des critères de passage à l'echelle, de déclarativité et de modularité, en plus des critères classiques de robustesse et de justesse.

Dans ce contexte, nous proposons un raisonnement *abductif* à base de modèles hétérogènes plutôt qu'une approche statistique. Nos hypothèses représentent alors des aspects particuliers du monde observé [Shanahan, 2005]. Ces aspects appartiennent à un monde ouvert de possibles, composé d'hypothèses variées ; plusieurs d'entre elles, décrivant des aspects distincts, peuvent ainsi être simultanément vraies. Nous manipulons donc un ensemble de discernement non-exclusif et non-exhaustif. Cela entraîne des contraintes sur la simplification de la représentation du monde ; dans ces travaux nous privilégions l'expressivité et le réalisme des modèles plutôt que la rigueur des raisonnements probabilistes.

Ce raisonnement abductif fera correspondre des ensembles changeants d'hypothèses aux données entrantes au fil du temps, au sein d'un Cadre représentant des contraintes tant fonctionnelles que non-fonctionnelles. Ce Cadre doit lui-même évoluer en fonction de la situation perçue. En effet, nous voyons le raisonnement et la perception du contexte comme un processus d'adaptation continue et réciproque entre les fonctions de traitement et les données, ce qui correspond à une approche naturaliste de la compréhension des informations perçues telle que défendue par [Klein et al., 2006].

Le *Cadre d'interprétation* peut être modifié sous l'impulsion d'un *Observateur* extérieur (qui est l'utilisateur final du système, tandis qu'un *Sujet* est la source des données), ou par le système lui-même pour ajuster automatiquement l'*Ouverture* aux évolutions des données. Ces évolutions peuvent témoigner de situations normales, préoccupantes (pouvant nécessiter des dispositifs correctifs), voire alarmantes (l'Observateur doit alors en être informé).

Le paradigme des Systèmes Multi-Agents est naturellement bien adapté à la gestion d'une population variable d'entités hétérogènes et autonomes, interagissant à travers un Cadre unifié de communication et de coopération. Cette hétérogénéité est considérée nécessaire pour représenter un large panel de situations dans lesquels la personne observée peut se trouver. Ces situations sont modélisées au sein d'un réseau interconnecté, représentant ainsi les transitions possibles pour le suivi au fil du temps.

Nous proposons des critères d'évaluation pour mesurer, au-delà de la justesse de l'interprétation, la capacité du système à orienter l'interprétation, et l'utilité de ce pilotage. Il s'agit donc d'évaluer l'interprétation comme un processus plutôt qu'un résultat final chiffré. Ces critères portent sur l'efficacité (coût calculatoire d'une part, justesse de l'interprétation d'autre part), la lisibilité et l'utilité (quantité informative), et le compromis entre sensibilité (ouverture exploratoire aux changements possibles) et robustesse (résistance au bruit et capacité à appliquer des mécanismes correctifs en cas de défaillance du processus d'interprétation).

Bornes de l'Étude

Nous nous sommes penchés, dans ces travaux, sur deux principaux aspects : un raisonnement abductif de Prédiction/Vérification pour le Monitorat et sa réalisation à travers un Système Multi-Agents. Toutes les tâches d'apprentissage de modèles ne sont traitées que comme des tâches connexes, bien qu'elles méritassent certainement une formalisation plus approfondie. On distingue donc le fonctionnement *en-ligne* de la construction *hors-ligne*.

Ce distingo, et l'absence d'apprentissage en-ligne, est motivé par deux points : d'une part, la criticité d'un système de surveillance "médical" requiert une comparaison à de la connaissance tangible et avérée. D'autre part, le sens adjoint à cette connaissance doit être apporté par un expert humain, par le biais d'annotations, qui ne sont bien sûr pas disponibles à la volée dans le cadre d'un Monitorat ambulatoire.

Ainsi, évaluer la qualité des modèles de données ne sera pas l'objet de ces travaux.

Par ailleurs, si nous parlons de *donner du sens* aux situations, c'est-à-dire les appréhender, il ne s'agit pas d'en expliquer les rouages (la compréhension des phénomènes reste ici le domaine de l'expert humain). Ainsi, le système analyse les données entrantes (en les comparant à des modèles, tenant compte d'informations contextuelles), et fournit des interprétations possibles, pointant vers les descriptions utiles. Il s'agit donc d'un outil facilitant la décision (en pointant les écarts aux exigences) plutôt qu'une source autonome de diagnostic.

Du point de vue du raisonnement, ces travaux optent pour une approche abductive, c'est-à-dire basée sur l'évaluation d'explications possibles pour des observations, à travers des modèles dédiés et hétérogènes, en tenant compte du fait que ces explications sont des hypothèses plus ou moins *plausibles* (au regard des observations) mais jamais *certaines* (monde ouvert de possibles).

Donner du sens à des observations partielles d'un objet ou du monde ne peut se faire qu'en se basant sur des approximations ; celles-ci peuvent concerner la représentation des possibles ou le raisonnement.

Nous avons choisi de mettre une emphase sur l'expressivité des modèles, ce qui mène à considérer un ensemble de discernement non-exhaustif composé de modèles non-exclusifs et hétérogènes. Ainsi, l'approximation porte dans notre cas sur la comparaison des hypothèses : des scores de plausibilité leur sont attribués, mais ceux-ci ne sont pas strictement comparables. Par ailleurs, l'ambiguïté des données et le mode de raisonnement (chaque hypothèse est évaluée de manière autonome, par rapport à son propre modèle de données) sont intrinsèquement générateurs de faux positifs (plusieurs hypothèses peuvent paraître simultanément vraies, en particulier à cause de la l'incomplétude des mesures).

L'objet du *Cadre* que nous proposons est alors de fournir une comparaison indirecte et floue entre hypothèses afin de faire ressortir les interprétations les plus pertinentes.

Structure du Document

Ce document est organisé comme suit : un premier chapitre est consacré à une présentation des travaux actuels et passés, dans la littérature, concernant les différentes dimensions et les verrous scientifiques associés au projet. Notre proposition est esquissée dans un deuxième chapitre, traitant de la représentation des connaissances, du raisonnement, de la notion de *Cadre* et de l'architecture logicielle qui en découle, avec les conséquences en termes d'évaluation. Les deux chapitres suivants (trois et quatre) sont consacrés à la structure de la base de connaissances (représentation et raisonnement) puis à l'architecture logicielle. Enfin, un cinquième chapitre présente une évaluation du système implémenté et testé avec des données réelles. Le document est conclu par un chapitre dressant le bilan des travaux et évoquant des perspectives de recherche.

Outre ces perspectives, des paragraphes sur fond gris sont présents tout au long du document pour donner des détails qui peuvent être omis lors d'une lecture rapide.

Vocabulaire

Dans le reste du document sont utilisés des termes spécifiques pour représenter :

- *Monitorat* : Suivi d'activité (ici, suivi physiologique et actimétrique de l'activité d'une personne par des capteurs ambulatoires).
- *Observateur* : Toute entité recevant le résultat produit par l'application de Monitorat . Ici nous considérons aussi que l'Observateur définit un certain nombre d'exigences fonctionnelles pour le système. C'est l'utilisateur final du système.
- *Sujet* : La personne observée. Les modèles de situations sont personnalisés à un Sujet, qui n'est pas considéré comme un utilisateur mais comme une source.
- *Expressivité* : Capacité à modéliser des situations variées, par opposition à des contraintes de formalisation du monde perçu.
- *Hypothèse* : Brique de raisonnement de type "le Sujet est dans la situation S".
- *Qualité (hypothèse)* : Plausibilité de cette hypothèse. Représentée par un score de *confiance* et une symbolisation (haute, moyenne, basse) de cette confiance.
- *Qualité (système)* : Conformité du fonctionnement vis-à-vis de critères tels que la *robustesse*, l'*efficacité* et la *sensibilité*,
- *Robustesse* : Capacité d'un système à fonctionner malgré les perturbations comme le bruit ou les artefacts
- *Artefact* : Perturbation causée aux données (par exemple déplacement d'un capteur)
- *Efficacité* : Juste adaptation des ressources aux besoins.
- *Sensibilité* : Capacité à explorer de nouvelles possibilités et à percevoir les transitions.
- *Abduction* : Raisonnement prenant en compte l'incertitude des hypothèses : les données ne représentant qu'une projection partielle de la réalité sur le capteur, on peut dire qu'une hypothèse est plausible si les données correspondent au modèle, mais pas qu'elle est prouvée.

Chapitre 1

État de l'Art

Sommaire

1.1 Représentation de l'Activité Humaine 14

1.1.1 Capteurs 15

1.1.2 Construction de Modèles 17

1.1.3 Phénomènes Complexes et Hétérogènes 19

1.1.4 Situations Alarmantes 20

1.1.5 Spécificités du Domaine Physiologique 21

1.2 Raisonnement 23

1.2.1 Sources d'Information et Monde des Possibles 23

1.2.2 Approches Statistiques et Symboliques 24

1.2.3 Abduction 25

1.2.4 Interprétation Temporelle 26

1.2.5 Interprétation et Alarmes 28

1.3 Pilotage 29

1.3.1 Contexte 30

1.3.2 Prédiction / Vérification 31

1.3.3 Qualité, Efficacité 33

1.4 Architecture 34

1.4.1 Architectures Modulaires ou Distribuées 34

1.4.2 Systèmes Multi-Agents 35

1.4.3 Cadre Normatif 37

1.5 Critères d'Évaluation des Systèmes 39

1.5.1 Évaluation Fonctionnelle 39

1.5.2 Évaluation Non-Fonctionnelle 40

1.5.3 Méthodes d'Évaluation 40

1.6 Synthèse 42

L'objectif global de ces travaux est de montrer la faisabilité et la pertinence d'une approche multi-agents abductive, dans le cadre général de la reconnaissance de l'activité humaine [Chen and Khalil, 2011], et plus précisément à partir de signaux issus de capteurs ambulatoires (et notamment physiologiques). Ce chapitre traite des problématiques associées à ce cadre, en analysant en premier lieu les travaux portant sur la représentation de l'activité humaine, et les formes de raisonnement associées. Vient ensuite un état de l'art concernant des domaines plus précisément ciblés sur l'approche proposée dans ce document : gestion d'hypothèses multiples et systèmes multi-agents, où l'enjeu majeur est de trouver un compromis entre une vision *locale* [U. Naeem, 2008], distribuée de sous-problèmes et une cohérence *globale* du système dans son ensemble. Le pilotage sensible au contexte et les processus d'évaluation font partie intégrante de l'étude.

1.1 Représentation de l'Activité Humaine

Le besoin de reconnaître l'activité humaine est décliné par plusieurs applications : le suivi de patients dans le domaine médical, la détection de comportements anormaux ou d'évènements imprévus, et l'apport d'informations pour améliorer les pratiques du sujet : par exemple pour les soldats, les pompiers, ou les sportifs (cas du suivi physiologique), notamment lorsque l'activité est dangereuse. Toute surveillance a des aspects techniques (qualité de l'interprétation, défaillance des capteurs, consommation énergétique), mais aussi sociétaux : impact sur le confort, sur les relations entre personnes, sur la vie privée. Notre sujet d'étude portant sur une application militaire (projet SuPerCo de la DGA : *Suivi Personnalisé du Combattant*), nous avons choisi de n'aborder que les aspects techniques.

La reconnaissance d'activité est contrainte par les deux extrémités de l'échelle d'abstraction : d'une part les données, d'autre part les besoins applicatifs. Cela implique de réunir les expertises associées : par exemple du traitement du signal d'un côté et de physiologie de l'autre, ainsi que les utilisateurs finaux, tant pour l'établissement d'un cahier des charges que pour l'évaluation qualitative. Ces différents points de vue viennent avec des visions différentes du sens des données, de leur utilisation, et des critères selon lesquelles le système sera évalué.

Cela mène à la conception de systèmes *hybrides*, qui font coexister des cadres d'interprétation différents (notamment signaux continus et données discrètes), afin de refléter les sensibilités particulières de ces différents aspects. Ces cadres d'interprétation vont porter sur le traitement du signal, sur les *lois* qui peuvent être physiques, physiologiques ou sociales, et sur les mécanismes de raisonnement (probabiliste, possibiliste, naturaliste, à base de règles...), tant pour la reconnaissance de situation elle-même [Chassy et al., 2011, Cayrac et al., 1996] que pour une éventuelle prise de décision [Freedy et al., 2007, Baker et al., 2001]. La coexistence de ces cadres peut ne pas être pacifique : en effet, selon l'application, ils peuvent impliquer des exigences potentiellement contradictoires [Pantelopoulos and Bourbakis, 2010]. Un tel système hybride devra ainsi

adapter les contraintes en fonction du contexte [Weber and Glynn, 2006] ; des performances accrues sont par exemple attendues en situation de *crise*.

Le suivi physiologique par capteurs ambulatoires n'est pas la manière la plus répandue de *veiller*, par machines interposées, sur des activités de personnes. On trouve, dans la littérature et la pratique, de vastes domaines d'application pour la vidéo-surveillance (avec une emphase sur la reconnaissance de motifs correspondant à des scénarios scriptés [Avanzi et al., 2005, Crowley, 2006]), ou pour des capteurs statiques variés, par exemple dans les unités de soins intensifs (détection d'alarmes pour alerter le personnel soignant ou identifier des tendances [Hayes-Roth, 1995, Williams et al., 2005, Calvelo et al., 2000]), ou l'habitat intelligent (où les capteurs se rapportent plutôt à la maison et au mobilier qu'à la personne elle-même, c'est-à-dire une surveillance indirecte [Chahuara et al., 2012, Brdiczka et al., 2007]).

1.1.1 Capteurs

L'informatique ubiquitaire, telle que décrite par exemple par [Sloman and Lupu, 2010], amène la possibilité d'observer une grande quantité d'aspects de la vie de tous les jours, allant des capteurs physiologiques aux caméras vidéos, en passant par les capteurs *d'ambiance* (niveau sonore [Brdiczka et al., 2007], température, commandes vocales [Chahuara et al., 2012]) ou la connectivité des objets (tiroirs, portes, réfrigérateurs...). À cela s'ajoutent les appareils dotés de leur propre *intelligence*, notamment les téléphones portables, qui amènent à la fois une capacité de calcul et des capteurs (géo-localisation, accéléromètres, etc).

Les capteurs peuvent fournir des données complexes (tels que des flux vidéo, ou des séries multi-dimensionnelles) ou simples (évènements, valeurs numériques). La *simplicité* éventuelle d'une source de données ne présage nullement de la complexité du phénomène à reconnaître ; il y a en revanche un impact sur la nécessité de pré-traitement, la fréquence d'acquisition, et les contraintes calculatoires (temps-réel).

Dans le cadre de l'*Intelligence Ambiante*, la surveillance vidéo [Crowley, 2006] occupe une large place. Il peut s'agir de surveillance avec des caméras comme seuls capteurs (comme par exemple la détection de fraude au portillon de métro [Avanzi et al., 2005]), ou en hybridation avec d'autres sources d'informations (par exemple un laser dans le cadre de la conduite automobile et la détection d'obstacles [Chavez et al., 2012], ou la comparaison entre la connexion d'une personne à un terminal et la vérification, par caméra, de la présence physique de cette personne pour détecter des intrusions informatiques).

Les capteurs de longue endurance et de petites dimensions, sans fil et disséminés hors de la vue constituent une voie différente des systèmes à base de vidéo, remplaçant la complexité du traitement d'images par l'abondance d'informations (ce qui amène des problématiques calculatoires différentes). En outre, des appareils personnels tels que les téléphones *intelligents* vont pouvoir interagir avec les éléments alentours (autres capteurs, sources d'informations), ce

qui mène à des travaux sur la composition de services tels que [Ibrahim et al., 2011]. Enfin, la distribution de nombreux capteurs peut permettre la surveillance non pas des personnes, mais des phénomènes (tsunamis ou tremblements de terre [Faulkner et al., 2011]). Dans ces cas, ce ne sont pas les informations individuelles des capteurs qui donnent un résultat, mais la co-évolution et la corrélation des observations.

En revanche, dans le cas du Monitorat ambulatoire, les quantités d'informations disponibles ne sont pas nécessairement grandes : il s'agit plutôt d'utiliser des capteurs peu invasifs mais néanmoins portés par le sujet, donnant des informations de mouvement (par exemple pour la détection de crises d'épilepsie [Bonnet et al., 2011]) ou de physiologie et non seulement de contexte ou de localisation. On parle dans certains travaux de *Body Area Network* ou BAN pour les vêtements intelligents (voire les capteurs implantables [1]) [Raskovic et al., 2004], ou de *Body Sensor Network* (ou BSN [Sloman and Lupu, 2010]), représentant le fait que la situation de la personne est modélisable à travers les mesures prises sur différents aspects de sa physiologie, de son mouvement. La parsimonie d'informations est alors source d'ambiguïté si le monde des possibles est grand.

Par ailleurs, bien que certains capteurs puissent présenter de faibles consommations, voire des capacités de rechargement (par exemple dans les prothèses de hanches [Puers et al., 2000], ou bien des polymères produisant du courant lors de la torsion de vêtements, des piezos dans les talons, chaleur du corps ou énergie solaire...), il est en l'état actuel des choses plus raisonnable de considérer que les capteurs ont besoin de batteries ; les unités de calcul aussi. Or, dans le cas d'un fantassin équipé de capteurs et de liaisons intégrées, la capacité des batteries et l'économie de leur potentiel sont cruciales, afin de limiter le poids du paquetage ; les fantassins modernes sont surchargés [Chareyron, 2011] : avec l'objectif de limiter la charge supplémentaire à porter, il est nécessaire d'économiser les batteries, et donc le coût calculatoire. Le poids donc, mais aussi éventuellement la taille des appareils de mesure, importe pour assurer un service non-invasif, car on souhaite que ces appareils soient discrets, invisibles ; [Raskovic et al., 2004] évoque la nécessité de cacher des appareils mesurant spécifiquement certaines maladies, pour préserver la vie privée du porteur.

Dans le cas des capteurs ambulatoires physiologiques, il existe différents appareils fournissant des informations cardio-respiratoires : par exemple, des ceintures thoraciques (Equivital, Zéphyr, Polar...), que l'on peut trouver dans le commerce pour certaines, ainsi que des bracelets, des pinces pour le doigt (difficilement conciliable avec toute activité pour laquelle on utilise ses mains), ou des anneaux [Rhee et al., 2001].

Ces capteurs fournissent des données qui peuvent être bruitées et ambiguës, mais qui restent une évaluation *objective* de la situation du Sujet. Lorsque l'évaluation de la situation, par exemple en termes de charge cognitive, est collectée par une interprétation *subjective* (questionnaires par exemple), on peut noter des différences substancielles avec la "vérité-terrain"

1. Ainsi que les capteurs endoscopiques, ou à avaler.

des capteurs physiologiques [Bonner and Wilson, 2001]. En outre, la parsimonie d'informations pose des problèmes de complétude (les situations ne sont reconnues que par des visions partielles, ce qui mène à de l'ambiguïté). Enfin, le potentiel de bruit et de défaillances peut mener à une interprétation biaisée ; il importe donc d'ajuster, à la qualité des données, la précision des modèles.

1.1.2 Construction de Modèles

Quels que soient les capteurs utilisés, il ne peut y avoir de reconnaissance d'activité sans modèles d'activités. Ceux-ci peuvent être appris hors-ligne (au préalable), par exemple de manière statistique [Amate et al., 2011], ou plutôt en-ligne (au fil de l'utilisation), par un processus de renforcement, par des boucles *perception-action* [Felsberg et al., 2009] ou par la collaboration avec des experts humains, où la machine suggère des catégories que l'humain valide et annote [Guyet et al., 2007]. Cette annotation est vue comme essentielle car la classification des données ne permet pas, seule, de donner du sens à une situation : il est nécessaire de disposer d'une base de connaissances permettant les comparaisons, et donc soit d'un apprentissage a priori, soit d'une capacité d'interaction.

On distinguera les modèles *statistiques* des modèles *experts*. Dans le cas de l'apprentissage statistique supervisé, des exemples annotés permettent d'estimer les paramètres des modèles ; pour prendre en compte la diversité des capteurs, et l'incomplétude de leurs points de vues respectifs pour caractériser une situation, les méthodes ensemblistes semblent prometteuses. Le *Bagging* notamment a pour but de combiner des visions partielles (disjointes) en une décision de bonne qualité. Il est à noter que le *Boosting* [Viola and Jones, 2004], une méthode itérative basée sur l'augmentation du poids des erreurs précédentes, est peu efficace en présence de *bruit* (données d'apprentissage faussement annotées), car la méthode se concentre sur ce bruit. Les modèles biaisés nécessitent une grande variance pour compenser l'erreur ; à l'inverse, un modèle précis est dégradé par trop de variance.

Les modèles non-statistiques, d'autre part, représentent la primauté de la connaissance a-priori, et du lien avec l'information sémantique *experte*, sur l'apprentissage par l'exemple (l'induction). Il s'agit donc plutôt d'une approche *descendante* dans l'échelle de l'abstraction. En outre, la pondération des modèles et des transitions peut concerner plutôt des critères arbitraires (comme la criticité d'un symptôme dans le domaine de la santé), sans être fondée sur les fréquences d'apparition. Leurs qualités sont la *déclarativité* et l'*expressivité*, auxquelles s'opposent la difficulté accrue d'acquérir les connaissances.

Le découpage en niveaux d'abstraction peut correspondre à une symbolisation progressive, mettant en œuvre de l'aggrégation et de la symbolisation floue [Silvent et al., 2005] (y compris en termes de tendances : *croissant, décroissant, plutôt instable, forte croissance...* [Calvelo et al., 2000]) ou l'attribution d'étiquettes [Guyet et al., 2007]. On notera que l'utilisation d'une symbolisation par étiquettes (a, b, c...) permet de caractériser une série temporelle

à l'aide de grammaires [Minnen et al., 2003, Joo and Chellappa, 2006] et donc de reconnaître des motifs. Il s'agit donc d'une différence, entre statistique et expertise, portant non seulement sur la façon de construire un modèle mais aussi sur l'orientation de l'exploration des possibles.

Les différents modèles peuvent ainsi être associés pour former des motifs, qui peuvent être des aggrégations d'hypothèses cohérentes dans une *image* à un instant t, ou bien des associations dans le temps.

Pour ces motifs, la dimension temporelle peut être vue comme une succession, mais aussi construite grâce à des boucles ou des embranchements, tels que peuvent être décrits par des Réseaux de Pétri (notamment des réseaux de Pétri temporels [Suzuki and Lu, 1989]). Si l'on dispose d'une quantité suffisante de traces d'activité pertinentes [2], de tels motifs complexes pour représenter l'activité peuvent être appris par la Fouille de Traces [Georgeon et al., 2012] (pour laquelle il convient d'avoir modélisé une Structure de Traces). Ils peuvent aussi être spécifiés par une connaissance experte relevant *simplement* du besoin applicatif : un observateur expert peut souhaiter décrire un scénario, tant pour spécifier ce que l'on s'attend à voir (mission d'un soldat [Vettier et al., 2010]) que pour des motifs d'alerte (violence dans le métro [Odobez et al., 2012]). La détection de motifs temporels est un problème à double facette : reconnaître le motif lui-même et les instants d'occurence.

Lorsqu'il s'agit de prévention de risques, et d'anticipation, il est imaginable soit de spécifier des motifs précurseurs de problèmes futurs (ce que l'on peut retrouver, dans le cas du suivi en Unité de Soins Intensifs dans le système Guardian [Hayes-Roth, 1995], ou dans le cas de la gestion énergétique d'un bâtiment pour anticiper les besoins futurs avec un système multi-agents [Abras et al., 2010]), soit de vouloir les découvrir. [3] Qu'un motif soit construit a priori ou découvert, la modélisation se fait forcément en fonction des spécifités des données.

Les modèles de données ne sont pas les uniques cibles d'apprentissage : le découpage en sous-phénomènes (ou niveaux d'abstraction) peut amener à séparer le monde des données du monde des situations complexes [Amigoni et al., 2003, Crowley, 2006] mais ces situations complexes (ou scénarios) doivent aussi être apprises, parfois conjointement entre les deux mondes (réseaux de situations). Il s'agit là de modèles liés à l'application ; néanmoins l'apprentissage doit aussi concerner les paramètres du système, qui peuvent donc être considérés comme indépendants des données ; il s'agit ici de répondre à des exigences d'ingénierie telles que l'efficacité, la parsimonie, la réutilisabilité.

2. La question de la pertinence se pose ici en termes de quantités statistiquement suffisantes, mais aussi en termes applicatifs : si l'on souhaite modéliser un comportement habituel à répéter, plutôt que décrire un scénario ponctuel.

3. Pour ce second point, l'apprentissage continu dépasse cependant le cadre de cette thèse.

1.1.3 Phénomènes Complexes et Hétérogènes

La majeure partie des travaux consacrés à la reconnaissance d'activité tend à considérer qu'il convient de décomposer l'activité à reconnaître, considérée comme complexe, en sous-phénomènes demandant, chacun, un traitement moins coûteux. Cette division en éléments atomiques est un procédé naturel qui permet, chez l'humain, de réduire la charge cognitive d'une vision holistique, et pour une machine, de s'affranchir des explosions combinatoires inhérentes aux cas où chaque variable a une influence sur toutes les autres. La difficulté tient alors dans la mise en cohérence de ces visions locales.

Dans [Felsberg et al., 2009], une comparaison est faite entre des représentations "centrées sur l'objet" et "centrées sur les vues" ; la différence résidant dans l'utilisation qui est faite des observations à propos de l'objet. Dans le premier cas, ces observations mènent à reconnaître un objet "fini" ; dans le second, on interprète ces observations au travers de leurs liens, formant ainsi une représentation plus vague mais plus souple de l'objet de départ. Cette approche est motivée par l'idée que ce que l'on observe n'est pas l'objet réel, mais uniquement les projections de cet objet sur les appareils de mesure. Les auteurs parlent alors d'*interpretation* plutôt que de *description*.

Il s'agit là d'une conception qui prend en compte le fait que les capteurs ne renvoient qu'une vue partielle de l'objet observé ; cela semble cohérent avec l'idée que l'on ne peut reconnaître un objet avec une totale certitude car on ne peut pas l'observer dans sa totalité.

On retrouve de manière générale une décomposition allant d'un niveau capteurs à un niveau *situation complexe* (complète), en passant par une ou deux couches d'évènements atomiques. [U. Naeem, 2008] propose par exemple de reconnaître une tâche de vie quotidienne comme "petit déjeuner" par la composition de tâches telles que "préparer le thé", reconnues grâce à des évènements liés aux capteurs [4]. Le système SACAAR [Saguna et al., 2011] propose également une division entre activités complexes (étapes appartenant à un contexte plus large) et éléments atomiques.

Si le concept de *diviser pour régner* met l'accent sur la facilité de traitement de sous-ensembles de par leur moindre taille, il s'agit plutôt ici de considérer des sous-phénomènes d'un phénomène complexe comme plus simples à traiter dans leur nature (qualitatif) plutôt que dans leur coût (quantitatif) ; ces sous-phénomènes peuvent se chevaucher [Amigoni et al., 2003] ; leurs interprétations peuvent ainsi donner lieu à des contradictions, solvables par la négociation ou par le maintien simultané de *vérités parallèles*. [5]

Une application de Monitorat physiologique (*Health Monitoring*) a pour objectif final la

4. Ce qui suppose ici d'avoir une connectivité des objets très poussée, pour détecter dans cet exemple l'usage de la théière ou l'accès à la boîte à sucre.

5. Pour prendre en compte l'incertitude liée tant à l'imperfection des capteurs qu'au fait qu'ils ne représentent que des vues partielles des objets, il n'est pas nécessairement pertinent, pour la Surveillance de l'Activité Humaine, de chercher à maintenir *une* vérité.

génération d'alarmes (pertinentes). Il est donc nécessaire de caractériser les situations entre la normalité et l'alarmant.

1.1.4 Situations Alarmantes

On retrouve dans les systèmes de suivi médical une emphase sur la notion d'alerte, où l'ensemble des possibles est relativement réduit, dans la mesure où les systèmes sont bâtis par rapport à un ensemble de symptômes à reconnaître ; les états "normaux" signifient alors simplement l'absence des symptômes problématiques potentiels. Le système *PalliaSys* [Moreno et al., 2005] introduit la capacité à définir des motifs d'alarme spécifiques à l'Observateur, plutôt que des valeurs absolues. Par ailleurs l'environnement est généralement contrôlé, ce qui limite la nécessité de prendre en compte le contexte. En revanche, un suivi dans le temps peut être nécessaire, comme par exemple lors de la surveillance de l'utilisation d'un pilulier [Gomez-Sebastia et al., 2013], où les utilisations précédentes ont un impact pharmaco-chimique sur le Sujet.

Les situations alarmantes peuvent intuitivement se diviser en deux catégories : les alarmes *absolues* (valeurs hors-normes des capteurs), et les alarmes *subjectives* (qui portent sur les hypothèses ou les décisions, donc postérieures au raisonnement).

Dans le cas des alarmes portant sur des valeurs simples, il est nécessaire de prendre en compte la possibilité de présence d'artefacts ou de bruit. Le système AMON de Monitorat ambulatoire [Anliker et al., 2004] considère, en ce sens, trois possibilités : "Rien à Signaler", "Un paramètre hors-norme", "Plusieurs paramètres hors-norme". Le bruit peut être compensé soit par aggrégation temporelle [Silvent et al., 2005] pour écarter les données aberrantes (ce qui suppose un délai dans l'interprétation des signaux entrants), soit par lissage du comportement interprétatif (dans le cas d'un système multi-agents, en ajoutant par exemple des durées d'inertie avant d'entrer dans un état d'alerte [Vettier et al., 2012]). Dans un cadre de soin néo-natal, [Williams et al., 2005] propose l'utilisation de *Factorial Switching Kalman Filters* pour prendre en compte les artefacts : il s'agit d'un système hybride où l'inférence se fait à partir de valeurs discrètes (présence d'artefacts, tels que la manipulation par un médecin des instruments de mesure) combinées à des valeurs continues (comme la pression sanguine du bébé). Cela suppose une capacité de détection des artefacts (valeur aberrante ou information extérieure). On retrouve souvent dans la littérature le besoin d'auto-évaluation des modules de traitement des données, comme par exemple dans [Crowley, 2006]. Dans le cas de mesures altérées artificiellement par l'action de l'observateur, il est possible que l'artefact soit détecté en tant que tel par l'incohérence vis-à-vis d'autres mesures (les mesures physiologiques telles que le rythme cardiaque et la pression sanguine sont intrinsèquement liées), ce qui augmente l'incertitude. Un système raisonnant sur plusieurs niveaux d'alarme pourra déceler une cascade d'alarmes : valeur erronée des capteurs entraînant l'inférence d'hypothèses catastrophiques et/ou l'augmentation de l'incertitude (diminution de la qualité d'interprétation).

Les alarmes *subjectives* peuvent être bien illustrées par cet exemple de physiologie, donné par [Sloman and Lupu, 2010] : dans un cas de surveillance d'une personne à risques cardiaques, on veut pouvoir distinguer entre l'effort normal (par exemple en courant après un autobus) et une activité cardiaque inhabituelle. Cela implique qu'une situation ne peut pas être interprétée de manière satisfaisante sans son contexte. Dans [Moreno et al., 2005] on retrouve aussi le distingo entre alarmes génériques, absolues, et critères spécifiques, déterminés par un médecin à propos d'un patient, qui peuvent donc être adaptés aux pathologies recherchées et à l'état de santé de la personne à surveiller.

En outre, parmi les alarmes subjectives doivent être pris en compte les situations où des signes potentiellement avant-coureurs d'alertes sont détectés [Hayes-Roth, 1995] ; l'alarme sera alors vue non comme un indice isolé et irréfutable, mais comme une combinaison de facteurs, ou un l'aboutissement d'un chemin d'hypothèses où plusieurs indices concordants ont été accumulés.

Enfin, selon la nature du système proposé, une alarme peut être une décision autonome de la machine ou bien un mécanisme d'aide à la décision, par lequel l'attention d'un observateur humain est attirée. Dans le cas des transports en commun, un système de vidéo-surveillance peut reconnaître des motifs alarmants et ainsi permettre d'attirer l'attention d'un expert humain [Odobez et al., 2012], ce qui s'inscrit dans la ligne du Monitorat comme facilitateur de prise de décision (plutôt que comme acteur de la prise de décision ou du diagnostic). Ces alarmes doivent prendre en compte la charge cognitive des humains qui reçoivent l'information, en restant parsimonieux et en filtrant les messages pour ne pas dégrader la capacité de l'humain à accomplir d'autres tâches [Oron-Gilad, 2013].

1.1.5 Spécificités du Domaine Physiologique

Les données physiologiques se caractérisent par une forte ambiguïté (plusieurs situations différentes peuvent se traduire par des données similaires sur certaines grandeurs comme le rythme cardiaque), et la différence de variabilité selon les situations (l'effort physique génère une plage de valeurs bien plus large que le repos par exemple). Les modèles doivent, par ailleurs, être ajustés à la personne, tant au niveau de la physiologie (forme physique, âge, sexe notamment) qu'au niveau "comportemental" (habitudes alimentaires, transpiration, allergies, métabolisme...). Si l'on considère les capteurs ambulatoires et non-invasifs, les dispositifs sont, de surcroît, sujets au bruit et, dans tous les cas, aux artefacts [Williams et al., 2005]. Les données physiologiques peuvent être difficiles ou coûteuses à obtenir ; certaines situations sont en outre compliquées à observer, pour des raisons éthiques : par exemple, on ne pourra pas mettre une personne en hypothermie pour apprendre un modèle de données correspondant à cette situation. Lorsque l'apprentissage requiert de grandes quantités de données ou que celles-ci sont expérimentalement hors de portée, [Duchene et al., 2003] suggère l'utilisation de la simulation, qui permet par ailleurs de faire varier les grandeurs afin d'appréhender le comportement du système, en conditions réalistes sinon réelles.

Le suivi médical associe cependant parfois, à ces données brutes, des informations renseignées par des patients [Isern et al., 2010]. Il s'agit, dans ce cadre général, soit de suivre des évolutions pouvant, à plus long terme, laisser présager des situations critiques, soit de détecter immédiatement des écarts par rapport à des normes de valeurs établies. Il peut aussi s'agir de systèmes analysant ponctuellement des données (séries temporelles précédemment collectées ou valeurs ponctuelles), avec un but diagnostic précis en fonction d'une pathologie identifiée ou soupçonnée chez un patient [Cervantes et al., 2006]. Par exemple, [Bagues et al., 2006] propose un système distribué où des appareils ambulatoires surveillent les ECG de patients à domicile ; des classificateurs sont appris hors-ligne et permettent de détecter des arrythmies cardiaques en ligne, dans le but d'alerter un spécialiste : il s'agit là d'un système basé sur l'alerte (pas nécessairement sur la reconnaissance exacte de la situation de la personne dans toute sa complexité). Le raisonnement y est entièrement délégué au classifieur, sans prise en compte du contexte car l'objet de l'alerte (arrythmie) est inquiétant de manière absolue (indépendamment du contexte).

Par ailleurs, le système *Prognosis* [Pantelopoulos and Bourbakis, 2010] propose des automates à états finis "flous" pour prendre en compte les différentes grandeurs qui peuvent caractériser des niveaux de situations plus ou moins alarmantes ; si l'incertitude des capteurs (qualité et manque d'informations) est prise en compte à travers une catégorisation floue des signaux (signal par signal), le monde des possibles est en revanche considéré comme exclusif et exhaustif. Cela est cohérent dans la mesure où les données sont caractérisées par rapport à des critères correspondant aux symptômes recherchés (par exemple, un seuil de tension systolique pour qualifier l'hypertension).

Positionnement

Le système SuPerCo est basé sur des capteurs ambulatoires. Nous considèrerons ici que nous disposons d'un nombre restreint d'accéléromètres et de capteurs mesurant des grandeurs physiologiques. Cela nous place dans un cadre à forte incertitude (bruit, ambiguïté), et pour lequel les données ne sont ni particulièrement nombreuses ni coûteuses à traiter (en termes de temps de calcul). C'est à partir de modèles pré-établis (connaissance experte et personnalisation) que se fera la reconnaissance, avec comme objectif la détection d'alarmes au plus tôt.

Les données que nous utilisons nous mènent à construire des modèles hétérogènes, c'est-à-dire utilisant des capteurs différents et, parmi ceux-ci, des caractéristiques variables. Nous sacrifions donc la comparabilité à l'expressivité. Afin de mieux appréhender la complexité des situations et les différentes combinaisons de facteurs, nous proposons plusieurs niveaux d'abstraction représentant des hypothèses *atomiques*, proches des données, et des compositions représentant des situations complètes, qui peuvent être vues comme des étapes d'un scénario global [Vettier et al., 2012].

Par ailleurs, la décomposition de la tâche de reconnaissance peut concerner non seule-

mement les modèles de représentation des situations, mais également la partie calculatoire : [Avanzi et al., 2005] affirme qu'il est préférable d'utiliser une combinaison d'algorithmes simples, pour chaque situation que l'on souhaite reconnaître (au sein d'une architecture générique permettant la réutilisation), plutôt qu'un algorithme monolithique prenant tous les possibles en considération. On notera en outre qu'il est plus aisé d'ajouter des algorithmes simples à une base existante que reprogrammer un bloc monolithique afin de prendre en compte de nouvelles situations possibles.

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 entités distinctes, et la seconde sur des coalitions 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. Nous chercherons donc à limiter le coût lié à la combinaison de ces hypothèses locales en une vision globale cohérente.

De la manière de représenter les situations (dûe à la fois à la nature des données entrantes et aux besoins applicatifs) découlent les méthodes de raisonnement (l'influence est réciproque).

1.2 Raisonnement

La reconnaissance, de l'activité humaine ou autre, implique d'une part d'avoir des modèles de représentation, mais aussi de raisonnement pour comparer les modèles appris et les observations perçues. La Perception est donc suivie d'une Décision, voire d'Action. Représentation et Raisonnement sont intrinsèquement liés dans la mesure où la façon de raisonner influe sur la forme des modèles, et les modélisations possibles contraignent le raisonnement.

1.2.1 Sources d'Information et Monde des Possibles

La représentation du problème est liée aux sources d'informations ainsi qu'aux besoins applicatifs ; ces deux aspects forment donc un cadre bivalent données-exigences qui va contraindre les possibilités de raisonnement. L'impact sur la représentation concerne la nature du monde

des possibles (ou *espace d'états, cadre de discernement* [Seo and Sycara, 2006]) : exhaustivité des modèles (monde ouvert ou monde fermé), exclusivité des situations (une "vérité unique" ou plusieurs possibles), homogénéité ou hétérogénéité des sources d'informations (qu'il s'agisse de systèmes hybrides, tels que l'outil surveillant le pilotage d'un avion de [Lesire and Tessier, 2005], où l'on combine données continues et évènements ponctuels, ou bien simplement de capteurs multiples, voire de caractéristiques différentes des signaux).

La multiplicité des sources d'informations mène à étudier les possibilités de fusion de données [Bloch and Maitre, 1994]. Celle-ci a notamment pour but de réduire l'incertitude et augmenter la robustesse de l'interprétation, en exploitant les correspondances entre signaux. L'objectif est d'obtenir de nouvelles données, plus informatives et éventuellement plus synthétiques. Ces données peuvent être ainsi fusionnées directement au niveau des valeurs numériques entrantes, ou après divers prétraitements (y compris des couches "basses" d'interprétation).

On cherche ainsi à combiner avantageusement des ensembles de données potentiellement conflictuelles [Guhl and Shanahan, 2007], en une représentation unifiée d'un aspect particulier du monde observé [Shanahan, 2005, Clark and Yuille, 1990].

1.2.2 Approches Statistiques et Symboliques

L'hétérogénéité de ces multiples sources ne présente guère de défi tant que les différentes hypothèses se rapportent aux mêmes ensembles de mesures. En revanche, la comparaison d'hypothèses basées sur des ensembles indépendants d'observations (de *preuves*) nécessite une fusion non au niveau des signaux, mais au niveau des différentes interprétations qui en sont faites. Un cadre mathématique strict est apporté à cette comparaison d'interprétations par les fonctions de croyance [Ramasso et al., 2012] ou la Théorie de la Preuve [Shafer, 1976]. En revanche, ces théories nécessitent de considérer des ensembles finis et exclusifs d'hypothèses. Pour obtenir un ensemble fini de possibles à partir d'hypothèses non exhaustives, un état "inconnu" ou "ambigu" peut être ajouté. On distinguera alors les méthodes se basant sur la reconnaissance de *séquences hautement prévisibles* et celles qui se penchent sur la détection d'inattendu. Un état "inconnu", qui représente *le reste des possibles*, représentera alors les *anomalies* que l'on souhaite détecter. [Joo and Chellappa, 2006] propose, pour un système de surveillance vidéo, de détecter des comportements anormaux sur un parking par une grammaire : si les données entrantes ne correspondent pas à la syntaxe, l'anomalie est rapportée. Dans un cas plus général, on peut considérer que ces anomalies résultent d'une mesure de déviation par rapport à un schéma attendu. À l'inverse, les situations ne correspondant pas aux situations connues peuvent être explorées pour leur chercher une explication ; par exemple en utilisant un raisonnement à base de cas (CBR), ou au minimum prises en compte dans l'interprétation globale : [Guhl and Shanahan, 2007] donne l'exemple d'un robot mobile spécialisé, confronté à un objet qu'il ne connaît pas, et qu'il doit pourtant contourner afin d'éviter une collision.

Par ailleurs, la Théorie des Possibilités [Dubois and Prade, 2007] utilise deux mesures de

Possibilité (degré de cohérence avec les mesures : entre "impossible" et "tout à fait plausible") et *Nécessité* (degré de d'incertitude, entre ignorance totale et certitude) ; on peut ainsi manipuler des hypothèses non-exclusives, ou représenter plus finement l'évaluation d'une hypothèse, sur deux axes orthogonaux. Un intérêt fondamental de cette approche est qu'elle permet de représenter le fait qu'une hypothèse soit tout à fait possible (pas de données contradictoires) du fait qu'il soit très *probablement* vraie. Cette possibilité associée à une hypothèse est aussi dans le paradigme des *Context Spaces* [Padovitz et al., 2005], où les hypothèses se voient attribuer un *degré de support*, inspiré par la Théorie de l'Utilité Multi-Attributs (MAUT, [Winterfeld and Edwards, 1986]) représentant l'accumulation de preuves positives. Par ailleurs, dans [Guhl and Shanahan, 2007] on retrouve une notion de "support" représentant la plausibilité perçue d'une hypothèse, associée à une "confiance" mesurant le degré d'incertitude.

Ainsi, on peut distinguer deux approches : un raisonnement probabiliste, basé sur un monde fermé d'hypothèses comparables (par exemple [Noury et al., 2012] cherche à reconnaître un ensemble restreint d'activités de la vie quotidienne à partir de capteurs actimétriques dotés de modèles homogènes), ou une vision plus symbolique, où la tâche consiste à *trouver des explications* à un ensemble d'observations. C'est la vision défendue notamment par [Shanahan, 2005] de la perception considérée comme un processus *abductif*.

1.2.3 Abduction

La *déduction* consiste à tirer des conséquences logiques, et l'*induction* à généraliser à partir d'un certain nombre d'exemples concordants. L'abduction donne à un ensemble d'observations Y une explication possible A parmi d'autres B, C, etc. Il convient donc de systématiquement maintenir que A est possible, mais pas certaine. Une anomalie détectée dans les signaux entrants (par exemple une perturbation de la fréquence respiratoire) peut, selon ces mécanismes, être *expliquée* comme étant du bruit, ou explorée sous les angles possibles d'hypothèses contextuelles (comme par exemple une quinte de toux ou la boisson d'un grand verre d'eau). Charles Sanders Peirce soutenait que l'abduction, la déduction et l'induction forment un triplet suffisant pour le raisonnement, mais que seul chaque forme est incomplète.

Le Diagnostic Basé sur Modèles (MBD) et ses variantes [Palma et al., 2006] est une forme de raisonnement abductif : un modèle suscite des prédictions d'observations, comparées aux données pour en vérifier la validité. Dans ce cadre, les aspects temporels du diagnostic sont cruciaux [Trave-Massuyes et al., 2008] ; les temps ne sont pas nécessairement exacts mais plutôt estimés.

Il est généralement considéré que le diagnostic doit être réalisé par la recherche de contradictions, plutôt que par l'apport de preuves positives. Si l'on admet qu'une enquête de *détective* puisse rechercher des preuves pour étayer une piste (le travail de la défense étant alors, justement, de rechercher des contradictions), la *preuve* par exemples positifs est une faute méthodologique

majeure en Sciences. La relation abductive est alors utile par sa contraposée : soient une hypothèse A et une observation Y tels que $A \Rightarrow Y$, alors si Y est vrai A est possible, et si Y est faux alors A est impossible. Dans certains cas il n'est pas question de prouver mais de vérifier la possibilité d'une hypothèse. Le raisonnement par *Abduction* consiste ainsi à considérer qu'une hypothèse est plausible pour autant que les observations soient cohérentes avec son modèle. La contraposée, permettra à l'inverse d'infirmer une hypothèse si les observations ne lui correspondent pas.

En robotique, les travaux sur la vision abductive de [Shanahan, 2005] mettent en avant une difficulté majeure de l'abduction : gérer les multiples explications potentielles. La perception *active* devient alors une action de réduction d'ambiguïté : à partir d'un ensemble d'explications possibles, agir de manière à collecter des informations discriminantes pour réduire l'ensemble des explications possibles. Shanahan prend pour exemple des robots poussant des objets afin d'en voir les différentes faces pour en affiner la reconnaissance : il s'agit alors d'une action réifiant une transition modélisée dans un *graphe d'aspect*, représentant des *transitions* possibles entre les différentes faces de l'objet : différents aspects de l'hypothèse. Pour étayer l'hypothèse que l'objet observé est un objet spécifique, le robot le fait tourner ; il s'agit là d'une vérification d'abstraction descendante (*top-down*), dans la mesure où l'on vérifie des hypothèses de *bas niveau* (l'image d'une face du solide) suggérées par une hypothèse de *haut niveau* (la forme connue, en trois dimensions, de l'objet recherché).

Par ailleurs, des évènements précis mais relativement courts dans le temps ou flous dans leur traduction en données capteurs peuvent être impossibles à inférer depuis les données : ils n'apparaissent que comme des perturbations ambiguës qui pourraient être le résultat d'un très grand nombre d'autres évènements. Dans le domaine de la physiologie on peut prendre pour exemple une quinte de toux, ou bien le fait de boire un peu d'eau. Ces hypothèses ne peuvent ainsi provenir que d'un contexte d'abstraction plus élevée, et ne peuvent être "vérifiées" qu'à travers l'absence d'observations contradictoires.

Ce lien entre niveaux d'abstraction suggère à la fois une décomposition de phénomènes complexes en sous-phénomènes partiels, et un lien inverse de compositions d'observations simples en modèles plus complets [Seo and Sycara, 2006].

1.2.4 Interprétation Temporelle

Le Monitorat a un déroulé dans le temps ; dans le cas des données physiologiques notamment, les signaux entrants sont des séries temporelles. En revanche, plus généralement en Intelligence Ambiante, les entrées peuvent aussi être constituées d'évènements ponctuels, comme des ordres vocaux pour un appartement intelligent [Chahuara et al., 2012] ou les actions d'un pilote dans un avion, telles que sortir le train d'aterrissage : [Lesire and Tessier, 2005] propose un système hybride associant de tels évènements à des signaux continus représentant la position d'un avion ; pour déterminer la phase de vol dans laquelle se trouve l'appareil, le système procède ainsi à

une fusion d'estimation particulaire de la position et d'un réseau de Pétri décrivant les actions du pilote. C'est à partir d'une connaissance préalable des procédures de vol que l'estimation de l'activité de pilotage se fait [Tessier, 2003]. C'est une approche bi-directionnelle : attentes *descendantes* venues de la connaissance du domaine et retours *ascendants* des données).

Deux aspects de la surveillance vidéo en particulier se rapportent au cas plus général de la reconnaissance d'activité : la traque d'un même objet dans le temps (d'image en image, voire de caméra en caméra), et la prise en compte d'éventuels obstacles qui pourraient masquer tout ou partie de l'objet à reconnaître (par exemple, un banc cache les jambes d'une personne debout derrière, avec éventuellement l'impact du niveau de luminosité).

Dans le premier cas, il s'agit de retrouver un motif temporel, voire une coopération entre différentes entités pour "prendre le relais". Pour la vidéo, on retrouve généralement dans les architectures proposées des modules de "traque" qui suivent des formes spécifiques d'image en image ; c'est alors sur ces traques que les raisonnements sont faits : reconnaître des postures (par exemple par SVM [Brdiczka et al., 2007]), dont on extrait des motifs tels que des interactions sociales ou des comportements délictueux, ou retrouver une personne qui passe derrière un arbre [Hongeng et al., 2004].

Par ailleurs l'interprétation dans le temps doit être considérée selon deux angles : la reconnaissance immédiate "au fil de l'eau" et l'évaluation a posteriori par rapport à des motifs plus ou moins souples. En reconnaissance de parole, lorsque les mots sont isolés, ceux-ci peuvent être reconnus a posteriori par DTW (*Dynamic Time Warping*), car les mots ne sont jamais prononcés de la même façon par une personne ; il est donc nécessaire d'inclure un niveau de tolérance lorsque sont comparées les séries temporelles perçues et les modèles d'hypothèses. Par ailleurs, la prononciation des mots varie avec la personne (accents par exemple) et l'environnement acoustique [Vacher et al., 2011]. Ce n'est qu'une fois qu'un mot est perçu en entier qu'il est analysé ; de même, une phrase sera considérée dans son ensemble (y compris en prenant en compte l'incertitude [Thomson et al., 2008]) plutôt qu'au fur et à mesure de sa prononciation. [6] La reconnaissance immédiate peut être basée sur des évènements, ou sur des fenêtres temporelles souples. Une possibilité consiste également à fournir des estimations qui s'affinent au fur et à mesure de l'arrivée de données supplémentaires (à la manière d'un algorithme *anytime*).

Certains types de surveillance sont adaptés au formalisme *Évènement-Condition-Action* (ECA), notamment l'utilisation d'appareils communs "connectés" [Gomez-Sebastia et al., 2013] (comme par exemple un pilulier intelligent), ou des successions d'actions atomiques telles que des mouvements, ayant une valeur unitaire, reconnus par des algorithmes de traitement d'image [Montgomery et al., 2011]. On trouve dans ces raisonnements ECA une base de règles (par exemple avec un moteur Rete), où le raisonnement est conduit par ces règles (ou combinaisons

6. Ce qui d'ailleurs n'aurait guère de sens, en particulier dans des langues comme l' allemand par exemple, où les termes importants comme les verbes ont tendance à être placés en dernier.

de règles) : cela mène au problème classique de cohérence des systèmes à base de règles (à grande échelle). Dans ces cas de reconnaissance d'évènements, le raisonnement est basé sur une succession d'occurences (d'évènements différents), dans un ordre et une durée données (règles, scripts, scénarios) ; ces évènements sont des états atomiques qui, seuls, ne contribuent guère à la conscience de la situation.

Or, cette nécessité, pour appréhender l'intégrale complexité d'une situation, de prendre en compte différents éléments atomiques, mène d'une part au besoin d'intégrer des informations implicites sur la situation [Dey, 2001], mais aussi à des schémas de décomposition de situations en sous-phénomènes, basés sur les besoins applicatifs ou génériques.

1.2.5 Interprétation et Alarmes

On peut distinguer les situations où la situation alarmante correspond à un modèle connu (par exemple un scénario de vandalisme sur distributeur de boissons, [Avanzi et al., 2005]) ou bien une incohérence entre situation attendue et situation observée (certains travaux liés à la Cognition parlent de Dissonance [Chassy et al., 2011]). Dans le cas où l'on étudie simultanément plusieurs hypothèses, il est aussi intéressant de considérer le cas de la Contingence [Chassy et al., 2011], pour lequel une situation alarmante peut être avérée (données cohérentes) ou non (d'autres hypothèses sont aussi possibles).

À l'opposé, dans le cas où faillir à détecter une menace peut avoir des conséquences dramatiques, l'alerte sera levée dès que la possibilité d'une situation alarmante (simultanément à d'autres non alarmantes) sera détectée ; [Stanton and Bessel, 2013] donne l'exemple de procédures de sous-mariniers, où il s'agit de rechercher activement n'importe quelle raison de ne pas accomplir une action augmentant la vulnérabilité du bâtiment.

Enfin, une alarme peut être l'aboutissement d'un cheminement de raisonnement dans le temps, où l'accumulation d'indices concordants peut laisser présager une situation future potentiellement alarmante. Le raisonnement abductif prend ici tout son sens : dans le cas où les observations rendent une alarme possible mais non certaine, c'est alors justement cette éventualité qui est le résultat de l'interprétation. Du point de vue de l'Observateur, cela est équivalent à un filtrage identifiant des situations qui méritent son intérêt, et constitue donc une aide à la décision de l'humain. [Oron-Gilad, 2013] évoque, dans le cadre de fantassins assistés de drones, cette utilité d'un filtrage pour suggérer à l'humain des informations pertinentes ; [Odobez et al., 2012] présente le même concept dans une application de sécurité dans un métro, où l'attention d'un surveillant doit être attirée vers les caméras les plus pertinentes (détection de motifs qui ne sont que potentiellement alarmants).

Positionnement

La clef du raisonnement tient dans la nature des données disponibles ; ici nous disposons d'une part de valeurs d'accéléromètres, et d'autre part de données de physiologie (rythme cardiaque, fréquence respiratoire). Celles-ci sont les plus informatives quant à la santé du Sujet, mais sont très ambiguës. Il est donc nécessaire que le système, par construction, puisse gérer simultanément plusieurs hypothèses que les observations rendent plausibles mais ne confirment pas ; c'est ainsi que nous privilégions un raisonnement abductif, où l'on émet des hypothèses dont la plausibilité est vérifiée, mais dont l'incertitude est acceptée (car inhérente à l'incomplétude des données et l'imprécision relative des modèles).

Dans le cadre du projet SuPerCo, nous nous intéressons à la définition d'exigences (en termes de déroulé) de la part soit de l'Observateur (mission) soit d'un expert en physiologie (diagnostic précoce). Dans le cas d'une mission à suivre pour un soldat, le déroulé peut inclure des boucles, des chemins parallèles (faire une activité ou bien une autre, puis enchaîner avec une troisième dans tous les cas), et le niveau de granularité peut varier : on peut imaginer qu'une mission inclue une période d'activité physique importante (ce qui est vague) alors qu'une autre spécifie plus précisément une ascension de colline à pieds avec sac, la construction d'un igloo, etc. À ce potentiel de granularité doit être ajouté une notion de proximité sémantique pour permettre à l'exigence de l'Observateur d'être plus ou moins tolérante, sachant que l'imprécision et la partialité des capteurs ne permet pas forcément de bien différencier les hypothèses de grain fin.

Les besoins applicatifs de SuPerCo comportent à la fois la nécessité de surveiller des critères basiques (par exemple, une valeur de rythme cardiaque à zéro est *très* alarmante), mais aussi des interprétations plus complexes relevant à la fois de la fusion d'informations multi-sources et de la prise en compte du contexte. En particulier, à cette surveillance de la santé du Sujet, s'ajoute le besoin de reconnaître le déroulé de son activité, afin de le comparer à un Scénario complètement dépendant des exigences de l'Observateur.

À ces critères *fonctionnels* de situations alarmantes à reconnaître, s'ajoutent des exigences sur la qualité de l'interprétation. C'est pour maintenir cette qualité d'interprétation que les systèmes de Monitorat sont généralement adaptatifs, par l'application de pilotage sensible au contexte.

1.3 Pilotage

La nécessité de diviser le problème global en sous-problèmes plus "simples" vient d'une part du besoin d'algorithmes à complexité limitée [Avanzi et al., 2005], avec fusion des résultats, et d'autre part de la nécessité éventuelle d'algorithmes différents selon la situation, qu'il faut alors choisir dynamiquement [Portet et al., 2008]. Avec un grand nombre de situations possibles, le coût d'évaluation de l'ensemble peut en outre être exponentiellement élevé [Amate et al., 2011].

Le même raisonnement peut s'appliquer au choix des signaux ou paramètres les plus pertinents à analyser [Merghem et al., 2003], dans les cas où les données entrantes sont pléthoriques. Introduire des mécanismes de pilotage va ainsi permettre de réduire le nombre de situations étudiées simultanément, réduisant d'autant le coût, l'ambiguïté et, au bout du compte, les erreurs.

Par ailleurs, par *pilotage* on entend bien plus que le choix des hypothèses à étudier, ce qui relève, nous le verrons, de la Prédiction-Vérification. Le pilotage comporte une dimension corrective (évaluation des composants, ou "modules auto-évaluateurs" [Crowley, 2006]), et des directives de focalisation, soit pour répondre à de potentiels problèmes dans le futur (dont les signes avant-coureurs sont détectés ; par exemple dans le domaine de la domotique et de la gestion de l'énergie, [Abras et al., 2010]), soit pour correspondre à des plans qui prennent en compte la juste affectation des ressources ou la criticité de la situation, notamment dans le domaine médical (Système Guardian de [Hayes-Roth, 1995]).

1.3.1 Contexte

Dans les travaux consacrés aux architectures logicielles [Padovitz et al., 2005, Crowley, 2006, Boytsov et al., 2009], c'est le *Contexte*, défini par [Dey, 2001] comme *toute information qui peut être utilisée pour caractériser la situation d'une entité*, qui doit dicter les choix faits en matière de pilotage. [Greenberg, 2001] voit le contexte comme une construction dynamique reflétant l'intégralité des influences extérieures au cours du temps. C'est-à-dire que l'architecture logicielle doit permettre au processus de raisonnement de prendre en compte non seulement les données entrantes mais aussi les contraintes applicatives, le passage du temps et les choix de raisonnement précédents. Dans le cadre d'un raisonnement dans l'incertain il s'agit notamment de conserver une information quant à l'accumulation d'incertitude à travers la succession de décisions.

Si les contraintes applicatives et la forme des contextes à représenter et prédire sont variés, on trouve dans la littérature des tentatives pour donner une définition générique du contexte et, comme conséquence, des propositions génériques d'intergiciels pour la prédiction de contexte [Zaslavsky, 2010, Roy et al., 2007], laissant à ce concept une grande latitude d'implémentation. Ainsi, le modèle des *Context Spaces* [Padovitz et al., 2005] est une approche générique pour la modélisation du contexte, basée sur la représentation spatiale, et utilisée notamment dans l'architecture SACAAR [Saguna et al., 2011] proposée pour de la reconnaissance d'activité humaine par fusion d'informations multi-sources (GPS, accéléromètres, physiologie).

Ces approches se placent, d'une certaine manière, en opposition à des méthodes calculatoires telles que les chaînes de Markov, qui ne considèrent un état qu'en fonction de l'état précédent (auquel cas la question se pose de déterminer la quantité d'informations que "l'état précédent" contient). En outre, la question de la source des modèles doit être posée : apprentissage statistique (y compris pour les transitions entre hypothèses), ou connaissance experte. Si l'apprentissage statistique nécessite des ensembles de données conséquents, la connaissance

experte pose, elle, le problème de l'adaptation du modèle aux spécificités des sujets.

En résumé, il convient de considérer que le terme générique de *contexte* représente les informations, passées d'un niveau d'abstraction haut à un niveau inférieur, et que l'on ne peut pas vérifier avec des capteurs ; [Pantelopoulos and Bourbakis, 2010] donne l'exemple de la douleur ou du malaise. Ainsi, le terme est intrinsèquement lié à la notion d'hypothèse et de point de départ ; en retour, la perception et la vérification peuvent apporter des corrections au contexte supposé, formant ainsi une boucle constante de perception et de choix portant sur quoi percevoir [Felsberg et al., 2009].

Par ailleurs, [Meyer and Mili, 2008] proposent un pilotage adaptatif de la surveillance, dans le cadre d'un réseau de capteurs, où des ensembles d'agents situés sont sélectionnés en fonction de leur utilité du moment (un agent représentant ici un capteur, avec des agents "noeuds" pour décentraliser la décision, mais l'on peut transposer la représentation d'un capteur géositué à une hypothèse de situation, située elle aussi). La population d'agents actifs est ainsi régulée pour assurer la qualité de l'interprétation. Des approches plus centralisées, à base d'agents "maîtres" dotés de mécanismes de gestion [Merghem et al., 2003] ou de "plans de contrôle" [Hayes-Roth, 1995] ont été proposés, divisant selon un principe hiérarchique plusieurs catégories d'agents : on trouve alors des agents assez réactifs, chargés de visions locales, et d'autres dont la fonction est plutôt la synthèse et l'anticipation des situations à venir. Le pilotage est avant tout basé sur la temporalité.

Ainsi l'objectif est de garder le système focalisé sur les hypothèses les plus pertinentes, tout en assurant néanmoins une certaine ouverture en explorant de possibles transitions (en particulier dans le cas où les hypothèses courantes ne sont pas assez satisfaisantes). De nombreuses méthodes, telles que les *filtres particulaires* par exemple, utilisent ce principe de rééchantillonnage, basé sur un cycle de prédiction d'hypothèses, vérifiées vis-à-vis des données ; cette évaluation mène à la prédiction suivante, de proche en proche ou avec une dose d'aléatoire pour éviter les extrema locaux (exemple du *recuit simulé*).

1.3.2 Prédiction / Vérification

Au fur et à mesure de l'évolution de la situation de l'objet surveillé, les données des capteurs vont évoluer. Dans le cas où l'on ne peut pas étudier l'ensemble des possibles à tout instant, il faut alors choisir quelles seront les hypothèses émises pour refléter ces changements. Deux approches sont possibles : ascendantes (*bottom-up*), où l'on infère la situation suivante en fonction du changement constaté, et descendantes (*top-down*), où les changements sont prédits en fonction d'une connaissance préalable, qui peut être basée sur la situation précédente et sur des probabilités de transition ou des règles expertes.

On peut faire un parallèle entre la Prédiction-Vérification, qui est ancrée dans l'aspect temporel (rééchantillonage pour améliorer l'itération suivante), et le rapport entre biais et variance dans les problèmes d'apprentissage : à un fort biais doit correspondre une forte variance com-

pensatoire, tout comme une Prédiction *ouverte* doit permettre de corriger des hypothèses que la phase de Vérification a révélé erronées.

Le principe du rééchantillonage, c'est-à-dire essayer de nouvelles hypothèses lorsque celles existantes ne sont plus satisfaisantes, est bien illustré par les méthodes *Sequential Monte-Carlo*, aussi appelées Filtres Particulaires, où l'on manipule un nuage de points dont les importances respectives sont fonction de leur cohérence avec les observations ; de nouveaux points sont régulièrement générés pour remplacer les moins bons d'entre les existants.

La question principale du problème de Prédiction est de savoir comment générer les nouvelles hypothèses. Si l'on veut estimer la position d'un avion par rapport à une carte topographique, on peut générer de nouveaux points en fonction de la vitesse précédente et des points précédemment supposés bons (filtres de Kalman). Si l'on cherche à reconnaître les étapes d'une réaction chimique ou d'un processus industriel, des règles de changement d'état d'un automate (ou de place d'un réseau de Pétri) donnent les paramètres à vérifier.

Des modèles tels que les réseaux Bayésiens ont l'avantage de représenter à la fois une méthode de représentation des connaissances, et un moteur de probabilités conditionnelles. En termes de modèles statistiques, on notera l'usage fort répandu des modèles de Markov cachés (HMM).

Le principe de prédiction-vérification peut ainsi être considéré sous l'aspect de la navigation entre hypothèses, où l'objectif est, comme pour les filtres particulaires, d'adapter la population d'hypothèses au fil du temps pour assurer la qualité de l'interprétation. Outre les liens basés sur les probabilités, on peut aussi considérer des liens de proximité (ou de distance). Dans le cadre des *Context Spaces*, [Padovitz et al., 2005] propose un *degré de similitude*, correspondant à une distance euclidienne entre hypothèses présentées sous forme de vecteurs. Ce degré permet aux auteurs de tenter de raccrocher une situation inconnue (mais caractérisée en vecteur par les capteurs) à des cas connus.

Un autre aspect de la prédiction-vérification concerne non l'interprétation mais l'action préventive, qu'il s'agisse d'économiser l'énergie (ou d'optimiser des actions dans le domaine de la domotique [Abras et al., 2010]), de détecter des symptômes précurseurs d'un problème de santé (et lancer des prises de mesures supplémentaires, dans un régime de crise [Hayes-Roth, 1995]), ou des besoins en termes de services dans le cadre de l'informatique ubiquitaire. Plus que simplement interpréter, ces systèmes ont pour but d'agir (et cette action a un effet sur l'interprétation, perpétuant une boucle de *feedback* où le monde est perçu selon des critères qui eux-mêmes sont ajustés au monde perçu [Klein et al., 2006]).

Ces deux aspects concernent les fonctionnalités des systèmes, et donc la reconnaissance de l'activité du Sujet ; mais la qualité opérationnelle des systèmes eux-mêmes est sujette à une forme de pilotage.

1.3.3 Qualité, Efficacité

La qualité d'interprétation a deux facettes : détecter les hypothèses correspondant à la vérité-terrain, et assurer la juste adaptation des moyens aux besoins : *"le rôle de l'Action dans la Perception est non seulement de maximiser l'information utile, mais aussi de minimiser l'information inutile"* [Shanahan, 2005]. Les exigences de qualité portent donc sur des critères tant fonctionnels (*efficience*) que non-fonctionnels (*efficacité*).

Les critères non-fonctionnels regroupent d'une part la clarté de l'interprétation proposée (ambiguïté réduite) et, d'autre part, la tolérance aux fautes, à travers la capacité du système à pallier une perte d'informations (capteur inopérant) ou une augmentation du bruit, voire la présence d'artefacts. Ajouter des dispositifs pour assurer la conformité de l'interprétation à un certain niveau exigé a un coût. Il peut s'agir d'un coût calculatoire, ou d'un coût de communication. À cet effet l'intergiciel décrit par [Roy et al., 2007] définit un coût associé à sa métrique de "Qualité de Contexte" (une mesure d'incertitude dont l'objectif est d'ajuster au mieux le nombre minimum de capteurs estimé nécessaire pour évaluer une situation de manière satisfaisante). Dans un cas où les hypothèses courantes sont bien choisies (décrivent bien la vérité terrain : peu de biais), l'exigence d'efficacité dicte la réduction de l'ouverture prédictive (variance).

Par ailleurs, ces exigences de qualité de fonctionnement peuvent être complétées par des exigences d'ordre plus social, qui ont vocation à évoluer au cours du temps : vie privée, rôle dans un jeu [Badeig et al., 2012], intérêt variable de l'observateur pour des situations particulières, besoin accru d'efficacité en temps de crise [Hayes-Roth, 1995] ou de conservation d'énergie dans des batteries.

Cette large panoplie d'exigences, qui portent sur des critères absolus ou dépendant du contexte (voire de l'observateur [Moreno et al., 2005]), à propos de la situation de l'objet observé ou bien du système lui-même, représente autant de contraintes hétérogènes sur le fonctionnement du système. Il sera donc utile d'avoir un formalisme de règles [Badeig et al., 2011] suffisamment souple pour présenter, dans un cadre homogène, la totalité de ces exigences hétérogènes. Dès lors que l'on souhaite tolérer certains écarts, tant pour réduire la susceptibilité au bruit que pour permettre au système de restaurer sa qualité d'interprétation, le formalisme des systèmes normatifs présente l'avantage de modéliser des aspects déontiques et de pénalités. Nous verrons dans la section 1.4 que les Systèmes Multi-Agents Normatifs paraissent adaptés à la gestion d'hypothèses multiples pour le suivi de l'activité humaine.

Positionnement

Deux obstacles se dressent, dans le cas de notre étude, sur l'utilisation de modèles probabilistes. Le premier est que ces modèles requièrent généralement un ensemble d'états possibles fini, connu, et sans chevauchement, c'est-à-dire à la fois exhaustif et exclusif. L'exhaustivité peut

être simulée par l'ajout d'un état Inconnu. Le second obstacle concerne la pertinence même de la notion de probabilité dans une application de surveillance : dans la mesure où l'on cherche à détecter les écarts à l'attendu (et pas seulement les étapes d'un scénario scripté), focaliser l'attention sur les possibilités les plus fréquentes pourrait revenir à aveugler le système de surveillance d'activité. C'est pourquoi nous avons privilégié l'approche symbolique à l'approche statistique.

Nous proposons de considérer le pilotage du système d'interprétation comme la mise à jour constante d'un *Cadre* au sein duquel une population dynamique d'hypothèses va être évaluée. Ce cadre définit aussi bien des conditions d'activation de mécanismes prédictifs (répondant à des exigences fonctionnelles : reconnaître les situations changeantes du Sujet) que des dispositifs correctifs pour adapter les paramètres du système en situation dégradée.

Ce Cadre est ainsi constitué d'Exigences ; si les dispositifs correctifs échouent à faire rentrer le système en cohérence avec celles-ci, il s'agira alors de transmettre des Alarmes à l'Observateur.

1.4 Architecture

Les systèmes de suivi d'activité humaine sont conçus comme des systèmes hybrides, alliant des traitements de données numériques continues à une symbolisation progressive, couplée à un pilotage adaptatif soutenant la robustesse de l'interprétation. Les qualités requises sont la robustesse (qualité d'interprétation par la tolérance aux fautes, adaptation au contexte) et l'évolutivité (passage à l'échelle, ajout de composants).

1.4.1 Architectures Modulaires ou Distribuées

Un point-clef identifié comme nécessaire à la qualité d'un système de Monitorat est la conception de l'ensemble en différents modules, de manière à ce que les algorithmes, les modèles, et les données des capteurs soient clairement séparés [Avanzi et al., 2005, Montgomery et al., 2011]. L'objectif est double : réutilisabilité et extensibilité. Cette modularité se retrouve dans les principales architectures dédiées à la reconnaissance ou à la vision, telles que [Crowley, 2006] et [Felsberg et al., 2009], ou dans l'habitat intelligent [U. Naeem, 2008]. Les modules sont alors agencés de manière à répondre soit à une progression d'abstraction, soit à la distribution des sources de données. Une propriété commune est que ces modules sont soumis à une évaluation, qui peut prendre la forme d'une confiance associée à la sortie du module [Crowley, 2006] ou à un retour d'informations assorti d'indications de contrôle (*feedback* le long de l'échelle d'abstraction [Felsberg et al., 2009]). La synthèse par un module plus abstrait des sorties de modules plus proches des données est d'ailleurs une conception assez naturelle, par exemple lorsqu'il s'agit de suivre plusieurs trames dans le temps ou sur plusieurs caméras.

Les niveaux d'abstraction peuvent alors constituer un découpage hiérarchique, où les modules *inférieurs* (proches des données et donc, d'une certaine manière, *myopes*) sont soumis

à la supervision d'éléments dotés d'une vision d'ensemble et de capacités de planification ou de gestion [Merghem et al., 2003]. La décomposition en modules de l'architecture n'est donc pas seulement une répercussion de la décomposition en sous-phénomènes du phénomène global étudié : il s'agit aussi de réguler l'activité du système, par la gestion, les règles, les plans de contrôle. Un autre exemple [Roy et al., 2007] d'intergiciel propose ainsi la séparation entre éléments de représentation du contexte et interprétation des signaux des capteurs.

Par ailleurs, dans le cas d'un réseau de capteurs distribués [Fraile et al., 2009], les modules de traitement présents dans une architecture vont aussi refléter la distribution physique des capteurs, serveurs, unités de calcul et de transmission sur le réseau (où chaque module a une tâche particulière dans la chaîne de traitement qui ne relève pas nécessairement de niveaux d'abstraction). Dans une architecture poussant loin l'autonomie des modules distribués, des Cellules Auto-Gérées (*Self-Managed Cells* ou SMC, [Sloman and Lupu, 2010]) associent des services d'interprétation et d'évaluation à chaque appareil (capteurs intelligents). Ce module générique cherche à s'adapter à l'appareil, à travers la découvert de ses fonctionnalités, la gestion d'interruptions (coupures de connexion), et la collaboration avec d'autres modules. Les comportements des SMC sont décrits par des *politiques*, par lesquelles se fait l'adaptation au contexte. Ces SMC sont ainsi des briques de base pour la construction d'architectures modulaires pour l'informatique ubiquitaire.

C'est l'agencement et la régulation de ces modules qui va constituer un verrou des systèmes complexes ; or, le paradigme multi-agent, qui se fonde sur l'interprétation *microscopique* de phénomènes *macroscopiques* (observer un phénomène global à travers la combinaison de vision locales), est une approche prometteuse qui a été largement utilisée dans la conception de systèmes de suivi médical [Isern et al., 2010]. Selon ce paradigme, chaque entité est modélisée par un agent, doté d'une capacité de perception, d'action et de raisonnement autonomes.

1.4.2 Systèmes Multi-Agents

On parle généralement d'un *Agent* pour représenter une entité dotée de capacités de *Perception*, de *Raisonnement* et d'*Action*, ainsi que d'autonomie. Selon les modèles, les agents peuvent disposer de ces capacités à des degrés divers, allant de l'agent cognitif (ou délibératif) autonome interagissant par négociation et réévaluation permanente de ses connaissances (par exemple suivant le modèle BDI de [Rao and Georgeff, 1995]), aux agents réactifs peu autonomes [Fraile et al., 2008], jusqu'au "tout agent" où l'environnement lui-même peut-être considéré comme une forme agentifiée. Sans aborder en profondeur la notion d'agent, nous considérerons ici un *agent* au sens large, comme une entité *située* dans un *Environnement* [Weyns et al., 2007] et dotée de sa propre vision partielle de cet environnement.

Micro / Macro

Les Systèmes Multi-Agents (SMA) ont la particularité de mettre en œuvre une population (potentiellement variable en nombre) d'entités ayant des points de vue distincts (et partiels [Jennings, 2000]), avec des natures ou des capacités hétérogènes, au sein d'un modèle d'organisation et de communication homogène. Ce paradigme est ainsi particulièrement bien adapté à la conception d'une application reposant sur l'analyse simultanée de points de vues partiels et hétérogènes ; l'architecture SMA fournit alors une sorte d'*intergiciel* pour réunir ces points de vues hétérogènes en une synthèse globale. On peut ainsi opérer une fusion non pas des données mais des résultats. Dans une architecture à plusieurs niveaux d'abstraction, cette fusion peut être déplacée, plus ou moins proche des données ou du résultat final comme un curseur, voire elle-même divisée. Il s'agit de déplacer le problème (de la fusion) là où il paraît moins difficile à traiter.

La théorie des Systèmes Multi-Agents évoque la notion d'*émergence* [George et al., 2003], décrivant notamment des comportements auto-organisationnels en physique-chimie (cristallisation), en éthologie (comportements grégaires des fourmis, des oiseaux migrateurs...) ou même pour les comportements sociaux humains (flux de circulation dans une ville, mouvements de foule...). Il s'agit dans ces cas de découvrir et décrire des résultats globaux de comportements locaux, en se basant donc sur les comportements individuels (ce que l'on peut retrouver en Théorie des Jeux notamment), mais aussi sur les relations de proche voisinage entre les individus. Indépendamment de l'ambitieuse notion d'émergence, les phénomènes complexes sont donc traités, dans un Système Multi-Agents, à travers une organisation décentralisée d'entités individuelles dotées de visions locales (des hypothèses de situation dotées de modèles de données). Leurs interactions et l'environnement dans lequel les agents évoluent doivent permettre de faire apparaître la combinaison de leurs résultats sous la forme d'une interprétation globale ayant plus de sens que la somme de ses parties. Dans le but d'homogénéiser ces relations entre entités hétérogènes, nous chercherons un formalisme unifié.

Partage d'Information

Le principe des SMA étant la distribution des traitements au sein d'une population d'agents dotés de visions locales du problème global, la question se pose de partager les informations entre agents. Ce partage peut se faire par communication point-à-point entre agents (passage de message), ou par le biais d'un médium de partage, qui peut être l'environnement. Cet environnement doit être modélisé et constitue une brique à part entière du SMA [Weyns et al., 2007].

L'inconvénient de l'utilisation de messages est que l'entité productrice de l'information doit avoir conscience de celles qui la consomment. La communication par l'environnement permet au contraire au producteur de laisser l'information à qui souhaite la lire (éventuellement en y ajoutant des règles de confidentialité, comme par exemple dans un jeu où la position des pions sur

une table ne doit pas être intégralement révélée, ou pour assurer que les agents ayant accès à une information disposent bien du protocole adéquat pour l'interpréter [Guhl and Shanahan, 2007] ; en s'affranchissant également des langages de communication (type FIPA ACL [7]), l'échange d'informations peut ainsi être vu comme plus flexible. En revanche, il s'agit là d'une forme de centralisation, ce qui peut impliquer des risques liés aux accès concurrents (besoin de sémaphores) ou des goulots d'étranglement [Amigoni et al., 2003]. Une structure *centrale* ou *englobante* (environnement) permet par ailleurs d'enregistrer des *Traces* de l'activité du système dans son ensemble, y compris au-delà des vies individuelles des agents, lorsque ceux-ci font partie d'une population dynamique.

Enfin, la notion d'agent *situé* place l'Agent dans un contexte de raisonnement mais aussi de proximité ou d'accointances avec les autres entités de l'environnement ; en particulier, se pose la question de définir quelle conscience l'agent a de ces autres entités : indirecte par la lecture de leurs traces, ou par des pointeurs directs pour l'envoi de messages ou l'abonnement à des flux et notifications. Cette conscience ne se limite pas aux autres agents mais comprend également les règles, les normes, et a donc a ce titre une valeur déontique. On différencie alors le cas où un agent obéit à une règle qu'il a consciemment adoptée de celui où la règle est diffuse et indirectement acceptée, comme par exemple la gravité dans le monde physique.

1.4.3 Cadre Normatif

Dans un contexte d'informatique ubiquitaire, distribuée et basée sur un grand nombre d'entités faillibles fonctionnant dans des environnements changeants et ouverts, des approches sont proposées dans la littérature pour fiabiliser le fonctionnement de ces systèmes ; la spécification de "lois" à respecter [Carvalho et al., 2005] décrit des protocoles d'interaction, des contraintes temporelles, des normes. Les SMA peuvent aussi être considérés dans des cadres décrivant une structure organisationnelle, où le cadrage dépend du ou des *rôles* de l'agent (ou groupes d'appartenance) ; ces organisations peuvent être déclinées en plusieurs dimensions [Coutinho et al., 2009]. L'environnement dans lequel ces agents *situés* évoluent peut aussi être cadré ; ce sont en particulier les interactions entre agents et environnement qui vont faire l'objet de régulation. [Badeig and Balbo, 2012] propose dans cette optique des *Filtres*, proches du concept de Norme ; ces filtres transmettent l'information et activent les agents qui y ont souscrit : c'est à l'agent de décider quels filtres lui correspondent, c'est-à-dire qu'il adapte ses conditions d'activation à son contexte.

Les systèmes normatifs utilisent des contraintes pour gouverner les comportements des agents ; on trouve dans les normes des opérateurs déontiques (permission, obligation, interdiction) et la possibilité laissée aux agents, autonomes, de désobéir à ces règles. La question est alors de déterminer quelle tolérance opposer à cette autonomie, en particulier par l'application de pénalités aux infractions ; des médiateurs ou d'autres agents peuvent alors être chargés de

7. http ://www.fipa.org/about/index.html

vérifier l'application de ces sanctions [Gateau, 2006].

Ainsi, au sein d'un SMA Normatif, les agents sont-ils susceptibles d'orienter leur comportement en fonction non seulement de leurs buts propres, mais aussi des objectifs globaux, sociaux, du groupe. Ces contraintes sociales, vues comme des règles de production, fournissent aux agents des incitations à l'action ; ces agents peuvent adhérer ou non aux normes, notamment en fonction des rôles qui leur sont attribués ou des groupes auxquels ils appartiennent. Des agents délibératifs ont été proposés [Castelfranchi et al., 1999], pour lesquels l'obéissance aux normes est conditionnée à l'absence d'impératifs contradictoires (buts de plus haute importance). Pour cela, les agents doivent être conscients de la norme en tant que telle, plutôt que comme une règle diffuse inhérente au système entier.

Les normes sont souvent liées aux buts, ainsi qu'aux croyances, des agents. En conséquence, le cadre normatif doit être révisé : on trouvera alors des raisonnements d'agents guidés par des normes sur les buts fonctionnels, ainsi que des raisonnements sur les normes elles-mêmes, menant à des modifications ou des créations [Boella and van der Torre, 2004]. L'évolutivité du système normatif est alors décrite par les règles constitutives du système lui-même.

Les systèmes normatifs ont une fondation dans la formalisation des interactions sociales entre entités capables de raisonnement. Trois dimensions sont déjà identifiées comme nécessaires pour les systèmes d'Intelligence Ambiante : personnalisation, adaptabilité, et perception du contexte ; [Aarts and de Ruyter, 2009] identifie alors trois dimensions supplémentaires qui doivent caractériser un tel système : *social*, *empathique*, et *conscience*. Ces qualités sont nécessaires cette fois non pour le bon fonctionnement des systèmes eux-mêmes mais pour leur interaction avec les humains qu'ils sont censés servir. Aussi l'éthique, la fiabilité (ou confiance) et l'empreinte sociale sont-elles des perspectives à prendre en compte lors de la conception de systèmes informatiques qui, omniprésents, enregistrent les traces de la vie des gens.

Positionnement

[Silvent et al., 2005] définit la *Connaissance* comme le prisme à travers lequel les *Données* et l'*Information* sont traitées ; les données correspondant aux signaux des capteurs et les informations étant le résultat d'abstractions ou de prétraitements appliqués à ces données. Pour la conception des systèmes de surveillance, [Avanzi et al., 2005] suggère la séparation des algorithmes, des modèles et des données.

Aussi proposons-nous ici une architecture modulaire, comprenant d'une part la Base de Connaissances (qui contient les modèles de situations), d'autre part les exigences (contraintes) définies sous forme de règles de fonctionnement, et au centre, un Système Multi-Agents basé sur une population dynamique d'hypothèses, sur plusieurs niveaux d'abstractions, et donc avec des visions tantôt locales, tantôt synthétiques, et des rôles associés différents : du traitement de données au pilotage adaptatif, en passant par l'interprétation des informations extraites. Les données viennent des capteurs.

Les règles de fonctionnement appliquées au SMA forment un *Cadre* inspiré des systèmes normatifs ; ce Cadre évolue en fonction du contexte (situation du Sujet, besoins de l'Observateur), régulant à la fois la population dynamiques d'agents-hypothèses et l'interprétation, en termes d'alarmes, qui en est faite. Cela correspond à la vision de [Klein et al., 2006] selon laquelle le raisonnement (*Sensemaking*) doit être considéré comme "*un processus plaçant les données dans un cadre qui est continuellement réajusté pour correspondre aux données*" (par opposition à l'attribution de la situation à un modèle connu et fixe).

1.5 Critères d'Évaluation des Systèmes

L'évaluation qualitative des sytèmes se divise communément en deux catégories : le *Fonctionnel*, qui représente la capacité du système à effectuer la tâche qui lui est dévolue ; et le *Non-Fonctionnel*, qui juge l'efficacité en termes d'adéquations entre les moyens employés et les besoins.

1.5.1 Évaluation Fonctionnelle

Pour un système de reconnaissance/surveillance, l'affectation de nouvelles données entrantes à des classes ou hypothèses existantes s'évalue généralement en termes de courbes ROC. La définition de l'équilibre acceptable entre Faux Positifs et Faux Négatifs dépend de l'application, et du coût de ces erreurs : par exemple des faux positifs sur un contrôle de vitesse automobile ne sont pas acceptables, mais on souhaitera limiter au maximum les faux négatifs dans un test de dépistage de cancer (quitte à demander des examens supplémentaires).

La qualité des classes apprises s'évalue en termes de Précision (nombre d'éléments correctement attribués à une classe par rapport au nombre total d'éléments attribués, y compris à tort, à cette classe) et de Rappel (nombre d'éléments correctement attribués à une classe par rapport au nombre total d'élément appartenant réellement à la classe).

En revanche, lorsque les données, parcimonieuses et bruitées, ne permettent pas de distinguer de manière satisfaisante entre plusieurs hypothèses concurrente (c'est-à-dire que l'incertitude et l'ambiguïté sont admises), alors certains critères tels que les Faux Positifs ne sont pas pertinents. Ceux-ci peuvent être, par ailleurs, appliqués différemment sur différents niveaux d'abstraction (par exemple on peut, en raison du bruit, accepter des faux négatifs sur certaines hypothèses proches des données, mais les hypothèses de haut niveau d'abstraction comme les alarmes doivent être mieux encadrées car elles sont issues d'un processus interprétatif qui doit lisser ce bruit).

En une approche assez générale, [Guyet et al., 2007] décline l'évaluation d'un système en termes de faisabilité, de performance fonctionnelle et d'utilisabilité ; ce dernier point est à considérer tant objectivement (avec des critères tels que des taux d'erreurs ou des temps d'exécution) que subjectivement par des retours d'utilisateurs, qu'il s'agisse de retours directs

(questionnaires) ou d'observations de l'activité des utilisateurs. [Shyr et al., 2001] sépare aussi l'évaluation "experte", liée à la simulation, et l'évaluation par les utilisateurs finaux, plus encadrée ; cette séparation et le principe des allers-retours correctifs rappelle bien entendu les méthodes de gestion de projet (cycles en V, méthodes Agile, etc). Il s'agit là d'évaluations dédiées à des systèmes complets, et qui diffèrent donc de l'évaluation sur critères absolus (type courbe ROC) que l'on peut appliquer à des algorithmes sur des jeux de données bien identifiés (qui permettent par ailleurs une évaluation comparative rigoureuse). On notera aussi que l'évaluation subjective par des utilisateurs est fortement liée à la qualité de l'interface homme-machine, et non seulement aux qualités intrinsèques de l'architecture et des choix de raisonnement.

1.5.2 Évaluation Non-Fonctionnelle

L'évaluation non-fonctionnelle est considérée d'une part sous l'angle quantitatif de l'efficacité (capacité temps-réel, économies d'énergie, coût calculatoire) et d'autre part sous l'angle qualitatif de la parsimonie des composants [Hayes-Roth, 1995], de la réutilisabilité et de l'évolutivité (notamment par la séparation des composants [Avanzi et al., 2005]). La capacité du système à répondre dans les temps est cruciale et exclut donc toute analyse postérieure de type "fouille de traces" [Georgeon et al., 2012]. Cette temporalité est dictée par la fréquence d'échantillonnage des capteurs ([Hoyt et al., 2001] fournit une liste intéressante des fréquences usuelles), qui varie de manière significative d'une grandeur à l'autre.

En outre, des spécifications telles que [Avanzi et al., 2005] font de la séparation des différentes composantes (algorithmes, base de connaissances, paramètres) un élément clef pour assurer la modularité et l'évolutivité. La réutilisabilité des architectures proposées est d'ailleurs une perspective citée comme primordiale par [Isern et al., 2010] ; on note par ailleurs que pour [Montgomery et al., 2011], le fait que la base de connaissances soit modifiable aisément est présenté comme un facteur d'évolutivité. Celle-ci est notamment utile lorsque l'on considère que, dans le cas de l'activité humaine, la base de connaissances ne peut pas être exhaustive (bien que grande), et que l'on souhaite l'enrichir petit à petit avec de nouveaux modèles [Minnen et al., 2003].

Enfin, des critères qualitatifs tels que l'adaptabilité peuvent être évalués : passage à l'échelle, possibilité (et impact) d'ajouter de nouveaux modèles, de nouvelles règles. L'adaptabilité se décline également par la notion de pilotage adaptatif, qui nécessite une évaluation automatique du système [Avanzi et al., 2005] ou de ses modules [Crowley, 2006], par exemple en mesurant la quantité d'informations contenue dans une hypothèse [Thomson et al., 2008].

1.5.3 Méthodes d'Évaluation

Certains domaines sont propices à l'évaluation comparative ; on note l'existence, par exemple en recherche d'informations, de compétitions (*benchmarks*) basés sur des jeux de données, structurés ou non, qui sont partagés et utilisés comme base de comparaison. Une particularité des

projets portant sur l'intelligence ambiante ou la surveillance médicale est de partir d'un problème applicatif ou d'un équipement construit (par exemple en gérontologie [Zouba et al., 2009]) ; dans les deux cas les capteurs sont déterminés, et les campagnes d'acquisition de données uniques à chaque étude. On évite ainsi la recherche itérative ou l'amélioration d'heuristiques, mais l'évaluation comparative devient caduque. Les méthodes d'évaluation peuvent alors porter sur la qualité logicielle (par exemple en cherchant à visualiser le niveau d'activités des agents dans un SMA [Joumaa et al., 2009]), ou sur des critères dépendant de l'application et donc de l'Observateur. Par ailleurs, peu de systèmes de Monitorat sont réellement mis en place dans la réalité [Isern et al., 2010], ce qui limite la possibilité de recours à des retours d'utilisateurs. Les études sont alors considérées dans une optique de faisabilité plutôt que de performance.

L'évaluation se fait, dans le cas qui nous intéresse, par l'emploi d'un système, doté de modèles, sur des données. Un modèle ne fait que représenter un aspect du monde réel ; a priori, il doit s'agir de la projection de la réalité dans l'espace des données disponibles. L'adéquation des modèles aux données se fait par des simplifications, et l'évaluation d'un système peut être faite par rapport à la pertinence de ces simplifications [Shanahan, 2005], c'est-à-dire en utilisant des données réelles (ou au moins, simulées avec réalisme) et des tâches (objectifs fonctionnels) réalistes. L'expressivité se jugera alors par la capacité offerte par le système de modéliser une situation par rapport aux données observées, plutôt qu'en adaptant les paramètres d'une fonction existante.

Positionnement

Dans ces travaux nous proposons d'une part une méthode de raisonnement, basée sur l'interprétation abductive d'hypothèses multiples concurrentes, et d'autre part une architecture inspirée des Systèmes Multi-Agents Normatifs pour encadrer cette interprétation au fil du temps et garantir sa qualité. La justesse de l'interprétation dépend intrinsèquement de la qualité des modèles de données appris, et leur adéquation à la qualité des données (ordre de grandeur de la précision). Dans la mesure où nous ne proposons pas ici un système d'apprentissage, une évaluation basée sur des critères classiques tels que la bonne reconnaissance de la vérité terrain n'a qu'une valeur illustrative, pour présenter une preuve de concept.

Nous proposons en revanche de juger le système sur la plus-value qu'il apporte à l'interprétation, par le Cadrage : efficacité calculatoire et réduction d'ambiguïté d'une part (pilotage adaptatif), et expressivité d'autre part (par la forme des modèles). Ainsi, nous utiliserons des critères fonctionnels (capacité à reconnaître la bonne situation, capacité à modéliser un grand nombre de situations) à des fins illustratives, et des critères non-fonctionnels tels que la plus-value (en termes de quantité d'information comparée au coût calculatoire) du Cadrage proposé pour soutenir la pertinence de nos choix.

1.6 Synthèse

Il apparaît que les problèmes posés par le Monitorat ambulatoire physiologique d'activité humaine sont présents dans la littérature de domaines variés : intelligente ambiante (notamment vidéo), réseaux de capteurs, informatique médicale, pilotage de machines autonomes. Une certaine opposition entre approches probabilistes et symboliques en ressort, basée sur la prévalence des données ou des hypothèses, et la forme du monde des possibles. Dans notre proposition, nous choisirons une approche abductive basée des modèles non-exclusifs et non-exhaustifs, où des hypothèses multiples seront simultanément évaluées dans un cadre de pilotage adaptatif assurant prédiction-vérification et obéissance à des contraintes dynamiques.

La manipulation de multiples entités autonomes mène naturellement à considérer le paradigme des Systèmes Multi-Agents. Ceux-ci peuvent être cadrés par des Normes pour représenter les contraintes auquel le système est soumis, qu'elles soient fonctionnelles (en rapport avec l'application et l'utilisateur) ou non-fonctionnelles (efficacité, robustesse de l'interprétation). Nous proposons ici un Système Multi-Agents dont les agents principaux représentent des hypothèses plutôt que des entités sociales, dont l'activité est régie par un cadre inspiré des systèmes normatifs.

Les systèmes de Monitorat peuvent être vus comme un outil d'aide à la décision (en particulier dans le domaine du suivi de l'activité humaine), fournissant de l'information pertinente et synthétique à un expert humain, à qui reviendra alors cette décision. La dimension temporelle est à considérer sous deux angles : l'interprétation immédiate (en temps réel), et l'analyse a posteriori sur des évènements passés ou sur des occurences isolées du flux continu de données entrantes.

Chapitre 2

Vision Proposée

Sommaire

2.1 Situation du Problème **44**
2.1.1 Données Utilisées 44
2.1.2 Besoins Applicatifs 45
2.2 Représentation **45**
2.3 Raisonnement **47**
2.3.1 Aspects Temporels 48
2.3.2 Modèles Hétérogènes Personnalisés 48
2.3.3 Ensemble Non-Exclusif, Non-Exhaustif 49
2.3.4 Raisonnement Abductif 50
2.3.5 Pertinence de l'Approche Abductive 51
2.4 Cadre **52**
2.4.1 Prédiction-Vérification 53
2.4.2 Exigences 55
2.5 Architecture **55**
2.5.1 Connaissances 56
2.5.2 Agents 56
2.5.3 Filtres 57
2.5.4 Environnement 57
2.6 Evaluation **58**
2.7 Synthèse **59**

L'objet de ce chapitre est de présenter la vision, défendue par cette thèse, du Monitorat d'activités complexes comme le compromis à trouver entre le maintien d'hypothèses partielles hétérogènes et la nécessité d'une cohérence globale du système dans son ensemble.

Nous proposons une décomposition des modèles de situation en plusieurs niveaux d'abstraction ; chacun de ces modèles est relié à d'autres par des liens de composition (entre niveaux d'abstraction) ou de transition (au sein d'un même niveau). Des mécanismes de prédiction sont instaurés le long de ces liens, avec pour objectif de gérer et mettre à jour une population restreinte d'hypothèses pertinentes parmi un large monde de possibles.

Une forme de raisonnement abductif, basé sur des modèles experts, est proposée pour la vérification de modèles hétérogènes. Ce raisonnement est incertain par nature, et doit être encadré. Nous proposons un formalisme homogène que nous appelons *Cadre*, et qui applique à la population d'hypothèses un pilotage adaptatif reflétant les contraintes fonctionnelles (qualité, prédiction-vérification, exigences de l'Observateur) et non-fonctionnelles (efficacité, robustesse).

Nous proposons dans ce chapitre les grandes lignes d'une architecture Multi-Agents reposant sur quatre grandes catégories de composants : la base de *Connaissances* contenant les modèles de situation, les *Agents* appliquant le raisonnement, des *Filtres* mettant en œuvre le Cadre, et l'*Environnement* dans lequel les Agents évoluent.

Enfin, nous abordons la question de l'Évaluation, en mettant l'accent sur les critères non-fonctionnels liés au pilotage adaptatif (par opposition à des critères basés sur les faux positifs et faux négatifs par exemple).

2.1 Situation du Problème

La conception d'un système de Monitorat est contrainte par deux aspects : la nature des données d'une part, et l'objectif applicatif (exigences fonctionnelles) d'autre part. De ces deux aspects découlent les modèles de représentation et de raisonnement.

2.1.1 Données Utilisées

Il s'agit ici d'élaborer un système d'interprétation de données, où ces données proviennent de capteurs ambulatoires non-invasifs, c'est-à-dire portés par la personne et qui ne la gênent pas dans ses activités. Ces capteurs fournissent des signaux parfois bruités, sujets aux erreurs (par exemple si un capteur est décroché ou déplacé de sa position optimale). Ces incertitudes impactent la manière de construire les modèles de données et de raisonner. Du point de vue du système lui-même, les données des capteurs constituent des séries temporelles qui forment les entrées ; des changements dans les caractéristiques de ces données entrantes doivent résulter en une réorganisation de la population d'hypothèses pour refléter les nouvelles possibilités.

Ici nous considérons deux catégories de données : physiologie (rythme cardiaque, fréquence

respiratoire...) et activité (c'est-à-dire les mouvements, mesurés par des accéléromètres).

Les données physiologiques présentent deux caractéristiques : d'une part, leurs modèles doivent être personnalisés (en fonction notamment de l'âge, du sexe, de la forme physique), et d'autre part, elles peuvent être ambiguës (notamment parce que la diversité des mesures est limitée), c'est-à-dire que plusieurs états physiologiques peuvent résulter en des observations similaires. Les modèles liés aux données d'actimétrie peuvent être eux aussi sujets à la personnalisation, en fonction des habitudes et tendances, comme par exemple la capacité d'une personne à rester, ou non, debout pendant un certain temps sans bouger les jambes.

Les capteurs utilisés prennent la forme de ceintures portées sur le thorax, avec une fréquence d'échantillonnage de 1 Hz et 4 voies : Rythme Cardiaque (HR), Fréquence Respiratoire (BR), Position (angle longitudinal du torse) et Mouvement (quantité arbitraire sans direction). Ces quatre grandeurs permettent de construire des modèles de situations à moindre coût ; en revanche cela induit une certaine ambiguïté. Dans ce type d'appareil, les données peuvent être faussées par ce que la personne porte (sous-vêtements, ARVA, bretelles de sac à dos). Il existe des modèles génériques permettant de détecter des valeurs aberrantes (par exemple, un homme adulte ne peut théoriquement pas dépasser 200 battements par minute environ pour le rythme cardiaque) et donc ignorer ces artefacts.

2.1.2 Besoins Applicatifs

On souhaite pouvoir interpréter la situation de la personne en termes de conformité ou de violation d'un ensemble d'exigences portant sur trois thèmes :

- La santé du Sujet (détection de valeurs hors-normes des capteurs ou de situations complexes reconnues comme dangereuses)
- Les attentes de l'Observateur (comme par exemple le fait qu'un soldat remplisse une mission conformément au plan établi)
- La qualité de fonctionnement du système (efficacité, robustesse)

2.2 Représentation

Afin de pouvoir représenter les besoins applicatifs en termes de santé (critères absolus relevant de la physiologie) ou de scénario attendu (critères contextuels relevant de la *connaissance du métier*), ainsi que manipuler avec flexibilité la complexité de l'activité humaine, nous décrivons pour notre application quatre niveaux de représentation :

1. $\mathcal{L}1$ **Données** : les signaux des capteurs et les caractéristiques qui en sont extraites
2. $\mathcal{L}2$ **État** : des hypothèses partielles de situation, que l'on peut vérifier vis-à-vis des données (par exemple, "effort physique" se rapporte à des niveaux attendus de rythmes cardiaque et respiratoire ; "debout" se mesure avec des accéléromètres). Les États forment ainsi un

ensemble restreint de modèles de données. Nous divisons les États en deux catégories pour représenter les différents types de capteurs : *Physiologie* (cardio-respiratoire) et *Activité* (Mouvement, Position du Corps). [1]

3. $\mathcal{L}3$ **Micro-scénario** : les États peuvent être combinés pour représenter des hypothèses de situation plus complètes (par exemple "assis" et "basal" pourraient former "travail de bureau", comme dans l'exemple de la figure 2.1). Ces Micro-scénarios forment, eux, un ensemble très ouvert de combinaisons des États.
4. $\mathcal{L}4$ **Scénario** : les Micro-scénarios représentent des étapes dans un déroulé global, appelé Scénario : il s'agit donc d'une succession peu contrainte d'étapes attendues.

Si les Données ($\mathcal{L}1$) viennent des capteurs, la structure des niveaux supérieurs d'abstraction est de la forme $\mathcal{H}_{\mathcal{L}n} = \mathcal{I} + [\mathcal{H}^a_{\mathcal{L}n-1}, \mathcal{H}^b_{\mathcal{L}n-1}, ...]$, où $\mathcal{H}$ est une hypothèse et $\mathcal{I}$ représente une part d'information (comme par exemple le nom de l'hypothèse $\mathcal{H}_{\mathcal{L}n}$, ou un élément contextuel) qui relève de la connaissance mais ne peut être vérifiée par un capteur. Cela signifie que chaque niveau d'abstraction contient plus d'informations que ce que les niveaux inférieurs peuvent vérifier (ce qui correspond au principe évoqué par [Felsberg et al., 2009] selon lequel un objet n'est reconnu qu'à travers sa projection sur un moyen de perception, et non par sa nature entière) [2]. Nous verrons dans le chapitre suivant que selon les niveaux d'abstraction, les composants d'un ensemble $[\mathcal{H}^a_{\mathcal{L}n-1}, \mathcal{H}^b_{\mathcal{L}n-1}, ...]$ sont liés différemment.

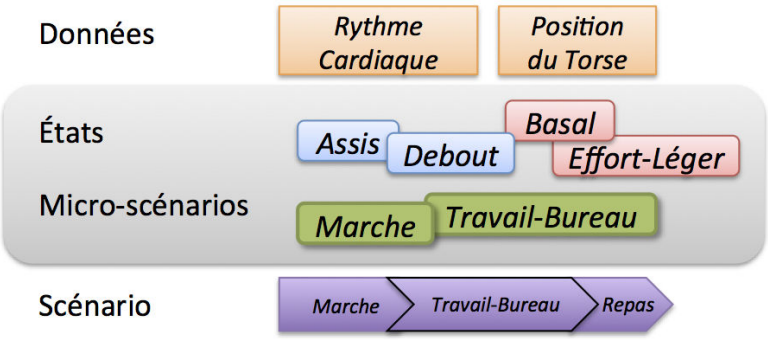

FIGURE 2.1 – Les niveaux de représentation, avec des exemples. Les États (d'Activité en bleu, de Physiologie en rose) et les Micro-scénarios constituent les hypothèses principales de représentation de la situation, et vont former une population dynamique.

À ces quatre niveaux reflétant la situation du Sujet, nous ajoutons une représentation transversale d'**Alarmes** : celles-ci représentent des déviations par rapport aux exigences sur les quatre niveaux précédents. Ces exigences concernent autant les valeurs propres (par exemple des seuils d'acceptabilité sur le rythme cardiaque, la qualification d'un État particulier comme mauvais

1. D'autres catégories d'États pourraient être ajoutées, avec des capteurs correspondants (par exemple une dimension environnementale avec un altimètre, un GPS, un thermomètre...)
2. Cet élément $\mathcal{I}$ participe à la justification du raisonnement abductif.

pour la santé, la déviation de la situation perçue par rapport au déroulé attendu), que des *méta-informations* telles que le nombre d'hypothèses jugées plausibles, pour assurer efficacité et lisibilité.

Les niveaux de représentation sont liés entre eux, comme la figure 2.2 l'illustre. Des changements à un niveau peuvent avoir un impact sur un autre niveau ; il y a donc des retours d'information possibles entre niveaux (*feedback*). Ces retours sont bi-directionnels (ascendant/-descendant : *bottom-up/top-down*). Par exemple, un Micro-Scénario de descente en ski hors-piste peut contenir l'information selon laquelle on s'attend à ce que les données soient bruitées (artefacts liés à l'activité physique déplaçant les capteurs), ce qui influe sur le traitement des valeurs hors-normes.

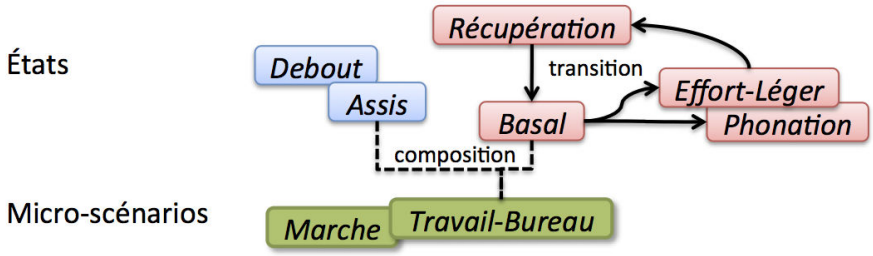

FIGURE 2.2 – Les liens entre hypothèses de même niveau d'abstraction représentent des transitions possibles (par exemple *Basal* peut être suivi de *Effort-Léger*, mais une étape de *Récupération* est nécessairement présente pour la transition inverse), et les liens entre niveaux représentent la composition ; dans cet exemple, le Micro-scénario de *Travail-Bureau* repose sur les hypothèses d'États *Basal* (physiologie) et *Assis* (activité).

2.3 Raisonnement

Cette section décrit le modèle de raisonnement que nous utilisons ; il est conçu dans l'optique d'ajuster les moyens aux besoins, afin de proposer une interprétation pertinente pour l'application :

- Interprétation En-ligne "temps réel"
- Les situations à reconnaître sont caractérisées par des modèles de données hétérogènes et qui doivent être personnalisés à chaque Sujet
- Ces situations forment un ensemble non-exhaustif (possibilité de situations inconnues) dont les entités ne sont pas exclusives (plusieurs hypothèses peuvent être simultanément vraies, et/ou simultanément plausibles).
- Des données ambiguës et incertaines mènent à un raisonnement abductif.

2.3.1 Aspects Temporels

La question de l'interprétation concerne deux régimes temporels : d'une part, l'interprétation immédiate des données perçues ; d'autre part, une synthèse a posteriori de ces données (une fois l'activité à étudier terminée, ou au moins significativement avancée dans le temps). Si ces deux régimes paraissent correspondre respectivement à des visions à court et moyen terme, le suivi global des interprétations immédiates successives dégage néanmoins une interprétation à long terme de l'activité dans son ensemble.

L'interprétation immédiate permet de lever des alertes, d'attirer l'attention d'un observateur expert, ou d'appliquer des mesures correctives (comme un pilotage automatique, un système d'évitement de collisions, un moniteur médical, etc). Une telle interprétation doit être réactive ; ses objectifs sont en principe limités à une vision à court terme, locale, des observations perçues : un tel *facteur d'oubli* est utile ici pour assurer au système une bonne réactivité.

En revanche, l'interprétation a posteriori a un rôle de synthèse, c'est-à-dire à un niveau d'abstraction supérieur. On ne considère pas nécessairement des temps longs (on peut parler d'interprétation a posteriori pour la reconnaissance de paroles par exemple, si elle s'applique à la reconnaissance des mots une fois ceux-ci perçus et découpés, ainsi que la reconnaissance de phrases une fois ces mots reconnus, y compris avec de l'incertitude [Thomson et al., 2008]), mais on étudie alors des évènements révolus plutôt que des phénomènes en cours. L'interprétation a posteriori permet par ailleurs d'appliquer plus facilement du lissage ou de la détection d'artefacts, alors que l'interprétation immédiate doit considérer des temps courts et des variations subites pour garantir suffisamment de réactivité.

Un compromis, ou une association, entre les deux aspects est bien sûr possible, et souhaitable. Nous proposons ici une société d'Agents basés sur l'interprétation immédiate, afin de générer des Alertes. Des Traces recueillent l'historique de fonctionnement du système et permettent la synthèse du déroulé de l'activité. Ici cette synthèse est offerte sous forme visuelle à l'Observateur ; son automatisation et les liens de pilotage entre synthèse et interprétation immédiate sont évoqués dans les Perspectives.

2.3.2 Modèles Hétérogènes Personnalisés

La nature des données joue un rôle primordial dans la forme que les modèles de situations peuvent prendre. Les situations rencontrées par le Sujet vont générer des observations de capteurs physiologiques différentes selon son sexe, son âge, sa forme physique. De même, les données d'activité vont pouvoir dépendre, plus finement, de certaines habitudes du Sujet, comme par exemple la capacité à rester immobile sans remuer, ou la posture devant un écran (qui peut dépendre de la vue). Ainsi, les valeurs attendues doivent être personnalisées. Dans le cas de certaines hypothèses physiologiques, les différences entre personnes (par exemple, un marathonien comparé à un sujet en surpoids et peu sportif) sont suffisamment grandes pour confondre des situations (l'effort du premier "correspondant" aux valeurs au repos du second).

Les liens de transition et de composition peuvent également être sujets à la Personnalisation,

en particulier au niveau de la construction des Micro-scénarios, qui représentent un monde très ouvert où les modèles ou les termes peuvent varier, en fonction des habitudes comportementales des différents Sujets.

Par ailleurs, les différentes situations ne sont pas toutes reconnaissables par rapport aux mêmes caractéristiques de signaux ; par exemple, l'état physiologique de repos "Basal" se reconnaît principalement par rapport à une moyenne et un écart-type, sur fenêtre glissante (sur les rythmes cardiaque et respiratoire). C'est un état stable. En revanche, un état transitoire comme "Récupération" (après un effort physique) est plutôt caractérisé par une pente (régression linéaire), la moyenne n'étant justement ici pas pertinente. Cela amène à des modèles hétérogènes.

Adopter une modélisation hétérogène des situations, sur plusieurs niveaux d'abstraction, confère au système souplesse et expressivité. Souplesse, car il est possible d'améliorer au cours du temps des modèles, en ajoutant (ou retirant) une caractéristique de signal ou un critère temporel (autre qu'un simple changement de valeur de paramètre), sans impact sur les autres modèles. Expressivité surtout, toute une gamme de situations pouvant être représentée et évaluée, où se côtoient des modèles précis basés sur des critères stricts portant sur les données (*Basal* par exemple), et d'autres plus vagues portant plutôt sur des variations ou l'existence préalable d'autres hypothèses (comme dans le cas de la *Digestion* ou de la *Récupération*). Certaines hypothèses peuvent représenter une situation concrète et vérifiable, et d'autres plutôt participer à l'explication de phénomènes plus complexes.

En outre, les données peuvent être très bruitées, et des éléments contextuels doivent être pris en compte : par exemple, certains facteurs comme la faim ou la fatigue ne sont pas mesurables par des capteurs [Pantelopoulos and Bourbakis, 2010], et certaines situations peuvent être liées à un niveau de bruit attendu (notamment celles où le corps bouge beaucoup : déplacements des capteurs et sueur peuvent perturber la mesure). À ce contexte s'ajoutent les délais entre grandeurs actimétriques et physiologiques (on ne perçoit pas d'augmentation immédiate de la fréquence cardiaque lorsqu'un mouvement commence, par exemple en passant du repos sur une chaise à de la marche dans le couloir). Bruit et délais requièrent un degré de lissage temporel ; les décisions sur la qualité des hypothèses ne peuvent donc être prises qu'après une certaine durée.

Les modèles ne sont donc pas strictement comparables.

2.3.3 Ensemble Non-Exclusif, Non-Exhaustif

L'activité humaine forme un monde des possibles bien trop vaste pour qu'une base de connaissances puissent l'englober [Minnen et al., 2003] ; on ne peut donc faire l'hypothèse d'un "Monde Fermé" qu'en ajoutant un état "Inconnu". La base de connaissances, bien que partielle, doit néanmoins être étendue afin de prendre en compte le plus grand nombre de situations possibles ; elle doit aussi être extensible. On ne peut la résumer à un ensemble réduit constitué des situa-

tions attendues, car l'intérêt d'un système de Monitorat est aussi d'apporter des suggestions de situations possibles lorsqu'un écart à l'attendu est détecté. Nous considérons donc un ensemble non-exhaustif.

Par ailleurs, deux aspects sont à considérer : avec des données en faible quantité et incomplètes, deux hypothèses ayant un sens différent peuvent générer des observations similaires ; et avec des modèles hétérogènes se fondant sur des caractéristiques différentes, deux hypothèses indépendantes peuvent paraître aussi plausibles l'une que l'autre (par exemple si l'une se base sur la moyenne et l'autre sur la pente). En outre, selon la granularité, deux hypothèses peuvent tout simplement être vraies simultanément (par exemple : digestion et sommeil).

Le niveau État, proche des données, est donc sujet à la non-exclusivité. Il en va de même pour le niveau Micro-Scénario, qui correspond à des conjonctions d'États. De plus, selon la forme de cette conjonction, les Micro-scénarios peuvent être plus ou moins génériques, et certains d'entre eux peuvent en subsumer d'autres.

Non-exclusivité et non-exhaustivité nous mènent à considérer une population dynamique de multiples hypothèses évaluées simultanément.

2.3.4 Raisonnement Abductif

L'application de Monitorat , telle que nous la proposons, ne requiert pas un choix quant à une quelconque "meilleure solution", une hypothèse qui serait *la plus probable*. Ce superlatif lui-même est relativement trompeur : "plus probable que les autres hypothèses" ne signifie pas, en soi, "très probable". C'est donc une évaluation qui est assez pauvre dans un Monde Ouvert de possibles. Nous considérons qu'il est plus utile d'évaluer une hypothèse par rapport aux données, sous un angle qui lui est propre (une "combinaison de multiples sources de données en un unique modèle d'un aspect particulier du monde" [Clark and Yuille, 1990]) que de le comparer aux autres possibilité. Des méthodes telles que les Fonctions de Croyance pourraient compenser l'hétérogénéité des modèles mais se heurtent au Monde Ouvert et à la non-exclusivité. Ainsi, considérant que la manière dont une situation est évaluée dépend de ce que l'on s'attend à voir [Felsberg et al., 2009], il est donc pertinent (notamment dans la mesure où les données des capteurs forment une image très incomplète de la réalité) de raisonner sur les hypothèses indépendamment des autres hypothèses qui pourraient également être vraies [Shanahan, 2005].

Outre ce choix de n'évaluer la plausibilité d'une hypothèse que vis-à-vis de son propre modèle (lié à des caractéristiques spécifiques des signaux entrants), l'ambiguïté et l'incertitude de l'interprétation viennent aussi du fait qu'un certain nombre d'hypothèses qu'il serait intéressant d'émettre (par exemple, une quinte de toux ou le fait d'avancer péniblement dans le neige profonde en quête d'un ski déchaussé) ne peuvent pas être inférés à partir des données [3] ; on ne les

3. Cette impossibilité est liée à deux éléments : on considère que ces évènements ponctuels sont généralement trop vagues, et leurs grands nombre et diversité fait que trop de possibilités devraient être générées à partir de la moindre perturbation dans les signaux avec une telle approche *ascendante*.

reconnaît que comme des perturbations plus ou moins précisément définies, dans un contexte donné, que l'on s'attend à percevoir (approche *descendante*).

Ainsi nous raisonnons avec la relation d'abduction suivante :

Soient une hypothèse $\mathcal{H}$ et des caractéristiques de signaux Y_J tels que $\mathcal{H} \Rightarrow Y_J$.
Si Y_J est observé, alors $\mathcal{H}$ est (seulement) possible.
La contraposée veut que $\mathcal{H}$ soit impossible si Y_J n'est pas constaté.

Chaque hypothèse doit donc être prédite, puis testée avec les données, pré-traitées selon les besoins. Le caractère non-exclusif, non-exhaustif de l'ensemble d'hypothèses mène à une affirmation sous-jacente assez importante : nous considérons que l'utilisation de modèles empiriques, comparables uniquement de manière floue, est suffisante vis-à-vis des besoins de l'application et des possibilités offertes par les données. Le raisonnement est une question d'approximations ; plutôt qu'approximer la représentation des situations (en ajoutant un "état inconnu" ou en supposant des propriétés commodes telles que l'indépendance et la distribution identique), nous choisissons de faire une approximation sur le processus d'interprétation en négligeant la stricte comparabilité mathématique des hypothèses. Nous obtenons ainsi une population dynamique d'hypothèses multiples, évaluées simultanément et indépendamment par abduction. Cette population fluctuante nécessitera l'application de règles de cadrage pour maintenir la qualité et la pertinence de l'interprétation, ainsi que des modèles de transitions pour passer d'un ensemble d'hypothèses à un autre.

2.3.5 Pertinence de l'Approche Abductive

L'approche défendue ici s'éloigne assez radicalement des approches probabilistes. L'objectif est de parvenir à une grande expressivité ; le prix en est l'ambiguïté (risque de Faux-Positifs). Mais l'évaluation indépendante d'un ensemble restreint d'hypothèses, au sein d'un large monde de possibles, permet d'augmenter l'efficacité (au sens "économique" comme au sens "efficience") pour peu que les modèles de transitions soient bien construits.

Dans le cas du suivi physiologique d'un individu, avec pour but de détecter des situations alarmantes, la notion de transitions probabilistes paraît peu pertinente : en effet, si l'on cherche précisément à détecter des éléments inattendus, privilégier les cas statistiquement les plus fréquents est contre-intuitif.

Cela étant, dans le cas où l'on considère un ensemble d'hypothèses possibles exclusives (c'est-à-dire qu'une seule est vraie à un instant donné), alors il est intéressant de vérifier en premier lieu le cas le plus probable : cela revient à vérifier une empreinte ou une somme de contrôle (*checksum*), en remplaçant le risque de surjection par l'incertitude du modèle (ou l'imprécision des données).

Dans notre cas, nous proposons plutôt de baser les choix de transitions sur la connaissance experte d'une part, et sur l'ampleur des changements de données d'autre part (cf §2.4.1).

Une population fluctuante d'hypothèses peut toutefois être aussi considérée dans un cadre probabiliste (comme les filtres particulaires). On peut choisir de fonctionner par lots, où un groupe d'hypothèses sera évalué ensemble pendant un temps donné ; avec des modèles de type HMM les hypothèses seraient ainsi comparables entre elles (modulo l'hétérogénéité). Cependant chaque hypothèse ne serait pas comparable à elle-même au fil du temps (lots différents), ce qui ne fait que déporter le problème de la comparabilité. Ainsi, à moins d'évaluer à tout instant toutes les situations, il n'est guère de stricte comparabilité à la fois au cours du temps et entre hypothèses.

Par ailleurs, si l'on souhaite évaluer des hypothèses en tenant compte des autres possibilités, comme par exemple évaluer simultanément Effort et Phonation, la production de modèles joints (comme "Effort", "Phonation", "Effort+Phonation", "*nil*") mènera à une explosion du nombre de modèles. Une approche réduisant ce risque consiste à organiser les hypothèses dans un graphe d'exclusivité pour déterminer à l'avance lesquelles ne peuvent être simultanément vraies. [Amate et al., 2011]

Avec une approche où l'on considère qu'une hypothèse est possible lorsque les données observées ne la contredisent pas, le passage à l'échelle pour de grandes bases de connaissances peut présenter un risque d'ambiguïté très fort (suffisamment fort pour noyer l'interprétation). On peut cependant nuancer ce risque, par la construction de la base de connaissances (en limitant les chevauchements d'hypothèses grâce à une granularité adaptée à la précision des données) ou par le fait que cette base de connaissances n'est pas extensible à l'infini car les états physiologiques reconnaissables par les capteurs considérés reste relativement restreint (une question de granularité encore). Indépendamment de ces limites, le passage à l'échelle sera facilité par les contraintes non-fonctionnelles imposées au système : mettre en place un Cadre pour le pilotage adaptatif de l'interprétation, afin de garantir qu'un nombre suffisant mais parcimonieux d'hypothèses pertinentes est évalué tout au long de l'activité du système.

2.4 Cadre

Nous proposons de voir le processus d'interprétation comme *situé* dans un *Cadre* bivalent issu de la nature des données d'une part, et des exigences de l'application d'autre part. La nature des données influe sur la manière de raisonner par l'incertitude, la quantité d'informations à traiter, la forme des modèles de situations. Les exigences de l'application comprennent les contraintes non-fonctionnelles d'une part (efficacité, lisibilité), les besoins applicatifs (ce que l'on veut reconnaître), et les éventuels besoins spéficiques des utilisateurs (choix de focalisation de l'Observateur).

Ce Cadre a pour but d'orienter le processus d'interprétation afin de maintenir la conformité aux exigences ; or, le maintien de la qualité passe aussi par l'ajustement du processus interprétatif aux données, au fil du temps ("*le raisonnement est un processus plaçant les données dans un cadre qui est continuellement réajusté pour correspondre aux données*" [Klein et al., 2006]). Ainsi, le Cadre est dynamique et s'adapte :

- aux variations des données au cours du temps (situation du Sujet)
- aux changements d'exigences de l'Observateur
- aux déviations par rapport à ces exigences (application de mesures correctives).

Ici l'objectif est donc de faire se dérouler un chemin d'hypothèses conforme ; cette conformité est mesurée par la qualité des hypothèses courantes mais aussi leur nombre et leur ouverture sur le monde des possibles, en fonction des données entrantes. Cette vision diffère d'autres approches classiques où l'objectif est plutôt de choisir une hypothèse, considérée comme la plus probable, parmi un ensemble connu. Ici ce sont les sorties de Cadre qui constituent le produit de l'interprétation : c'est-à-dire les situations reconnues comme potentiellement inquiétantes et sur lesquelles l'attention de l'Observateur doit être attirée.

Nous proposons de ne manipuler au cours du temps qu'un nombre restreint d'hypothèses (parmi celles issues de la base de connaissances), afin de réduire l'ambiguïté et le coût calculatoire. Ces hypothèses forment ainsi une population dynamique, qui sont autant d'entités évaluées de manière autonome.

Le Cadrage des hypothèses a lieu sur deux niveaux : d'une part, des mécanismes de Prédiction-Vérification orientent la population d'hypothèses, du point de vue local de chaque hypothèse, en choisissant lesquelles seront actives par la suite. Il s'agit là d'adapter les hypothèses courantes aux données entrantes et aux évolutions possibles. D'autre part, des sondes mesurent la conformité aux exigences globales et appliquent des mesures correctives s'appliquant à des ensembles d'hypothèses.

2.4.1 Prédiction-Vérification

La Vérification des hypothèses consiste à calculer une valeur de *confiance*, en comparant les données entrantes à un modèle attendu pour chaque hypothèse, selon des caractéristiques spécifiques des signaux (qui peuvent donc varier d'une hypothèse à une autre). En fonction de cette valeur de confiance, et en conformité avec les règles de Cadrage (pilotage adaptatif), les hypothèses vont être conservées (confiante haute), mises de côté, ou remplacées par des successeurs potentiels (confiance insuffisante). Pour cela, les hypothèses doivent être reliées par des transitions (telles que celles illustrées par la figure 2.2), au sein d'un *Réseau de Situations*. Ces transitions sont basées sur de la connaissance experte relative au domaine d'application (ici, physiologie principalement), plutôt que sur la statistique, et sur l'ampleur perçue des variations de données :

– La connaissance experte apporte des transitions obligatoires (exemple : digestion après ingestion, récupération après effort) ou impossibles (effort à sommeil sans intermédiaire).
– L'ampleur perçue des variations de données correspond à interprétation la chute de confiance d'une hypothèse pour orienter le choix des successeurs potentiels : si la chute est forte, on choisit des successeurs dont le modèle est très différent, parmi ceux identifiés comme possibles. Cela suppose une mesure de différence entre modèles.

La Prédiction se base sur les transitions possibles des hypothèses actives à un instant t, sur la qualité (plausibilité, pertinence) perçue de ces hypothèses (par la Vérification), et sur l'évolution **au cours du temps** de cette qualité. La figure 2.3 illustre le fondement temporel du mécanisme de Prédiction. Si la plausibilité d'une hypothèse est évaluée par rapport aux données courantes, la composition de la population d'hypothèses actives est en revanche le résultat des choix successifs de prédiction, eux-mêmes dictés par les données antérieures ; il s'agit donc d'un pilotage de l'interprétation basé sur le moyen à long terme.

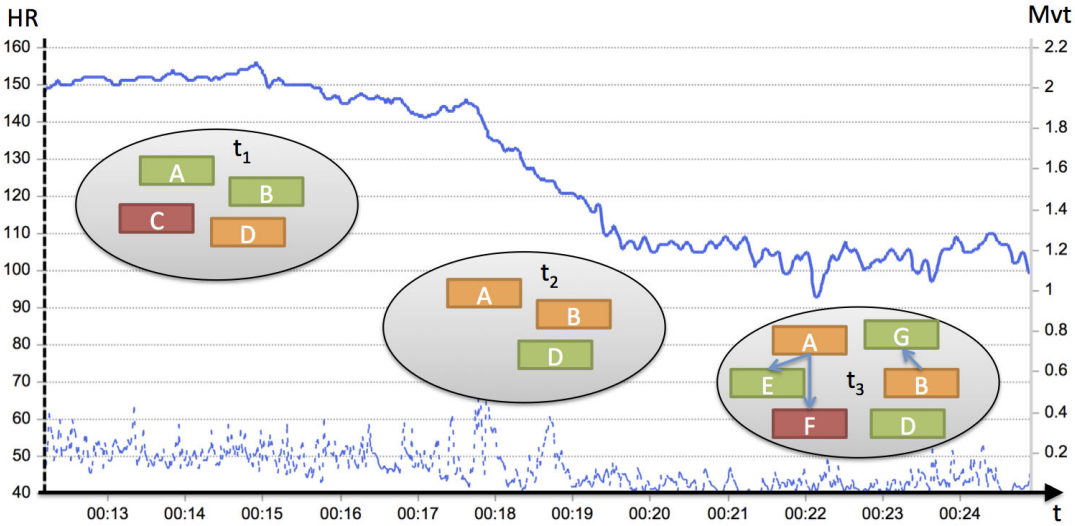

FIGURE 2.3 – Principe de la Prédiction-Vérification : à t_1, les hypothèses A et B sont plausibles (vertes), C pas plausible (rouge) et D incertaine (orange). C est supprimée à t_2 ; en parallèle, les données changent et font perdre à A et B de leur plausibilité. À t_3, celles-ci génèrent donc E, F et G pour les remplacer.

La notion d'*Ouverture* est primordiale pour la prédiction, en ce qu'elle détermine à la fois la capacité du système à prendre en compte toutes les transitions possibles (ré-échantillonnage large), et la nécessaire focalisation sur les hypothèses pertinentes (précision) ; le degré d'ouverture doit être adapté au contexte du système : à la fois en termes d'efficacité (limiter le coût calculatoire et réduire l'ambiguïté) et de robustesse (permettre au système de retrouver des hypothèses correctes après de fortes chutes de confiance ; éviter les effets "cul de sac"). Cette notion d'ouverture sera un critère d'adaptation des paramètres de fonctionnement du système

(mesures correctives pour répondre aux exigences). Elle est tout à fait similaire au concept de *variance* que l'on trouve pour corriger le *biais* dans les problèmes d'apprentissage.

2.4.2 Exigences

Les exigences globales ont pour objectif de guider un pilotage adaptatif de l'interprétation en fonction du contexte variable, et de générer des alertes si la situation ne paraît plus acceptable. Ces exigences se divisent en trois catégories :

- *Absolues* : ces exigences sont indépendantes du contexte : par exemple, un rythme cardiaque à zéro est toujours considéré comme problématique, de même que la perte de signal d'un capteur, ou un État physiologique dangereux comme l'hypothermie. Ces déviations doivent être vérifiées dans le temps (éviter le bruit ou les artefacts).
- *Contextuelles* : certaines situations peuvent être normales dans un contexte donné, ou constituer une déviation inquiétante dans un autre. La nature de l'application (besoin de granularité) et les choix de l'Observateur mènent à des exigences fluctuantes. Par exemple, l'Observateur peut définir un Scénario duquel le Sujet n'est pas censé dévier ; une situation n'en faisant pas partie peut alors être considérée alarmante même si elle ne constitue pas, en elle-même, un danger pour la santé du Sujet. Une telle vérification peut nécessiter l'émission d'hypothèses supplémentaires (intervention dans les mécanismes de prédiction-vérification).
- *Système* : indépendamment de l'application, des critères non-fonctionnels d'efficacité, de lisibilité, de parsimonie sont à prendre en compte. Il s'agit ici de donner les critères selon lesquels les paramètres du système doivent être adaptés pour assurer son bon fonctionnement, par exemple en réglant l'ouverture des mécanismes prédictifs (générer plus ou moins de nouvelles hypothèses, plus ou moins souvent).

2.5 Architecture

Nous avons choisi de construire notre système de Monitorat comme un système Multi-Agents (SMA). Ce paradigme, qui repose sur la cohabitation d'entités multiples et potentiellement hétérogènes, est parfaitement adapté à notre besoin d'hypothèses variées et concurrentes. Notre SMA sera ainsi une sorte d'intergiciel permettant l'évaluation simultanée de plusieurs chemins d'hypothèses.

Nous proposons une architecture basée sur quatre éléments C, A, F, E :

- **C** est la base de Connaissances, qui contient un *Réseau de Situations* : un graphe orienté de modèles de donnés associés à de la connaissance experte (noms de situations et caractéristiques des signaux capteurs s'y rapportant).
- **A** : les Agents, hétérogènes, remplissent diverses fonctions de traitements des données entrantes et d'interprétation, ainsi que de régulation. Ils fournissent individuellement des estimations *instantanées* de la situation du Sujet

– **F** : les Filtres régissent les interactions entre les Agents et l'Environnement. Ils réifient les contraintes de fonctionnement et les exigences de qualité, à l'instar de Normes. Ils sont composés de Conditions, d'Actions, et d'une liste d'Agents associés ; leurs conditions sont mises en œuvre par un moteur de Règles et c'est la partie Action qui déclenche des traitements spécifiques chez les Agents associés.
– **E** : l'Environnement contient toute l'information et des pointeurs vers les différentes entités. Il contient notamment les Traces, qui enregistrent l'activité complète du système. Leur accumulation permet ainsi d'obtenir une interprétation *d'ensemble* de la situation du Sujet.

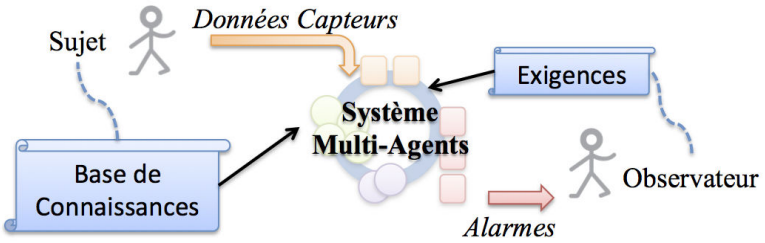

FIGURE 2.4 – Des Capteurs portés par le Sujet fournissent des Données entrantes. Une Base de Connaissances, ajustée au Sujet, permet aux Agents d'interpréter les Données, en conformité avec les Exigences de l'Observateur. Les exigences pointent sur des mécanismes de régulation du système et mènent, en cas de violation, à la génération d'Alarmes.

2.5.1 Connaissances

La base de connaissances regroupe les modèles des hypothèses d'États et de Micro-scénarios, ainsi qu'une représentation des données disponibles. Cette base consiste en un réseau structuré selon les niveaux d'abstraction, et doté de liens d'accointances (orientés) entre hypothèses. Le contenu, décrit plus en détail dans le chapitre suivant, est ainsi composé d'un ensemble d'entités (les hypothèses) qui seront réifiées par des Agents.

Les modèles de Scénario, par définition (décrits par l'Observateur à chaque utilisation) ne peuvent être contenus dans cette base.

2.5.2 Agents

Les Agents sont considérés sous deux angles : d'une part leur structure (classe), et d'autre part les instances. Cela mène notamment à bien différencier, dans le cas des agents Hypothèse, la réalité informatique d'un agent de l'hypothèse qu'il représente.

Les agents sont donc définis par leur classe (programme Java), et leurs instances ont comme attributs ceux des entités de la Base de Connaissances. Les actions des agents sont déterminées par des *Politiques*, lesquelles forment un automate pour représenter les différentes étapes de leur

cycle de vie. À chaque politique correspond un ensemble de Filtres, qui régulent l'activation des agents et leurs interactions avec l'Environnement. *L'agent doit maintenir à jour une description qui le représente* au sein de l'environnement [Badeig and Balbo, 2012] : la trace est ainsi enrichie de l'interprétation d'une hypothèse (aspect fonctionnel) ainsi que des évolutions de l'agent (aspect non-fonctionnel).

2.5.3 Filtres

Nous proposons des agents hétérogènes suivant des automates de Politiques. Les informations qu'ils prennent en entrée, tout comme les résultats en sortie, sont enregistrées au sein d'un Environnement Partagé.

L'activation des agents dépend de la disponibilité de ces informations, et le choix de leur Politique dépend de leur contexte, tant externe (régulation, pilotage adaptatif) qu'interne (par exemple, confiance d'une hypothèse ou conformité d'une donnée de capteur). Cette activation est régie par des *Filtres*, qui prennent la forme d'un objet doté d'une règle de type "condition-action", et d'une liste d'agents associés. Les conditions s'appliquent soit sur une information particulière disponible dans l'Environnement, soit sur des attributs des agents concernés ; l'action est une notification, aux agents concernés, de l'avènement d'un contexte propice. Au sein de ce contexte avéré, c'est l'agent qui, en dernier ressort, décide ou non d'agir en fonction des informations à sa disposition.

2.5.4 Environnement

L'Environnement Partagé contient des données structurées, telles que les signaux entrants, les sorties des agents, les paramètres d'exécution (dynamiques) du système, sous forme de Traces : les valeurs courantes sont pro-éminentes mais les valeurs passées sont aussi stockées. La structure, centrale, est similaire à un *Blackboard*, mais dotée de méthodes propres (et donc d'une certaine manière agentifiée).

Alors que les agents fournissent, à chaque pas de temps, une interprétation ponctuelle de la situation du Sujet (basée sur une valeur courante ou une fenêtre glissante), afin de relever d'éventuels écarts en "temps réel", les Traces contenues dans l'Environnement Partagé représentent une vision d'ensemble du déroulé tel que perçu par les agents d'après les capteurs. Elles représentent une vision *a posteriori*, permettant soit de faire de l'apprentissage hors-ligne, soit d'étayer une alerte "instantanée" d'agents en présentant les chemins d'hypothèses "jusqu'ici".

La trace est constituée par des chaînes de valeurs ; on peut également la représenter graphiquement pour fournir à l'Observateur humain une visualisation du déroulé.

2.6 Evaluation

Le diagnostic peut être vu comme la recherche d'indices contredisant une hypothèse ; le raisonnement abductif sur des observations incomplètes [Felsberg et al., 2009] du monde génère, par construction, un fort risque de faux positifs (à moins que ces visions incomplètes ne soient très discriminantes). Ainsi, des critères classiques tels que précision et rappel ne sont pas suffisants. De plus, l'objectif n'est pas nécessairement de détecter exactement une situation, mais des écarts aux exigences. La décision étant alors déportée vers les Alarmes, nous considérons que le système proposé porte sur l'aide à la décision (pour l'Observateur) plutôt qu'être un outil de diagnostic du Sujet.

Par ailleurs, l'évaluation comparative est rendue difficile par les données : une comparaison ne serait pertinente que sur un même jeu de données, avec les mêmes Sujets et le même cadre de discernement (monde des possibles). Nous ne disposons pas d'autres systèmes ainsi comparables (qu'il s'agisse de systèmes à faire tourner avec nos données ou de données d'autres systèmes disponibles pour tester le nôtre).

Dans la mesure où l'objectif n'est pas d'évaluer la qualité des modèles eux-mêmes, nous évaluerons au chapitre 5 les mécanismes de pilotage adaptatif, l'expressivité, et la performance. Par ailleurs, si la qualité d'un modèle de situation dépend de l'apprentissage, la vision proposée ici permet potentiellement d'augmenter cette qualité (en termes de Rappel principalement, mais aussi de Précision), modèle par modèle, en construisant chaque modèle par rapport aux caractéristiques les plus intéressantes (sans contraintes sur les caractéristiques utilisés par les autres modèles).

Nous proposons de baser l'évaluation du système sur des assertions de qualité tant fonctionnelles que non-fonctionnelles, et nous proposerons certaines métriques quantitatives pour les mesurer :

- Assertions *Fonctionnelles* :
  - **Réussite** : Le système parvient à reconnaître la vérité-terrain et les situations alarmantes
  - **Sensibilité** : Le système est pro-actif pour découvrir les nouvelles situations et réagir aux changements
  - **Robustesse** : Le système maintient la qualité d'interprétation à travers les situations difficiles
- Assertions *Non-Fonctionnelles* :
  - **Expressivité** : Une grande variété de situations peuvent être décrites ; les exigences sont ouvertes et déclaratives
  - **Informativité** : Le système équilibre l'ouverture (exploration de nouvelles possibilités) et focus (lisibilité de la population d'hypothèses existantes)
  - **Efficacité** : Le système fonctionne de manière économique et répond à des contraintes de temps d'exécution

2.7 Synthèse

Nous proposons de manipuler une population dynamique d'hypothèses sur plusieurs niveaux d'abstraction, qui représentent des visions ascendantes de la situation du Sujet : des données à un scénario global. La dynamicité de la population vient de mécanismes de Prédiction-Vérification qui ont pour objectif de n'analyser, au cours du temps, qu'un sous-ensemble du monde des possibles. Ce monde des possibles est décrit par une base de connaissances fondée sur de la connaissance experte, personnalisée avec les caractéristiques spécifiques du Sujet.

Les modèles de situations ne sont, par construction, pas strictement comparables entre eux. Nous proposons un raisonnement abductif pour les évaluer, et un Cadre évolutif permettant une comparaison floue et indirecte, constituant le moteur de la Prédiction-Vérification.

Le résultat final de l'interprétation n'est pas l'obtention d'un choix quant à une unique *meilleure* hypothèse de situation. Il s'agit au contraire d'accepter l'incertitude (dûe à la vision incomplète du monde fournie par les capteurs) et de raisonner sur la conformité d'un faisceau de possibilités à un Cadre, formé d'exigences variées et variables. L'expressivité est ici un élément clef, tant pour les modèles de situations que pour les exigences. Des Alarmes sont émises lorsque les hypothèses perçues comme possibles dévient du Cadre d'exigences ; c'est là que réside le résultat final du système d'inteprétation des données, qui constitue donc un système dédié non à la prise de décision, mais à l'aide à la décision. Il convient alors de laisser à l'Observateur le soin de cette décision. Celle-ci peut intervenir soit hors-ligne, par la spécification d'un degré de criticité et de règles associées, soit en-ligne, par le biais de la modification à la volée de ces règles, ou par la simple prise de décision humaine à la réception des alarmes.

Pour mettre en œuvre le raisonnement abductif, nous proposons une architecture Multi-Agents basée sur une Base de Connaissances, un Environnement Partagé, et des Filtres qui régient l'activité des agents.

Chapitre 3

Structure des Modèles

Sommaire

3.1 Hypothèses : Base de Connaissances 62

3.1.1 Liens de Composition 62

3.1.2 Liens de Transitions 64

3.2 Hypothèses : Prédiction-Vérification 66

3.2.1 Vérification 66

3.2.2 Prédiction 67

3.3 Surveillance du Scénario 71

3.3.1 Suivi Temporel 71

3.3.2 Discussion : Comparaison Sémantique 73

3.4 Déviations du Cadre et Situations Alarmantes 75

3.5 Synthèse 76

Dans ce chapitre nous présentons tout d'abord les modèles d'hypothèses et la structure de la base de connaissance. Nous détaillons également les mécanismes de Vérification (attribution d'une *valeur de confiance* aux hypothèses en fonction du niveau inférieur d'abstraction) et de Prédiction (mise à jour de la population d'hypothèses au fil du temps) ; ces hypothèses permettent de vérifier le bon déroulé des activités du Sujet. Enfin, nous décrivons les différentes catégories d'Exigences, dont la violation peut amener mesures correctives ou Alarmes.

3.1 Hypothèses : Base de Connaissances

La base de connaissances est structurée en tant que *Réseau de Situations*, liant ainsi les différents modèles de situations par des liens de transition possibles (au sein d'un même niveau d'abstraction), mais aussi par des liens de composition (d'un niveau d'abstraction à l'inférieur). Ce sont à partir de ces compositions que seront calculées les valeurs de confiance des hypothèses ; des poids permettent de représenter l'importance relative de différents composants d'une hypothèse (en particulier la prévalence de certaines grandeurs sur d'autres).

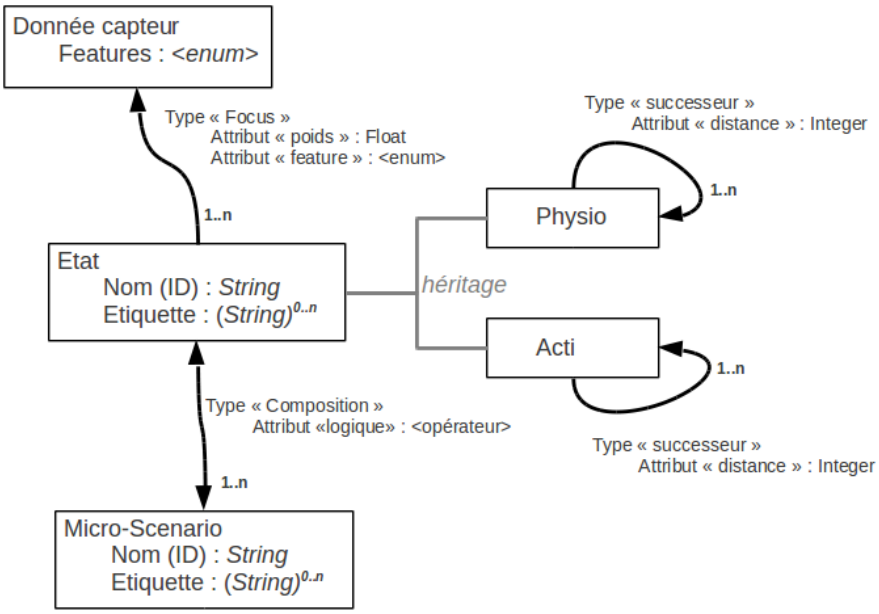

FIGURE 3.1 – Structure du Réseau de Situations.

La structure est ainsi définie comme un graphe (E, κ, ν), où les E sont les éléments (niveaux $\mathcal{L}1/2/3$), les liens κ sont des relations de composition entre une hypothèse de niveau $\mathcal{L}_n$ et ses *composants* K_i de niveau $\mathcal{L}_(n-1)$; les ν sont les transitions au sein d'un même niveau (successeurs possibles dans un déroulé temporel). [1]

Les hypothèses seront évaluées en termes de plausibilités, par une valeur de *confiance*. Celle-ci est issue de la fusion des informations de chaque *composant* de l'hypothèse étudiée ; elle est ainsi définie par les liens de composition.

3.1.1 Liens de Composition

L'expressivité est l'objectif principal pris en compte dans la structuration de la base de connaissances, et dans le mode de raisonnement par abduction. Pour cette raison, les liens de composition κ permettent :

1. Ici, seules les transitions aux niveau des hypothèse $\mathcal{L}2$ d'Etat sont utilisées ; des transitions au niveau des Microscénarios ($\mathcal{L}3$) ne sont pas modélisées mais sont possibles.

- Pour les États, de prendre en entrée toute caractéristique pertinente des signaux disponibles. Par exemple, un État peut utiliser, entre autres, l'écart-type sur 20 secondes glissantes du Rythme Cardiaque, tandis qu'un autre en prend la pente sur 30s.
- Pour les Micro-scénarios, des compositions d'États basés sur des opérateurs logiques tels que ET et OU. Par exemple, un Micro-scénario de *Pause-Café*$^{\mu}$ pourrait être reconnu comme composé des États *Debout*$^{\alpha}$ *ET (Boire*$^{\varphi}$ *OU Parler*$^{\varphi}$ *OU Basal*$^{\varphi}$*).*

Ainsi les hypothèses peuvent être plus ou moins génériques/spécifiques, en ayant des modèles avec des nombres différents de caractéristiques et des règles de composition variées. De même, la nature des composants de chaque modèle d'hypothèses peut varier : l'objectif est de permettre au modélisateur de représenter une hypothèse selon toute forme qui lui paraît appropriée [2]. On peut ainsi ajouter, à la volée, de nouveaux modèles indépendamment des anciens (et sans avoir à mettre ceux-ci à jour). Par ailleurs, dans la mesure où une caractéristique peut être pertinente pour une hypothèse mais par pour une autre, il serait contre-productif de prendre toutes les caractéristiques en compte pour tous les modèles (efficacité, coût calculatoire).

La composition d'États en Micro-scénarios relève du raisonnement abductif, tout comme le calcul par les États de confiances indépendantes entre elles, à partir d'observations potentiellement variées. Pour chaque hypothèse $\mathcal{H}_n$ de niveau n, l'ensemble $\{\mathcal{H}_i\}_{n-1}$ des composants de niveau $n-1$ est connu (connaissance experte) ; leurs règles de composition vont dicter l'interprétation qui en est faite, en influant sur la phase de Vérification (calcul de *confiance*) [3].

Étendre la composition des États au-delà des signaux actuellement utilisés pose deux questions qui ne seront abordées ici qu'en perspectives : la synchronisation avec des fréquences d'échantillonnage différentes d'une part, et surtout l'apport de données plus complexes que de simples valeurs numériques de $\mathbb{R}$. Ces données-là pourraient prendre la forme d'images, de positions GPS, ou d'évènements ponctuels (plutôt que des séries temporelles). La formule générique de calcul de confiance reste la même, la complexité étant déléguée aux fonctions χ ; le coût de traitement en revanche peut menacer les qualités temps-réel. Par ailleurs, la complexité "sémantique" d'apprentissage et de raisonnement peut exploser : si la fouille de données permet de classifier, on peut toutefois considérer que la difficulté pour l'annotateur expert de donner du sens, lors de la construction de la base de connaissances, croît exponentiellement avec l'ajout de grandeurs hétérogènes (problème d'annotation sémantique plutôt que d'apprentissage de classes).

2. On notera à ce propos qu'il en découle une problématique d'apprentissage, avec un espace des caractéristiques possibles quasiment infini à explorer. En pratique pour les États il s'agirait de choisir un nombre restreint (de une à cinq par exemple) de caractéristiques à retenir, parmi quelques centaines de combinaisons : type de caractéristique, taille de la fenêtre glissante, critères temporels supplémentaires (motifs).

3. Un parallèle peut être fait avec la combinaison de classificateurs dans des méthodes ensemblistes telles que le *Bagging*.

Le projet SuPerCo est doté d'une forte composante "sémantique" à travers la description d'une "mission" à respecter : il en résulte des exigences et une description des situations naturellement *descendants* (*"top-down"*) : un Scénario est découpé en Micro-scénarios, qui sont alors décrits en termes d'États possibles ou nécessaires. Nous verrons au §3.2.2 que l'approche *ascendante* (*bottom-up*), qui en est un nécessaire complément [4], suivra alors en sens inverse ces liens κ inscrits dans la base de connaissances.

La construction de modèles de Micro-scénarios est très libre ; on peut les définir à partir de composants qui, ensemble, forment une situation cohérente et "normale" (par exemple, *effort* physique et *mouvement*), mais aussi à partir d'hypothèses portant une part de contradiction pleine de sens (par exemple, *assis* et *stress*, cette seconde hypothèse étant proche de l'*effort physique* en terme de rythme cardiaque).

Les modèles de Micro-scénarios forment des compositions hiérarchisées entre les opérateurs ET et OU : les composants d'un Micro-scénario sont ainsi un ensemble "intersection" de la forme $\{\mathcal{E}_1\, ET\, \mathcal{E}_2\, ET\, \mathcal{E}_3 ...\}$, où chaque $\mathcal{E}$ est lui-même un État E ou un ensemble "union" d'états $\{E_i\, OU\, E_j\, OU ...\}$. L'utilisation d'autre opérateurs (NON par exemple) est possible.

Les conflits d'ambiguïté (plusieurs hypothèses plausibles en concurrence, chevauchement de domaines : non-exclusivité) et la qualité potentiellement médiocre des données mènent à une incertitude avérée. Une comparabilité stricte des hypothèses de situation (avec des modèles probabilistes propres) n'aurait pas nécessairement beaucoup de sens, car la précision des comparaisons risquerait d'être d'un ordre de grandeur différent de celui de la précision des données. Ainsi, la comparaison floue et indirecte des modèles paraît non seulement suffisante mais aussi plus judicieuse en termes de marge d'erreur.

De la même manière, les combinaisons d'États en Micro-scénarios, modélisées ici à travers des combinaisons logiques, peuvent tolérer des règles "grossières", et potentiellement hétérogènes. En rendant ces combinaisons flexibles, en gagne par ailleurs en expressivité.

Si les liens de composition permettent de déterminer la plausibilité d'une hypothèse en fonction d'informations d'un niveau d'abstraction inférieur, des liens existent également, pour les transitions, au sein d'un même niveau.

3.1.2 Liens de Transitions

Les liens de transitions ν représentent les successeurs possibles de chaque hypothèse. Leur rôle est d'identifier les remplaçants à évaluer lorsqu'une hypothèse active voit sa plausibilité baisser ; ils sont donc des liens de Prédiction. Nous les modélisons ici uniquement au niveau des États. Ce sont des liens orientés ; une transition n'est pas forcément possible dans les deux sens (Récupération ne peut pas succéder à Basal par exemple).

4. La "cognition bidirectionnelle" est reconnue comme naturelle chez l'humain et nécessaire chez les machines par [Shanahan, 2005].

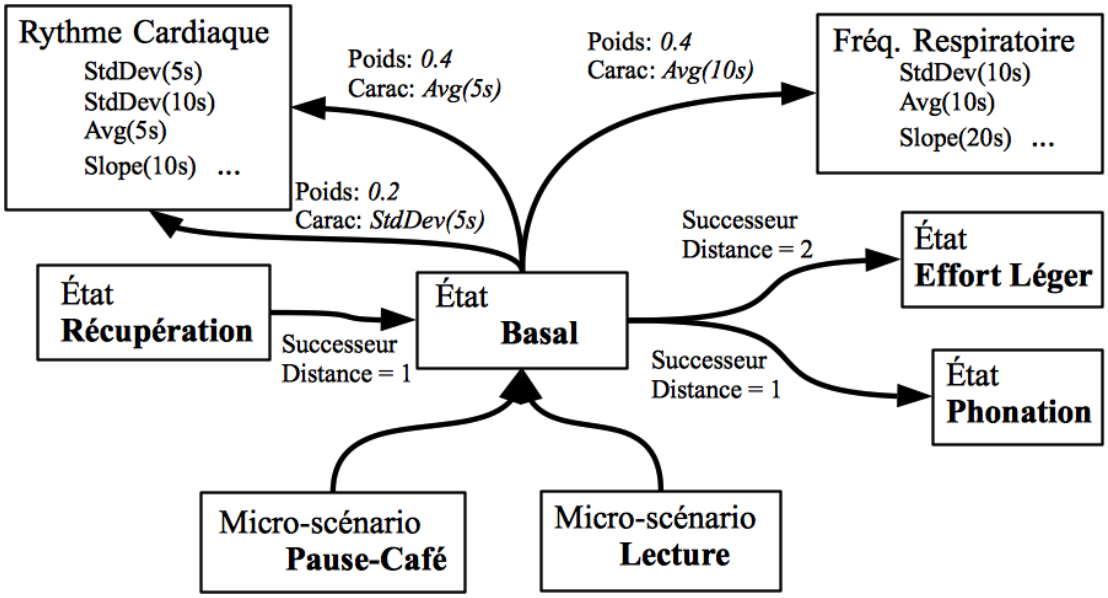

FIGURE 3.2 – Exemple de liens pour l'hypothèse d'État *Basal*.

La prédiction le long de ces liens (création, au temps $t_{k'}$, d'hypothèses pour le temps $t_{k''}$) est directement liée à une perte de plausibilité des hypothèses existantes (entre t_k et $t_{k'}$). La prédiction est ainsi fonction de la confiance C_i de l'hypothèse prédictive $\mathcal{H}_i$:

$$\{\mathcal{H}_j\}t_{k''} = pred(\{\mathcal{H}_i\}t_{k'}, \{C_i\}t_{k'}, \{d_{i,j}\}, \{\Delta C_i(t_k, t_{k'})\}) \tag{3.1}$$

Cette perte de confiance sur l'intervalle $\Delta(t_k, t_{k'})$ peut être mesurée. Elle représente une information qui permet de choisir, de manière *ascendante* (retour d'informations depuis les données), quels successeurs sont les plus plausibles : on évaluera les hypothèses les plus "différentes" dans les cas où la chute de plausibilité est grande, et des hypothèses plus similaires si celle-ci baisse de manière moins prononcée. À cette fin, nous introduisons une distance $d_{i,j}$ entre deux hypothèses, reflétant combien leurs modèles diffèrent. Nous proposons ici d'utiliser une distance définie comme un entier de 0 à 3 représentant un niveau arbitraire, renseigné lors de la construction des modèles, sur les arêtes ν. Cette distance a une forme de "règle experte" car les modèles sont hétérogènes.

La distance $d_{i,j}$ concerne ici les hypothèses d'État (niveau $\mathcal{L}_2$). Au niveau des Micro-scénarios ($\mathcal{L}_3$), on pourrait envisager de prendre en compte le fait que certains sont plus spécifiques que d'autres. Dans une optique de factorisation, cela pourrait permettre de fusionner plusieurs Micro-scénarios similaire en un seul, plus générique.

3.2 Hypothèses : Prédiction-Vérification

On définit par *Vérification* le calcul de la plausibilité, à un instant donné, d'une l'hypothèse. Cette plausibilité est exprimée par le biais d'un score nommé *valeur de confiance* et calculé à partir d'un modèle issu de la base de connaissances (à travers les liens de composition). La *Prédiction* concerne la génération d'hypothèses futures, en fonction de l'évolution des confiance des hypothèses existantes. Cette prédiction se fait sur la base des liens de transition mais aussi de composition.

3.2.1 Vérification

Les hypothèses $\mathcal{H}$ (niveaux $\mathcal{L}_{2/3}$) se voient attribuer une **valeur de confiance** $\mathcal{H}.C$ (appartenant à un domaine $\mathcal{D}_C \subset \mathbb{R}^+$), qui reflète la plausibilité de cette hypothèse, constatée par rapport à son modèle et aux données entrantes, prenant en compte d'éventuelles contraintes temporelles. Le modèle d'une hypothèse est la conjonction de modèles du niveau d'abstraction inférieur ; la confiance est ainsi fonction de "confiances partielles" correspondant à ces composants évalués séparément. Pour le calcul de cette confiance, une formule générique pour les agent-hypothèses est proposée :

$$\mathcal{H}.C = f_c(c_t, c_{t-1}, c_{t-2}...),\ c_t = max(0, \sum_{i=1}^{n} \omega_i \chi_i(K_{i,t}) - \epsilon_t), \quad avec: \tag{3.2}$$

- ω est le poids de chaque composant ($\sum_{i=1}^{n} \omega_i = 1$)
- χ est la fonction de calcul associée à chaque composant ; χ produit une confiance partielle $\mathcal{D}_C$ à partir d'une donnée.
- K, le composant, peut être :
  - pour les États $\mathcal{L}2$: Y_J, la caractéristique J d'un signal de capteur Y
  - pour les Micro-Scénarios $\mathcal{L}3$: des confiances d'États.
- ϵ_t est un facteur temporel discriminant optionnel, $\epsilon_t \in \mathcal{D}_C$

La fonction f_c a pour objectif de prendre en compte les valeurs passées, notamment dans le but de modéliser des Micro-scénarios transitoires, c'est-à-dire dont les composants sont des États censés se succéder constamment les uns aux autres. Dans le cas général, $\mathcal{H}.C = c_t$.

Le choix a été fait de considérer la confiance comme une moyenne pondérée. Une autre solution aurait été de prendre comme confiance $\mathcal{H}.C$ le minimum des confiance partielles $\chi_i(K_{i,t})$, ou une fonction discriminante quadratique (pour pénaliser les hypothèses dont un des éléments est trop distant de la valeur attendue), mais la moyenne pondérée permet de lisser le bruit et surtout de compenser les imprécisions des modèles, d'autant que certains composants d'une hypothèse sont prévalents par rapport aux autres (ce qui peut être modélisé par l'attribution

de poids différents aux K_i). De plus, les hypothèses les plus spécifiques (c'est-à-dire dotées d'un plus grand nombre de composants K) sont déjà discriminées par la moyenne pondérée (plus de risques d'avoir une confiance basse avec un grand nombre de confiances partielles).

Lorsque l'on admet que les confiances ne soient pas comparables, l'utilisation d'une formule générique de confiance n'est pas obligatoire. On trouvera, dans le chapitre Perspectives, des exemples montrant le potentiel expressif et la souplesse de l'approche. Deux axes sont à développer :

- L'expressivité des États et surtout des Micro-scénarios, à travers des modèles variés de fusion des composants, ou l'ajout de termes discriminants basés sur le temps écoulé (par exemple pour la digestion) ou le nombre d'occurences de ses différents composants (par exemple, on pourrait souhaiter que le Micro-scénario *Pause-Café*$^{\mu}$ soit moins plausible si un seul de ses trois composants "OU" est reconnu, plutôt que les trois successivement). Le terme ϵ_t peut être défini à cette fin.
- Des modèles d'hypothèses d'État variables en fonction du contexte peuvent être créés, notamment grâce à un degré d'intensité [Amate et al., 2011] : par exemple, la fréquence cardiaque au repos (*Basal*) varie entre le matin et le soir (dépendance au contexte de niveau "Scénario"), tout comme la forme de la courbe de récupération selon l'intensité de l'effort qui l'a précédée (dépendance aux autres hypothèses d'État).

Les valeurs de confiance permettent de classer les hypothèses en trois catégories selon ce que l'on appelle un **régimes de confiance** : *haut, moyen, bas.* Ce classement se fait en fonction de seuils qui sont amenés à varier selon les situations. Le régime représente le fait qu'une hypothèse soit considérée plus ou moins plausible. Il s'agit d'une symbolisation floue (qui compense l'absence de comparabilité stricte des hypothèses), sur la base de laquelle les hypothèses sont alors soumises à une forme de comparaison indirecte : les moins plausibles ne seront plus évaluées et de nouvelles hypothèses seront créées pour les remplacer, par le biais de mécanismes de Prédiction.

3.2.2 Prédiction

Le principe de Prédiction consiste, à l'instant t, à rechercher la liste des hypothèses qui seront évaluées à $t + 1$. Dans le cadre d'une population dynamique d'agents-hypothèse, il s'agit donc de déterminer quels agents seront créés, quels agents maintenus, et quels agents arrêtés.[5] Les mécanismes influant sur la population d'hypothèses sont :

- **Focalisation** : lorsqu'il est créé, un Micro-Scénario génère (s'ils ne sont pas déjà actifs) ses agents États Composants, afin de calculer sa propre confiance (vérification) par rapport à la leur.
- **Terminaison** : une hypothèse est désactivée si sa confiance est trop basse (régime *bas*) pendant un certain temps (durée minimale $\delta_{terminaison}$)

5. Dans la mesure où chaque agent représente une et une seule hypothèse de la base de connaissances, on peut considérer qu'il s'agit de déterminer si une hypothèse est active ou non.

- **Anticipation** : un agent État se trouvant dans un régime de confiance faible pendant suffisamment longtemps ($\delta_{anticipation}$) va créer des successeurs pour le remplacer et refléter le changement dans les données capteurs entrantes
- **Exploration** : lorsqu'un agent État est valide (régime de confiance haute pendant un temps donné $\delta_{exploration}$), il cherche à se raccrocher à des Micro-scénarios dont il est Composant, et en crée s'il n'en y a actuellement pas d'actifs

Focalisation

La *Focalisation* est automatique et ponctuelle. Il s'agit d'une création initiale (à la création du Micro-scénario) des hypothèses d'États reliées au Micro-scénario concerné par des liens κ. Ce mécanisme est donc nécessaire pour permettre aux Micro-scénarios de calculer par la suite leurs confiances.

Les autres mécanismes, en revanche, sont activés en fonction de la confiance d'une hypothèse et d'une durée δ ; cette durée *d'inertie* permet de lisser les comportements et d'éviter à la fois les risques induits par le bruit (ou les artefacts) et les comportements *oscillatoires* (création et suppression en boucle des mêmes hypothèses).

Terminaison

Le mécanisme de *Terminaison* est basé sur une baisse prolongée de la confiance en-dessous d'un seuil bas ; ce seuil est variable et peut-être ajusté pour que le système soit plus tolérant ou plus discriminant, selon les besoins. Les hypothèses peuvent aussi être supprimées par d'autres biais, en fonction des résultats d'autres mécanismes exploratoires tels que l'Anticipation.

Anticipation

Le mécanisme d'*Anticipation* permet à un État de refléter des transitions : lorsque sa confiance baisse, cela signifie que les informations des capteurs ont changé et donc que la situation du sujet a changé : des Successeurs (autres États connus d'après la base de connaissances) sont activés et vérifient à leur tour leur confiance. L'hypothèse *anticipant* suit leur développement ; elle aura alors plusieurs possibilités :

- Si les successeurs ne sont pas validés, les recréer après un temps de latence (multiple de $\delta_{anticipation}$ avec incrémentation au fil des échecs)
- Si un ou plusieurs successeurs sont validés, l'État pourrait être désactivé (si sa confiance reste basse), car rendu inutile par le succès de l'anticipation.

Ainsi, on peut donner à une hypothèse d'État une certaine autonomie, qui peut être liée notamment aux besoins du système en termes d'ouverture (explorer largement les situations possibles)

ou de parsimonie (réduire le nombre d'agents actifs pour limiter le coût calculatoire et améliorer la lisibilité).

Exploration

Nous proposons un mécanisme d'*Exploration* qui permet à un État de créer un ou plusieurs agents Micro-scénarios ; ceux-ci vont alors créer d'autres États pour vérifier leur propre confiance. Il s'agit donc ici d'une démarche permettant d'observer de nouveaux aspects d'une situation, en relation avec ceux déjà perçus.

Les agents États valides (confiance supérieure à un seuil haut pendant une durée minimale $\delta_{exploration}$) génèrent ainsi des agents Micro-scénarios dont ils sont *composants* (liens issus de la base de connaissances).

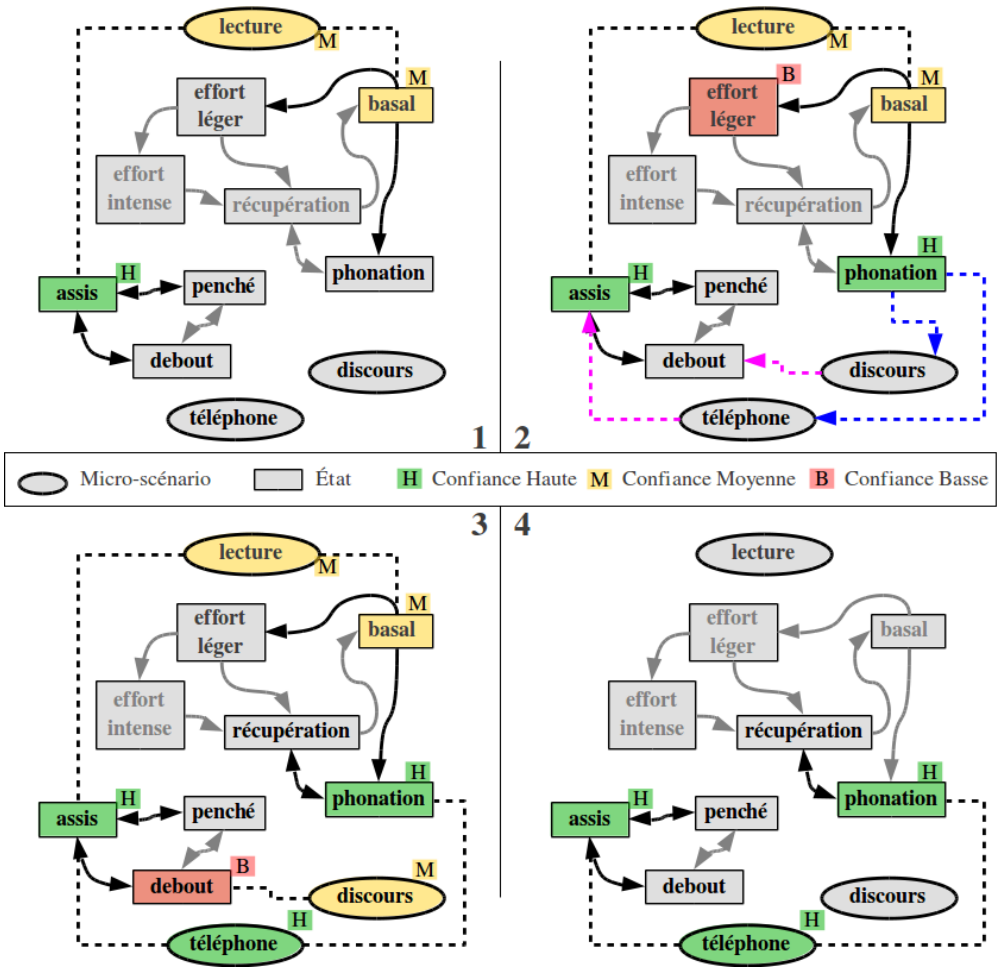

FIGURE 3.3 – Exemple de Prédiction sur un Exemple Restreint. Liens d'Anticipation possibles en noir plein (gris plein pour anticipation impossible), Exploration en bleu pointillé et Focalisation en magenta pointillé.

Déroulé de la Prédiction-Vérification

Le déroulement de la Prédiction-Vérification se résume ainsi :

i. Une hypothèse de Micro-scénario initiale $\mathcal{H}^i_{\mathcal{L}\mathbf{3}}$ est émise.

ii. Création des États $\{\mathcal{H}^i_{\mathcal{L}\mathbf{3}}.K_j\}$ le composant (Focalisation).

c0. t_1 : Arrivée d'un lot de données.

c1. Vérification des États (calcul de confiance à partir des données).

c2. Vérification des Micro-scénarios (calcul de confiance à partir de celles des États).

c3. Anticipation (création possible d'États).

c4. Exploration (création possible de Micro-scénarios).

c5. Focalisation de ces nouveaux Micro-scénarios (création d'États).

c6. Terminaison éventuelle d'hypothèses trop peu plausibles.

c7. t_2 : nouvelles données (retour à *c0.*).

La figure 3.3 schématise ces mécanismes : en 1, un État (Basal), tombé en régime de confiance moyenne, crée deux successeurs : Effort-Léger et Phonation. En 2, ceux-ci sont évalués avec les données ; il en ressort que l'un d'eux est valide (Phonation). Celui-ci crée alors deux Micro-scénarios (Discours et Téléphone). En conséquence, ceux-là génèrent d'autres États (Focalisation : création par un Micro-Scénario de ses États *composants* pour pouvoir calculer sa propre confiance) ; ici seul Debout est créé car Assis était déjà actif. Debout, après Vérification, n'apparaît pas valide (3), et va être détruit. Cela entraîne en 4 la suppression de Discours. Parallèlement, la validation de Phonation comme successeur de Basal entraîne l'abandon de Basal (et celui du Micro-scénario de Lecture qui lui est lié).

Ouverture

L'anticipation comme l'exploration sont des mécanismes pour lesquels la création d'hypothèses se base sur des liens d'accointance entre hypothèses, écrites dans la base de connaissances. Dans une base de connaissance de grande dimension, la connectivité de chaque hypothèse sera grande. Nous introduisons ici le concept d'*Ouverture* : ce terme générique représente un degré de liberté pour la création d'un plus ou moins grand d'hypothèses nouvelles à partir des existantes ; il s'agit donc d'un vecteur potentiel de régulation. Dans le chapitre suivant, détaillant l'architecture logicielle, nous décrirons plusieurs paramètres du système qui sont des vecteurs d'ouverture : c'est-à-dire que les actions génériques de “diminuer l'Ouverture” et “augmenter l'Ouverture” modifieront ces paramètres.

Ce concept d'Ouverture représente le fait qu'une tolérance σ_d sera appliquée lors de la comparaison entre $d_{i,j}$ et $\Delta C_{(t_k,t_{k'})}$ pour l'Anticipation d'une d'hypothèse d'État, ou pour déterminer

l'étendue de l'Exploration vers les Micro-scénarios dont un État est composant (par exemple pour privilégier l'exploration de Micro-Scénarios pour lesquels l'État est seul dans un groupe $\mathcal{E}$). C'est donc un paramètre essentiel de la Prédiction.

Une question d'interprétation se pose. Un État représente d'une part un aspect d'une situation plus complexe, et d'autre part une *explication* possible (parmi d'autres) pour les données perçues par les capteurs. La génération de Micro-scénarios correspondant à cet État correspond à la vérification d'hypothèses sur la nature "complète" de cet objet. Si *toutes* ces hypothèses "supérieures" se révèlent fausses (les hypothèses d'États générées par ces Micro-scénarios, c'est-à-dire les "autres faces de l'objet", sont fausses), cela signifie-t-il que l'hypothèse "basse" (l'hypothèse d'État de départ) était également fausse ?

Dans notre cas, les Micro-scénarios ne sont évidemment pas exhaustifs et il faut donc considérer que l'État peut simplement être un aspect d'une situation inconnue. En revanche, dans un cadre de discernement plus fermé, on pourrait alors associer aux États un mécanisme de suivi, similaire à celui de l'Anticipation, qui permettrait de discriminer une hypothèse d'État n'ayant pas trouvé d'explication valide (en termes de Micro-scénarios) par Exploration. Cette prédiction ajouterait donc une dimension discriminante au raisonnement abductif :

1. Observations Y_t potentiellement expliquées par États $\{\mathcal{H}_{\mathcal{L}\mathbf{2}}\}_t$.
2. Génération de Microscénarios $\{\mathcal{H}_{\mathcal{L}\mathbf{3}}\}_{t+1}$ pour expliquer les États.
3. Génération d'hypothèses d'États supplémentaires : $\{\mathcal{H}_{\mathcal{L}\mathbf{2}}\}_{t+1} = \{\mathcal{H}_{\mathcal{L}\mathbf{2}}\}_t + \{\mathcal{H}_{\mathcal{L}\mathbf{3}}\}_{t+1}.K$
4. Observations Y_{t+1} potentiellement expliquées par États $\{\mathcal{H}_{\mathcal{L}\mathbf{2}}\}_{t+1}$.
5. Discrimination a posteriori sur les États d'origine.

3.3 Surveillance du Scénario

3.3.1 Suivi Temporel

Nous proposons dans cette section une représentation du Scénario attendu sous forme d'automate [6] ; l'objectif est de pouvoir déterminer si l'activité du Sujet se déroule conformément à un plan défini arbitraitement par l'Observateur.

Chaque Scénario est ainsi un ensemble de triplets $\mathcal{S} = \{\int_i\} = \{(id, \mathcal{H}_{\mathcal{L}3}, \{\nu_j\})_i\}$, avec :

- id est un identifiant unique pour un Micro-Scénario attendu.
- $\mathcal{H}_{\mathcal{L}3}$ est un Micro-Scénario ; plusieurs occurences d'un même Micro-scénario peuvent être attendues, avec des id différents.

6. Il s'agit d'une forme simple librement inspirée des travaux de stage M2 de Thibaut Cazeau (3e année Ensimag) sur l'utilisation de Réseaux de Pétri temporels pour SuPerCo.

– $\{\nu_j\}$ est un ensemble de successeurs : chaque lien $\nu_j = (\int'_j, t_j)$ pointe vers un autre triplet $\int'_j$ avec un temps d'échéance $\nu_j.t$. Cela signifie que l'on s'attend à voir le Micro-scénario désigné par $\int'_j.\mathcal{H}_{\mathcal{L}3}$ démarrer $\nu_j.t$ secondes après le Micro-scénario courant $\int.\mathcal{H}_{\mathcal{L}3}$.

La figure 3.4 illustre par un exemple cet automate. On y constate que grâce à la multiplicité des liens ν dans chaque triplet $\int$, il est possible de représenter plusieurs chemins parallèles. Cela peut permettre de représenter une tolérance quant à l'ordre dans lequel se déroulent les étapes du scénario prévu. Dans cet exemple le Scénario commence par *(1, Pause-Café, (2, 180))* suivi de *(2, Marche, {(3, 60), (4, 240)})*, avec des temps en secondes correspondant aux transitions entre situations prévues.

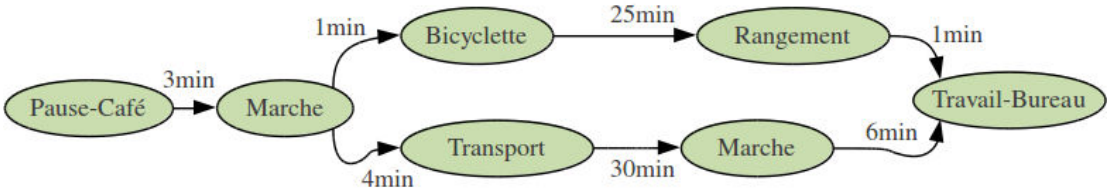

FIGURE 3.4 – Exemple de Scénario (Trajet Matinal Domicile-Laboratoire).

Il est possible de représenter que l'on attend un Micro-scénario, ainsi que de plusieurs possibles liés par une relation "OU". La configuration actuelle ne permet de représenter ni les "OU Exclusifs" ni les "ET". S'il est possible de représenter des "NON", ceux-ci n'auraient guère de sens sans le "ET" car il ne paraît pas utile de spécifier une impossibilité dans un Scénario sans spécifier simultanément une exigence positive.

Chaque étape du Scénario est évaluée selon un Régime de confiance (haut, moyen, bas) représentant le respect d'une exigence de l'Observateur. Cette mesure est évaluée directement à partir des Régimes de confiance des Micro-scénarios concernés. En prenant les nombres d'occurence n_H, n_M, n_B de l'hypothèse de Micro-scénario $\int.\mathcal{H}_{\mathcal{L}3}$ dans les régimes haut, moyen et bas, le régime de confiance de l'étape est celui qui correspond au plus grand n_r. Ces n_r sont comptés sur une fenêtre glissante donnée. L'étape est ainsi considérée valide si, sur cette fenêtre, le Micro-scénario qui la représente a été plus souvent considéré plausible que non.

Cette formule très simple donne une estimation assez grossière de la conformité du déroulement au Scénario prévu. En particulier, elle ne prend pas en compte le temps total écoulé ; ce dernier point n'est en revanche pas une limitation car la détection d'écarts au Scénario relève de la détection d'Alerte (voir le §3.4).

Nous verrons au chapitre suivant que la tolérance aux approximations temporelles (une activité peut démarrer un peu "en retard", ou durer moins longtemps) sont gérées par des agents spécifiquement dédiés à chaque étape du Scénario (au fur et à mesure du déroulé), plutôt que de prendre en compte une distance globale sur le Scénario entier, en y incluant des ajustements que

l'on peut rapprocher du concept de *DTW*. Il s'agit de faire démarrer l'évaluation d'une étape à un instant qui relatif au déroulé jusqu'alors plutôt qu'à une date statique.

Nous avons vu précédemment que les agents État peuvent solliciter des agents Micro-scénarios par *Exploration*. Par ailleurs, par construction, il peut y avoir des Micro-scénarios spécifiques subsumés par d'autres plus génériques. En outre, plusieurs Micro-scénarios peuvent être sémantiquement proches. Une perspective serait donc de doter les Micro-scénarios de mécanismes exploratoires leur permettant de se raccrocher à des étapes similaires du scénario (par exemple l'hypothèse de *Monter des Escaliers* pourrait être considérée proche de *Marcher* ; en revanche un Scénario précisant *Descendre des Escaliers* pourrait ne pas devoir tolérer *Monter des Escaliers* à la place). Le rôle exploratoire des Micro-scénarios serait ainsi de tester leur adéquation aux étapes courantes du Scénario afin de participer au calcul du Régime de Confiance (en incrémentant les n_r).

3.3.2 Discussion : Comparaison Sémantique

Lorsque l'Observateur définit un Scénario, il n'est pas raisonnable de penser qu'il va toujours décrire précisément les actions du Sujet sur toute la durée. En outre, selon les situations que l'on souhaite décrire, se trouveront dans la Base de Connaissances des Micro-scénarios plus ou moins spécifiques. D'autre part, certaines hypothèses peuvent être proches sémantiquement, ou présenter des caractéristiques similaires.

Il est donc utile de doter les Micro-scénarios d'une mesure permettant d'évaluer leur proximité. Alors que les États, pour leurs liens de succession, ne nécessitent de distances qu'avec leurs Successeurs, on souhaite ici que tous les Micro-scénarios soient comparables les uns aux autres. Un graphe complet semble inutilement coûteux ; en revanche, adjoindre des *étiquettes* à chaque Micro-scénario permet des comparaisons indirectes (basées par exemple sur le nombre d'étiquettes que deux hypothèses ont en commun par rapport à leur nombre d'étiquettes différentes) sur deux niveaux :

- Globalement, cela permettrait d'élaguer la Base de Connaissances en fonction du contexte (étiquettes de type *Froid*, *Altitude*, *Vie Quotidienne*) ; d'autres telles que *Dangereux* pourraient qualifier des hypothèses comme *Hypothermie* et faciliter la détection d'alerte (y compris au niveau État).
- Localement, deux Micro-scénarios pourraient donc être comparés pour déterminer, en fonction d'une valeur de tolérance, si l'activité perçue est acceptable même si elle diffère légèrement de ce qui est théoriquement attendu.

Niveau	Description	Action
$\mathcal{A}1$	**Absolues** (indépendantes du contexte)	
	Valeur hors-norme (par exemple Rythme Cardiaque > 220)	lissage, alarme
	Hypothèse inquiétante par nature (par exemple hypoglycémie)	alarme
$\mathcal{A}2$	**Subjectives** (dépendantes de l'Observateur)	
	Hypothèse contextuellement problématique (par exemple être essouflé dans un scénario de vie quotidienne)	alarme
	Situation inattendue ou non-occurence de situation attendue (par rapport à un Scénario défini)	génération de l'hypothèse manquante, alarme
$\mathcal{A}3$	**Système** (non-fonctionnelles)	
	Faible Performance (par exemple trop d'hypothèses non pertinentes)	modification de paramètres opérationnels (pilotage adaptatif)
	Ambiguïté (par exemple trop d'hypothèses paraissant plausibles)	réduction de l'*Ouverture*, paramètres plus discriminants
	Écroulement (pas assez d'hypothèses plausibles)	augmentation de l'*Ouverture*, Prédiction stimulée, alarme

TABLE 3.1 – Description des Niveaux de Déviations (*Alarmes*).

3.4 Déviations du Cadre et Situations Alarmantes

Nous avons décrit au chapitre précédent les exigences fonctionnelles et non-fonctionnelles portant sur l'interprétation et le suivi de l'activité humaine. Selon les trois niveaux définis ($\mathcal{A}_1$: Absolu, $\mathcal{A}_2$: Contextuel, $\mathcal{A}_3$: Système), d'éventuelles alarmes seront détectées à différents niveaux de l'interprétation. Celles-ci sont illustrées dans le tableau 3.1.

Le rôle du Cadre n'est pas seulement de détecter les écarts ; il s'agit aussi d'apporter des corrections, c'est-à-dire du pilotage adaptatif. Une décision portera donc sur l'activation de mesures correctives et, si l'écart persiste dans le temps, mènera à la génération d'une alarme. Il s'agira donc de refléter, pour la population d'hypothèses, le distingo entre activité normale, mesures correctives et situation d'alerte.

Un mécanisme de prédiction tel qu'*Anticipation* correspond à l'esprit d'une mesure corrective : il s'agit d'opérer une action (émettre des hypothèses différentes) pour corriger une situation insatisfaisante (une hypothèse ne correspond pas aux observations). La prédiction-vérification est bien un des aspects fonctionnels du Cadre d'interprétation.

Exigences *Absolues*

Le niveau $\mathcal{A}_1$ correspond à des définitions basiques d'écarts à l'attendu, indépendants du contexte, comme par exemple une donnée capteur manquante ou hors-norme (que l'on peut négliger comme artefact), ou la validation d'une hypothèse d'État présentant des risques pour la santé du Sujet. La décision au niveau $\mathcal{A}_1$ est simple : soit la déviation est lissée en tant qu'artefact, soit une alerte est générée (ce qui peut être basé, par exemple, sur la persistence dans le temps de cette déviation).

Exigences *Subjectives*

Au niveau $\mathcal{A}_2$ en revanche, les écarts sont définis par les besoins applicatifs et notamment par les choix de l'Observateur. Par exemple, l'essoufflement peut être considéré normal lors de l'ascension d'une colline, mais alarmante dans un cadre de travail de bureau. En outre, le fait qu'une personne ne soit pas reconnue comme se trouvant dans la situation attendue peut être considéré comme alarmant ; une mesure corrective sera ici de forcer l'évaluation des hypothèses correspondantes (les étapes du Scénario).

La nature abductive du raisonnement multi-hypothèses présenté ici peut mener à l'évaluation concurrente de plusieurs hypothèses, tant attendues que non, et simultanément considérées comme valides : un ensemble d'hypothèses non-exclusives et évaluées séparément peuvent se contredire en termes de sémantique, mais sans influence sur leurs plausibilités respectives. Dans ce cas de figure, il est nécessaire d'établir des lignes de conduite :

– Soit considérer qu'il n'y a pas d'alarme si au moins une des hypothèses attendues est valide

– Soit lever éventuellement une alarme dans le cas où une des hypothèses valides serait considérée comme *trop différente* de ce qui est attendu. Cela nécessite une mesure de distance sémantique, telle qu'évoquée dans la section 3.3.2.

Exigences *Système*

Le niveau $\mathcal{A}_3$ se rapporte à la qualité de fonctionnement du système, plutôt qu'à la situation du Sujet lui-même. Tant la pénurie que la pléthore d'hypothèses valides dégrade le système, en termes d'ambiguïté et d'incertitude ; la reconnaissance de l'activité du Sujet en est donc affectée. L'efficacité, en terme de juste adaptation des ressources aux besoins, peut aussi être prise en compte, notamment dans la mesure où un système ambulatoire doit limiter la consommation des batteries. Il est possible de modifier le fonctionnement du système pour répondre à ces exigences lors de déviations ; par exemple en changeant des seuils de confiance ou de durées pour être plus ou moins discriminant et assurer ainsi Parsimonie et Lisibilité. La génération d'alarmes est alors liée à la persistence dans le temps de ces écarts (et malgré les corrections de paramètres).

Dynamicité des exigences

Si les exigences "absolues" de niveau $\mathcal{A}_1$ sont conçues comme statiques, l'Observateur peut en revanche décider d'ignorer les alarmes correspondantes, en fonction de ses priorités de surveillance. De même, les niveaux $\mathcal{A}_2$ et $\mathcal{A}_3$ peuvent être ignorés et, surtout, peuvent évoluer au cours du temps (du fait de l'Observateur notamment), au fur et à mesure des changements dans le contexte du Sujet (par exemple, un État physiologique considéré comme alarmant ou non selon l'étape du Scénario).

3.5 Synthèse

La base de connaissances contient des modèles de situations, sur deux niveaux d'abstraction, qui représentent des hypothèses d'État proches des données des capteurs (vision *locale*) d'une part, et des compositions des premières formant des Micro-scénarios complets d'autre part (vision globale). Ces modèles sont reliés entre eux par des liens de composition (données-État, État-Micro-scénario) et de transition, le long desquels sont mis en place des mécanismes de Prédiction. La Prédiction et Vérification d'hypothèses permet de ne maintenir qu'un nombre restreint d'hypothèses jugées pertinentes, afin de conserver une interprétation répondant à des critères de qualité telles que l'efficacité et la robustesse.

Ces hypothèses sont donc évaluées au sein d'un Cadre de qualité de fonctionnement. Celui-ci est conçu pour englober également des exigences quant à la situation du Sujet, là encore sur plusieurs niveaux d'abstraction, allant de valeurs de capteurs inquiétantes à une situation inattendue (par rapport à un scénario défini par l'Observateur), que celle-ci soit marquée comme dangereuse pour la santé du Sujet ou non.

Pour mettre en œuvre la prédiction et la vérification des hypothèses, nous proposons dans le chapitre suivant une architecture Multi-Agents où chacune de ces hypothèses sera représentée par un agent autonome ; ceux-ci formeront une population dynamique évoluant au sein d'un Cadre qui fournira mesures correctives et alarmes éventuelles.

Chapitre 4

Architecture Logicielle

Sommaire

4.1 Organisation Générale 80

4.1.1 Partage d'Informations 81

4.1.2 Cycle de Vie des Agents 82

4.2 Types d'Agents 86

4.2.1 Agents de Mesures 87

4.2.2 Agents États et Micro-scénarios 87

4.2.3 Agents de Scénario 91

4.2.4 Agents Sondes 91

4.2.5 Paramètres d'Ouverture 93

4.3 Interactions avec l'Utilisateur 93

4.3.1 Informations Envoyées à l'Utilisateur 93

4.3.2 Définition des Exigences de l'Utilisateur 94

4.4 Discussion 95

4.4.1 Moteur de Filtres 95

4.4.2 Autonomie des Agents 96

4.4.3 Agents, Filtres et Normes 97

4.5 Synthèse 98

Ce chapitre présente le Système Multi-Agents (SMA) proposé dans le cadre du projet SuPerCo. Le cœur de ce système est constitué par des agents représentant des hypothèses de situation (sur plusieurs niveaux d'abstraction). Cette population est dynamique, en ce que les agents Hypothèses peuvent être créés (par d'autres agents) ou détruits (de leur propre chef) en fonction de leur pertinence vis-à-vis des observations. Ces hypothèses sont issues de la base de connaissances décrite au chapitre précédent et mettent en œuvre la prédiction-vérification.

À ces agents Hypothèses sont adjoints d'autres types d'agents (agents de Mesures, agents Sondes) qui leur fournissent des services de traitement de données et de régulation. Le SMA est donc constitué d'agents hétérogènes. Leurs actions et interactions doivent être cadrées de manière homogène ; aussi les agents s'inscrivent-ils à des *Filtres* d'activation, qui mettent en œuvre le Cadrage.

Alors que le chapitre précédent décrivait les *Connaissances*, il s'agit ici de détailler les *Agents*, les *Filtres* et l'*Environnement*, à travers l'organisation générale du SMA et le détail de ses composantes. Le chapitre sera complété par une discussion sur la cohérence de l'architecture et son lien avec les systèmes normatifs.

4.1 Organisation Générale

Le SMA est organisé autour d'un environnement partagé permettant l'échange et le stockage d'informations, tant les données entrantes que les sorties des agents, les paramètres d'exécution et des *méta-informations* représentant l'état courant du système. Des *Filtres* à base de règles condition-action contrôlent l'activation des agents et la transmission d'informations. Ces filtres sont mis en œuvre par un Moteur de Filtres, et peuvent être divisés en deux catégories : des filtres *Opérationnels* pour gérer l'activation routinière des agents et des filtres *Institutionnels* qui représentent les exigences du Cadre. Dans la mesure où ces filtres sont les facteurs d'activation des agents, la fréquence d'évaluation du Moteur sert donc d'horloge synchronisante pour le système. [1]

Trois types d'agents cohabitent au sein du SMA :

- des Agents de Mesures, en charge du prétraitement des données venues des capteurs (un agent par capteur)
- des Agents Hypothèses, qui vérifient la plausibilité d'hypothèses aux niveaux $\mathcal{L}_2$ État et $\mathcal{L}_3$ Micro-scénario (un agent par hypothèse). Ce niveau comprend également des agents vérifiant la conformité du déroulement au niveau $\mathcal{L}_4$ Scénario (un agent par correspondance étudiée avec les étapes possibles du Scénario).
- des Agents Sondes, en charge d'appliquer des mesures correctives en cas de violations des Exigences, et de lever des Alarmes le cas échéant.

1. Ici, les données sont issues de fichiers de mesures contenant des données de capteurs, échantillonnées à $1Hz$. L'implémentation du système ne simule pas une itération du moteur par seconde mais nous gardons à l'esprit cet ordre de grandeur comme contrainte temps-réel.

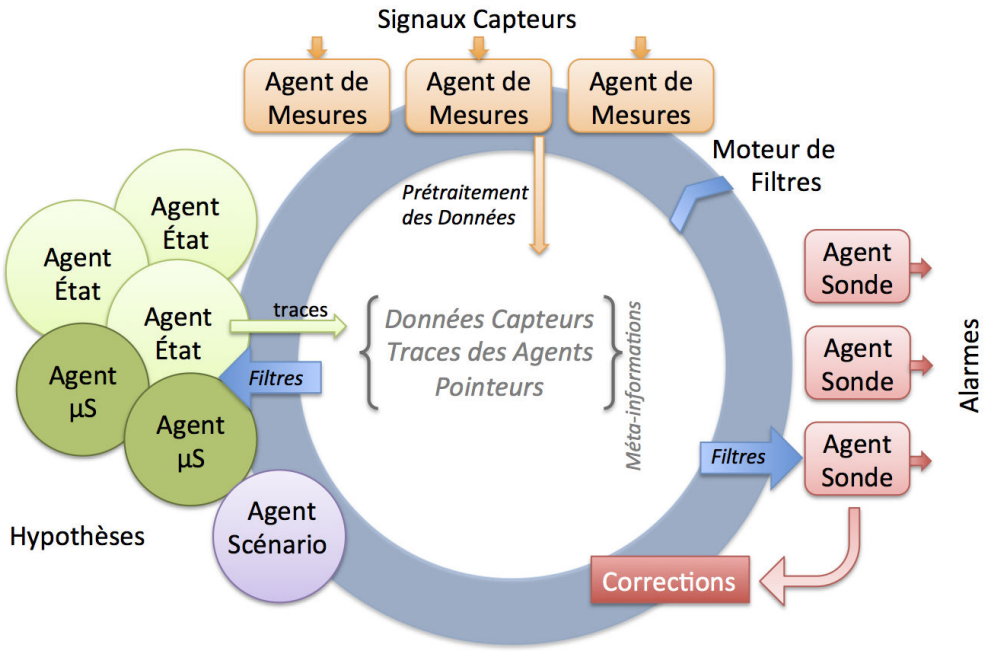

FIGURE 4.1 – Architecture Générale : les Agents sont organisés autour d'un Environnement Partagé (contenant les informations produites par le système ainsi que ses paramètres de fonctionnement) et d'un Moteur de Filtres (pour l'activation et la régulation des agents).

Les différents agents doivent adapter leur fonctionnement selon leur contexte au cours de leur exécution. Ces différents modes de fonctionnement sont modélisés en tant que *Politiques*. Les différentes Politiques qu'un agent peut adopter sont dotées de transitions et organisées en automates, qui forment ainsi le Cadre d'interprétation de l'agent. C'est donc par le biais de ces Politiques qu'est régulée la qualité d'interprétation : détection d'écarts aux exigences, prédiction-vérification.

4.1.1 Partage d'Informations

Les agents partagent leurs informations par l'écriture de leurs données dans l'Environnement Partagé *Env*. Celui-ci est similaire à un *Blackboard*, mais doté de méthodes visant à assurer la cohérence du contenu (comme par exemple une méthode de création d'Agent-Hypothèse, qui en assure l'unicité). Il s'agit donc d'un environnement agentifié.

Le passage par un *environnement* peut être vu comme un partage centralisé, source de congestion [Amigoni et al., 2003]. En revanche dans notre cas les informations (valeurs numériques dans $\mathbb{R}$) sont limitées par le nombre de capteurs et d'agents actifs, et la séquentialité due aux filtres réduit les problèmes d'accès concurrents.

L'information contenue dans l'environnement est structurée ; on représente sa composition par un n-uplet $\langle \mathcal{Y}_J, \mathcal{H}.attr, \mathcal{A}, \Theta \rangle$, avec :

- $\mathcal{Y}_J$ sont des caractéristiques de données (sorties des agents de Mesures)
- $\mathcal{H}.attr$ sont des sorties des agents Hypothèses (confiance par exemple)
- $\mathcal{A}$ sont des pointeurs vers les agents (actifs ou inactifs) et leurs modèles, extraits au démarrage de la base de connaissances.
- Θ sont des *méta-informations* et paramètres : durées d'intertie δ, seuils de confiance, nombres d'agents, degré d'ouverture ϵ_d

Les informations contenues dans l'environnement sont datées (sauf les pointeurs). Chaque objet informationnel est une chaîne dont le premier élément est le dernier en date (la valeur courante), et l'on peut ainsi accéder aux Traces de l'activité du système et de la situation perçue ; on peut ainsi appliquer des recherches dans le passé si besoin est.

L'accès aux informations, pour les agents, se fait par l'intermédiaire des *Filtres* (donc, d'une certaine manière, en *push*).

4.1.2 Cycle de Vie des Agents

Qu'il s'agisse de traitement d'informations ou d'actions vers le reste du système, le fonctionnement des agents doit être adaptable et régulé. Pour représenter les évolutions du contexte de chaque agent, nous proposons de représenter le cycle de vie des agents sous la forme d'automates de *Politiques*. Des *Filtres Institutionnels* mettent en œuvre la détection des changements de contexte et représentent ainsi les transitions entre Politiques. Au sein des Politiques successives auxquelles un agent adhère, peuvent être enregistrées des variables locales, et chaque Politique détermine à quels *Filtres Opérationnels* un agent peut ou doit s'inscrire. Ceux-ci déclenchent l'activation des actions de l'agent, et régissent son interaction avec l'Environnement, comme illustré par la figure 4.2.

Le cycle de vie d'un agent est défini comme un automate $(\mathcal{P}_i, \mathcal{F}^{inst}_{i->j})$, où les $\mathcal{P}_i$ sont les Politiques que l'agent peut successivement adopter, et les $\mathcal{F}^{inst}_{i->j}$ sont les *Filtres Institutionnels* représentant les transitions entre des Politiques $\mathcal{P}_i$ et $\mathcal{P}_j$. Selon le type d'agent, les $\mathcal{P}_i$ peuvent être marquées comme étant des Politiques initiales ou terminales (tel que la figure 4.2 le montre), ou boucler infiniment.

Le déclenchement d'un filtre $\mathcal{F}^{inst}_{i->j}$ implique, pour un agent :

- politique courante P $= \mathcal{P}_j$
- désinscription des filtres actuels
- inscription aux filtres institutionnels $\{\mathcal{F}^{inst}_{j->k}\}$ (définis par la structure de l'automate)
- inscription aux filtres opérationnels $\{\mathcal{F}^{op}\}_j$ correspondant à $\mathcal{P}_j$
- assignation de variables locales à la politique (compteurs temporels)

Un principe fondamental d'une Politique est qu'elle représente, pour un agent, un fonctionnement cohérent constant sur un certain laps de temps : un contexte d'activation qui est maintenu afin d'éviter les comportement oscillatoires. Les filtres Institutionnels régissant les changements de politiques ont ainsi des termes temporels dans leurs conditions.

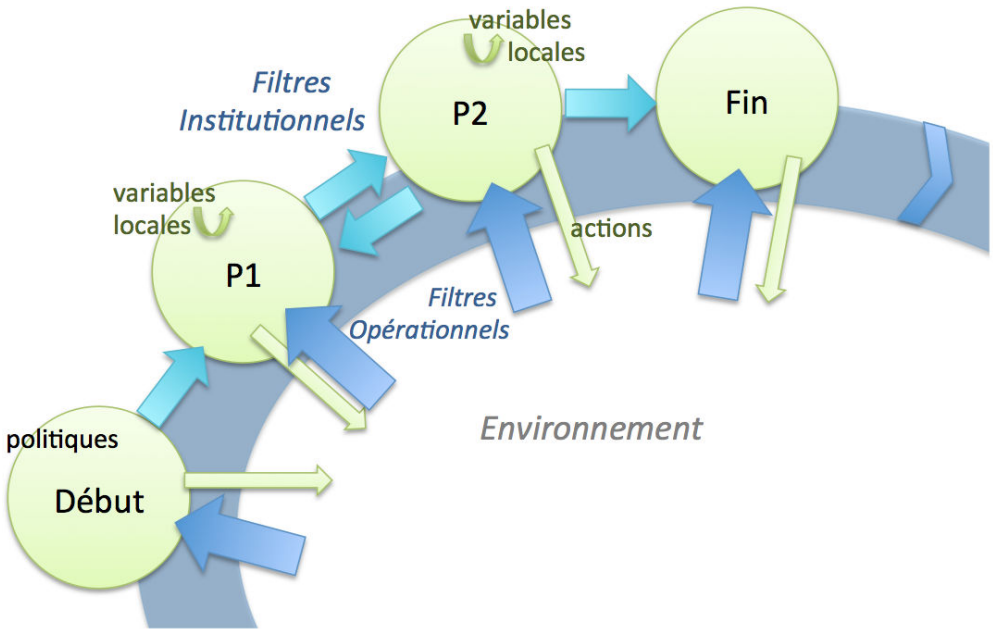

FIGURE 4.2 – Cycle de vie d'un Agent : des filtres Institutionnels déclenchent des changements de Politiques, qui déterminent à quels filtres Opérationnels l'agent est abonné (et ainsi quelles sont ses interactions avec l'Environnement), ainsi que l'affectation et la modification de variables locales.

Politiques

La construction du SMA est basée sur la nécessité de faire évoluer une population d'hypothèses d'États et de Micro-scénarios en fonction du Contexte. Cela implique, pour ces agents d'hypothèses comme pour les agents de soutien et de régulation, de changer de fonctionnement au cours du temps. Ces changements sont guidés par des règles (les conditions des Filtres) ; celles-ci doivent être modifiables afin de réguler le système : c'est là l'intérêt de règles déclaratives. La définition du cycle de vie comme un automate de Politiques dotées de transitions sous forme de Filtres donne donc de la flexibilité au système.

Les mécanismes d'évolution de la population d'hypothèses sont décrits en termes de Prédiction-Vérification (chapitre précédent, section 3.2). Cette Prédiction, qui détermine quelles actions un agent doit entreprendre, est basée sur la *confiance* de cet agent (et l'évolution de celle-ci dans le temps). Ces actions correspondent à des contextes perçus par l'agent, que nous représentons

par ses *Politiques*, agencées en automate.

Les autres agents, qui soutiennent cette population d'hypothèses, sont dépourvus du critère de confiance mais doivent néanmoins adapter également leur fonctionnement selon la situation. Dans un objectif de cadrage homogène, nous définissons donc la Politique comme étant plus générique que la Prédiction des hypothèses, et nous utilisons l'homogénéité des Filtres pour décrire le passage d'une Politique à une autre.

Ces politiques décrivent donc les actions qu'un agent est susceptible d'entreprendre, c'est-à-dire les Filtres Opérationnels auxquels il s'inscrit. Si ces filtres fournissent une notification lorsque le contexte est propice, c'est l'agent qui reste maître de son action ; le choix d'entreprendre ou non l'action peut être basé sur des paramètres locaux, internes à une politique (et donc réinitialisés lorsque l'agent entre dans la politique en question, et absents des autres politiques). Par exemple, un agent État dans une politique prédictive d'*Exploration* reçoit des notifications du filtre correspondant (noté $\mathcal{F}^{op}_{exploration}$ par la suite) et choisi d'*Explorer* ou d'attendre en fonction d'un compteur interne d'oubli qui permet d'espacer de plus en plus les itérations de l'action (afin de ne pas surcharger le système de créations redondantes et inutiles) [2].

Certaines informations doivent, au contraire, être maintenues tout au long de la vie de l'agent (sur lui-même (ou son hypothèse le cas échéant). Cette "conscience trans-politiques" se fera par le biais des Traces, qui conservent l'information passée. On retrouve ici le distingo entre l'interprétation immédiate des Agents et la conscience à plus long terme dédiée aux Traces.

Les automates de Politiques sont implicitement déterministes car une Politique boucle sur elle-même si aucun de ses Filtres Institutionnels n'est déclenché.

Filtres

Nous considérons un filtre comme une entité chargée de transmettre à un agent, depuis l'environnement, un signal d'activation (c'est-à-dire le témoignage d'un contexte propice, tel que détecté dans les informations contenues dans *Env*) et/ou des informations pertinentes sur lesquelles effectuer un traitement (par exemple des entrées pour un calcul de confiance). Ces filtres prennent deux formes :

- Filtres *Opérationnels* pour le passage d'informations et l'activation des actions d'un agent dans une *Politique* donnée
- Filtres *Institutionnels* pour le Cadrage des agents par le changement de politiques (détection de changements de contexte, incluant donc les mesures correctives et les alarmes).

2. Ces paramètres intra-politiques pourraient être parmi les paramètres ciblés par le pilotage adaptatif, pour la régulation de fonctionnement ; ils constituent en outre une charge supplémentaire lors de l'apprentissage des paramètres de fonctionnement.

Les filtres sont soumis à une révision potentielle de leurs conditions (mesures correctives de Cadrage). Ainsi, leurs conditions d'activation pourront être modifiées (à travers le changement de la valeur de certains paramètres tels que des seuils de confiance) ou court-circuitées.

Les agents s'abonnent à des filtres selon leur Politique courante (et ne sont donc pas concernés par les mêmes conditions d'activation tout au long de leur période d'activité). On suppose que les agents ont une connaissance complète des filtres existants.

On définit un filtre par un n-uplet $\{Id, \Omega, [\mathcal{C}], f_{\top/\bot}, [\mathcal{B}], Ac_m\}$, où :

- Id est un identifiant (unique). Il permet de reconnaître le filtre et sa fonction.
- Ω est un poids, qui détermine l'ordre d'exécution [3].
- $[\mathcal{C}]$ est l'ensemble des conditions d'activation. Elles peuvent concerner toute information (ou *méta-information* comme par exemple le nombre de Micro-scénarios valides) contenue dans Env.
- $f_{\top/\bot}$ est un court-circuit (potentiellement toujours vrai ou toujours faux) pour négliger les conditions (*flag*).
- $[\mathcal{B}]$ est l'ensemble des agents abonnés.
- Ac_m est un signal d'activation pour les agents abonnés : message ou appel de fonction. Ici nous privilégions l'appel distant aux méthodes pertinentes des agents abonnés [4].

Les Filtres Opérationnels et la communication par l'Environnement permettent de dépasser, entre une source d'information et des agents, les relations de type "producteur-consommateurs" (un agent n'est pas directement soumis à l'envoi de message par un autre agent). Dans la mesure où ces sources d'informations (éléments $\mathcal{Y}_J$ et $\mathcal{H}.attr$ dans Env) sont issues d'un autre agent, la relation indirecte entre un agent producteur et des agents consommateurs peut également inclure d'autres facteurs comme la persistence des Traces. Les conditions d'activation d'un Filtre Opérationnel peuvent porter sur un élément précis (par exemple, la moyenne sur vingt secondes du rythme cardiaque, ou la valeur de confiance de l'État *Basal*) ou sur un attribut de classe des agents abonnés (par exemple, le régime de confiance [5] de tous les agents États abonnés au filtre).

Nous ne définirons pas de filtres d'écriture car, par construction, les agents n'écrivent dans Env que les résultats de traitement les concernant (par exemple, valeurs de confiance ou caractéristiques de signaux). De même, la question de la propriété de ces informations dans Env ne se pose pas, et les accès en lecture ne sont pas déterminés par des autorisations mais par les modèles des agents. Ce sont les agents producteurs qui ont la charge de ne publier que des informations valides.

3. Le poids le plus fort est évalué en dernier. Si deux règles sont contradictoires et concernent le même objet, c'est celle exécutée en dernier (poids le plus élevé) qui prévaudra.
4. Cela suppose que les filtres disposent de la description du prototype des classes d'agents concernés.
5. voir au chapitre précédent, §3.2.1.

Cadrage Homogène

Les automates de *Politiques* sont une formulation homogène représentant, pour les agents, la nécessité d'adapter leur fonctionnement aux régulations du Cadre. L'intérêt d'une formulation de type automate réside, outre dans la clarté, dans la capacité d'inclure des conditions temporelles aux transitions : en donnant à l'agent des minuteurs, on peut lui assurer une constance d'exécution qui évite les comportements oscillatoires. [6]

Les deux catégories de filtres, Opérationels et Institutionnels, ont donc une forme homogène. Si les filtres Opérationels déterminent l'activation des agents et leurs données entrantes, ce sont les filtres Institutionnels qui vont gérer la régulation : soit par l'application de mesures correctives individuelles (prédiction pour les agents Hypothèses, lissage de bruit pour les agents de Mesures), soit indirectement, par le déclenchement des Politiques des agents Sondes, pour l'application de mesures correctives plus générales et, au-delà, par la détection et la gestion des Alarmes.

Le Moteur de Filtres sert d'horloge synchronisante pour le système, car le déclenchement des filtres active les agents. L'ordre d'évaluation des règles des Filtres est déterminé par les poids $\mathcal{F}.\Omega$; c'est donc à partir de ce poids que se détermine la séquence d'activation. L'ordre naturel d'évaluation correspond à remonter l'échelle d'abstraction : données, états, micro-scénarios, scénario (car chaque niveau requiert, pour la phase de Vérification, les sorties du niveau inférieur). Les poids augmentent donc avec l'abstraction (les poids les plus élevés sont évalués en dernier). En dernier lieu sont évaluées les contraintes sur l'état général du système (Sondes).

Les filtres, mis en œuvre par le Moteur de Filtres, s'appliquent sur des informations contenues dans *Env*. Celles-ci doivent être mises à jour. Il est donc nécessaire de bien considérer l'ordre d'exécution des conditions (règles) des Filtres, afin de ne pas manipuler des données "périmées" (ou plus exactement, décalées d'un pas de temps).

4.2 Types d'Agents

Notre système se fonde sur les niveaux de représentation présentés dans le chapitre précédent. Le cœur du SMA est ainsi constitué par des agents qui vont représenter les différentes hypothèses de situation : États et Micro-scénarios. Ces agents principaux vont nécessiter des traitements supplémentaires qui correspondent aux deux facettes du Cadre : Données et Contraintes. Ainsi leur sont adjoints des agents de traitement des données, de vérification des exigences et d'application des contraintes.

6. Le terme de *Politique* est ainsi adapté, puisqu'il suggère théoriquement une vision à long terme et la cohérence des actions dans le temps, plutôt que la simple réaction désemparée aux évènements.

Le SMA est de ce fait organisé autour de quatre types d'agents ayant des fonctionnements différents, et respectant une certaine *hiérarchie* liée aux les niveaux d'abstraction auxquels ils se rapportent :

- Agents de Mesures
- Agents États et Micro-scénarios (Hypothèses basées sur des modèles du Sujet)
- Agents de Scénario (Hypothèses basées sur les exigences de l'Observateur)
- Sondes.

4.2.1 Agents de Mesures

Les agents de Mesures ont une fonction : pour chaque capteur, calculer une panoplie de caractéristiques que les agents État vont utiliser pour calculer leurs confiances (ces caractéristiques incluent, par exemple, la pente, la moyenne, l'écart-type sur des fenêtres glissantes de plusieurs tailles). Leur comportement est donc simple, et leur nombre fixe (un par capteur).

Les agents de Mesures sont implémentés avec une Politique Normale, et une Politique Corrective (cf Figure 4.3) dont le but est de compenser les valeurs éventuellement aberrantes pour lisser les artefacts. Nous négligeons l'étude approfondie de ces artefacts,[7] déportant simplement sur une Sonde (cf §4.2.4) la détection d'une Alerte si le dépassement de norme des valeurs d'un capteur persiste.

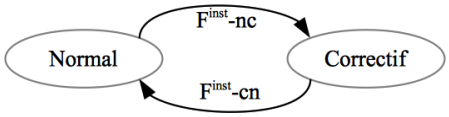

FIGURE 4.3 – Automate des Agents de Mesures.

Dans le cas où l'on disposerait de modèles utilisant des caractéristiques très variées et précises, il pourrait être efficace de ne faire calculer à l'Agent de Mesures que les caractéristiques utiles aux agents État actifs sur le moment ; on pourrait ainsi parler d'*Usines de Mesures*, sur le modèle des *Usines de Services* de [Emonet, 2009].

4.2.2 Agents États et Micro-scénarios

Le chapitre précédent décrivait la structure de la base de connaissances, et la formule générique de calcul de confiance pour les hypothèses. Instanciés à partir de cette base de connaissances, les agents Etat et Micro-Scénario sont définis par des n-uplets $\mathcal{H} = \{Id, class, K, \nu, C, R, P\}$, tels que :

7. Qui peuvent être caractéristiques de certaines activités ou évènements : une chute à ski ou un changement de vêtements, voire un passage dans l'eau, pourraient induire des valeurs aberrantes qui seraient donc informatives en tant que telles.

- Id : identifiant unique (nom de l'hypothèse)
- $class$: la classe de l'agent est issue de la base de connaissance et définit les méthodes et politiques
- K : les composants à partir desquels la confiance est calculée
- ν : les successeurs (liens intra-niveau)
- C : valeur de confiance ($C \in \mathcal{D}_C$)
- R : régime de confiance (bas, $moyen$, $haut$ selon des seuils dynamiques).
- P : la Politique courante (et ses variables locales).

Les États ($\mathcal{L}_2$) sont évalués vis-à-vis des données capteurs ($\mathcal{L}_1$) ; les Micro-scénarios ($\mathcal{L}_3$) utilisent les confiances de ces États comme entrées.

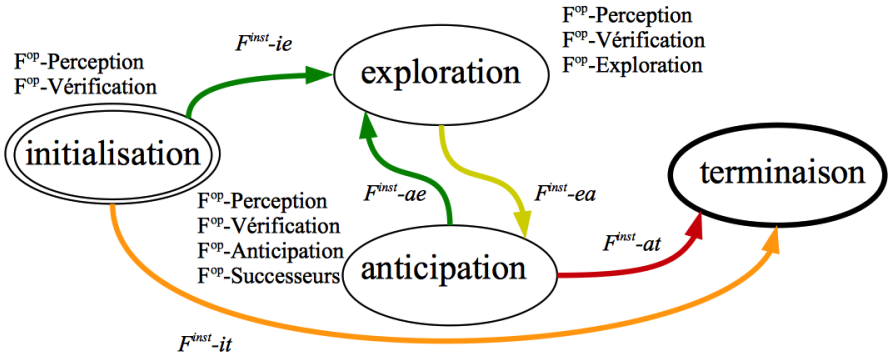

FIGURE 4.4 – Automate de Politiques : exemple d'un agent État, avec filtres opérationnels $\mathcal{F}^{op}$ pour l'activation dans chaque politique (contexte) et institutionnels $\mathcal{F}^{Inst}$ pour les changements de politiques.

La figure 4.4 représente l'automate de Politiques d'un agent État, avec les filtres opérationnels associés et les transitions de politiques (par filtres Institutionnels). On notera que le déclenchement du Filtre Institutionnel $\mathcal{F}_{ie}^{inst}$ entre les Politiques d'*Initialisation* et d'*Exploration* correspond à la validation de l'agent : sa confiance est maintenue suffisamment longtemps dans un régime haut. Par ailleurs, les Filtres Opérationnels $\mathcal{F}^{op}$ de Perception et de Vérification (présents dans chaque Politique, à l'exception de Terminaison), correspondent respectivement à l'obtention des nouvelles valeurs des données entrantes (pour un État, les Y_J renseignés dans la base de connaissances) et au calcul de la Confiance qui suit (ordre d'exécution supérieur).

Certains Filtres sont détaillés dans le tableau 4.1. Les conditions des filtres Institutionnels contiennent des termes *count(R)*, où R est le régime de confiance [8]. Ces compteurs représentent des pas de temps et sont comparés à des durées d'inertie δ, afin de représenter le besoin de persistence dans le temps d'un changement du contexte (et ainsi éliminer le bruit).

8. Le régime de confiance et la durée dictent les mécanismes prédictifs, voir chapitre précédent §3.2

	Id	Ω	$[\mathcal{C}]$	$[\mathcal{B}]$	*Acm*
Op	$\mathcal{F}^{op}_{perception:<Y_J>}$	1+	Y_J.isUpToDate	agents États $\mathcal{H}_{\mathcal{L}2}$ nécessitant Y_J, d'après les liens κ de la base de connaissances	calcul confiance partielle (χ_i)
	$\mathcal{F}^{op}_{verification:\mathcal{L}2}$	150	$\top$	tous agents États $\mathcal{H}_{\mathcal{L}2}$	calcul confiance
	$\mathcal{F}^{op}_{perception:<\mathcal{H}_{\mathcal{L}2}>}$	200+	$\top$	agents Micro-Scénarios $\mathcal{H}_{\mathcal{L}3}$ ayant l'État $\mathcal{H}_{\mathcal{L}2}$ comme composant	calcul confiance partielle
	$\mathcal{F}^{op}_{verification:\mathcal{L}3}$	380	$\top$	agents Micro-scénarios $\mathcal{H}_{\mathcal{L}3}$	calcul confiance
	$\mathcal{F}^{op}_{successeur:<\mathcal{L}2>}$	500+	successeur.Politique == Exploration	agents États $\mathcal{H}_{\mathcal{L}2}$ ayant *anticipé*	$\mathcal{H}$.successeurOK = *true*
	$\mathcal{F}^{op}_{anticipation:\mathcal{L}2}$	420	$\mathcal{H}_{\mathcal{L}2}.R == low/medium$	agents États $\mathcal{H}_{\mathcal{L}2}$	signal d'Anticipation
	$\mathcal{F}^{op}_{exploration:\mathcal{L}2}$	421	$\mathcal{H}_{\mathcal{L}2}.R == high$	agents États $\mathcal{H}_{\mathcal{L}2}$	signal d'Exploration
Inst	$\mathcal{F}^{inst}_{\mathcal{L}23-ie}$	400	count($high$) $> \delta_{exploration}$	agents États et Micro-scénarios	politique(*Exploration*)
	$\mathcal{F}^{inst}_{\mathcal{L}23-it}$	401	count($!high$) $> 3 * \delta_{exploration}$	agents États et Micro-scénarios	politique(*Terminaison*)
	$\mathcal{F}^{inst}_{\mathcal{L}2-ea}$	402	count($!high$) $> \delta_{anticipation}$	agents États	politique(*Anticipation*)
	$\mathcal{F}^{inst}_{\mathcal{L}3-et}$	403	count(low) $> \delta_{terminaison}$	agents Micro-scénarios	politique(*Terminaison*)
	$\mathcal{F}^{inst}_{\mathcal{L}2-at}$	404	count(low) $> \delta_{terminaison}$	agents États	politique(*Terminaison*)
	$\mathcal{F}^{inst}_{\mathcal{L}2-ae}$	405	count($high$) $> \delta_{exploration}$	agents États	politique(*Exploration*)

TABLE 4.1 – Exemples de Filtres des États et Micro-scénarios.

Dans l'exemple du filtre contrôlant le passage d'un agent État à la Politique d'*Anticipation* ($\mathcal{F}^{inst}_{\mathcal{L}2-ea}$ dans le tableau 4.1), la condition porte ainsi sur le passage d'un temps minimal $\delta_{anticipation}$ dans un régime autre que *haut* (donc *moyen* ou *bas*). Un facteur d'oubli est intégré dans les compteurs (par exemple un pas de temps en régime *haut* décrémente le compteur relatif au régime *moyen*). Les compteurs sont réinitialisés lors des adoptions de politiques (déclenchement des filtres Institutionnels).

Les filtres ne déterminent pas intégralement l'action des agents : ils décrivent un contexte et fournissent des signaux autorisant l'activation ; c'est ensuite à l'agent de déterminer, en fonction de ses paramètres et de son modèle, l'action à entreprendre. À titre d'exemple, une description détaillée du mécanisme d'*Anticipation*, pour un agent État, est donnée dans le cadre ci-après, et permet de mettre en lumière la capacité donnée à l'agent de prendre en compte son contexte.

Le passage d'un agent État en Anticipation (activation du filtre $\mathcal{F}^{Inst}_{ea}$) se traduit par l'abonnement (ou réabonnement) aux filtres de perception $\mathcal{F}^{op}_{perception}$ définis par son modèle (réception des caractéristiques des signaux de capteurs, connues par les liens κ de la base de connaissances), de vérification $\mathcal{F}^{op}_{verification}$ (calcul de la confiance), et d'anticipation $\mathcal{F}^{op}_{anticipation}$ (signal d'activation selon le régime de confiance). L'action d'anticipation, c'est-à-dire la création de nouveaux agents (les successeurs connus par les liens ν de la base de connaissances), engendre l'adhésion à des filtres de succession $\mathcal{F}^{op}_{succession}$. Ceux-ci transmettent à l'agent parent abonné l'éventuelle validation du successeur (activation du filtre $\mathcal{F}^{Inst}_{ie}$ de ce dernier, voir figure 4.4). Au long des cycles passés dans la politique d'Anticipation, l'agent État va manipuler des compteurs locaux pour créer des successeurs potentiels à des intervalles de plus en plus longs ; dans le cas de la validation d'un ou plusieurs successeurs, l'agent peut choisir de passer lui-même en Terminaison, représentant ainsi une transition réussie : les successeurs valides remplacent l'agent parent ayant perdu en plausibilité.

Les Micro-scénarios sont présentés comme des compositions d'États ; en conséquence, la vérification d'un agent Micro-scénario requiert la vérification des agents État correspondants. Cela peut entraîner la création d'agents État par des agents Micro-scénario (*Focalisation*) et, à l'inverse, on peut envisager la terminaison d'un agent Micro-scénario si la terminaison d'un de ses composants survient.

La terminaison d'un agent État signifie que l'hypothèse est contredite par les données. Il appartient aux Micro-scénarios l'ayant comme composant de décider de l'impact de cette terminaison sur eux-mêmes. Cette décision est basée sur les opérateurs logiques de composition du Micro-scénario (ET/OU). La terminaison d'un État n'entraîne celle du Micro-Scénario que s'il est un élément essentiel (lié par un ET), c'est-à-dire le seul élément actif d'un groupe $\mathcal{E}$ (au sein duquel les éléments sont liés par des OU).

4.2.3 Agents de Scénario

Un Agent de Scénario est associé à un agent Micro-Scénario, qu'il va maintenir actif (ainsi que les États associés) en activant la balise $f_\perp$ (toujours faux) des filtres Institutionnels menant aux politiques *Terminaison* de leurs automates.

À partir du graphe orienté représentant le Scénario attendu par l'Observateur, un agent Scénario de départ est généré par le programme. Dès lors que l'agent Micro-scénario correspondant est valide, l'agent Scénario passe dans une politique représentant le suivi de l'étape attendue. Cela permet une tolérance temporelle quant aux transitions entre étapes du scénario.

Une fois la durée écoulée, une politique de *fin* représente cette même tolérance, et la création par l'agent Scénario de son ou ses successeurs, tels que définis par l'Observateur (voir chapitre précédent, §3.3). La politique de *fin* marque également l'arrêt de l'inhibition par l'agent Scénario des Filtres Institutionnels menant les agents $\mathcal{L}_3$ et $\mathcal{L}_2$ vers Terminaison.

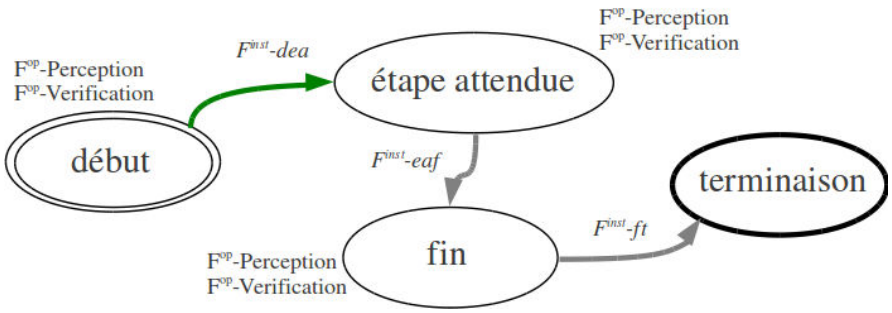

FIGURE 4.5 – Automate d'un Agent Scénario : évaluation d'une étape attendue.

4.2.4 Agents Sondes

Les Sondes sont des agents indépendants, dont l'objectif est de fournir une *boîte à outils* de méthodes d'analyse du système lui-même plutôt que de modèles de situations de la personne. Elles agissent ainsi en tant que support de l'interprétation. Parmi ces *outils* sont aussi présents des dispositifs correctifs, qui s'appliquent sur les paramètres du système (comme un seuil de confiance pour différencier deux régimes, parmi les Θ de Env) et sur les conditions des filtres (soit par la modification de paramètres pris en compte par les conditions, soit en réglant les court-circuits $f_{\top/\perp}$).

Outre ces mesures de *méta-informations*, et les éventuelles corrections correspondantes, les sondes peuvent être conçues pour appliquer, ponctuellement, des analyses potentiellement plus profondes (et donc, coûteuses) sur le fonctionnement du système ou sur le déroulé passé d'un chemin d'hypothèses.

L'objectif de ces Sondes et de leurs éventuelles mesures correctives (qu'il convient de maintenir dans le temps avec cohérence ; c'est l'objet des Politiques), est de détecter les écarts persis-

tants aux exigences de l'Observateur, et de générer des Alarmes en fonction. Ce sont ces alarmes qui forment le cœur de l'information fournie à l'Observateur, afin de lui indiquer les situations requérant son attention.

L'automate générique d'un agent Sonde prend donc la forme donnée par la figure 4.6, où une Alarme ne peut être générée qu'après un temps minimum de vérification, consacré à une tentative de redressement [9]. La description d'une sonde se fait donc par *plusieurs* filtres Institutionnels, liés à des actions disponibles dans la *boîte à outils* dont le prototype est donné par la classe d'agent. Les mesures correctives se concentrent principalement sur le niveau $\mathcal{A}_3$ d'alarmes.

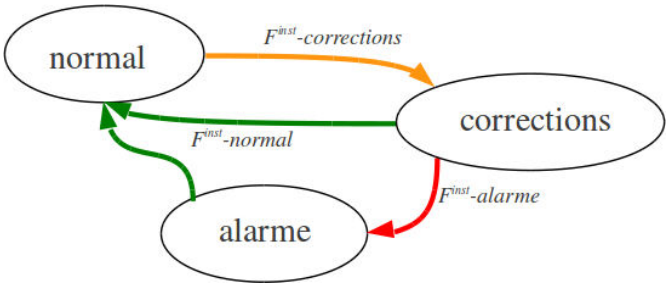

FIGURE 4.6 – Automate *générique* des Politiques d'un Agent Sonde.

Le problème de la cohérence des mesures correctives se pose : plusieurs Sondes peuvent théoriquement appliquer des mesures correctives contradictoires sur un même paramètre (telles que "augmenter le seuil de confiance haute" et "diminuer le seuil de confiance haute"). Les fonctions de la "boîte à outils" des Sondes sont conçues de manière à modifier les paramètres de manière absolue, de manière à ce que l'ordre d'exécution (et donc le poids $\mathcal{F}.\Omega$) soit déterminant ("augmenter" puis "diminuer" correspond à "diminuer" plutôt qu'à la moyenne des deux).

Nous imposons en conséquence que les poids des filtres des Sondes soient uniques. La résolution des conflits est ainsi basée sur l'ordre d'exécution plutôt que sur un verrou sur l'objet à modifier ou une quelconque "négociation" entre Sondes. Les ensembles des informations lues par les Sondes et des paramètres soumis à leurs mesures correctives doivent idéalement être disjoints pour éviter le risque d'un filtre de faible Ω bloquant le déclenchement d'un autre de plus fort Ω.

Les exigences de différents niveaux sont traitées par les Sondes. Par exemple :

- Niveau $\mathcal{A}_1$: une sonde dotée d'une politique *normale* et d'une politique d'*alarme* vérifie, par exemple, que l'agent de Mesures du Rythme Cardiaque ne se trouve pas dans une politique *Corrective* pendant plus de n pas de temps.
- Niveau $\mathcal{A}_2$: une sonde vérifie qu'à tout moment, au moins un agent Scénario actif est dans un régime de confiance haute dans la politique *Étape attendue*.

9. Les temps en question doivent alors être choisis judicieusement pour conserver au système une réactivité suffisante et que l'alarme ne soit pas écartée comme un simple épisode de bruit

– Niveau $\mathcal{A}_3$: une sonde de *Lisibilité* compte les Micro-scénarios en régime de confiance haute ; s'il n'y en a aucun la politique *corrective* de l'agent Sonde augmente l'*Ouverture* et active le court-circuit $f_\top$ du filtre $\mathcal{F}_{ea}^{inst}$.

Les agents Sonde enfin posent un problème différent : si leur existence a comme objectif de permettre une analyse plus poussée de l'état du système que les règles seules ne le permettraient (notamment au niveau de la persistence dans le temps), ils revêtent une forme *ad hoc* et l'articulation "nouvelle règle, nouvelle sonde" reste une perspective méritant d'être développée plus avant. Les sondes représentent cependant principalement les exigences de niveau $\mathcal{A}_3$ Système, et ont donc moins d'impact dans leur formulation sur les niveaux $\mathcal{A}_1$ et $\mathcal{A}_2$ (notamment vis-à-vis des Scénarios).

4.2.5 Paramètres d'Ouverture

Le système d'interprétation repose sur plusieurs paramètres de fonctionnement déjà évoqués dans les sections précédentes : les durées d'inertie δ pour les changements de politiques, les seuils de confiance. Ces paramètres concernent les hypothèses, car l'ouverture se rapporte à la dynamicité de leur population.

Augmenter l'ouverture signifie diminuer les seuils de confiance (augmentant ainsi la tolérance aux hypothèses faibles) et réduire les temps $\delta_{anticipation}$ et $\delta_{exploration}$, favorisant ainsi l'adoption par les agents de politiques menant à des créations d'autres hypothèses.

Il existe également un paramètre ϵ_d qui est un degré de liberté pour l'Anticipation, appliqué à la comparaison entre distance des successeurs et chute de confiance (+/- ϵ_d). Augmenter cette valeur augmente l'ouverture (c'est-à-dire que ϵ_d est un paramètre à partir duquel un agent État décide s'il génère un plus ou moins grand nombre de successeurs, en Anticipation). Un degré similaire pourrait être appliqué à l'Exploration.

4.3 Interactions avec l'Utilisateur

4.3.1 Informations Envoyées à l'Utilisateur

Bien que le Sujet soit l'humain dont l'activité doit être reconnue, l'utilisateur du système de suivi est l'Observateur : celui-ci définit ses exigences (scénario, alarmes) et reçoit les résultats de l'interprétation.

Si l'on se place dans l'optique d'un Observateur suivant plusieurs Sujets et ayant potentiellement d'autres tâches à accomplir, sa charge cognitive doit être réduite : non seulement pour augmenter la lisibilité des résultats (et donc l'efficacité de la surveillance) mais aussi pour ne

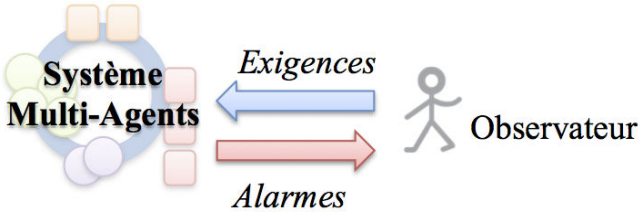

FIGURE 4.7 – Influence mutuelle du Système et de l'Observateur.

pas le distraire ; la réception d'informations non-filtrées est vue comme potentiellement gênante pour l'accomplissement d'une autre tâche principale [Oron-Gilad, 2013]. Ici le "filtrage" se fait donc par le biais des alarmes, et les informations peu informatives ("tout va bien") ne sont pas transmises.

Les résultats d'interprétation sont les notifications d'alerte. Dans la mesure où l'objectif du suivi est précisément la génération d'alertes (plutôt que la détection exacte d'une succession de situations), les sorties des agents Hypothèses n'ont pas à être communiquées à l'Observateur, et donc la question de la visualisation ne se pose qu'en termes de test et d'expérimentation. Nous ne considérons donc pas la question des interfaces homme-machine.

Lors de la génération d'une alerte, il serait intéressant de transmettre à l'Observateur une synthèse des raisons pour lesquelles l'alerte a été générée. Une perspective en ce sens serait de chercher un modèle de raisonnement *a posteriori* permettant aux Sondes de parcourir les Traces récentes afin d'étayer les alertes générées, au-delà des simples critères des règles. Dans le même esprit, les sorties des agents (Traces) doivent être disponibles sur requête de l'Utilisateur, même si elles ne sont pas envoyées automatiquement.

4.3.2 Définition des Exigences de l'Utilisateur

Filtres Institutionnels et Alertes

Il est souhaitable que l'Observateur puisse modifier ses exigences sans avoir à modifier le code (et encore moins à le recompiler) ; aussi un module externe doit-il contenir les règles d'alarmes, ou permettre de les modifier à distance. On a ainsi une communication dans les deux sens telle qu'illustrée par la figure 4.7. Nous privilégions ici la séparation entre les règles et le reste du programme.

L'Observateur peut agir sur les filtres selon deux axes :

- Une alarme peut être assourdie : cela concerne les exigences immuables (valeurs des capteurs, liées à la personne, qui n'ont pas vocation à être modifiées niveau $\mathcal{A}_1$). On peut imaginer que les valeurs des alarmes Système (niveau $\mathcal{A}_3$) puissent être modifiées, et les alarmes également assourdies.

– L'Observateur peut ajouter ou retirer des exigences : par la définition du Scénario (par définition, niveau $\mathcal{A}_2$), et par le choix du mode de raisonnement sur les possibles Micro-scénarios alarmants (hypothèse *avérée*, c'est-à-dire sans explication concurrente, ou *contingente*, c'est-à-dire une possibilité parmi d'autres [Chassy et al., 2011]).

Structures Immuables

Si l'Observateur doit pouvoir modifier ses exigences (modification de *certains* filtres), il n'est pas pour autant souhaitable qu'il ait la capacité de modifier tous les filtres : les Sondes mises à part, le prototype des agents est immuable et leurs filtres opérationnels ne sauraient être modifiés (ni la structure des automates de politiques altérée). Le pilotage adaptatif se fait indirectement sur ces filtres par des Sondes et non par une intervention directe de l'utilisateur.

4.4 Discussion

Le choix d'organiser le SMA autour d'un moteur de règles n'est pas trivial ; d'autres possibilités ont été envisagées, notamment la programmation multi-tâches et la communication bilatérale entre agents (par appel de méthodes ou messages en *langage agent*).

L'aspect multi-tâche a été écarté au profit d'une programmation séquentielle calée sur une "horloge" commune (issue de la fréquence d'échantillonnage unique des capteurs), afin d'assurer le déterminisme du système, ce qui facilite l'expérimentation, l'évaluation, et en conséquence le choix des valeurs des paramètres. Par ailleurs, donner à chaque agent son propre processus indépendant peut avoir un sens lorsque l'on modélise des entités sociales (avec des facteurs aléatoires), mais n'apporte strictement aucun bénéfice de "réalisme" dans le cas d'évaluation d'hypothèses, pour lesquelles le partage de confiance et l'évaluation des seuils/durées sont plus clairs avec une programmation séquentielle.

D'autre part, l'activation et la transmission d'informations aux Agents par les Filtres a été privilégiée à une communication directe entre agents afin d'utiliser une formalisation commune homogène pour l'activation régulière des agents et pour le respect des contraintes. Nous séparons par là même les paramètres des Filtres des algorithmes, car les règles décrivant les conditions des filtres sont écrites dans un fichier séparé (qu'il est donc possible de modifier, notamment à la volée, sans recourir à du code réflexif). Le système est donc flexible et déclaratif.

4.4.1 Moteur de Filtres

Les systèmes experts à base de règles sont communément considérés comme faillibles vis-à-vis des grandes bases de connaissances, en particulier en ce qui concerne la résolution des conflits d'incohérence entre règles. Néanmoins, nous avons proposé ici une architecture où les règles encadrent le fonctionnement des agents, et non la reconnaissance des situations ou le diagnostic (ces règles sont extraites du code et par conséquent aisément révisables). Le nombre potentiel des filtres croît avec la base de connaissances, mais les règles (conditions) ne se multiplient pas

pour autant (les filtres opérationnels de Perception par exemple peuvent être plus nombreux mais avec la même forme). La complexité est ainsi indépendante du nombre de modèles de situations connues ; la base de règles ne croît qu'avec les exigences (filtres institutionnels).

Nous considérons ainsi que, d'une part, les règles "opérationnelles" régissant les comportements normaux des agents ne sont pas sujettes aux conflits, et donc que la reconnaissance des situations est ici exempte des faiblesses des systèmes à base de règles. D'autre part, les règles portant sur les exigences pourraient tolérer une certaine dose de contradiction, par l'intermédiaire d'agents concurrents (ce qui est possible si l'on cherche à représenter des exigences mais pas s'il s'agit d'agir sur les paramètres du système) ; en dernier lieu, les priorités (poids $\mathcal{F}.\Omega$) des Filtres résolvent arbitrairement les conflits.

4.4.2 Autonomie des Agents

Un point clef des Systèmes Multi-Agents est l'autonomie dont chaque agent dispose. Du point de vue de la programmation, il peut s'agir de s'assurer que les agents s'activent par eux-mêmes plutôt que par l'intervention d'une entité extérieure (cela évoque notamment la programmation multi-tâches), ce qui peut mener à des résultats d'exécution non-déterministe, imprévisibles [Jennings, 2000] (par exemple à cause d'un ordre d'exécution aléatoire). La différenciation entre *agent* et *objet* [Wooldridge, 1997] réside sans doute dans cette autonomie (voire dans la capacité d'un agent à changer d'*état*) ; il reste néanmoins à déterminer si, d'un point de vue *Intelligence Artificielle*, le détail de l'agentification d'un objet ou non, a autant de sens que la décomposition de phénomènes complexes que ces agents *incarnent*. On trouve par exemple dans [Wooldridge, 1997] une description de systèmes experts comme *désincarnés* ("disembodied"), par opposition aux agents.

D'autre part, considérant l'ingénierie logicielle, l'assertion selon laquelle un agent est un processus séparé se heurte tout de même, physiquement, au fait que les systèmes d'exploitation simulent le multi-tâches à partir d'un seul processeur (ou deux ou quatre sur les machines récentes).

L'aspect négatif du passage par un moteur de filtres est que les agents délèguent une part de leur autonomie à un moteur centralisé. Cela est toutefois cohérent avec l'utilisation d'une source "unique" de données (un bloc capteurs) et le partage d'informations (données et traces) dans un environnement similaire à un *Blackboard*. Le système proposé n'est pas physiquement distribué ; la multiplicité des entités vient du fait que les agents représentent une population dynamique d'hypothèses indépendamment évaluées.

Ici l'autonomie est plus importante en termes de ce que les agents représentent (les hypothèses) que dans l'ordonnancement de leurs actions. L'instauration d'un Cadre pour l'interprétation (c'est-à-dire la régulation du fonctionnement des agents) est ainsi un compromis entre autonomie et contrôle.

Les agents sont dotés de comportements plus ou moins complexes : si les Agents de Mesures se contentent de prétraiter les données des capteurs pour les agents États (avec des règles simples de conformité à des exigences $\mathcal{A}_1$), les agents État et Micro-scénario "naissent", "meurent" et génèrent d'autres agents, ce qui amène à des comportements plus complexes qui ne dépendent pas uniquement des Filtres. Ils conservent ainsi une part de la décision, donc de l'autonomie. Par exemple, un agent État dans une politique d'*Anticipation* crée des successeurs à intervalles croissants (dépendant d'un compteur interne à cette politique) ; cela implique notamment de choisir quels agents générer (comparaison de distances), et donc à quels filtres $\mathcal{F}^{op}_{successeurs}$ s'abonner. Par ailleurs ce même agent va décider de persévérer en Anticipation, ou non, selon les retours de ces $\mathcal{F}^{op}_{successeurs}$ (bousculant ainsi la rigidité de l'automate de Politiques).

4.4.3 Agents, Filtres et Normes

Notre architecture contient une formalisation homogène des contraintes de fonctionnement d'agents hétérogènes. Ce *Cadre* évolue en fonction du contexte et permet de représenter tant les différents modes de fonctionnement des agents, que les exigences extérieures qu'ils sont censés respecter ; ils gardent toutefois une certaine autonomie.

En cela, notre Système Multi-Agents se rapproche d'un SMA normatif, où l'action des agents est encadrée par leurs but individuels mais aussi, plus ou moins directement, par un ensemble de normes d'ordre physique, social ou fonctionnel.

Les systèmes normatifs ont deux dimensions qui ne sont guère abordées ici : la capacité d'un agent de désobéir à une norme, et les aspects *déontiques* de permission, obligation et interdiction.

La *désobéissance* d'un agent à une contrainte pourrait être envisagée dans le cas, par exemple, d'une hypothèse critique que l'on souhaite soustraire au pilotage adaptatif ; on la trouve dans l'action des agents Scénarios lorsque ceux-ci activent des court-circuits $f_\perp$ pour empêcher la terminaison des Micro-scénarios auxquels ils sont liés. La question de la *permission* se retrouve, quant à elle, dans les degrés de liberté accordés aux agents pour la Prédiction ; c'est-à-dire dans l'Ouverture.

Ainsi, une perspective serait de faire évoluer le système agent-filtres actuel en un système normatif à part entière ; la forme des filtres est d'ailleurs inspirée de la nomenclature de normes proposée par [Gateau, 2006]. En revanche, la question de la question des sanctions en cas de désobéissance, et la différence entre effet direct (un agent obéit à une norme à laquelle il adhère) et effet indirect (un agent est soumis à une révision normative de la part d'un agent Sonde, pour répondre aux normes de celui-ci) peuvent être des points difficiles pour une traduction en système normatif.

4.5 Synthèse

Nous avons présenté dans ce chapitre l'architecture logicielle du Système Multi-Agents proposé. Celui-ci a un but principal : maintenir une population d'agents représentant des hypothèses (aux niveaux *État* et *Micro-scénario* tels que présentés dans les chapitres précédents), en conformité avec un ensemble d'exigences (tant fonctionnelles que non-fonctionnelles). Des agents de soutien et d'encadrement sont inclus pour soutenir les agents d'hypothèses.

La population d'agents d'hypothèses est variable : les créations et destructions d'agents dessinent un chemin d'interprétation sous la forme d'un faisceau d'hypothèses au cours du temps. Les agents de support sont stables et ne dépendent pas des données entrantes.

Les différentes catégories d'agents sont hétérogènes et disposent de degrés variables d'autonomie. Leurs interactions sont régies par des *Filtres* qui, sous une forme *condition-action*, sont les moteurs de l'activation des agents, dans des contextes donnés. Ces contextes d'activation peuvent varier (par exemple, dans le cas des agents d'hypothèses, en fonction de la plausibilité de l'hypothèse étudiée) et sont réifiés par un automate de *Politiques* qui décrivent le cycle de vie d'un agent.

Ces Filtres et Politiques forment ainsi un *Cadre*, défini par des Exigences tant au niveau de l'application que des besoins spécifiques d'un Observateur. Ce Cadre, présenté dans les chapitres précédents, est dynamique (il guide l'interprétation mais doit être adapté à cette interprétation) et met en œuvre tant la Prédiction-Vérification que des mesures Correctives ou la détection d'Alarmes.

Les informations sont partagées au sein d'un Environnement Partagé et ce sont les filtres qui activent les agents pour l'accès à cette information. La fusion d'informations se fait de manière indirecte, et la prise en compte de l'évolution temporelle est intégrée aux Politiques ; le bruit est ainsi lissé par les comportements des agents, à travers des paramètres d'inertie et des seuils, dont le réglage détermine le niveau d'*Ouverture* du système.

Le système de Filtres et Politiques, basé sur un Moteur de Règles, est inspiré des systèmes normatifs.

Chapitre 5

Mise en Œuvre

Sommaire

5.1 Description de l'Implémentation 100

5.2 Construction de Modèles Hors-Ligne et Suivi En-Ligne 102

5.2.1 Capteurs 102

5.2.2 Données Collectées 102

5.3 Performance 103

5.3.1 Théorique 104

5.3.2 Constatée 106

5.4 Expressivité et Extensibilité 106

5.4.1 Modèles 107

5.4.2 Exigences de l'Observateur 108

5.5 Efficacité : Fonctionnelle et Non-Fonctionnelle 109

5.5.1 Critères 109

5.5.2 Tests sur Données Réelles 110

5.6 Synthèse 114

Dans ce chapitre nous décrivons l'implémentation logicielle de l'architecture multi-agents présentée au chapitre précédent, ainsi que le processus de construction des modèles et de collecte des données. Les sections suivantes portent sur l'évaluation, à la fois théorique vis-à-vis des choix d'architecture, et pratique reposant sur des tests effectués avec des données réelles.

Ces tests sur données réelles ont une vocation illustrative ; ils ne constituent pas une validation statistique mais permettent de mettre en évidence le fonctionnement du système et la pertinence des critères d'évaluation. L'objet de ces tests illustratifs est de mettre en lumière les mécanismes adaptatifs ; nous définissons à cette fin des critères d'évaluation, qui réduisent l'influence de la qualité des modèles (c'est-à-dire de l'apprentissage de la Base de Connaissances) pour mieux cerner le cadrage de l'interprétation.

5.1 Description de l'Implémentation

Le système simule l'interprétation de données au fil de leur réception ; à défaut d'une connexion directe entre les capteurs et la machine, nous utilisons les fichiers de mesures téléchargés depuis les capteurs une fois l'activité terminée ; la vérité-terrain est alors fournie par des annotations.

Ainsi, le système est composé de quatre éléments :

- Les fichiers de données : simples fichiers textuels contenant des valeurs numériques en colonnes : un réel par capteur et par seconde pour la ceinture *Zephyr BioHarness*. Un fichier contenant des annotations (vérité terrain) ou un Scénario peut être inclus pour illustrer le suivi temporel de l'activité.
- La base de connaissances : les modèles interconnectés de Micro-scénarios et d'États, liés à des caractéristiques de données, sont décrits par un fichier XML (inclus en Annexe). Ces connaissances sont *parsées* au démarrage de l'application et instanciés en tant qu'objets dont héritent, à l'exécution, les agents correspondants.
- Le programme principal, codé en Java : l'architecture en est décrite dans le chapitre précédent. Ce programme contient une interface graphique permettant de visualiser la progression de l'interprétation (figure 5.1), où des lignes de points colorés selon les régimes de confiance représentent la plausibilité des différentes hypothèses au fil du temps.
- La base de règles, qui décrit les conditions d'activation des filtres. Un moteur de filtres léger est ici intégré, par simplicité, dans le programme principal. Cette base de règles séparée a vocation à être modifiable à la volée ; l'implémentation utilisée ici ne permet cependant la modification des règles de filtres que par les Sondes.

Un système complet devrait contenir un module de communication et d'affichage des alarmes ; ici cette partie est occultée et les alarmes ne sont reconnues que par la trace des politiques des agents Sondes associés. Cette implémentation ne contient par ailleurs pas d'agents Scénario ; ceux-ci sont remplacés par une Sonde comparant les Micro-scénarios courants à la vérité terrain pour évaluer la justesse de l'interprétation (à partir d'un fichier d'annotations). Les sondes implémentées suivent le nombre d'agents-hypothèses et leur plausibilité afin de mesurer la qualité d'interprétation (lisibilité) et son efficacité (parsimonie). Elles mettent en œuvre des mesures correctives portant sur les paramètres d'Ouverture et les conditions d'entrée dans la politique d'Anticipation.

La figure 5.1 illustre un exemple d'interprétation de données. Les zones E et A dénotent des actions de Prédiction (respectivement Exploration et Anticipation), avec des créations d'agents par les agents prédicteurs (flèches noires). On note à ce sujet que les créations peuvent se faire en cascade : un agent État crée un agent Micro-scénario par Exploration ; ce dernier crée alors les agents États supplémentaires nécessaires à sa Vérification (Focalisation). D'autre part, on voit en A une Anticipation consécutive à un passage de confiance réduite (régime moyen : points

jaunes), que l'on ne retrouve pas pour l'agent *Assis-adossé* par exemple : cela illustre le cycle de vie (automate) où la politique d'anticipation ne peut être atteinte qu'après un passage dans la politique d'Exploration, signe de la validation de l'hypothèse (confiance haute pendant au moins $\delta_{exploration}$ secondes).

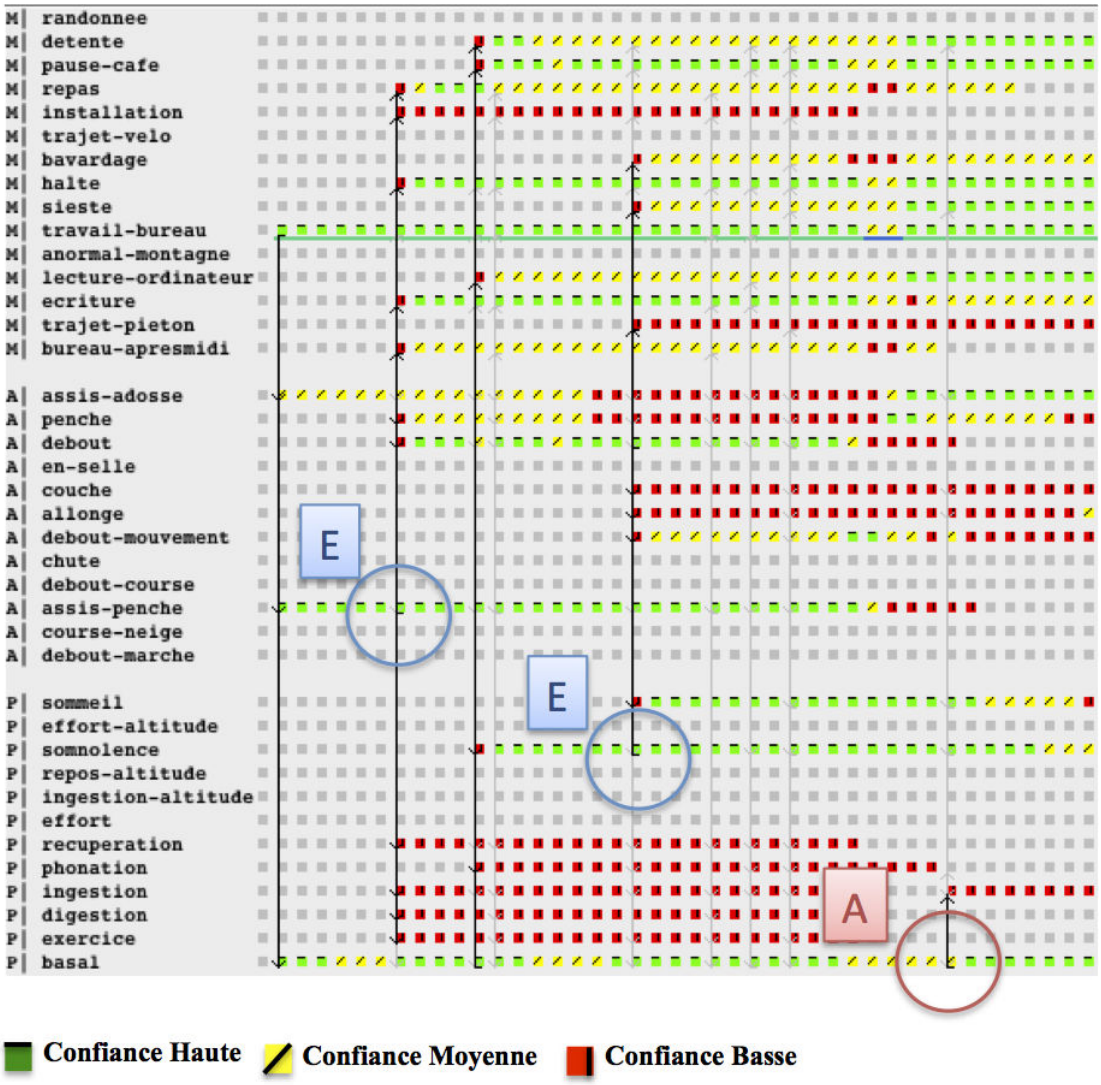

FIGURE 5.1 – Copie d'écran montrant le déroulé de l'interprétation sur la première minute d'un scénario de vie quotidienne (bureau). La ligne colorée continue représente la vérité terrain (ici, le Micro-scénario *Travail de Bureau*). Les Micro-scénarios sont marqués d'un préfixe M, les États d'Activité d'un préfixe A et les États de Physiologie d'un préfixe P. Les points colorés représentent chacun une étape (1s) d'évaluation et la couleur pointe vers un régime de confiance (haut, moyen, bas pour vert, jaune et rouge). Les flèches noires désignent les créations d'agents.

5.2 Construction de Modèles Hors-Ligne et Suivi En-Ligne

L'intégralité de la mise en œuvre s'est faite en utilisant des données réelles, accompagnées d'annotations décrivant la vérité terrain. Ces annotations correspondent au niveau $\mathcal{L}_3$ Micro-scénario (décrit dans le chapitre 2). Nous décrivons ici les capteurs disponibles et l'utilisation qui en est faite.

5.2.1 Capteurs

Les données proviennent de ceintures thoraciques, disponibles dans le commerce, de deux modèles : Zephyr BioHarness et Hidalgo Equivital. En termes de mesures physiologiques, nous avons utilisé les rythmes cardiaque et respiratoire fournis par l'une et l'autre ; ces appareils fournissent également plusieurs mesures dérivées, ainsi que la température cutanée, mais nous n'avons pas utilisé ces options. Le BioHarness fournit des valeurs à 1Hz, l'Equivital à 5Hz ou 1Hz. Il faut noter que ce sont donc des signaux prétraités : par exemple, le rythme cardiaque est fourni en battements par minutes plutôt que sous la forme d'un électrocardiogramme ; il n'y a donc aucune analyse des ondes T/P ou du complexe QRS.

Au niveau de l'accélérométrie, la ceinture BioHarness fournit une valeur de *position* qui représente l'angle longitudinal du torse (penché en avant/arrière ou droit), et une quantité de mouvement arbritraire ; les deux à 1Hz. La ceinture Equivital fournit quant à elle des interprétations textuelles de qualité très médiocre à 5Hz, ou bien les valeurs des accéléromètres sur trois axes (longitudinal, latéral, vertical) à 25,6Hz.

Les ceintures fournissent également la température cutanée, qui a été jugée trop difficile à modéliser. Les rythmes cardiaque et respiratoire peuvent être mesurés selon plusieurs techniques, avec des efficacités différentes selon la situation (influence par exemple de la transpiration sur le capteur, ou des mouvements du corps). Nous n'avons pas utilisé la redondance de ces capteurs ; des mécanismes permettant de choisir le capteur le plus adapté en fonction du risque de bruit (inféré à partir des hypothèses contextuelles du moment) seraient une perspective intéressante.

5.2.2 Données Collectées

Nous avons procédé à deux campagnes d'acquisition de données : l'une, avec la ceinture Equivital, s'est déroulée dans la salle d'expérimentation de l'équipe PRETA (laboratoire TIMC), et respecte un protocole validé par le comité d'éthique du CHU de Grenoble. Il s'agit d'actions de la vie quotidienne (repas, travail de bureau, déplacements dans un bâtiment) avec plusieurs Sujets volontaires et des annotations précises réalisées par un tiers. L'autre campagne, plus libre, tire parti de la capacité d'enregistrement des ceintures BioHarness, et comprend, outre des mesures similaires de vie quotidienne (ou ADL, pour *Activities of Daily Life*), des scénarios d'activité plus sportive en extérieur (pratique de la montagne à pieds et à ski, vélo en ville),

annotés par le Sujet lui-même ou comparés à une trace GPS pour la reconnaissance de la vérité terrain.

Par simplicité d'usage nous avons utilisé uniquement les données BioHarness pour l'évaluation. Les modèles ont en revanche été construits grâce au BioHarness et à l'Equivital pour ce qui est des modèles physiologiques. Dans la mesure où les modèles doivent être personnalisés, pour l'évaluation nous utilisons des jeux de données qui ne concernent qu'une seule personne [1], et sont divisés en deux catégories : les scénarios *Bureau* qui correspondent des activités de vie quotidienne précisément annotées, ainsi que les scénarios *Extérieur* comprenant des trajets cyclistes en ville et de la pratique de la montagne dans les Alpes.

La figure 5.2 montre un exemple de données d'*Extérieur* (en l'occurence, randonnée pédestre en montagne) où l'on peut observer l'influence de l'activité physique sur la physiologie. Une période d'activité physique (ici, de la marche en montée) dans la boîte A implique une croissance du rythme cardiaque (HR pour *Heart Rate*) ; une pause dans la boîte B se traduit par un ralentissement de l'augmentation de HR (que l'on peut observer également vers 01 :19) et ce n'est qu'après un délai que l'état physiologique change (passage de *Effort* à *Récupération*).

Cet exemple illustre la pertinence du mécanisme d'*Anticipation* des agents États, dotés de délais δ et de la capacité de réitérer l'action prédictive. Par ailleurs, il est intéressant de noter que l'effort physique est une hypothèse valide, selon les niveaux d'intensité, sur une grande plage de valeurs (pour le Rythme Cardiaque) ; en revanche, dans des situations de "vie quotidienne" telles que lire, se concentrer sur un problème, ou marcher dans le couloir, les différences se détectent sur des plages beaucoup plus réduites ; les risques d'ambiguïté sont ainsi largement supérieurs dans un contexte de bureau paraissant pourtant simple a priori, que dans des situations extérieures en réalité beaucoup plus marquées.

On trouve dans la figure 5.3 un exemple d'artefacts, lors d'un scénario de Ski de Randonnée. Ces artefacts (valeurs aberrantes à forte variation entre 50 et 250 bpm) apparaissent lors d'une descente ; ils laissent à supposer que les capteurs ont été déplacés par les vêtements, la bandoulière du Détecteur de Victimes d'Avalanches ou entre les bretelles du sac à dos (ce qui est particulièrement possible lors d'une descente dans la poudreuse, où le corps bouge beaucoup). Une présence aussi soutenue d'artefacts pourraient être, en soi, une information à mettre en relation avec le contexte du Scénario (descente attendue). Actuellement nous lissons ce bruit.

5.3 Performance

Nous abordons ici la performance du système, en termes de contraintes calculatoires, c'est-à-dire l'impact des choix de conception sur le temps de calcul et les besoins en mémoire. Nous

1. Cela réduit le coût de construction des modèles. Par ailleurs, la personnalisation ne nécessite pas d'évaluation propre.

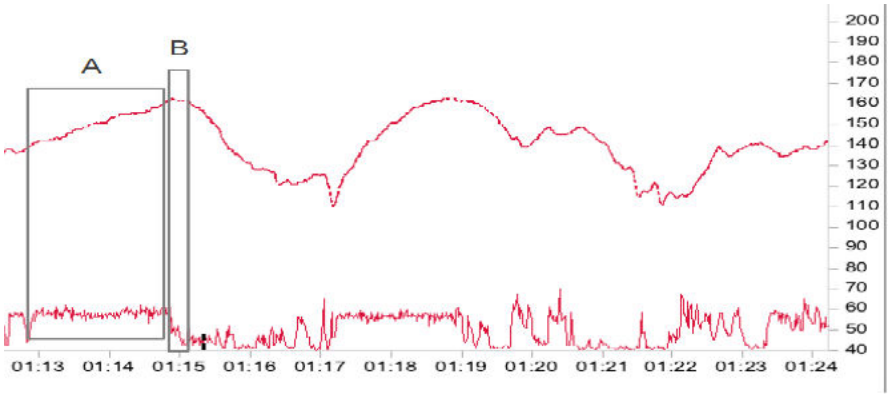

FIGURE 5.2 – Exemple de données de randonnée : Rythme Cardiaque (courbe supérieure, en battements par minute) et “Mouvement” (courbe inférieure ; unité arbitraire).

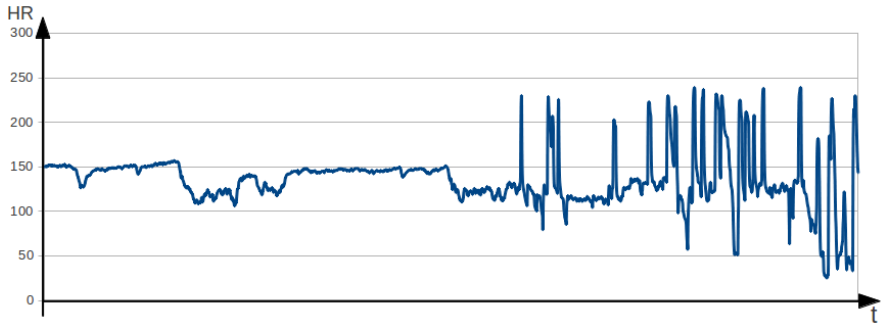

FIGURE 5.3 – Bruit dans les données. Exemple en ski de randonnée ; Rythme Cardiaque (battements par minute). Selon le modèle de la fréquence cardiaque maximale [Amate et al., 2011], celle-ci ne devrait pas dépasser ici les 155 bpm (ni descendre aussi bas).

montrons que l’intérêt de l’approche réside dans l’absence d’effet combinatoire entre hypothèses, ce qui permet d’établir une borne supérieure pour le coût de traitement d’une hypothèse et, par conséquent, pour le coût total de l’interprétation à chaque nouveau lot de données.

5.3.1 Théorique

Sur les trois catégories d’agents (Mesures, Hypothèses, Sondes), seule la population d’Agents-Hypothèses est variable au cours de l’exécution : il y a un Agent de Mesures par capteur et le nombre de Sondes est défini par les contraintes. Ces agents “auxiliaires” aux hypothèses forment une population fixe de l’ordre de la dizaine dans l’implémentation actuelle.

Les agents représentant des hypothèses (*État, Micro-Scénario, Scénario*) constituent quant à eux une population fluctuante, qui varie en fonction de la confiance des hypothèses (États et Micro-Scénarios) ou du suivi d’un graphe (Scénario). Chaque agent a un coût de traitement

propre à la définition de l'hypothèse qu'il représente, mais avec une caractéristique commune : ce coût ne dépend ni de la progression dans le temps (le coût à t_{n+1} n'augmente pas par rapport à t_n car les calculs se font sur des fenêtres glissantes), ni du nombre d'hypothèses total dans la population (hypothèses évaluées indépendamment, uniquement vis-à-vis des observations identifiées dans la base de connaissances comme pertinentes).

Ainsi, le coût de calcul, à chaque pas de temps (arrivée synchronisée des nouvelles données), est linéairement fonction du nombre d'agents hypothèse.

La régulation de la population principale (États et Micro-scénarios) se fait par le biais de leur confiance comparée à des seuils. Lorsque trop d'hypothèses peu plausibles sont présentes, une Sonde rend cette comparaison plus discriminante (seuil de confiance basse revu à la hausse) afin de favoriser la terminaison des hypothèses les moins pertinentes. Le but est de conserver le nombre N_t d'agents actifs au temps t inférieur à un seuil N^{max} (on peut aussi introduire une règle supprimant arbitrairement les $(N_t - N^{max})$ agents Hypothèses les moins plausibles en cas de dépassement). Ainsi, le coût de calcul des agents est borné par :

$$Cost < N^{max}.c + c_{mesures} + c_{sondes} \tag{5.1}$$

Cela inclut le coût de traitement des agents de Mesures et de Sondes ; c est une estimation de coût (coût moyen d'un agent, ou coût de l'agent le plus complexe pour le pire des cas).

Cette indépendance relative [2] du coût calculatoire vis-à-vis de la taille de la base de connaissances est un point-clef de l'intérêt du système proposé. Cela est à comparer à des approches probabilistes où un nombre exponentiel (vis-à-vis du nombre d'états) de valeurs doit être calculé [Amate et al., 2011].

Une telle approche à base de modèles de Markov cachés implique en effet de calculer des scores pour toutes les combinaisons possibles (soit 2^M pour M hypothèses) ; celles-ci peuvent néanmoins être limitées (par un graphe d'impossibilités entre hypothèses contradictoires), et une approche en *traitements par lots* permettrait, à intervalles réguliers, de choisir un nombre restreint d'hypothèses les plus pertinentes (choisir par exemple N^{max} parmi M hypothèses). En utilisant des modèles de données homogènes (et donc en limitant l'expressivité), on obtient alors des probabilités comparables pour chaque combinaison d'hypothèses sur cet intervall de temps (mais en sacrifiant la comparabilité d'une hypothèse par rapport à elle-même à travers les lots).

Enfin, se pose la question du moteur de Filtres. Le problème des systèmes experts à base de règles est la résolution des conflits entre règles contradictoires (dans les grandes bases de règles). Ici le mécanisme de Prédiction-Vérification et l'ordre naturel de progression de long de l'échelle d'abstraction suggèrent l'évaluation des filtres dans un ordre pré-défini (ce qui est généralement considéré comme une erreur dans la programmation à base de règles). Ainsi, des moteurs comme

2. Indépendance *relative* du coût calculatoire vis-à-vis de la taille de la base de connaissances car plus la base est grande, plus il y a de transitions possibles d'hypothèses ; on atteint donc plus facilement N^{max} avec une grande base de connaissances.

Rete par exemple (où les règles sont arrangées dans un arbre, dont la construction est coûteuse, mais qui résulte en un coût théoriquement indépendant du nombre de règles) paraissent peu adaptés (on aurait ici un arbre en forme de *râteau*).

Ici la résolution de conflits passe par l'ordre d'exécution (déterminé par $\mathcal{F}.\Omega$). Le coût est linéaire (comparaisons simples appliquées à des éléments de Env : régimes de confiance, compteurs, politiques) avec le nombre d'agents actifs.

Si l'on souhaite évaluer le *passage à l'échelle* en termes d'augmentation de la base de connaissances, et donc du nombre potentiel d'agents, il faut considérer deux cas : l'augmentation de la portée de la base, en modélisant des situations différentes de celles déjà incluses, et la diminution du grain des hypothèses, en proposant des *sous-modèles* plus précis, éventuellement subsumés par les existants. Dans le premier cas, on augmente la base avec des hypothèses correspondant à des observations de capteurs différents, ce qui ne fait pas peser de coût supplémentaire : lorsque ces nouvelles hypothèses sont évaluées, les existantes ne sont pas pertinentes et donc inactives. Dans le second cas, cela peut mener à une augmentation de l'ambiguïté mais les règles de régulation permettent toujours de limiter le coût calculatoire.

5.3.2 Constatée

En pratique, avec une base de connaissances de 39 hypothèses (États et Micro-scénarios), les temps de calcul (interface graphique de visualisation comprise) sont de l'ordre de 1ms [3] à 5ms [4] en moyenne pour chaque pas de temps. Ces résultats n'ont qu'une valeur illustrative : un système embarqué serait moins puissant, mais le code peut être optimisé (en changeant notamment le moteur de règles et en supprimant l'interface de visualisation qui n'aurait pas lieu d'être sur un système réel). Ils illustrent que l'ordre de grandeur du temps de calcul est cohérent avec la fréquence d'acquisition des capteurs étudiés (1Hz) et des grandeurs physiologiques réelles mesurées (la fréquence respiratoire, par exemple, est généralement proche de la douzaine de battements par minute au repos).

Le coût serait, par ailleurs, amené à augmenter avec l'ajout de capteurs supplémentaires. En outre, les temps considérés ici correspondent au traitement de données numériques *simples* (une valeur dans $\mathbb{R}$ pour chaque capteur par seconde), qui sont fournies par les systèmes utilisés (ceintures de capteurs).

5.4 Expressivité et Extensibilité

L'*expressivité* (capacité à représenter un large panel de possibilités) et l'*extensibilité* (capacité à ajouter de nouvelles possibilités à un système déjà "complet") se déclinent selon deux axes :

3. Ordinateur de bureau Apple de 2012.
4. Ordinateur portable Dell de 2009.

- La représentation de situations du Sujet selon les mesures disponibles (*ce que l'on peut voir*, c'est-à-dire la Base de Connaissances).
- La définition d'exigences particulières de l'Observateur (*ce que l'on veut voir*).

Dans cette section nous allons détailler l'expressivité du système, et son extensibilité. Ces deux qualités, qui sont liées, reposent sur l'indépendance des modèles de situations, étudiés en tant qu'hypothèses par le Système Multi-Agents.

5.4.1 Modèles

Le système repose sur le principe d'évaluer une situation par rapport à son modèle propre : la *confiance* de chaque hypothèse dépend donc uniquement de son modèle (c'est-à-dire selon les liens κ du réseau de situations (E, κ, ν) décrit au chapitre 3) et aucunement des autres hypothèses *de même niveau*.

La contrainte à respecter pour chaque modèle de situation est d'inclure une fonction de calcul de confiance (avec $\mathcal{D}_C$ comme domaine d'arrivée). Celle-ci doit par ailleurs être calibrée par rapport aux seuils de confiance (Haut et Bas).

En revanche, le reste de la modélisation est libre et peut inclure un nombre variable de termes hétérogènes, ce qui permet de représenter des situations tant stables (par exemple, l'état physiologique de *Sommeil*) que transitoires (par exemple, l'état physiologique de *Récupération*). En substance, un modèle de situation peut utiliser toute information contenue dans l'Environnement Partagé [5].

Les liens de transition ν sont indépendants des liens de composition κ. Ajouter un modèle de situation correspond donc, vis-à-vis des modèles existants, à le relier à des successeurs et des prédécesseurs potentiels. Ce dernier élément implique d'ajouter des liens ν sur des modèles existants (donc sans modifier l'évaluation de ces modèles : leur calcul de confiance). La manipulation est simple (en particulier dans la mesure où ces modèles sont définis dans un fichier XML unique), et l'impact est faible. Cet impact prend la forme d'une augmentation des agents générés lors des phases de Prédiction. Cette augmentation peut être encadrée par les paramètres d'*Ouverture*.

La base de connaissances proposée est donc extensible à moindre coût car l'impact se limite aux hypothèses avec lesquelles la nouvelle hypothèse a des liens d'accointance ; un ajout d'hypothèses représente donc une modification locale d'un sous-ensemble du réseau de sitations (E, κ, ν) et ne nécessite pas une refonte globale.

Ajouter de nouveaux capteurs peut en revanche présenter un impact plus important : s'il s'agit de capteurs d'une nouvelle catégorie (par exemple des mesures environnementales comme

5. On peut donc également créer des hypothèses qui dépendent des autres, sur le modèle des Micro-scénarios, dans la limite des fonctions de calcul dont les agents disposent.

l'altitude ou la température extérieure) cela impliquera de créer de nouveaux modèles d'États et enrichir les Micro-scénarios existants, mais aussi peut-être ajouter de nouvelles capacités de traitement au niveau des Agents de Mesures.

Un éventuel ajout de capteurs de physiologie ou d'activité impliquerait de mettre à jour tout ou partie des modèles existants d'États correspondants. Dans l'ensemble l'ajout de capteurs est un processus plus lourd que l'ajout de nouveaux modèles.

Actuellement les liens κ entre une hypothèse et ses composants font références à des fonctions de calcul de confiance partielles (les χ_i) pré-enregistrées. Une perspective intéressante pour l'amélioration de l'expressivité et de l'extensibilité serait de permettre au système d'interpréter des fonctions écrites directement dans la Base de Connaissances (scripts).

5.4.2 Exigences de l'Observateur

Les exigences de l'Observateur se traduisent tout d'abord par les besoins applicatifs de manière générale : le système doit être capable de reconnaître des critères simples de valeurs hors-normes (*santé* du Sujet), des situations complexes reconnues comme problématiques (santé et *connaissance métier*), ainsi que des déviations dans le déroulé temporel de l'activité (par rapport à un scénario). Enfin, le système doit être capable de donner à l'Observateur une évaluation de sa propre qualité d'interprétation (et prendre automatiquement des mesures correctives).

Ces besoins justifient les différents niveaux d'abstraction et la forme de *boîte à outils* des Sondes, couplées aux filtres de type condition-action. La forme des règles des filtres donne au système les qualités d'expressivité et de déclarativité.

Dans la mesure où les conditions des filtres peuvent porter sur tout élément présent dans l'Environnement Partagé *Env*, les exigences de l'Observateur peuvent donc porter sur toute l'information produite par le système. Les opérateurs dépendent du langage de règles ; nous n'envisageons ici que des opérateurs arithmétiques.

Les capacités d'actions liées à ces conditions dépendent en revanche des outils proposés par la programmation de la classe Sonde (c'est au programmeur de prévoir les actions possibles ; cela constitue donc un facteur limitant). Outre la génération d'alarmes, les actions des Sondes concernent les mesures correctives, sous la forme de révisions des conditions des filtres (notamment à travers la modification de paramètres d'ouverture ou les court-circuits). Ces mesures correctives sont donc des modifications des cycles de vie des agents : l'exigence porte alors sur un cadre existant (les filtres et politiques) plutôt que la définition libre d'actions. Cela réduit l'expressivité mais promeut le maintien de cohérence. C'est alors au concepteur de prévoir les capacités d'action des Sondes.

Le champ d'application des conditions des filtres évolue avec la portée des informations contenues dans *Env*, c'est-à-dire avec le contenu de la Base de Connaissances. L'ajout d'exi-

gences de l'Observateur implique l'ajout de nouvelles règles. Cela peut avoir comme conséquence l'augmentation du coût calculatoire (selon le moteur de règles utilisé). Les propriétés réflexives d'un langage comme Java permettent une certaine souplesse dans l'accès aux champs des objets contenus dans l'environnement (et donc à la définition des conditions des filtres).

5.5 Efficacité : Fonctionnelle et Non-Fonctionnelle

Dans les sections précédentes de ce chapitre nous avons évoqué le coût calculatoire et l'évolutivité ; pour ces deux caractéristiques l'architecture proposée repose sur l'absence d'explosions combinatoires en maintenant des évolutions linéaires grâce à la limitation de l'impact des hypothèses sur leurs accointances ; la propagation de cet impact à l'exécution est soumise au *Cadre*, et donc à des contraintes (potentiellement arbitraires) de parsimonie.

Si les coûts sont maîtrisés, il reste à justifier de la capacité d'interprétation, et de l'utilité du pilotage adaptatif. La première est intrinsèquement liée à la qualité des modèles de mesures contenus dans la Base de Connaissances. La seconde représente l'apport du Cadre, et nécessite de définir des critères de qualité au-delà de notions plus classiques telles que Précision et Rappel.

5.5.1 Critères

Afin de pouvoir illustrer l'efficacité du système et évaluer l'apport du Cadre, nous définissons quatre critères : deux relatifs à la précision fonctionnelle et deux se rapportant au pilotage adaptatif :

1. Une quantité d'information Q_t (et Q_t^+) décrivant la certitude du système (indépendamment de la vérité terrain).
2. Une mesure de justesse Acc (et $RelAcc$) qui évalue la capacité du système à choisir des hypothèses pertinentes.
3. Un temps de récupération TR représentant la rapidité avec laquelle le système corrige les chutes de qualité d'interprétation.
4. Un taux de succès du mécanisme d'Anticipation TSA qui mesure l'utilité de la prédiction.

Choisir quelles hypothèses étudier n'a pas qu'un but d'efficacité calculatoire, mais permet également d'améliorer la lisibilité des résultats en réduisant l'ambiguïté : un ensemble contenant dix hypothèses plausibles est moins informatif qu'un ensemble n'en contenant que deux ou trois par exemple. Pour mesurer cette certitude du système, nous utilisons une métrique Q_t (quantité d'information) qui est liée au nombre $n_{plausible}$ d'hypothèses de Micro-scénarios plausibles (confiance supérieure au seuil haut) à tout instant :

$$\begin{cases} Q(t) = 0, Q^+(t) = 1 \quad si \;\; n_{plausible}(t) = 0, \\ \quad Q(t) = Q^+(t) = \frac{1}{n_{plausible}(t)} \;\; sinon \end{cases}$$

Plus Q_t est proche de 1, meilleure est l'interprétation (moins ambiguë). La mesure dérivée Q_t^+ permet de différencier entre deux appréciations de $n_{plausible} = 0$: quand aucun Micro-scénario n'est plausible, le système est "perdu" mais il n'y a pas d'ambiguïté (donc Q_t^+ représente une quantité d'information maximale).

La justesse permet d'illustrer le fait que le système de suivi proposé *fonctionne*. La justesse *Acc* est évaluée par rapport à la vérité terrain (une succession de Micro-scénarios décrite dans les annotations des données). Elle est dépendante de la qualité des modèles de données. Pour limiter l'impact de ces modèles et évaluer les mécanismes de choix d'hypothèses, nous définissons également une justesse relative *RelAcc* :

- $Acc = N_{vrai}/N_{total}$ où N_{vrai} est le nombre de pas de temps (1s) durant lesquels l'hypothèse de Micro-scénario correspondant à la vérité-terrain était évaluée comme plausible (confiance supérieure à un seuil haut). N_{total} est le temps total de cette étape (vérité terrain).
- $RelAcc = N_{actif}/N_{total}$ où N_{actif} est le nombre de pas de temps durant lesquels l'hypothèse (correspondant à la vérité-terrain) est évaluée (agent actif). Cela permet de juger de la bonne sélection des hypothèses, c'est-à-dire du cheminement prédictif plutôt que de la simple qualité des modèles [6].

La justesse est similaire au *rappel* en classification.

Le temps de récupération après une alarme TR est mesuré par rapport au temps passé par des sondes dans des politiques d'Alarme. TR concerne les alarmes non-fonctionnelles relatives à la qualité d'interprétation, et mesure ainsi la capacité du système à pallier ses erreurs (indépendamment de la santé réelle de la personne). Cette mesure de rapidité sera à comparer (en moyenne) avec les temps de rétablissement de la qualité d'interprétation sans mesures correctives (c'est-à-dire le rétablissement opportuniste dû aux variations intrinsèques des données entrantes).

Le taux de succès du mécanisme prédictif d'Anticipation $TSA = x/n_A$ mesure l'utilité de la prédiction : x est incrémenté lorsqu'un agent ($\mathcal{L}_2$ État) récemment créé est validé (passage de la politique d'Initialisation à celle d'Exploration), tandis que n_A est le nombre total d'applications du mécanisme d'anticipation par des agents États.

5.5.2 Tests sur Données Réelles

Nous présentons ici des résultats obtenus en utilisant des données divisées en deux catégories : scénarios de Bureau (environ 4h au total) et scénarios d'Extérieur (environ 10h au total). Les seconds présentent des différences plus marquées (plus d'amplitude dans les variations) entre

6. *RelAcc* n'est cependant pas complètement indépendante de la qualité des modèles car un modèle de données faible mènera à une valeur de confiance faussée et donc, indirectement, à un biais dans la prédiction de ce chemin d'hypothèses.

Moyennes	Sondes Actives		Sondes Désactivées	
	Bureau	Extérieur	Bureau	Extérieur
Q_t / Q_t^+	0,37 / 0,43	0,37 / 0,37	0,27 / 0,54	0,36 / 0,38
Acc / $RelAcc$	0,46 / **0,81**	0,83 / **0,94**	0,30 / 0,64	0,82 / 0,93
TSA	0,21	0,25	0,12	0,25
TR	4,2s	5,7s	N/A	N/A
N_{agents}	17,1	9	15,1	10,3

TABLE 5.1 – Justesse Certitude, Taux de Succès d'Anticipation, sur Données Réelles en %. Temps de Récupération après Alarme en secondes, et nombre d'Agents moyen.

situations et constituent donc des ensembles de données plus "faciles" à traiter pour le système (moins d'ambiguïté). Ces résultats sont illustrés par le tableau 5.1 ; sur ces données, on obtient une justesse globalement satisfaisante, et l'on observe que l'ajout de pilotage adaptatif est bénéfique en termes de qualité d'interprétation.

On note que sur ces jeux de données la qualité d'interprétation est acceptable : avec les Sondes actives le système choisit les bonnes hypothèses dans plus de 80% des cas ($RelAcc$). La valeur de Q_t indique qu'en moyenne trois hypothèses sont plausibles simultanément, ce qui est cohérent avec une base de connaissances contenant des hypothèses qui en subsument d'autres (par exemple *Travail de Bureau* et *Lecture-Ordinateur*).

Les différences de performance sont faibles pour les scénarios d'Extérieur, plus faciles à interpréter, entre Sondes actives et désactivées. En revanche les scénarios de Bureau voient une amélioration significative de la justesse et de la lisibilité (Q_t). On note une chute intéressante de la certitude Q_t^+ avec les Sondes actives : ceci est dû au fait que le critère Q_t^+ vaut 1 quand aucun Micro-scénario n'est valide, c'est-à-dire y compris quand le système est complètement perdu. Ces résultats illustratifs correspondent aux attentes : le pilotage adaptatif permet de mieux choisir les hypothèses à étudier, ce qui peut impliquer un surcoût (filtres notamment, mais aussi un nombre moyen d'agents plus élevé, de 15 à 17 pour les scénarios d'intérieur).

Ces valeurs soutiennent nos assertions (chapitre 2) de *Réussite*, ainsi que de *Sensibilité* et de *Robustesse* avec les TR en moyenne inférieurs à 6 secondes. Si le nombre d'agents peut être supérieur avec les Sondes actives, on observe en revanche que le taux de succès de l'Anticipation (TSA) est meilleur avec ces sondes, ce qui soutient l'assertion d'*Informativité* et, couplé avec le coût calculatoire évalué en section 5.3, va également dans le sens de l'assertion d'*Efficacité*.

Il est nécessaire de garder à l'esprit que ces résultats sont une illustration subjective plutôt qu'une preuve objective, en l'absence d'un autre système avec lequel comparer les résultats sur les mêmes données entrantes.

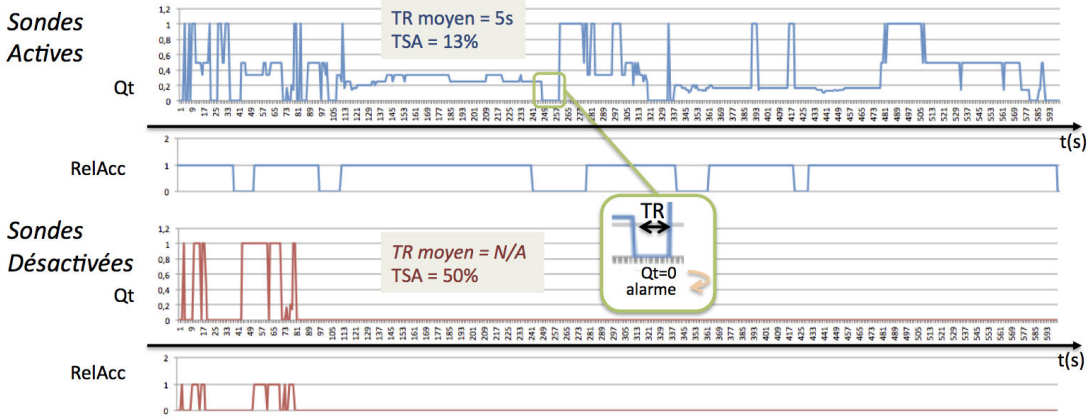

FIGURE 5.4 – Sur un exemple de scénario de bureau (durée : 10 minutes), on observe que sans pilotage adaptatif (en rouge), le cycle de vie des agents (automate de politiques) est trop rigide (délais de validation) et ne permet pas à ceux-ci de mettre en œuvre la Prédiction. Il en résulte un écroulement rapide. En revanche, les Sondes peuvent relâcher ces contraintes anti-bruit et favorisent l'Ouverture si l'interprétation est reconnue comme défaillante, avec des retours rapides à une solution viable (en moyenne 5s, en bleu).

Sur des exemples plus détaillés, on peut observer le bénéfice évident du pilotage adaptatif en situation de crise : la figure 5.4 montre un cas où sans les Sondes le système est rapidement perdu. Les politiques d'alarme successives génèrent des retours à la normale rapides (TR moyen de 5s). Cela a néanmoins un coût calculatoire, qui se voit par le nombre total d'agents (illustré par la figure 5.5 où une augmentation du n_{agents} moyen d'environ 20% de 12 à 14.5 permet d'éviter les épisodes de Q_t nul).

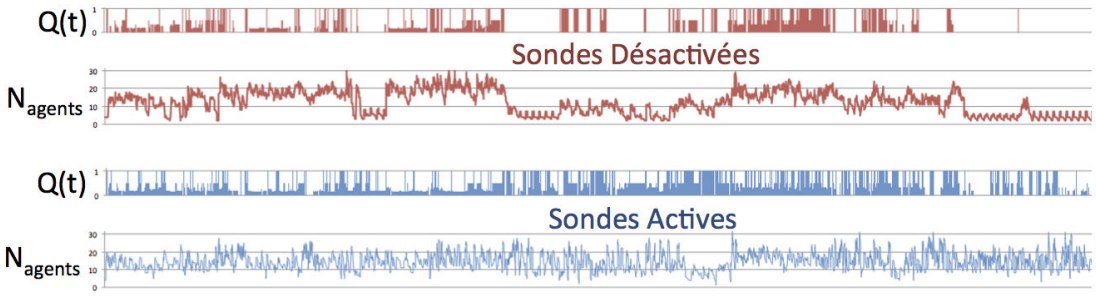

FIGURE 5.5 – Scénario de bureau avec repas en milieu de journée (durée : 2h). L'exécution sans pilotage adaptatif est marquée de nombreuses chutes de qualité d'interprétation (Q_t à 0, en rouge). La version avec Sondes actives, par une régulation des paramètres d'Ouverture, maintient un nombre plus élevé d'agents, avec une forte variabilité (agents créés et détruits rapidement car les mécanismes prédictifs sont favorisés) mais une population globalement plus homogène (pas de périodes creuses car pas de perte d'interprétation).

Une illusion de “perte” de rentabilité des mécanismes prédictifs (TSA) peut être constatée sur la figure 5.4, où la version sans Sondes présente un TSA de 50% uniquement parce que le système s’est écroulé avant de générer plus de 2 Anticipations.

Enfin, il faut noter que certaines perturbations rapides et courtes (une petite quinte de toux, ou même une chute dans la neige) qui s’étendent sur quelques secondes sont très difficiles à reconnaître : les durées d’inertie δ et la fréquence d’échantillonnage masquent ces évènements courts, qui sont alors au mieux perçus comme du bruit, au pire simplement lissés. En revanche les délais induits par les δ permettent aussi de répercuter le fait que l’impact d’un changement d’activité sur la physiologie n’est pas nécessairement immédiat ; la figure 5.6 montre ainsi une interruption masquée par l’inertie du rythme cardiaque.

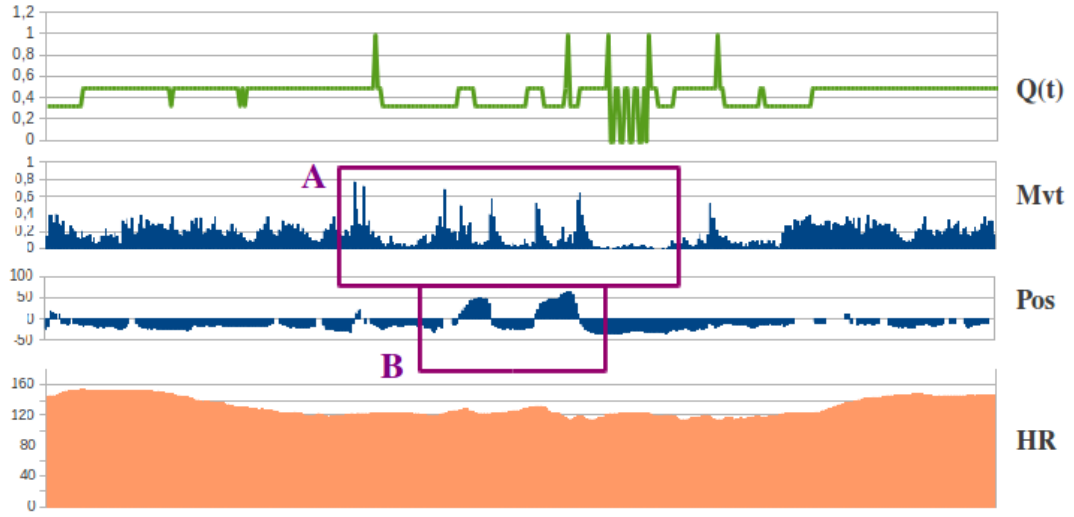

FIGURE 5.6 – Illustration de la complémentarié des mesures de Physiologie et d’Activité : ici on observe au centre une courte pause lors d’un scénario de randonnée en montagne, caractérisée par la pose du sac à dos au sol : la perturbation du rythme cardiaque (HR, en battements par minute) n’est pas significative mais l’arrêt du mouvement (boîte A) et l’inclinaison du torse (boîte B) pointent vers cette hypothèse invérifiable physiologiquement.

Ainsi, dans des cas où une perturbation peut être invisible du point de vue d’un modèle tolérant (*Effort Physique* peut être valide sur une large plage de valeurs), ce sont les autres capteurs qui vont pouvoir détecter le changement ; une fois l’hypothèse de *Pause* émise en réponse au changement d’activité, une hypothèse (courte dans le temps donc de peu d’ampleur) de *Récupération*, auparavant *noyée* dans la plage de valeurs d’*Effort Physique*, va pouvoir apparaître comme valide.

5.6 Synthèse

Dans cette section nous avons décrit une implémentation de l'architecture proposée au chapitre précédent ; son objectif est de mettre en lumière les qualités de l'approche abductive et la nécessité du pilotage adaptatif. Celui-ci est une approche pour traiter l'éternel compromis entre ouverture et résistance au bruit ; ici l'objectif est de permettre de choisir ce compromis en adéquation avec des besoins applicatifs changeants (y compris, à terme, par une intervention directe de l'Observateur). La qualité d'interprétation est incluse parmi la considération d'alarmes au même titre que des critères portant sur la santé de la personne (à définir dans les modèles et dans les exigences variables de l'Observateur).

La conception permet de garantir un faible coût de calcul et une bonne expressivité. L'accent est mis sur la croissance linéaire des coûts (que l'on peut arbitrairement borner, au détriment de l'ouverture), au prix d'un certain flou dans la comparaison entre hypothèses (lequel reflète l'imprécision et la variabilité des modèles). La séparation entre les différents modules nécessaires à l'interprétation (connaissances, calcul, contraintes), tout comme la structure des modèles, permettent d'ajouter contraintes et modèles avec un impact réduit.

Les évaluations illustratives, conduites avec des données réelles, soutiennent les assertions fonctionnelles (*Réussite, Sensibilité, Robustesse*) et non-fonctionnelles (*Informativité, Efficacité*), auxquelles s'ajoutent l'assertion d'*Expressivité*.

Chapitre 6

Bilan et Perspectives

Sommaire

6.1 Conclusion 115
6.2 Limites 117
6.3 Perspectives 118
6.3.1 Modèles 118
6.3.2 Évaluation 119
6.3.3 Dépendances entre Agents 119
6.3.4 Aspects Temporels 121
6.3.5 Évolutions du Cadre 122

Dans cet ultime chapitre nous présentons une conclusion résumant les travaux et leur apport, ainsi qu'une analyse des limites de la proposition. Nous terminons par des pistes de recherche pour améliorer la qualité de la proposition et augmenter sa portée.

6.1 Conclusion

La vision que nous proposons de l'interprétation de l'activité humaine (et de la reconnaissance des situations en général) est que celle-ci est encadrée par deux blocs, constitués d'une part par la nature des données (et leurs spécificités : incertitude, ambiguïté, bruit...) et d'autre part par les besoins applicatifs (c'est-à-dire ce que l'on souhaite reconnaître, à savoir le monde des possibles, avec une granularité et des niveaux d'abstractions).

Aussi avons-nous proposé de manipuler des hypothèses au fil du temps, évaluées vis-à-vis d'un Cadre d'interprétation qui peut lui-même évoluer en fonction des contextes changeants. Cette proposition est basée sur le fait que l'interprétation doit se faire à la volée plutôt qu'a posteriori.

Ces hypothèses sont créées et abandonnées au gré des changements de données, afin de représenter les transitions entre situations : il s'agit de mécanismes de Prédiction-Vérification,

qui mènent à considérer des populations d'hypothèses de tailles différentes au fil du temps. Celles-ci sont basées sur un réseau de modèles de situations : les modèles sont hétérogènes et reliés entre eux par des liens locaux d'accointance (composition de situations complexes et transitions entre situations de même niveau). Le fait que les modèles puissent être hétérogènes est une garantie d'**expressivité** mais entraîne une approximation sur les comparaisons de plausibilité entre hypothèses.

Par ailleurs, le monde des possibles est considéré comme un ensemble non-exhaustif d'hypothèses non-exclusives. Ces caractéristiques vont à l'encontre des pré-requis des méthodes généralement trouvées dans la littérature pour l'interprétation de signaux, telles que les modèles probabilistes ou les fonctions de croyance. Nous abordons ainsi les mécanismes d'interprétation par une approche symbolique, basée sur un raisonnement abductif, où une hypothèse est évaluée par rapport à son propre modèle des données, indépendamment de l'évaluation qui est faite des hypothèses concurrentes ; la comparaison est alors indirecte, grâce aux contraintes du Cadre d'interprétation (conformité aux exigences de l'Observateur, minimum de plausibilité, qualité de l'interprétation).

Ce raisonnement, local à chaque hypothèse, a l'avantage d'être exempt d'explosions combinatoires ; les coûts calculatoires sont maîtrisés. De plus, les modèles n'étant liés qu'à un nombre réduit de modèles voisins, l'ajout de nouveaux modèles a un faible impact (tant au niveau de la manipulation d'ajout de connaissances hors-ligne, que pour les calculs en-ligne) ; le système est donc **évolutif**.

Afin de manipuler cette population d'hypothèses au fil du temps, nous avons proposé une architecture multi-agents, où des agents représentent chacun une hypothèse, dotée de mécanismes prédictifs et répondant à un cadre tant opérationnel qu'institutionnel, qui prend la forme de *filtres* condition-action pour gérer l'activation et les interactions entre agents, ainsi que d'automates de *politiques* qui représentent les différentes étapes (modes de fonctionnement) du cycle de vie de l'agent. Des catégories annexes d'agents facilitent les opérations de cette population principale, en proposant du traitement de données ou de l'analyse réflective de la population d'agents, afin de détecter des défaillances et appliquer, le cas échéant, des mesures correctives (par la modification du Cadre).

L'objectif du processus interprétatif n'est pas de fournir une unique *meilleure solution* mais d'évaluer la conformité d'un faisceau de possibilités vis-à-vis d'un ensemble d'exigences. Ce processus est évolutif : il peut être ajusté en fonction de la criticité de la situation ou des besoins variables de l'Observateur. La décision du système est alors de transmettre ou non à l'Observateur une alerte, plutôt que de discriminer des hypothèses entre elles. Il s'agit là d'une approche cohérente avec le principe, trouvé dans la littérature, de filtrer les informations pour aider la décision humaine de l'Observateur tout en limitant sa charge cognitive.

Les qualités du système proposé sont donc principalement l'expressivité, l'évolutivité et la linéarité des coûts.

6.2 Limites

Les travaux présentés ici ont un certain nombre de limites. Tout d'abord, les bornes de l'étude excluaient l'apprentissage des modèles de données : seule est définie leur structure. Ainsi, la qualité des modèles utilisés est incertaine. Cette limite a un impact sur l'évaluation (des modèles trop génériques peuvent mener à de nombreux faux positifs, et risquent donc de grever le critère Q_t), impact cependant tempéré par le pilotage adaptatif.

En revanche, le processus d'évaluation lui-même souffre de l'absence d'une référence de comparaison, comme par exemple un autre système qui puisse être évalué avec les mêmes besoins applicatifs (exigences fonctionnelles portant sur la santé de la personne, le déroulé du scénario, et avec un même niveau de granularité dans les modèles de situations) et avec les mêmes données entrantes. Disposer d'une base ouverte de données annotées, sur le modèle des jeux de données publics utilisés en Recherche d'Informations, serait certainement un atout majeur pour le domaine.

Par ailleurs, le système proposé repose sur plusieurs paramètres de fonctionnement, et autant de règles de pilotage pour les adapter à la situation contextuelle au fil de l'exécution. Tout comme les modèles de données eux-mêmes, ces paramètres mériteraient la mise en place d'une méthode d'apprentissage. Il est bon de noter, à ce sujet, que des paramètres tels que les seuils dynamiques de confiance ont un impact sur la construction des fonctions de calcul de confiance associées aux modèles de données.

Par ailleurs, ces travaux se sont focalisés sur la construction d'un système d'interprétation et l'évaluation par rapport à des données issues d'un seul Sujet (volontaire sain). Si l'intérêt de la personnalisation des modèles de données est trivial, il manque en revanche une évaluation de la personnalisation éventuelle des paramètres de fonctionnement, et surtout de l'impact de ces personnalistions sur l'utilisabilité du système proposé , c'est-à-dire une évaluation du coût de mise en place, pour chaque utilisateur, d'un système réel. Afin de réduire ce coût, une fonction d'apprentissage continu par renforcement pourrait être proposé, afin de mieux ajuster, au fil des utilisations, la base de connaissances au Sujet. Cette tâche peut être compliquée par la difficulté de recueillir la vérité-terrain [1].

Enfin, le système proposé est actuellement limité vis-à-vis des Alarmes à transmettre à l'Observateur. Nous avons concentré l'évaluation sur le Cadre non-fonctionnel (où les Sondes apportent des mesures correctives vis-à-vis des critères d'efficacité et de quantité d'information), au détriment des exigences fonctionnelles. Celles-ci pourraient prendre la forme de la comparaison à un Scénario existant (telle que proposée au chapitre 4), mais aussi de la sélection par l'Observateur (ou au préalable par un expert) d'hypothèses reconnues comme inacceptables.

La comparaison au scénario prévu ou à des critères statiques d'acceptabilité mène à considérer

1. Si la vérité-terrain était accessible, le système n'aurait guère d'utilité.

la granularité des modèles de situations, et leurs liens de proximité sémantique. Il s'agit là d'une dimension qui n'a pas été traitée mais qui semble importante pour la pleine exploitation du potentiel expressif qui fait l'originalité et l'intérêt de l'approche abductive multi-hypothèses proposée.

6.3 Perspectives

Les perspectives de recherche au-delà de cette thèse se divisent en cinq catégories :

1. Modèles : augmenter la richesse de la base de connaissances et développer des méthodes automatiques d'apprentissage
2. Évaluation : passage à l'échelle et comparaison à d'autres systèmes
3. Dépendances entre Agents : améliorer le partage d'hypothèses contextuelles (*feedback*)
4. Aspects Temporels : modèles dynamiques et articulation entre interprétation immédiate et analyse a-posteriori
5. Évolutions du Cadre : lien avec les systèmes normatifs

6.3.1 Modèles

La structure de la base de connaissances, et la forme des modèles la composant, sont définies. Cette définition est liée aux mécanismes de raisonnement, eux-mêmes issus de la nature des données entrantes. Il serait désormais utile de définir une méthode d'apprentissage automatique pour améliorer les modèles existants et en ajouter de nouveaux (en conjonction avec des campagnes d'acquisition de mesures plus ambitieuses). Une telle méthode devrait être basée sur la sélection des attributs les plus pertinents pour chaque modèle, parmi un ensemble varié de caractéristiques à extraire des signaux (pente, écart-type, moyenne, etc sur des fenêtres glissantes de tailles variables).

De plus, diversifier les capteurs en ajoutant par exemple GPS, Sonomètre ou Altimètre pourraient sans doute grandement enrichir l'interprétation, et réduire d'autant l'ambiguïté (ces capteurs pourraient se rapporter à une catégorie supplémentaire d'hypothèses d'États). Cela impliquerait cependant de prévoir des fonctionnements différents pour les agents associés (l'hétérogénéité est justement prévue, mais le traitement de données plus complexes comme des cartes pourrait avoir un impact sur le coût calculatoire et donc sur la contrainte temps-réel) et pourrait augmenter le coût "sémantique" de l'apprentissage.

Une autre perspective serait de développer l'expressivité à travers une plus grande souplesse dans les modèles de données ; si la structure actuelle permet le choix des caractéristiques de signaux, la sélection des fonctions de calcul est en revanche limitée. Une plus grande souplesse pourrait être obtenue par l'inclusion d'une forme de scripts interprétables, avec une reconfiguration des Agents de Mesures en fonction des besoins.

La fusion des confiances partielles (classifieurs faibles) en un modèle d'hypothèse (classifieur fort) pourrait également bénéficier d'un mécanisme d'apprentissage plus formel, en empruntant aux méthodes statistiques.

Une plus grande base de connaissances, plus diversifiée, serait en outre un moyen d'améliorer la portée des expérimentations, et donc la pertinence de l'évaluation.

6.3.2 Évaluation

Disposer d'un plus grand nombre de données et de modèles correspondants pourrait permettre de mieux mettre en valeur deux qualités du système : l'évolutivité (à travers l'impact réduit d'ajouter des modèles) et la maîtrise du coût calculatoire (c'est-à-dire le passage à l'échelle). Cet impact doit être mesuré non seulement à travers le coût de la Vérification (calcul des confiances de chaque agent actif) mais également au niveau du coût de Prédiction, c'est-à-dire la génération d'hypothèses potentiellement d'autant plus nombreuses que la base de connaissances est large. Il est raisonnable de s'attendre à ce l'impact soit réduit car faire grandir la base de connaissances devrait permettre de couvrir un plus large éventail de situations, ce qui se traduit par des modèles de situations couvrant des configurations de données entrantes différentes : l'intersection des domaines de validité entre anciens et nouveaux modèles devrait donc être faible.

Par ailleurs, ainsi qu'énoncé dans la section 6.2, il est nécessaire de pouvoir évaluer un système par rapport à une référence existante. Ainsi, une perspective particulièrement utile serait de construire une large base de données annotées de physiologie, d'activité (mouvements) et autres observations (notamment environnementales) ainsi qu'une liste de critères fonctionnels. Cette base, publique et largement accessible, permettrait ainsi de comparer rigoureusement plusieurs approches.

6.3.3 Dépendances entre Agents

Il serait intéressant de donner aux agents la capacité d'adapter leurs modèles de données en fonction du contexte (les données recueillies révèlent par exemple que l'état physiologique de repos *Basal* est caractérisé par des valeurs différentes entre matin et soir). Ce contexte peut alors être connu (de manière sûre comme par exemple l'heure de la journée) ou supposé (par l'intermédiaire d'autres agents : par exemple on peut imaginer qu'un agent s'attende à des valeurs dégradées par du bruit et des artefacts car un autre agent détecte une forte quantité de mouvement, ce qui peut avoir un impact sur la qualité des données physiologiques recueillies, si les capteurs sont déplacés).

D'autre part, certaines hypothèses transitoires (comme la *Récupération*, caractérisée par une pente plus ou moins prononcée pour les rythmes cardiaques et respiratoires) dépendent directement des hypothèses qui les ont précédées (ici, l'*Effort Physique*, qui peut lui aussi être

plus ou moins intense) et pourraient voir leur modèle adapté en fonction (divisant ainsi, d'une certaine manière, l'hypothèse en *sous-hypothèses*). Ces sous-hypothèses pourraient être gérées en tant qu'agents indépendants ou bien contribuer séparément à la confiance de l'hypothèse principale.

Cette notion d'hypothèses plus ou moins précises mène à considérer la granularité de la base de connaissances : un grain fin peut être requis par l'Observateur pour certaines exigences, tandis qu'un grain plus grossier suffirait pour évaluer la conformité globale de la situation aux exigences de santé générale. Par ailleurs, plus le grain est fin, plus grand est le risque de manipuler des hypothèses beaucoup trop informatives par rapport à ce que les données peuvent vérifier. Le lien entre des hypothèses plus ou moins génériques devrait être étudié sous l'angle des comparaisons sémantiques (acceptabilité d'une situation *proche* de celle attendue) mais aussi de la factorisation, où pour des raisons d'efficacité on pourrait souhaiter réunir des hypothèses précises et nombreuses en une seule, plus générique.

Les liens de composition au niveau Micro-scénario pourrraient ainsi avoir plus d'impact réciproque (au risque de compliquer les modifications de la base de connaissance et donc de légèrement limiter l'évolutivité). Un Micro-scénario pourrait ainsi *suggérer* un niveau d'intensité [Amate et al., 2011] pour ajuster un modèle d'État à la situation supposée. En outre, le calcul de confiance des agents Micro-scénarios peut ne pas se limiter à la conjonction des confiances des États le composant ; il peut également prendre en compte la pré-éminence de certains des composants sur d'autres, ce qui permet de distinguer les situations *stables* de celles où l'on s'attend à une succession d'activités, sans ordre prédéfini, plus *chaotiques* (exemple ci-après).

En reprenant l'exemple du Micro-scénario de *Pause-Café*, on peut souhaiter modéliser le fait que l'on s'attend à voir, durant une activité typique de cette classe, non pas simplement Boire$^{\varphi}$ OU Parler$^{\varphi}$ OU Basal$^{\varphi}$ mais bien une succession (sans ordre particulier) de ces trois états physiologiques. On peut alors définir un facteur ϵ_t tel que : $\epsilon_t = \sqrt[4]{(n_a - n/3)^2 + (n_b - n/3)^2 + (n_c - n/3)^2}$ (où n_a est le nombre d'occurences de Boire$^{\varphi}$ plausible, resp. n_b et n_c pour Parler et Basal, et $n = n_a + n_b + n_c$, et la racine 4e est un exemple pour l'impact de ϵ_t). Cet exemple de $epsilon_t$ revient à un écart-type basé sur le nombre d'occurences.

Un tel facteur va réduire la valeur de confiance du Micro-Scénario au cours du temps si l'équilibre d'occurences entre les trois états φ possibles n'est pas respecté, avec une perte de confiance qui augmente avec l'ampleur du déséquilibre (c'est-à-dire au cours du temps), ce qui permet de différencier légèrement un tel Micro-Scénario d'un autre, plus simple, composé uniquement de Debout$^{\alpha}$ ET Basal$^{\varphi}$ par exemple.

Cet exemple simple illustre le potentiel expressif et la souplesse offerts par nos choix de raisonnement. Ce potentiel peut être vu négativement comme la définition *ad-hoc* des modèles ; il s'agit au contraire de la pleine exploitation d'une caractéristique fondamentale de notre modèle de raisonnement : les modèles de situations ne sont pas strictement comparables.

En outre, l'échange d'informations entre plusieurs systèmes (plusieurs Sujets) pourrait apporter un niveau d'abstraction supérieur (Groupe), où l'on peut par exemple reconnaître des comportements grégaires (sociaux) comme le fait d'attendre un compagnon en haut d'une montée.

6.3.4 Aspects Temporels

Des hypothèses transitoires peuvent ainsi dépendre des hypothèses qui les précèdent ; de la même manière, on peut imaginer des modèles dynamiques, représentant par exemple des évolutions asymptotiques au cours du temps (par exemple *Récupération* se rapprochant de *Basal* après un épisode d'effort physique).

Les Agents fournissent l'interprétation immédiate, les Traces sont le support de la synthèse a posteriori. Cette synthèse peut prendre plusieurs formes, qui ne sont pas toutes utiles ou pertinentes selon le contexte. Ainsi, il serait utile de permettre aux agents, en charge de l'immédiat, de proposer des explorations plus approfondies sur le long terme. Par exemple, quand le temps imparti à une étape de Scénario parvient à son terme, l'agent Scénario correspondant pourrait proposer une évaluation de la stabilité de son étape (à partir de ses traces) pour voir si elle correspond bien, sur la durée, à une étape du Scénario global. Dans un contexte de validation du lancement d'une hypothèse, un agent *Digestion* pourrait chercher une hypothèse *Ingestion* valide dans le passé récent.

Ces *suggestions de long terme* par l'immédiat doivent être soumises à des contraintes de ressources : ce sont des bonus d'interprétation qui doivent être considérés sous l'angle de leur coût et de leur utilité, si les ressources calculatoires sont disponibles et en l'absence d'urgence, l'analyse peut être approfondie, de manière à obtenir le meilleur compromis entre qualité globabe et parsimonie d'énergie (on peut voir ici une analogie avec les algorithmes *anytime*), et surtout en conservant la capacité d'affecter des ressources de manière prioritaire à une éventuelle situation de crise, tel que suggéré par exemple dans les plans de contrôle du système Guardian [Hayes-Roth, 1995].

Enfin, si un artefact peut être lissé comme une anomalie, la persistence dans le temps d'un contexte favorable aux artefacts devrait être considéré comme une information à part entière. Pour cela, on peut imaginer une Sonde analysant les politiques des Agents de Mesure sur une fenêtre temporelle à moyen terme, ou éventuellement modéliser une couche supplémentaire d'abstraction. Cela permettrait de caractériser certaines situations où l'on s'attend, de par la nature de l'activité, à voir les données dégradées (en particulier celles de physiologie, pour lesquelles le placement correct des capteurs sur le corps est important, ou bien l'angle du torse, qui est en réalité l'angle du capteur et peut donc être faussé, en valeurs absolues, si le capteur est mal placé).

6.3.5 Évolutions du Cadre

Nous avons proposé un Cadre évolutif pour piloter l'interprétation, en régulant un faisceau d'hypothèses hétérogènes. Ce Cadre présente un formalisme unifié et homogène. Ainsi qu'évoqué au chapitre 4, la forme du Cadre est à la périphérie des systèmes normatifs (et en particulier les systèmes multi-agents normatifs), lesquels prennent notamment en compte la capacité des agents à s'affranchir des contraintes (par le choix des contraintes acceptables, ou la désobéissance à une norme établie, moyennant sanction) et utilisent des opérateurs déontiques.

Une telle méthode d'interprétation de l'activité humaine, basé sur le triplet Agents-Traces-Normes (c'est-à-dire sur l'interprétation immédiate, l'analyse a posteriori, et le cadre évolutif de régulation), peut être appliquée à d'autres domaines que le suivi physiologique ambulatoire, tels que le travail collaboratif à distance par exemple [Badeig et al., 2013], où le Cadre peut alors refléter des dimensions sociales (notamment en ce qui concerne la confidentialité des informations à échanger) ou physiques, et des besoins applicatifs plus variés.

Remerciements

Merci... (à faire)

Annexe A

Annexe : Base de Connaissances

Dans cette Annexe est présentée la Base de Connaissances **kb.xml** (la structure en est décrite au chapitre 3). Elle contient des modèles d'États (Physiologie et Activité) et de Micro-scénarios (*mus*). Les champs *carac* font référence aux caractéristiques des signaux (éventuellement avec une taille de fenêtre glissante en argument) et les *chi* se rapportent à la fonction de calcul de confiance partielle avec des paramètres (par exemple *gaussienne* se réfère à une fonction décrivant une courbe en cloche, avec des valeurs *assimilables* à σ et μ ; *tremplin* décrit une cloche jusqu'au maximum puis une ligne plate au-delà).

```
<kb>

<etat type="phy" nom="basal" name="basal">
        <composants>
                <compo nom="fcard" id="1" poids="0.5">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="78" arg2="50"/>
                </compo>
                <compo nom="fresp" id="2" poids="0.5">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="10" arg2="35"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="exercice" distance="1"/>
                <s nom="somnolence" distance="1"/>
                <s nom="phonation" distance="1"/>
                <s nom="ingestion" distance="1"/>
        </successeurs>
</etat>
```

```
<etat type="phy" nom="repos-altitude" name="resting-altitude">
        <composants>
                <compo nom="fcard" id="1" poids="0.5">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="100" arg2="70"/>
                </compo>
                <compo nom="fresp" id="2" poids="0.5">
                        <carac nom="moyenne" arg1="20"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="20" arg2="40"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="effort-altitude" distance="1"/>
                <s nom="effort" distance="1"/>
                <s nom="phonation" distance="1"/>
                <s nom="ingestion" distance="1"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="phy" nom="digestion" name="digestion">
        <composants>
                <compo nom="fcard" id="1" poids="0.7">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="100" arg2="50"/>
                </compo>
                <compo nom="fresp" id="2" poids="0.3">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="10" arg2="40"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="exercice" distance="1"/>
                <s nom="somnolence" distance="1"/>
                <s nom="phonation" distance="1"/>
                <s nom="basal" distance="1"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="phy" nom="exercice" name="exercise">
```

```
        <composants>
                <compo nom="fcard" id="1" poids="0.5">
                        <carac nom="courant"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="95" arg2="50"/>
                </compo>
                <compo nom="fresp" id="2" poids="0.5">
                        <carac nom="courant"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="16" arg2="25"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="recuperation" distance="1"/>
                <s nom="phonation" distance="1"/>
                <s nom="effort" distance="1"/>
                <s nom="ingestion" distance="1"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="phy" nom="effort" name="exertion">
        <composants>
                <compo nom="fcard" id="1" poids="0.5">
                        <carac nom="courant"/>
                        <chi nom="tremplin" arg1="110" arg2="60"/>
                </compo>
                <compo nom="fresp" id="2" poids="0.5">
                        <carac nom="courant"/>
                        <chi nom="tremplin" arg1="20" arg2="40"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="recuperation" distance="1"/>
                <s nom="phonation" distance="2"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="phy" nom="effort-altitude" name="exertion-altitude">
        <composants>
                <compo nom="fcard" id="1" poids="0.5">
                        <carac nom="courant"/>
                        <chi nom="tremplin" arg1="125" arg2="60"/>
```

```
                </compo>
                <compo nom="fresp" id="2" poids="0.5">
                        <carac nom="courant"/>
                        <chi nom="tremplin" arg1="20" arg2="40"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="recuperation" distance="1"/>
                <s nom="phonation" distance="2"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="phy" nom="phonation" name="speech">
        <composants>
                <compo nom="fcard" id="1" poids="0.5">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="80" arg2="50"/>
                </compo>
                <compo nom="fresp" id="2" poids="0.5">
                        <carac nom="courant"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="19" arg2="30"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="recuperation" distance="1"/>
                <s nom="basal" distance="2"/>
                <s nom="exercice" distance="2"/>
                <s nom="ingestion" distance="1"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="phy" nom="ingestion" name="ingestion">
        <composants>
                <compo nom="fcard" id="1" poids="0.3">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="100" arg2="50"/>
                </compo>
                <compo nom="fresp" id="2" poids="0.2">
                        <carac nom="courant"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="15" arg2="50"/>
```

```
                </compo>
                <compo nom="fresp" id="3" poids="0.5">
                        <carac nom="ecart-type" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="2" arg2="6"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="recuperation" distance="1"/>
                <s nom="basal" distance="2"/>
                <s nom="exercice" distance="2"/>
                <s nom="phonation" distance="1"/>
                <s nom="digestion" distance="0"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="phy" nom="ingestion-altitude" name="ingestion-altitude">
        <composants>
                <compo nom="fcard" id="1" poids="0.3">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="110" arg2="80"/>
                </compo>
                <compo nom="fresp" id="2" poids="0.2">
                        <carac nom="courant"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="25" arg2="50"/>
                </compo>
                <compo nom="fresp" id="3" poids="0.5">
                        <carac nom="ecart-type" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="4" arg2="10"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="recuperation" distance="1"/>
                <s nom="basal" distance="2"/>
                <s nom="exercice" distance="2"/>
                <s nom="phonation" distance="1"/>
                <s nom="digestion" distance="0"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="phy" nom="somnolence" name="drowsiness">
```

```
        <composants>
                <compo nom="fcard" id="1" poids="0.5">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="75" arg2="40"/>
                </compo>
                <compo nom="fresp" id="2" poids="0.5">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="9" arg2="20"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="sommeil" distance="1"/>
                <s nom="basal" distance="1"/>
                <s nom="phonation" distance="2"/>
                <s nom="exercice" distance="3"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="phy" nom="sommeil" name="sleep">
        <composants>
                <compo nom="fcard" id="1" poids="0.5">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="70" arg2="40"/>
                </compo>
                <compo nom="fresp" id="2" poids="0.5">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="7" arg2="20"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="somnolence" distance="1"/>
                <s nom="basal" distance="2"/>
                <s nom="phonation" distance="3"/>
                <s nom="exercice" distance="4"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="phy" nom="recuperation" name="recovery">
        <composants>
                <compo nom="fcard" id="1" poids="0.5">
```

```
                <carac nom="pente" arg1="20"/>
                <chi nom="gaussienne" arg1="-4.7" arg2="2"/>
            </compo>
            <compo nom="fresp" id="2" poids="0.5">
                <carac nom="pente" arg1="20"/>
                <chi nom="gaussienne" arg1="-3.4" arg2="2"/>
            </compo>
        </composants>
        <successeurs>
            <s nom="basal" distance="1"/>
            <s nom="phonation" distance="1"/>
            <s nom="ingestion" distance="1"/>
            <s nom="exercice" distance="1"/>
        </successeurs>
</etat>

<!-- ACTI -->

<etat type="acti" nom="assis-adosse" name="sit-chair">
        <composants>
            <compo nom="posture" id="1" poids="0.5">
                <carac nom="courant"/>
                <chi nom="gaussienne" arg1="-35" arg2="100"/>
            </compo>
            <compo nom="activite" id="2" poids="0.5">
                <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                <chi nom="gaussienne" arg1="0" arg2="0.1"/>
            </compo>
        </composants>
        <successeurs>
            <s nom="assis-penche" distance="1"/>
            <s nom="debout" distance="2"/>
            <s nom="allonge" distance="2"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="acti" nom="couche" name="supine">
        <composants>
            <compo nom="posture" id="1" poids="0.5">
                <carac nom="courant"/>
```

```
                <chi nom="gaussienne" arg1="50" arg2="50"/>
            </compo>
            <compo nom="activite" id="2" poids="0.5">
                <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                <chi nom="gaussienne" arg1="0" arg2="0.05"/>
            </compo>
        </composants>
        <successeurs>
            <s nom="assis-penche" distance="1"/>
            <s nom="debout" distance="2"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="acti" nom="allonge" name="prone">
        <composants>
            <compo nom="posture" id="1" poids="0.5">
                <carac nom="courant"/>
                <chi nom="gaussienne" arg1="-50" arg2="50"/>
            </compo>
            <compo nom="activite" id="2" poids="0.5">
                <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                <chi nom="gaussienne" arg1="0" arg2="0.05"/>
            </compo>
        </composants>
        <successeurs>
            <s nom="assis-penche" distance="1"/>
            <s nom="debout" distance="2"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="acti" nom="assis-penche" name="sit-bent">
        <composants>
            <compo nom="posture" id="1" poids="0.5">
                <carac nom="courant"/>
                <chi nom="gaussienne" arg1="-5" arg2="75"/>
            </compo>
            <compo nom="activite" id="2" poids="0.5">
                <carac nom="courant"/>
                <chi nom="gaussienne" arg1="0" arg2="0.1"/>
            </compo>
```

```
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="assis-adosse" distance="1"/>
                <s nom="debout" distance="2"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="acti" nom="debout" name="upright">
        <composants>
                <compo nom="posture" id="1" poids="0.5">
                        <carac nom="courant"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="5" arg2="75"/>
                </compo>
                <compo nom="activite" id="2" poids="0.5">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="0" arg2="0.1"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="assis-adosse" distance="2"/>
                <s nom="assis-penche" distance="2"/>
                <s nom="debout-mouvement" distance="1"/>
                <s nom="en-selle" distance="2"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="acti" nom="debout-mouvement" name="upright-move">
        <composants>
                <compo nom="posture" id="1" poids="0.5">
                        <carac nom="courant"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="-10" arg2="75"/>
                </compo>
                <compo nom="activite" id="2" poids="0.5">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="0.1" arg2="0.15"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="penche" distance="2"/>
                <s nom="debout" distance="2"/>
```

```
                <s nom="en-selle" distance="1"/>
                <s nom="debout-course" distance="1"/>
                <s nom="debout-marche" distance="1"/>
                <s nom="course-neige" distance="1"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="acti" nom="debout-marche" name="upright-march">
        <composants>
                <compo nom="posture" id="1" poids="0.5">
                        <carac nom="courant"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="-15" arg2="100"/>
                </compo>
                <compo nom="activite" id="2" poids="0.5">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="0.18" arg2="0.15"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="debout" distance="2"/>
                <s nom="chute" distance="2"/>
                <s nom="debout-marche" distance="1"/>
                <s nom="debout-course" distance="1"/>
                <s nom="course-neige" distance="1"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="acti" nom="debout-course" name="upright-run">
        <composants>
                <compo nom="posture" id="1" poids="0.3">
                        <carac nom="courant"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="-8" arg2="50"/>
                </compo>
                <compo nom="activite" id="2" poids="0.7">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="0.3" arg2="0.1"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="debout-mouvement" distance="2"/>
```

```
                <s nom="debout" distance="2"/>
                <s nom="chute" distance="2"/>
                <s nom="debout-marche" distance="1"/>
                <s nom="course-neige" distance="1"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="acti" nom="course-neige" name="run-snow">
        <composants>
                <compo nom="posture" id="1" poids="0.3">
                        <carac nom="courant"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="0" arg2="50"/>
                </compo>
                <compo nom="activite" id="2" poids="0.7">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="0.65" arg2="0.3"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="debout-mouvement" distance="2"/>
                <s nom="debout-marche" distance="1"/>
                <s nom="debout-course" distance="1"/>
                <s nom="chute" distance="2"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="acti" nom="chute" name="fall">
        <composants>
                <compo nom="posture" id="1" poids="1">
                        <carac nom="ecart-type" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="0" arg2="50"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="assis-penche" distance="2"/>
                <s nom="couche" distance="1"/>
                <s nom="penche" distance="1"/>
        </successeurs>
</etat>
```

```
<etat type="acti" nom="penche" name="bent">
        <composants>
                <compo nom="posture" id="1" poids="0.5">
                        <carac nom="courant"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="-25" arg2="30"/>
                </compo>
                <compo nom="activite" id="2" poids="0.5">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="0.1" arg2="0.1"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="debout-mouvement" distance="2"/>
                <s nom="debout" distance="2"/>
                <s nom="en-selle" distance="1"/>
        </successeurs>
</etat>

<etat type="acti" nom="en-selle" name="riding">
        <composants>
                <compo nom="posture" id="1" poids="0.5">
                        <carac nom="courant"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="25" arg2="30"/>
                </compo>
                <compo nom="activite" id="2" poids="0.5">
                        <carac nom="moyenne" arg1="10"/>
                        <chi nom="gaussienne" arg1="0.2" arg2="0.1"/>
                </compo>
        </composants>
        <successeurs>
                <s nom="debout-mouvement" distance="2"/>
                <s nom="debout" distance="2"/>
                <s nom="chute" distance="2"/>
                <s nom="penche" distance="1"/>
        </successeurs>
</etat>


<!-- MUS -->
```

```
<mus nom="ecriture" name="writing">
        <composants>
                <erond id="1" poids="0.5">
                        <e nom="basal"/>
                        <chi nom="stable"/>
                </erond>
                <erond id="2" poids="0.5">
                        <e nom="assis-penche"/>
                        <chi nom="stable"/>
                </erond>
        </composants>
</mus>

<mus nom="installation" name="preparation">
        <composants>
                <erond id="1" poids="0.5">
                        <e nom="exercice"/>
                        <chi nom="stable"/>
                </erond>
                <erond id="2" poids="0.5">
                        <e nom="penche"/>
                        <e nom="assis-penche"/>
                        <e nom="debout"/>
                        <chi nom="stable"/>
                </erond>
        </composants>
</mus>

<mus nom="lecture-ordinateur" name="reading-computer">
        <composants>
                <erond id="1" poids="0.5">
                        <e nom="basal"/>
                        <chi nom="stable"/>
                </erond>
                <erond id="2" poids="0.5">
                        <e nom="assis-adosse"/>
                        <chi nom="stable"/>
                </erond>
        </composants>
</mus>
```

```
<mus nom="travail-bureau" name="desk-work">
        <composants>
                <erond id="1" poids="0.5">
                        <e nom="basal"/>
                        <chi nom="stable"/>
                </erond>
                <erond id="2" poids="0.5">
                        <e nom="assis-adosse"/>
                        <e nom="assis-penche"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
        </composants>
</mus>

<mus nom="bureau-apresmidi" name="afternoon-work">
        <composants>
                <erond id="1" poids="0.5">
                        <e nom="digestion"/>
                        <chi nom="stable"/>
                </erond>
                <erond id="2" poids="0.5">
                        <e nom="assis-adosse"/>
                        <e nom="assis-penche"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
        </composants>
</mus>

<mus nom="trajet-pieton" name="walk">
        <composants>
                <erond id="1" poids="0.5">
                        <e nom="exercice"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
                <erond id="2" poids="0.5">
                        <e nom="debout-mouvement"/>
                        <e nom="debout"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
```

```
        </composants>
</mus>

<mus nom="trajet-velo" name="bike">
        <composants>
                <erond id="1" poids="0.5">
                        <e nom="exercice"/>
                        <e nom="effort"/>
                        <e nom="recuperation"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
                <erond id="2" poids="0.5">
                        <e nom="penche"/>
                        <e nom="en-selle"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
        </composants>
</mus>

<mus nom="sieste" name="nap">
        <composants>
                <erond id="1" poids="0.5">
                        <e nom="sommeil"/>
                        <e nom="somnolence"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
                <erond id="2" poids="0.5">
                        <e nom="assis-adosse"/>
                        <e nom="couche"/>
                        <e nom="allonge"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
        </composants>
</mus>

<mus nom="bavardage" name="chat">
        <composants>
                <erond id="1" poids="0.5">
                        <e nom="phonation"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
```

```
                </erond>
                <erond id="2" poids="0.5">
                        <e nom="assis-adosse"/>
                        <e nom="debout"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
        </composants>
</mus>

<mus nom="randonnee" name="hiking">
        <composants>
                <erond id="1" poids="0.5">
                        <e nom="effort"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
                <erond id="2" poids="0.5">
                        <e nom="debout-mouvement"/>
                        <e nom="debout-marche"/>
                        <e nom="debout-course"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
        </composants>
</mus>

<mus nom="anormal-montagne" name="abnormal-mountain">
        <composants>
                <erond id="1" poids="0.5">
                        <e nom="effort"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
                <erond id="2" poids="0.5">
                        <e nom="course-neige"/>
                        <e nom="debout-course"/>
                        <e nom="chute"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
        </composants>
</mus>

<mus nom="halte" name="break">
```

```
        <composants>
                <erond id="1" poids="0.5">
                        <e nom="recuperation"/>
                        <e nom="basal"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
                <erond id="2" poids="0.5">
                        <e nom="debout"/>
                        <e nom="assis-penche"/>
                        <e nom="assis-adosse"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
        </composants>
</mus>

<mus nom="repas" name="meal">
        <composants>
                <erond id="1" poids="0.5">
                        <e nom="ingestion"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
                <erond id="2" poids="0.5">
                        <e nom="assis-penche"/>
                        <e nom="assis-adosse"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
        </composants>
</mus>

<mus nom="detente" name="recreation">
        <composants>
                <erond id="1" poids="0.5">
                        <e nom="ingestion"/>
                        <e nom="basal"/>
                        <e nom="somnolence"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
                </erond>
                <erond id="2" poids="0.5">
                        <e nom="assis-adosse"/>
                        <chi nom="chaotique"/>
```

```
            </erond>
        </composants>
</mus>

<mus nom="pause-cafe" name="coffee-break">
        <composants>
            <erond id="1" poids="0.5">
                <e nom="ingestion"/>
                <e nom="basal"/>
                <e nom="phonation"/>
                <chi nom="chaotique-penalise"/>
            </erond>
            <erond id="2" poids="0.5">
                <e nom="assis-adosse"/>
                <e nom="debout"/>
                <chi nom="chaotique"/>
            </erond>
        </composants>
</mus>





</kb>
```

Bibliographie

[Aarts and de Ruyter, 2009] Aarts, E. and de Ruyter, B. (2009). New research perspectives on ambient intelligence. *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments*.

[Abras et al., 2010] Abras, S., Ploix, S., Pesty, S., and Jacomino, M. (2010). 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.

[Amate et al., 2011] Amate, L., Forbes, F., Fontecave, J., Vettier, B., and Garbay, C. (2011). Probabilistic model definition for physiological state monitoring. In *IEEE Intl. Workshop on Statistical Signal Processing*.

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

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

[Avanzi et al., 2005] Avanzi, A., Bremond, F., Tornieri, C., and Thonnat, M. (2005). Design and assessment of an intelligent activity monitoring platform. *EURASIP J. Appl. Signal Process.*

[Badeig and Balbo, 2012] Badeig, F. and Balbo, F. (2012). Definition d'un cadre de conception et d'execution pour la simulation multi-agent. In *Revue d'Intelligence Artificielle*.

[Badeig et al., 2011] Badeig, F., Balbo, F., and Pinson, S. (2011). A contextual environment approach for multi-agent-based simulation. In *ICAART*.

[Badeig et al., 2012] Badeig, F., Garbay, C., Valls, V., and Caelen, J. (2012). Normative approach for socio-physical computing - an application to distributed tangible interaction. In *ICAART*.

[Badeig et al., 2013] Badeig, F., Vettier, B., and Garbay, C. (2013). Perceiving and interpreting human activity : a normative multi-agent system. *11th International Conference on Naturalistic Decision Making*.

[Bagues et al., 2006] Bagues, M. I., Bermudez, J., Burgos, A., Goni, A., Illarramendi, A., Rodriguez, J., and Tablado, A. (2006). An innovative system that runs on a pda for a continuous monitoring of people. In *19th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems*, pages 151–156.

[Baker et al., 2001] Baker, D., Bridges, D., Hunter, R., Johnson, G., Krupa, J., Murphy, J., and Sorenson, K. (2001). *Guidebook to Decision-Making Methods*.

[Bloch and Maitre, 1994] Bloch, I. and Maitre, H. (1994). Fusion de données en traitement d'images : modèles d'information et décisions. *Traitement du Signal*.

[Boella and van der Torre, 2004] Boella, G. and van der Torre, L. (2004). Regulative and constitutive norms in normative multi-agent systems. *AAAI*.

[Bonner and Wilson, 2001] Bonner, M. and Wilson, G. (2001). Heart rate measures of flight test adn evaluation. *International Journal of Aviation Psychology*.

[Bonnet et al., 2011] Bonnet, S., Jallon, P., Bourgerette, A., Antonakios, M., Guillemaud, R., Caritu, Y., Becq, G., Kahane, P., Chapat, P., Thomas-Vialettes, B., Thomas-Vialettes, F., Gerbi, D., and Ejnes, D. (2011). An ethernet motion-sensor based alarm system for epilepsy monitoring. *IRBM*.

[Boytsov et al., 2009] Boytsov, A., Zaslavsky, A., and Synnes, K. (2009). Extending context spaces theory by predicting run-time context. In *Smart Spaces and Next Generation Wired/-Wireless Networking*, Lecture Notes in Computer Science.

[Brdiczka et al., 2007] Brdiczka, O., Langet, M., Maisonnasse, J., and Crowley, J. (2007). Detecting human behavior models from multimodal observation in a smart home. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*.

[Calvelo et al., 2000] Calvelo, D., Chambrin, M., Pomorski, D., and Ravaux, P. (2000). Towards symbolization using data-driven extraction of local trends for icu monitoring. *Artificial Intelligence in Medicine*.

[Carvalho et al., 2005] Carvalho, G., De Paes, R., Choren, R., Alencar, P., and Pereira de Lucena, C. (2005). Increasing software infrastructure dependability through a law enforcement approach. In *NORMAS*.

[Castelfranchi et al., 1999] Castelfranchi, C., Dignum, F., Jonker, C., and Treur, J. (1999). Deliberative normative agents : Principles and architecture. *ATAL*.

[Cayrac et al., 1996] Cayrac, D., Dubois, D., Haziza, M., and Prade, H. (1996). Handling uncertainty with possibility theory and fuzzy sets in a satellite fault diagnosis application. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*.

[Cervantes et al., 2006] Cervantes, L., Lee, Y., Yang, H., Ko, S., and Lee, J. (2006). Agent-based intelligent decision support for the home healthcare environment. *International Conference on Advances in Hybrid Information Technology*.

[Chahuara et al., 2012] Chahuara, P., Fleury, A., and Vacher, M.and Portet, F. (2012). Methodes svm et mln pour la reconnaissance automatique d'activites humaines dans les habitats perceptifs : tests et perspectives. In *RFIA*.

[Chareyron, 2011] Chareyron, P. (2011). Hoplites numeriques. le combat d'infanterie a l'age de l'information. *IFRI, Focus Strategique.*, 30.

[Chassy et al., 2011] Chassy, P., Dubois, D., and Prade, H. (2011). Understanding what is going on, or how to make sense of situations. In *URMASSN International Workshop*.

[Chavez et al., 2012] Chavez, O., Burlet, J., Vu, T., and Aycard, O. (2012). Frontal object perception using radar and mono-vision. In *IEEE International Conference on Intelligent Vehicles*.

[Chen and Khalil, 2011] Chen, L. and Khalil, I. (2011). Activity recognition : Approaches, practices and trends. *Activity Recognition in Pervasive Intelligent Environments*.

[Clark and Yuille, 1990] Clark, J. and Yuille, A. (1990). Data fusion for sensory information processing systems.

[Coutinho et al., 2009] Coutinho, L., Sichman, J., and Boissier, O. (2009). Modelling dimensions for agent organizations. pages 18–50.

[Crowley, 2006] Crowley, J. L. (2006). Situation models for observing human activity. *ACM Queue Magazine*.

[Dey, 2001] Dey, A. K. (2001). Understanding and using context. *Personal Ubiquitous Comput.*, 5(1) :4–7.

[Dubois and Prade, 2007] Dubois, D. and Prade, H. (2007). *Possibility Theory. http : //www.scholarpedia.org/article/Possibility_theory*.

[Duchene et al., 2003] Duchene, F., Garbay, C., and Rialle, V. (2003). An hybrid refinement methodology for multivariate simulation in home health telecare. *International Workshop on Enterprise Networking and Computing in Healthcare Industry*.

[Emonet, 2009] Emonet, R. (2009). *Description Semantique de Services et d'Usines a Services pour l'Intelligence Ambiante*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble.

[Faulkner et al., 2011] Faulkner, M., Olson, M., Chandy, R., Krause, J., Chandy, K., and Krause, A. (2011). The next big one : Detecting earthquakes and other rare events from community-based sensors. In *IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN)*.

[Felsberg et al., 2009] Felsberg, M., Wiklund, J., and G., G. (2009). Exploratory learning structures in artificial cognitive systems. *Image and Vision Computing*, 27 :1671–1687.

[Fraile et al., 2008] Fraile, J., Bajo, J., and Corchado, J. (2008). Hybrid multi-agent architecture (hoca) applied to the control and supervision of patients in their homes. In *LNCS Hybrid Artificial Intelligence Systems*.

[Fraile et al., 2009] Fraile, J., Bajo, J., and Corchado, J. (2009). Multi-agent architecture for dependent environments. providing solutions for home care. In *Inteligencia Artificial*, volume 42, pages 36–45.

[Freedy et al., 2007] Freedy, A., Cohen, M., Weltman, G., and Freedy, E. (2007). A new tactical group decision analysis system (tgdas) combining analytical and naturalistic decision modeling. In *IEEE Conference on Collaborative Technologies and Systems*.

[Gateau, 2006] Gateau, B. (2006). Using a normative organisational model to specify and manage an institution for multi-agent systems. In *EUMAS*.

[George et al., 2003] George, J.-P., Gleizes, M.-P., and Glize, P. (2003). Conception de systèmes adaptatifs à fonctionnalité émergente : la théorie amas. *Revue d'Intelligence Artificielle*.

[Georgeon et al., 2012] Georgeon, O., Mille, A., Bellet, T., Mathern, B., and Ritter, F. (2012). Supporting activity modelling from activity traces. *Expert Systems*, 29(3) :261–275.

[Gomez-Sebastia et al., 2013] Gomez-Sebastia, I., Alvarez-Napagao, S., Garcia-Gasulla, D., and Cortes, U. (2013). Situated agents and humans in social interaction for elderly healthcare : the case of coaalas. *International Conference on Artificial Intelligence in Medicine (AIME)*.

[Greenberg, 2001] Greenberg, S. (2001). Context as a dynamic construct. *Human-Computer Interaction*.

[Guhl and Shanahan, 2007] Guhl, T. and Shanahan, M. (2007). Machine perception using a blackboard architecture. In *International Conference on Computer Vision Systems*.

[Guyet et al., 2007] Guyet, T., Garbay, C., and Dojat, M. (2007). Knowledge construction from time series data using a collaborative exploration system. *J. of Biomedical Informatics*.

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

[Hongeng et al., 2004] Hongeng, S., Nevatia, R., and Bremond, F. (2004). Video-based event recognition : activity representation and probabilistic recognition methods. *Computer Vision and Image Understanding*.

[Hoyt et al., 2001] Hoyt, R., Buller, M., Zdonik, S., Kearns, C., Freund, B., and Obusek, J. (2001). Physio-med web : Real-time monitoring of physiological strain index (psi) of soldiers during an urban training operation. In *Proceedings from RTO/HFM Panel Symposium on Blowing Hot and Cold : Protecting Against Climatic Extremes*.

[Ibrahim et al., 2011] Ibrahim, N., Le Mouel, F., and Frenot, S. (2011). Semantic service substitution in pervasive environments. *International Journal of Services, Economics and Management*.

[Isern et al., 2010] Isern, D., Sanchez, D., and Moreno, A. (2010). Agents applied in health care : a review. *International Journal of Medical Informatics*, 79 :145–166.

[Jennings, 2000] Jennings, N. (2000). On agent-based software engineering. *Artificial Intelligence*.

[Joo and Chellappa, 2006] Joo, S. and Chellappa, R. (2006). Attribute grammar-based event recognition and anomaly detection. In *CVPRW*.

[Joumaa et al., 2009] Joumaa, H., Demazeau, Y., and Vincent, J.-M. (2009). Performance visualization of a transport multi-agent application. In *International Conference on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems (PAAMS 2009)*.

[Klein et al., 2006] Klein, G., Phillips, J., Rall, E., and Peluso, D. (2006). A data/frame theory of sensemaking. In *Expertise Out of Context : 6th Intl Conf. Naturalistic Decision Making*.

[Lesire and Tessier, 2005] Lesire, C. and Tessier, C. (2005). Particle petri nets for aircraft procedure monitoring under uncertainty. In *26th Intl. C. On Application and Theory of Petri Nets and Other Models of Concurrency*.

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

[Merghem et al., 2003] Merghem, L., Gaiti, D., and Pujolle, G. (2003). On using multi-agent systems in end to end adaptive monitoring. In *MMNS*.

[Meyer and Mili, 2008] Meyer, J. and Mili, F. (2008). Self-adaptive selective sensor network querying. In *SASOW '08 : Second IEEE Intl. Conf. on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems Workshops*.

[Minnen et al., 2003] Minnen, D., Essa, I., and Starner, T. (2003). Expectation grammars : Leveraging high-level expectation for activity recognition. In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*.

[Montgomery et al., 2011] Montgomery, N., Liu, W., Miller, P., and Dignum, V. (2011). Multi-agent architecture for event generation based on event reasoning. *URMASSN*.

[Moreno et al., 2005] Moreno, A., Riano, D., and Valls, A. (2005). Agent-based alarm management in a palliative care unit. *International Joint Conference on Artificial Intelligence*.

[Noury et al., 2012] Noury, N., Barralon, P., Vuillerme, N., and Fleury, A. (2012). Fusion of multiple sensors sources in a smart home to detect scenarios of activities in ambient assisted living. *International Journal of E-Health and Medical Communications*.

[Odobez et al., 2012] Odobez, J.-M., Carincotte, C., Emonet, R., Jouneau, E., Zaidenberg, S., Ravera, B., Brémond, F., and Grifoni, A. (2012). Unsupervised activity analysis and monitoring algorithms for effective surveillance systems. pages 675–678.

[Oron-Gilad, 2013] Oron-Gilad, T. (2013). Evaluation of display devices for dismounted soldiers utilizing intel from unmanned vehicles. *International Conference on Naturalistic Decision Making*.

[Padovitz et al., 2005] Padovitz, A., Loke, S., Zaslavsky, A., Bartolini, C., and B., B. (2005). An approach to data fusion for context awareness. In *Fifth International Conference on Modelling and Using Context*.

[Palma et al., 2006] Palma, K., Juarez, L., Campos, M., and Marin, R. (2006). Fuzzy theory approach for temporal model-based diagnosis : An application to medical domains. *Artificial Intelligence in Medicine.*

[Pantelopoulos and Bourbakis, 2010] Pantelopoulos, A. and Bourbakis, N. (2010). Prognosis - a wearable health monitoring system for people at risk : Methodology and modeling. In *IEEE Trans. on Information Technology in Biomedicine 14-3.*

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

[Portet et al., 2008] Portet, F., Quiniou, R., Cordier, M., and Carrault, G. (2008). Apprentissage d'arbre de decision pour le pilotage en ligne d'algorithmes de detection sur les electrocardiogrammes. In *16e conference Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (RFIA'08).*

[Puers et al., 2000] Puers, R., Catrysse, M., Vandevoordein, G., Collier, R., Louridas, E., Burny, F., Donkerwolcke, M., and Moulart, F. (2000). An implantable system for detecting loosening of a hip prosthesis. *15*^{1}5 *International Symposium on Biotelemetry.*

[Ramasso et al., 2012] Ramasso, E., Rombaut, M., and Zerhouni, N. (2012). Prognostic by classification of predictions combining similarity-based estimation and belief functions. *International Conference on Belief Functions.*

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

[Rao and Georgeff, 1995] Rao, A. and Georgeff, M. (1995). Bdi agents : from theory to practice. *First International Conference on Multi-Agent Systems.*

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

[Rhee et al., 2001] Rhee, S., Yang, B., and Asada, H. (2001). Artifact-resistant power-efficient design of finger-ring plethysmographic sensor. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering.*

[Roy et al., 2007] Roy, N., Pallapa, G., and Das, S. (2007). A middleware framework for ambiguous context mediation in smart healthcare application. *IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications.*

[Saguna et al., 2011] Saguna, S., Zaslavsky, A., and Chakraborty, D. (2011). Complex activity recognition using context driven activity theory in home environments. *Conference on Smart Spaces.*

[Seo and Sycara, 2006] Seo, Y.-W. and Sycara, K. (2006). Combining multiple hypotheses for identifying human activities. *Rapport Technique, CMU-RI-TR-06-31, Robotics Institute, Carnegie Mellon University.*

[Shafer, 1976] Shafer, G. (1976). *A Mathematical Theory of Evidence.* Princeton University Press.

[Shanahan, 2005] Shanahan, M. (2005). Perception as abduction : Turning sensor data into meaningful representation. *Cognitive Science*, 29 :103–134.

[Shyr et al., 2001] Shyr, P., Tecuci, G., and Boicu, M. (2001). Evaluation of mixed-initiative knowledge base development methods and tools. *Methods and Tools, IJACAI-2001 : Workshop on Empirical Methods in AI.*

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

[Sloman and Lupu, 2010] Sloman, M. and Lupu, E. (2010). Engineering policy-based ubiquitous systems. *The Computer Journal.*

[Stanton and Bessel, 2013] Stanton, N. and Bessel, K. (2013). Team decision making : eliciting the structure of interdependences when returning to periscope depth. *International Conference on Naturalistic Decision Making.*

[Suzuki and Lu, 1989] Suzuki, I. and Lu, H. (1989). Temporal petri nets and their application to modeling and analysis of a handshake daisy chain arbiter. *IEEE Transactions on Computers*, 38(5) :696–704.

[Tessier, 2003] Tessier, C. (2003). Towards a commonsense estimator for activity tracking. In *AAAI Technical Report.*

[Thomson et al., 2008] Thomson, B., Yu, K., Gasic, M., Keizer, S., Mairesse, F., Schatzmann, J., and Young, S. (2008). Evaluating semantic-level confidence scores with multiple hypotheses. In *Interspeech.*

[Trave-Massuyes et al., 2008] Trave-Massuyes, L., Benazera, E., and Calderon-Espinoza, G. (2008). Timed fault diagnosis. *Rapport LAAS No. 08022, Janvier 2008.*

[U. Naeem, 2008] U. Naeem, J. B. (2008). Activity recognition using a hierarchical framework. In *2nd Intl. Conf. on Pervasive Computing Technologies for Healthcare, Ambient Technologies for Diagnosing and Monitoring Chronic Patients Workshop.*

[Vacher et al., 2011] Vacher, M., Portet, F., Fleury, A., and Noury, N. (2011). Development of audio sensing technology for ambient assisted living : Applications and challenges. *International Journal of E-Health and Medical Communications.*

[Vettier et al., 2010] Vettier, B., Amate, L., Baconnier, P., and Garbay, C. (2010). Une architecture multi-agents adaptative pour le suivi personnalisé de la physiologie du combattant. *JFSMA.*

[Vettier et al., 2012] Vettier, B., Amate, L., and Garbay, C. (2012). A multi-hypothesis monitoring architecture : Application to ambulatory physiology. In *STAIRS.*

[Viola and Jones, 2004] Viola, P. and Jones, M. (2004). Robust real-time face detection. *International Journal of Computer Vision.*

[Weber and Glynn, 2006] Weber, K. and Glynn, M. (2006). Making sense with institutions : Context, thought and action in weick's theory. *Organization Studies*, 27.

[Weyns et al., 2007] Weyns, D., Ominici, A., and Odell, J. (2007). Environment, first-order abstraction in multiagent systems. *Journal of Autonomous Agents and Multiagent Systems*.

[Williams et al., 2005] Williams, C., Quinn, J., and McIntosh, N. (2005). Factorial switching kalman filters for condition monitoring in neonatal intensive care. *Neural Information Processing Systems*.

[Winterfeld and Edwards, 1986] Winterfeld, D. and Edwards, W. (1986). *Decision Analysis and Behavioral Research*.

[Wooldridge, 1997] Wooldridge, M. (1997). Agent-based software engineering. *IEE Proceedings on Software Engineering*.

[Zaslavsky, 2010] Zaslavsky, A. (2010). Services for context prediction and proactive adaptation in ad-hoc environments. *AFRL Workshop on Research Directions in Situational-aware Self-managed Proactive Computing in Wireless Adhoc Networks*.

[Zouba et al., 2009] Zouba, N., Bremond, F., Thonnat, M., Anfonso, A., Pascual, E., Mallea, P., Mailland, V., and Guerin, O. (2009). A computer system to monitor older adults at home : Preliminary results. *Gerontechnology Journal*, 8(3) :129–139.