Extraction de connaissances pour la construction de scénarios médicaux

Anne-Sophie Silvent

▶ **To cite this version:**

Anne-Sophie Silvent. Extraction de connaissances pour la construction de scénarios médicaux. Autre [q-bio.OT]. Université Joseph-Fourier - Grenoble I, 2004. Français. NNT : . tel-00008108

HAL Id: tel-00008108
https://theses.hal.science/tel-00008108

Submitted on 18 Jan 2005

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 JOSEPH FOURIER DE GRENOBLE I

THÈSE

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UJF

Spécialité : Modèles et Instruments en Médecine et Biologie

préparée au laboratoire **TIMC-SIC**
dans le cadre de l'**Ecole Doctorale *Ingénierie pour la Santé, la Cognition et l'Environnement***

présentée et soutenue publiquement

par

Anne-Sophie Silvent

le 10 décembre 2004

Titre

Extraction de connaissances pour la construction de scénarios médicaux

JURY

M. Guy Carrault	Rapporteur
M. Gilles Kassel	Rapporteur
Mme Catherine Garbay	Directeur de thèse
M. Michel Dojat	Co-directeur
M. Pierre Baconnier	Examinateur
Mme Marie-Christine Chambrin	Examinateur
M. Pierre-Yves Carry	Invité

Remerciements

Je remercie Guy Carrault et Gilles Kassel d'avoir accepté de rapporter ce travail de thèse.

Un grand merci à Catherine Garbay et Michel Dojat, mes deux directeurs de thèse pour m'avoir supportée (dans les deux sens du terme) durant ces années.

Je remercie Pierre Baconnier d'une part de faire partie du jury de cette thèse et d'autre part et surtout, de m'avoir admise dans le DEA MIMB, puis dans le projet OSSCAR.
Je remercie Marie-Christine Chambrin, "chef" du sous-projet pour sa disponibilité et le temps qu'elle m'a accordé.
Un grand merci aux médecins Pierre-Yves Carry, Jean-Pierre Perdrix et Loïc Biot à qui j'exprime toute ma reconnaissance.
Merci aussi à tous les autres membres du projet OSSCAR, en particulier à Éve.

N'oublier personne...

Je pense à Corinne Frison, Anne-Éva et Guillaume que j'ai connus dès le DEA, amitiés précieuses. Merci à Guillaume pour l'aide apportée pour mes premiers pas laborieux en informatique et pour son soutien.
Je pense à Julien Balter, premier compagnon de bureau.
Une pensée pour Véro et Corinne qui m'ont manqué ces deux dernières années ...
Grand merci aux ingénieurs systèmes Guy et Noureddine pour leur soutien et leur patience devant ma perplexité et ma poisse vis à vis d'un ordinateur !
Merci à Marie-Paule, Paulette, Nicole, Françoise et Maribel.
Pensées pour Rémy, Chris, José et Zulma, Abdel (vieux sage du labo, mais trop peu long-temps), Vincent et Raph, Fred, Pat et Nico, Sandrine... Une pensée particulière pour Salima et Yazid d'Algérie pour qui la recherche est d'abord de trouver un ordinateur qui marche.
Pensée pour ceux qui commencent : Thomas et Julie.
Pensée à Julien et ses fromages, et son pounti, Bidule ...
Bien plus qu'une pensée : ma petite Sam, qu'est-ce que je ferai sans toi ?
Et mes frères et sœurs : JF, Manu et Cath et leurs moitiés, Agathe, Alain et Willy (qui pourra constater mon rapide apprentissage de la lecture et de l'écriture... clin d'œil) et mon ado préféré Arthur.
Une petite pensée pour tous les petits bouts arrivés pendant ces années : Adèle, Lucas, Zineb, Maëlle, Jules, Maé, Quentin, Zélie, Ambrine, Élisa, Léna ...

Un peu d'amertume à présent. Je ne remercie pas la personne qui m'a conseillé de me mettre à Latex pour rédiger cette thèse !

Table des matières

INTRODUCTION 1

Chapitre 1 : LA SURVEILLANCE EN UNITÉS DE SOINS INTENSIFS 7

1.1 **Présentation de l'organisation d'une salle de soins** 7

1.2 **Surveillance en salle de soins** 9

1.2.1 En quoi consiste un système de surveillance en USIs ? 9

1.2.2 En quoi consistent les alarmes ? 9

1.2.3 Des alarmes pertinentes ? 9

1.3 **Spécificité des données en USIs** 10

1.3.1 Caractéristiques des données médicales 10

1.3.2 Caractéristiques des données d'USIs 11

1.3.2.1 Haute dimensionnalité 11

1.3.2.2 Incertitude 12

1.3.2.3 Imprécision 12

1.3.2.4 Ambiguïté 13

1.4 **Spécificité des connaissances médicales en USIs** 13

1.4.1 Caractéristiques de la connaissances médicale 13

1.4.1.1 L'incertitude en médecine 13

1.4.1.2 Et le taux d'erreurs qui en découle 14

1.4.2 Caractéristiques des connaissances associées aux USIs 14

1.4.2.1 Un nombre important d'informations à traiter 14

1.4.2.2 Une notion de temporalité à définir 14

1.4.2.3 Des comportements du patient difficilement formalisables . 15

1.5 **Bilan : Des caractéristiques particulières de la surveillance en USIs** 15

1.5.1 Des données complexes et des connaissances incomplètes 15

1.5.2 La surveillance : un équilibre entre les données et les connaissances ? 15

1.6 **Des systèmes de surveillance dans d'autres domaines** 16

1.6.1 Surveillance de réseaux de télécommunications 16

1.6.2 Surveillance d'un système pour la transformation du dioxyde de carbone 17

1.6.3 Surveillance de turbines à gaz 18

1.6.4 Surveillance d'une usine de traitement des eaux usées 19

1.6.5 Surveillance de l'électrocardiogramme d'un patient 19

1.6.6 Comparaison des différents systèmes de surveillance répertoriés . . . 20

1.6.7 Où l'on envisage d'autres systèmes de surveillance pour les USIs . . 22

Chapitre 2 : DES VOIES VERS DES SYSTÈMES DE SURVEILLANCE PLUS PERTINENTS EN USIs ? **25**
2.1 **La mise en place de protocoles** . . . 26
2.1.1 Qu'est-ce qu'un protocole ? . . . 26
2.1.2 Une amélioration de la surveillance ? . . . 28
2.1.3 Difficultés de la mise en place des protocoles . . . 28
2.1.4 Des protocoles contextuels ? . . . 29
2.2 **Le protocole de sevrage** . . . 29
2.2.1 Présentation du sevrage : définition, protocole, difficultés . . . 29
2.2.1.1 Définition . . . 30
2.2.1.2 Les difficultés du protocole de sevrage . . . 30
2.2.2 Enjeux du sevrage . . . 33
2.3 **Vers des protocoles informatisés** . . . 33
2.3.1 Un meilleur suivi des patients grâce aux protocoles . . . 33
2.3.2 Pourquoi des protocoles informatisés ? . . . 35
2.3.3 Comment informatiser des protocoles ? . . . 35
2.3.3.1 ASGAARD : un exemple de représentation de guideline . . . 36
2.3.3.2 NéoGanesh : un protocole basé sur la construction de scénarios 39
2.3.3.3 Synthèse : principes de base de VIE-VENT et de NéoGanesh 40
2.4 **Vers la construction de scénarios ?** . . . 41
2.4.1 Pourquoi des protocoles informatisés à base de scénarios ? . . . 41
2.4.2 Pourquoi des alarmes intelligentes à base de scénarios ? . . . 41
2.4.3 Comment construire des scénarios ? . . . 42
2.4.3.1 La transformation des données . . . 42
2.4.3.2 La construction des scénarios . . . 43
2.5 **Problématique du travail de thèse** . . . 43

Chapitre 3 : ABSTRACTION DES DONNÉES ET DÉCOUVERTE DE SCÉNARIOS **45**
3.1 **Qu'est-ce que l'abstraction ?** . . . 46
3.1.1 Un préambule à la définition de l'abstraction de données . . . 46
3.1.2 Les mécanismes formels de l'abstraction de données . . . 47
3.1.2.1 Les abstractions verticales et horizontales . . . 47
3.1.2.2 Les abstractions temporelles simples et complexes . . . 49
3.2 **Abstraction et fusion ?** . . . 50
3.2.1 La fusion dans le processus d'abstraction temporelle . . . 50
3.2.1.1 La fusion sémantique dans le processus d'abstraction . . . 52
3.2.1.2 La fusion "multi-sources" dans le processus d'abstraction . . . 52
3.2.1.3 La fusion temporelle . . . 52
3.2.1.4 La fusion "mixte" ou oblique . . . 52
3.2.2 Un processus incrémental . . . 53
3.2.3 Les connaissances dans le processus d'abstraction . . . 53
3.3 **Quelle utilisation des données et de la connaissance pour l'abstraction ?** . . . 54
3.3.1 Des méthodes d'abstraction des données statistiques . . . 55
3.3.1.1 TrendFinder . . . 55
3.3.1.2 Les tendances de Calvelo et al . . . 56
3.3.1.3 Les abstractions de Morik et al . . . 56

3.3.2 Des méthodes d'abstraction mixtes . . . 58
3.3.2.1 Le système TrenDx d'Haimowitz et al . . . 59
3.3.2.2 Le système DIAMON-1 de Steiman . . . 60
3.3.2.3 Le système VIE-VENT de Miksch et al . . . 60
3.3.3 Des méthodes d'abstraction à base de connaissance . . . 62
3.3.3.1 Les abstractions de Larizza et Bellazzi . . . 62
3.3.3.2 Le système RÉSUMÉ de Shahar et al . . . 63
3.3.3.3 Le système NéoGanesh de Dojat . . . 66
3.4 **Synthèse et présentation de quelques pistes pour l'abstraction des données** . . . 67
3.4.1 Synthèse . . . 67
3.4.2 Pistes . . . 67
3.5 **Découverte de scénarios et fusion** . . . 69
3.5.1 Les scénarios et les abstractions . . . 69
3.5.2 La fouille comme un processus de fusion ? . . . 69
3.6 **Qu'est ce que la fouille de données ?** . . . 70
3.6.1 Définition de la fouille de données . . . 70
3.6.2 La fouille de données en trois axes . . . 71
3.7 **La fouille de données temporelles** . . . 71
3.7.1 En quoi la fouille de données temporelles est-elle différente de la fouille de données atemporelles ? . . . 72
3.7.1.1 Phénomènes de dilatation/translation . . . 72
3.7.1.2 Plusieurs niveaux d'interprétation possibles . . . 72
3.7.1.3 Dépendances des valeurs numériques . . . 73
3.7.1.4 Mesures d'intérêt de la connaissance . . . 73
3.7.2 Plusieurs types de représentation de données temporelles . . . 73
3.7.3 Plusieurs types de représentation des patterns . . . 74
3.7.4 Plusieurs critères d'évaluation et/ou de validation . . . 74
3.7.5 Plusieurs méthodes de fouille . . . 77
3.7.6 Exemple de découverte de motifs fréquents . . . 78
3.8 **Synthèse et présentation de quelques pistes pour la fouille** . . . 80
3.8.1 Synthèse . . . 80
3.8.2 Pistes . . . 81
3.9 **La fouille dans notre contexte** . . . 81
3.9.1 Problématiques de la découverte de règles d'association . . . 81
3.9.2 Représentation . . . 82
3.9.3 Critères d'évaluation des règles . . . 82
3.9.4 Découverte de règles à partir de données de type "état" . . . 82
3.9.4.1 Höppner : une approche théorique du problème de découverte de patterns dans des séquences d'intervalles . . . 83
3.9.4.2 Bellazzi : une autre approche de la découverte de patterns dans des séquences d'intervalles . . . 85
3.9.5 Des mesures spécifiques aux règles d'association ? . . . 86
3.9.5.1 Principes à satisfaire pour une mesure d'intérêt . . . 86
3.9.5.2 Des principes spécifiques aux mesures des règles d'association 87
3.9.5.3 D'autres mesures proposées tenant compte des caractéristiques des relations . . . 88

Chapitre 4 : LE RÔLE DE L'INFORMATION ET DE LA CONNAISSANCE DANS LA DÉCOUVERTE DE SCÉNARIOS **91**

4.1 **Données, information et connaissance dans l'ECD** 92
4.1.1 L'importance de la transformation des données dans le processus d'extraction de connaissances 92
4.1.2 Données/informations/connaissances : de quoi parle-t'on ? 93
4.1.2.1 Définitions usuelles 93
4.1.2.2 Quelques définitions en intelligence artificielle peu satisfaisantes 93
4.1.2.3 Des définitions plus claires 94
4.1.2.4 Les définitions choisies 95
4.1.3 L'extraction de connaissances : un processus incrémental ? 95
4.1.4 Description des éléments 96
4.1.4.1 Les données 96
4.1.4.2 Les informations 96
4.1.4.3 Les connaissances 97
4.2 **La méthode proposée d'abstraction de données** 98
4.2.1 Deux types d'abstraction temporelle de données 100
4.2.2 Les abstractions simples pour la construction d'états 100
4.2.2.1 Détermination de plusieurs domaines de validité 100
4.2.2.2 L'interpolation temporelle : caractérisation des intervalles de stabilité 103
4.2.2.3 Agrégation des segments 105
4.2.2.4 Abstraction qualitative : transformation symbolique des segments 108
4.2.3 Les abstractions complexes ou la construction de patterns locaux pour la reconnaissance d'événements 110
4.2.3.1 Phase de reconnaissance des patterns 112
4.2.3.2 Phase d'interprétation pour la détection d'événements externes 113
4.3 **La découverte de règles** 114

Chapitre 5 : RÉSULTATS **117**

5.1 **Contexte clinique** 117
5.2 **Les éléments choisis pour la construction du processus** 119
5.2.1 Données brutes 119
5.2.2 Informations extraites 121
5.2.3 Connaissances 123
5.2.4 Spécificité des éléments disponibles 127
5.3 **Application de la méthode d'abstraction des données** 127
5.3.1 Les abstractions simples pour la construction d'états 127
5.3.1.1 Détermination des domaines de validité 127
5.3.1.2 Caractérisation des intervalles de stabilité 131
5.3.1.3 Agrégation des segments 136
5.3.1.4 Abstraction qualitative 139
5.3.2 Les abstractions complexes pour la reconnaissance d'événements . . 142
5.3.2.1 Deux phases dans la reconnaissance d'événements 142
5.3.2.2 Trois événements à reconnaître 143

5.3.3 Représentation des abstractions simples et complexes 149
5.4 **Validation des abstractions** 150
5.4.1 La validation des abstractions simples 151
5.4.1.1 Contrôle *a priori* des abstractions simples 151
5.4.1.2 Contrôle *a posteriori* des abstractions simples 153
5.4.2 La validation des abstractions complexes 154
5.4.2.1 Contrôle *a priori* des abstractions complexes 154
5.4.2.2 Contrôle *a posteriori* des abstractions complexes 154
5.4.2.3 Discussion sur la reconnaissance d'événements spécifiques . 156
5.5 **Des résultats très préliminaires de la découverte de règles** 157

DISCUSSION ET PERSPECTIVES **161**

ANNEXES **165**

Annexe A : Protocole de recueil de données **167**

Annexe B : Feuille de recueil (OSSCAR) **171**

Annexe C : Récapitulatif des informations disponibles sur les systèmes utilisés **173**

Annexe D : Moniteur cardio-vasculaire Spacelabs **175**

Annexe E : Ventilateurs Evita - Dräger **179**

Annexe F : Codification des événements extérieurs **181**

Annexe G : Exemples de paramètres tirés des signaux **185**

Annexe H : Les valeurs "normales" **189**

Annexe I : Pré-traitement des signaux **191**

Annexe J : Références **193**

Bibliographie **195**

INTRODUCTION

CONTEXTE MÉDICAL

En Unités de Soins Intensifs (USIs), un nombre croissant d'appareils est utilisé pour la surveillance et le traitement thérapeutique des patients. La plupart des patients en USIs nécessite une assistance respiratoire partielle ou totale, ce qui justifie une surveillance importante. Ces patients doivent être suivis avec un soin tout particulier et toutes les études (cliniques mais aussi économiques ou sociologiques) sur ce sujet concourent à démontrer le besoin d'outils d'aide à la surveillance. Les progrès en anesthésie et en réanimation ont pour objectifs la réduction de la durée de la médication, de la surveillance, l'accélération et l'amélioration de la qualité de récupération.

A partir de données hétérogènes, de tels outils devront compter sur des techniques efficaces pour faire la synthèse des données et **la reconnaissance automatique de scénarios typiques** [Dojat and Brochard, 2001].

La reconnaissance automatique de scènes cliniques est cruciale pour deux aspects :

La détection intelligente d'alarmes Les systèmes standards de surveillance basés sur des seuils d'alarmes pour chaque paramètre sont très "primitifs". En général, ils introduisent une pollution sonore au lieu d'informer de manière pertinente sur de vrais événements cliniques. Au contraire, la fusion d'informations pour la reconnaissance de scènes cliniques de haut niveau, représentatives de situations acceptables ou délétères (scénarios) serait très informative pour l'équipe soignante.

La mise en place de protocoles informatisés L'introduction de protocoles ou guidelines, reflétant une pratique médicale consensuelle a été proposée pour standardiser le processus de décision médicale et pour réduire les variations de prise de décison entre les praticiens [Morris, 1999]. La reconnaissance de scénarios spécifiques est alors un pré-requis pour modéliser le plan d'actions spécifiques d'un protocole pré-défini. De la même manière, la reconnaissance de scénarios peut attester du bon suivi du protocole par les cliniciens.

En pratique, la construction de tels scénarios directement à partir des données ou de la connaissance experte n'est pas envisageable. Comme il est mentionné dans [Morris, 1999] :

> *Monitoring, [...] with respect to real-world medical environments entails non trivial data analysis problems. The available data occur at various observation frequencies (e.g., high or low frequency data), at various regularities (e.g., continuously or discontinuously assessed data), and at various types (e.g., qualitative or quantitative data) [...]. Moreover, the observed data include an unexpected high volume of faulty data.*

Parce que les phénomènes physiologiques sont lents et les données bruitées, les cliniciens sont plus intéressés par l'évolution d'un paramètre (ou par plusieurs) sur un intervalle de temps plutôt qu'à un instant précis. En plus de la complexité des données, la connaissance experte est peu précise sur l'évolution espérée du comportement normal ou non d'un patient donné. En fait, les cliniciens ne peuvent pas décrire à l'avance les scénarios qu'ils souhaiteraient que le système détecte. La difficulté de la description de tels scénarios peut être aussi expliquée par le fait que :

- Chaque patient est unique et les réponses physiologiques à des événements divers sont très variables parmi les patients.
- Pour chaque patient, les réponses physiologiques peuvent dépendre du contexte (nuit ou jour, ...).
- Le processus de décision médicale peut reposer sur des éléments non accessibles aux machines (odeurs de la salle de soins, angoisse du patient, ...).

L'amélioration de la surveillance de patients en USIs est au cœur de nombreuses recherches et en particulier en France où a commencé un projet MNRT en 2000.

Le projet OSSCAR

Ce travail de thèse fait partie d'un projet MNRT, OSSCAR pour Optimisation des Stratégies à partir des Signaux Cardio-Respiratoires en Anesthésie-Réanimation, animé par Pierre Baconnier (TIMC-IMAG). Il regroupe des chercheurs (Lille 2, TIMC-IMAG Grenoble, LAG-INPG Grenoble), des cliniciens (CHU Lille, CH Lyon-Sud) et des industriels (RBI et TAEMA).

Le caractère innovant du projet réside dans une approche commune des différentes équipes impliquées (utilisation d'outils, constitution de la base de données, élaboration de connaissances utilisables en temps réel par le clinicien et par les systèmes de suppléance) et dans la modulation des informations transmises compte tenu des informations reçues et des connaissances antérieures.

Ce projet comprend un sous-projet "Apprentissage" dirigé par Marie-Christine Chambrin de Lille 2. Les objectifs établis dans le sous projet sont :

1. La définition de la structure des données communes et des modalités de requête et de transfert (importation et exportation des données) correspondantes.
2. L'élaboration d'une ontologie des concepts (paramètres, tendances, scénarios) en collaboration avec les cliniciens partenaires.
3. L'entrée des données dans la base de données.
4. Le développement des méthodes d'extraction des connaissances pour l'élaboration des scénarios.

5. La formalisation de la connaissance.
6. L'implémentation des bases de scénarios et confrontation à la pratique médicale selon différentes applications (sevrage, levée de sédation).

Ce sous-projet est exploratoire et n'a pas de perspectives industrielles à court terme. Les participants au sous projet sont des cliniciens des CHU de Lyon et de Lille, des chercheurs des laboratoires de Grenoble (TIMC (SIC), LAG) et de Lille (Lille 2).

Recherche au sein du projet

Objectif

Dans le cadre de ce sous-projet, nous avons travaillé sur l'*apprentissage à partir des données et de la connaissance experte dans le domaine médical pour la construction de scénarios.* L'objectif à long terme est d'améliorer la supervision de la ventilation par la reconnaissance de scènes typiques pour aider à la prise de décision (diagnostic, thérapie).

La conception de tels outils se heurte actuellement à une double difficulté :
(1) celle d'acquérir les connaissances permettant de décider du caractère "alarmant" ou non des événements perçus, et
(2) celle de formaliser les processus décisionnels permettant l'intégration et la fusion des informations relatives au suivi d'un patient donné.

Support

Nous disposons pour ce projet de données de monitoring acquises en conditions réelles provenant des hôpitaux de Lyon-Sud et de Lille, qui ont été annotées par un médecin qualifié (niveaux de pertinence des alarmes). Ces données constituent une base d'apprentissage naturelle pour extraire les connaissances requises.

Dans notre étude, le contexte est le sevrage de la ventilation mécanique. C'est une étape primordiale puisqu'il s'agit de sevrer le patient de la respiration artificielle dans les meilleures conditions. Un sevrage fait dans de bonnes conditions a de nombreux avantages car il permet une diminution de la durée de ventilation mécanique. Et, cette diminution implique des bénéfices pour le patient et pour la santé publique en terme d'économie des dépenses.

L'objectif pratique de la détection de tels scénarios dans le contexte du sevrage est de pouvoir :
- à long terme, prévoir au plus vite l'échec ou le succès du protocole de sevrage,
- à court terme, expliquer ou prévoir une situation alarmante.

CONTEXTE SCIENTIFIQUE

Le travail de cette thèse présente une méthode pour la découverte de scénarios médicaux, en particulier l'abstraction graduelle des données est détaillée. La découverte de scénarios relève de l'extraction de connaissances et comprend, entre autres, les étapes de transformation des données et de fouille de données. Nous développons brièvement ces points dans les sections suivantes. Ensuite, nous faisons le rapprochement entre la fusion et l'extraction de

connaissances, point de vue que nous adoptons pour décrire la méthodologie élaborée dans ce travail de thèse.

La découverte de scénarios

Dans [Ramaux, 1998], Ramaux donne la définition suivante :

> *Un scénario est une description d'un comportement [...] d'un système dynamique.*

Un scénario représente des liens temporels entre états, événements, ... et peut être symbolisé par un graphe avec des contraintes temporelles [Dojat et al., 1998], par exemple. Mais, un scénario est avant tout une représentation de connaissance.

La **découverte de scénarios**, ou plus exactement la découverte des liens temporels entre états relève de l'**extraction de connaissances à partir des données** (ECD). L'ECD est un processus complexe qui, à partir des données est chargé de découvrir des connaissances. Les données subissent une première étape de transformation afin de mettre à jour leur potentiel informatif puis des algorithmes sont appliqués pour découvrir des caractéristiques (étape de fouille de données) et, après validation et interprétation, celles-ci pourront être qualifiées de connaissances.

L'étape de transformation se rapporte à un mécanisme d'abstraction. L'**abstraction des données** consiste en l'interprétation de données ; il s'agit principalement de la transformation en des données symboliques et lorsque les données sont temporelles, d'un changement de granularité temporelle.

Clairement, deux étapes principales sont nécessaires : **la transformation des données** et **la fouille de données** pour la découverte de caractéristiques.

Abstraction et fouille

Ces deux étapes sont souvent considérées indépendamment, ce qui semble problématique [Lavrac et al., 2000] :

> *So far the two technologies (*data abstraction and machine learning*) are progressing independently of each other, although they both have the common objective of analyzing patient data in an intelligent way, but for different purposes ; machine learning for discovering knowledge, and data abstraction for generating more useful information about a single patient. A research direction worth exploring is the use of data abstraction in the context of machine learning [...].*

Ce point est primordial selon nous. Nous défendons l'hypothèse selon laquelle tout le processus d'ECD est incrémental : les connaissances découvertes peuvent permettre d'améliorer la transformation/abstraction des données qui, à son tour, peut améliorer la qualité des connaissances découvertes, etc ; le processus s'arrête lorsque les experts du domaine considèrent les connaissances comme suffisamment pertinentes.

Ce travail de thèse propose une méthodologie d'extraction de connaissances dans le but de construire des scénarios médicaux représentatifs de situations de bon ou de mauvais fonctionnement qu'il s'agira ensuite de reconnaître au plus tôt. Notre objectif est d'extraire, à partir des données monitorées et des informations disponibles, des séquences abstraites d'événements pertinents et ensuite de construire des scénarios validés par les experts comme

représentatifs d'une classe de situations à reconnaître. Cette construction passe par différentes étapes, et nous nous intéressons particulièrement à la première, l'abstraction progressive des données. Nous insistons sur l'importance d'une gestion explicite des informations et des connaissances dans ce processus.

Fusion et ECD ?

La gestion explicite des informations et des connaissances peut consister selon nous, en un processus de fusion.

La fusion est une façon de combiner des informations (ou données ou connaissances) dans un objectif précis. Il y a donc deux points clés : la combinaison et l'objectif. Les objectifs de la fusion peuvent être la synthèse d'informations, la reconnaissance de formes (voir par exemple la fusion d'images dans [Bloch, 2003]). La fusion dépend des informations à combiner, de leur caractéristiques, de la méthode de combinaison, ... Ainsi, la définition de la fusion n'est pas exhaustive et elle peut être adaptable suivant les particularités pré-citées. Par exemple, la définition que donne Isabelle Bloch dans [Bloch, 2003] ne se rapproche-t'elle pas de l'extraction de connaissances ? :

> *En traitement du signal et des images, il s'agit essentiellement, selon la définition*[1]*, d'améliorer la connaissance du monde (tel qu'il est).*

ou encore, la définition suivante [Wachowicz, 2001] :

> *[...] is a multilevel process that involves combining data (measurements, modalities, variables) from different sources and sensors and reasoning about the semantics of space and time of the information content of this data in order to perform a specific task in a problem domain and make inferences about events, states, and patterns*

En ce sens (et selon nous), l'**extraction de connaissances** peut reposer sur des **opérations de fusion** pertinentes.

Nous proposons de développer ce point de vue dans ce travail de thèse.

Définir une méthode

Le domaine d'application dans lequel cette recherche est effectuée, est un domaine hétérogène et complexe où peu de méthodes claires sont disponibles. Le travail de cette thèse a donc été, aussi, de tenter de formaliser les problématiques et d'énoncer une méthode de découverte de scénarios dans le contexte plus général de l'extraction de connaissances.

Dans une première partie, nous détaillons le contexte médical et la problématique de surveillance associée. Le chapitre 1 présente la complexité des données, l'incomplétude des connaissances et positionne la problématique de surveillance en USIs par rapport aux autres problèmes de surveillance cités. De cela, nous en avons déduit l'originalité et la particularité de notre problématique dans le contexte général de la surveillance de systèmes dynamiques.

[1] *La fusion d'informations consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision.* [Bloch, 2003]

Le chapitre 2 présente les nouvelles voies vers des systèmes de surveillance en USIs, en particulier par la mise en place de protocoles informatisés. Nous expliquons en quoi précisémment **la construction de scénarios** est à la base des protocoles informatisés, et en quoi leur construction consiste. Nous dégageons les deux points essentiels : l'abstraction des données et la fouille de données pour extraire des caractéristiques parmi les données.

Dans le chapitre 3, nous étudions l'**abstraction des données** et **la découverte de scénarios**. Tout d'abord, est proposé un état de l'art non exhaustif des méthodes d'abstraction couramment employées pour la surveillance de patients en USIs. Nous comparons ces systèmes suivant le processus de fusion employé. Ensuite, nous présentons un tour d'horizon des méthodes de fouille de données temporelles ; nous insistons sur la notion d'intérêt des connaissances découvertes.

Le chapitre 4 présente notre **méthode globale d'extraction de connaissances** reposant sur une ontologie des concepts de données, d'informations et de connaissances. Nous développerons principalement l'étape d'abstraction des données.

Nous présentons dans le chapitre 5 essentiellement les résultats de l'abstraction des données et quelques points sur la fouille de données que nous discutons.

Finalement, nous concluons cette thèse par une discussion de la méthode proposée.

Chapitre 1
LA SURVEILLANCE EN UNITÉS DE SOINS INTENSIFS

Un cas à part dans les systèmes de surveillance ?

Dans ce chapitre, nous allons tout d'abord présenter l'organisation d'une salle de soins, expliquer en quoi consiste le sevrage de la ventilation mécanique et sa surveillance. Ensuite, nous étudierons les particularités des données et des connaissances expertes dans ce domaine. Pour conclure, nous comparons plusieurs systèmes de surveillance de systèmes dynamiques dans le monde industriel et médical afin de mettre en avant les spécificités d'un système de surveillance en anesthésie-réanimation.

1.1 Présentation de l'organisation d'une salle de soins

De nombreux patients séjournant en Unités de Soins Intensifs (USIs) nécessitent une assistance respiratoire partielle ou totale pour prendre en charge une insuffisance respiratoire. Ce trouble peut être le résultat d'une détérioration des propriétés mécaniques du poumon mais aussi d'autres organes comme les muscles ventilatoires, le système nerveux central ou

le système cardio-vasculaire. On dit qu'un patient est dépendant d'un point de vue respiratoire lorsqu'il a besoin d'une assistance pendant au moins 24 heures ou s'il a échoué lors de tests pour le replacer en respiration autonome [Collective Task, 2002]. Plusieurs causes d'une dépendance respiratoire peuvent être répertoriées : des problèmes neurologiques (qui troublent les cycles respiratoires par exemple), des muscles respiratoires défaillants (la myopathie en est une illustration), des anormalités au niveau des échanges gazeux, des facteurs cardio-vasculaires (en particulier des disfonctionnements au niveau du ventricule gauche), des facteurs psychologiques (comme le stress induit par le retrait de l'assistance respiratoire) (voir [Collective Task, 2002] pour plus de détails).

Dans tous les cas, l'assistance respiratoire justifie une surveillance importante. Pour ce faire, le patient est relié à plusieurs machines (voir figure 1.1) qui sont, en général :

- un ventilateur pour assister/ suppléer la ventilation,
- un moniteur pour la surveillance des paramètres (visualisation des signaux, réglages de seuils)
- d'autres moniteurs (capnographe, moniteur cardio-vasculaire,...),
- des pompes à médicament,
- une centrale de recueil d'informations,
- ...

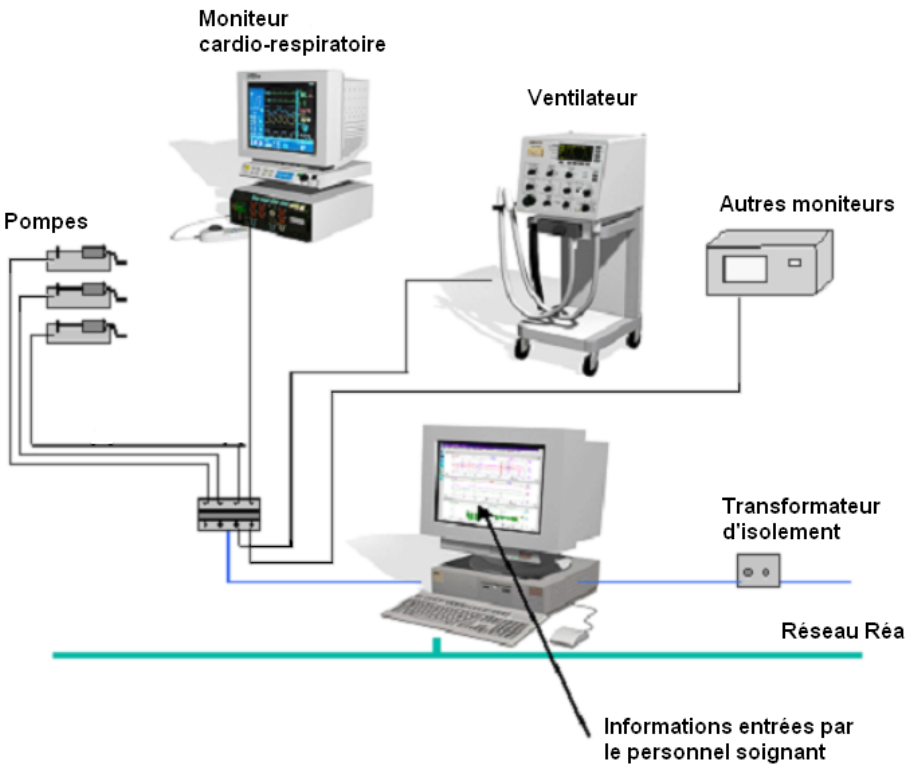


FIG. 1.1: **La salle de soins**

Depuis quelques années, des progrès techniques ont permis le développement de nombreux appareils de surveillance au lit du patient. Ils se caractérisent par deux fonctions principales [Biot, 1998] :

- *une fonction d'information en temps réel sur l'état physiologique ou physiopathologique du patient,*
- *une fonction d'alarme ou d'alerte prévenant de modifications des paramètres surveillés.*

1.2 Surveillance en salle de soins

1.2.1 En quoi consiste un système de surveillance en USIs ?

La surveillance des patients en salle de soins est un enjeu capital dans les services d'anesthésie-réanimation. Un nombre limité de personnel médical est chargé de surveiller des patients qui peuvent se trouver dans des salles de soins séparées. En général, un système de surveillance regroupant toutes les informations de chaque patient se trouve dans un lieu déterminé et accessible à tout le personnel. Outre l'accessibilité aux signaux physiologiques du patient, le système dispose d'un mécanisme de déclenchement d'alarmes sonores. Ce système consiste en un écran d'ordinateur où sont lisibles les signaux des paramètres du patient choisi. Ainsi, lorsqu'une alarme se déclenche, l'utilisateur peut accéder aux signaux du patient et les analyser pour déterminer la gravité, s'il y a lieu, de l'alarme.

1.2.2 En quoi consistent les alarmes ?

Les systèmes de surveillance des salles de soins sont, à l'heure actuelle, assez primitifs. Ils consistent principalement en le déclenchement d'alarmes primaires et en l'accès aux données numériques des signaux des paramètres surveillés. Les alarmes reflètent simplement le dépassement d'un seuil par le paramètre. Pour chaque paramètre de surveillance, deux seuils sont fixés : un seuil bas et un seuil haut. Entre ces deux seuils, les valeurs du paramètre sont considérées comme non problématiques au contraire des valeurs en dessous et au dessus. Ces seuils ne sont pas fixés automatiquement. Suivant la pathologie du patient, sa thérapeutique, sa morphologie, le médecin en charge choisit les seuils. Ils sont fixes mais peuvent être modifiés (toujours par le médecin) au cours de la surveillance.

1.2.3 Des alarmes pertinentes ?

Dans [Biot et al., 2000], les auteurs évaluent la pertinence des alarmes en réanimation. Cette pertinence est mise à mal lorsque l'on constate que, dans certains services, le taux d'alarmes fausses positives (FP : alarmes déclenchées à tort) est de 40 à 90% de la totalité des alarmes et que la valeur prédictive positive de certaines alarmes est faible. Ils notent que ces alarmes FP sont la source d'effets délétères [Biot et al., 2000] :

> *Elles entraînent surtout une pollution sonore qui peut générer une accommodation acoustique avec baisse de vigilance du personnel soignant et un allongement du temps de réponse dans la prise en charge de l'événement détecté [...]. Certaines études en anesthésie ont montré que, pour réduire cette pollution sonore jugée insupportable, une attitude répandue (plus de 50% des cas dans certaines études) était d'inactiver volontairement et systématiquement les alarmes sonores.*

Dans [Chambrin et al., 1999], les auteurs font une étude descriptive des alarmes en USIs. Ils remarquent eux aussi, un taux élevé de fausses alarmes. Afin d'améliorer les systèmes de surveillance, ils proposent plusieurs débuts de solution :

- définir des recommandations pour la surveillance d'un patient suivant la gravité de la maladie,
- modifier les habitudes des infirmiers et l'ergonomie de la salle de soins pour réduire le nombre de fausses alarmes,
- déterminer de nouveaux algorithmes pour la réduction des fausses alarmes.

Pour les auteurs de [Friesdorf et al., 1999], le problème central de la surveillance des patients en USIs est le fait qu'elle ne s'attache pas à une analyse globale de l'état du patient :

> *In our opinion the key problem is that a patient's treatment, the risk of incidents and the required monitoring are not considered as a whole.*

En conséquence, nous pouvons affirmer que ces systèmes d'alarmes à seuils fixes sont loin d'être satisfaisants.

Des systèmes plus élaborés ou dits "intelligents" permettraient de réduire cette pollution sonore tout en augmentant la valeur prédictive positive. Dans [Friesdorf et al., 1999], les auteurs critiquent les systèmes de gestion de données qui ne sont capables que de récolter les données. Pour eux, la question clé est de pouvoir **déterminer un état normal du patient**. Ainsi tout comportement différent serait considéré comme susceptible d'être alarmant :

> *During a ward round, prolonged weaning attracts attention. Is this still a normal course or the first symptom of a beginning lung insufficiency ? How can we discover a disturbance within a "normal" patient's course ? What is "normal" ? This is a question which leads us to the discussion of protocol-driven treatment. Today's electronic data management systems are appropriate to collect data, but they are far away from generating alarms related to an expected "normal" course.*

Les systèmes de surveillance s'orientent donc vers une meilleure adaptabilité, une meilleure prise en compte de l'état global du patient et une capacité à mettre en exergue des comportements de normalité/anormalité du patient.

Nous étudierons ces nouvelles voies dans le chapitre 2. Mais avant, il est important de préciser la particularité de la surveillance des patients en USIs. Nous allons à présent décrire les particularités des données habituellement accessibles en USIs et des connaissances expertes. Nous essaierons ensuite d'expliquer pourquoi le problème de surveillance de patients en salle de soins est spécifique par rapport aux autres problèmes de surveillance, que ce soit dans le monde industriel ou médical.

1.3 Spécificité des données en USIs

1.3.1 Caractéristiques des données médicales

Selon [Cios and Moore, 2002], les données provenant d'un patient sont les données les plus difficiles à analyser. Outre leurs spécificités intrinsèques, que nous détaillerons dans les

cas des USIs, elles sous-tendent des particularités d'ordre éthique, économique et sociale. Plusieurs problèmes se posent :

- L'anonymat des données : c'est le plus simple à résoudre du moins dans le cas des USIs ; il suffit de coder le nom du fichier.
- La propriété des données : à qui appartient les fichiers de données ? Peut-on les partager facilement ? Pour l'instant, il semble que non et la disponiblité de données est certainement le plus gros problème lorsque l'on veut traiter des données médicales. L'idéal serait de pouvoir déposer toutes les données sur différents sites et de pouvoir les récupérer à tout moment (encore, faudrait-il qu'elles soient harmonisées et documentées (contexte d'acquisition,...)).
- Les caractéristiques intrinsèques des données médicales : incertitude, imprécision, haute dimensionalité, ambiguïté. Nous développerons ces caractéristiques dans le contexte des USIs dans la section 1.3.2.
- La spécificité des connaissances médicales : incertitude, interprétation suceptible d'être erronée, notion de temporalité difficilement formalisable et des liens mal définis entre les données. Nous développerons ces caractéristiques dans le contexte des USIs dans la section 1.4.1.

1.3.2 Caractéristiques des données d'USIs

Les données obtenues en salle de soins ont de nombreuses caractéristiques et autant de problématiques associées. Suivant les services et les habitudes des praticiens, elles ne sont pas identiques d'un service à l'autre. Même si certains signaux physiologiques sont unanimement surveillés quelques soient le praticien et les machines utilisées comme l'électrocardiogramme par exemple, d'autres sont spécifiques aux habitudes particulières des praticiens (ou à la disponibilité de certains moniteurs). Ensuite, suivant la thérapeutique appliquée au patient, toutes les données ne sont pas disponibles continuellement ou, au contraire, d'autres sont nécessaires et de nouveaux capteurs doivent être introduits dans le système de surveillance. Hormis ces particularités, les données d'USIs ont des caractéristiques intrinsèques comme la haute dimensionnalité, l'incertitude, l'imprécision, et l'ambiguïté que nous allons détailler ci-après.

1.3.2.1 Haute dimensionnalité

Les données d'USIs sont temporelles, et ont une fréquence d'acquisition très élévée. Elle est de l'ordre de la mesure par seconde et la surveillance d'un patient peut durer jusqu'à plusieurs semaines ...

En USIs, la surveillance d'un patient peut impliquer la prise en compte d'un nombre considérable de variables : les paramètres physiologiques, les paramètres de réglage des machines, les données provenant des laboratoires, les médicaments... Le personnel médical se retrouve alors à devoir ingérer, analyser et éventuellement décider d'une action à entreprendre à partir d'une multitude d'informations.

Ces deux caractéristiques justifient amplement la notion de haute dimensionnalité attribuée aux données d'USIs. Le flux de données reste considérable et les algorithmes de traitement doivent en tenir compte.

1.3.2.2 Incertitude

Afin de discerner clairement les notions d'incertitude et d'imprécision, nous allons nous appuyer sur les définitions données par Isabelle Bloch dans [Bloch and Maître, 1994] :

> *[...] L'incertitude est relative à la vérité d'une information, caractérisant sa conformité à la réalité.*

Ainsi, la notion d'incertitude peut être rapprochée de la confiance attribuée à une information. L'incertitude se réfère au manque d'information sur l'état du monde pour déterminer si une déclaration booléenne est effectivement vraie ou fausse [Bloch and Hunter, 2001].

Cette confiance dans les données médicales est problématique. En effet, l'incertitude est omniprésente lorsqu'il s'agit de modéliser ou du moins d'expliquer le comportement d'un patient. Elle peut être la conséquence de plusieurs facteurs :

- *le pré-traitement :* des machines assistant le patient en salle de soins (voir figure 1), plusieurs sortes de données sont disponibles : des signaux physiologiques et des valeurs numériques échantillonnées. En général, les valeurs numériques proviennent des signaux physiologiques comme la fréquence cardiaque de l'ECG par exemple (voir annexe A). Ce calcul est, la plupart du temps, effectué directement par les machines au lit du patient et l'accès aux algorithmes n'est pas disponible. De plus, ces algorithmes diffèrent d'une marque à une autre.
- *les variables "cachées" :* de nombreux facteurs ne peuvent être quantifiables, voire même numérisés. Un médecin, en rentrant dans la chambre du patient, peut avoir une impression ou intuition sur l'état du patient par les odeurs, la couleur de la peau...
- *les relations entre paramètres :* les liens entre les paramètres sont difficilement quantifiables et mal connus des experts mais nous nous rapprochons ici de la notion de connaissance experte que nous développerons plus tard.

1.3.2.3 Imprécision

Dans [Bloch and Maître, 1994], l'imprécision est attachée à une anomalie quantitative :

> *L'imprécision concerne le contenu de l'information et porte donc sur un défaut quantitatif de connaissance, sur une mesure [...]. [...] Une proposition peut être imprécise ("cette homme est grand"), incertaine ("cette lettre arrivera demain") ou à la fois imprécise et incertaine ("il pleuvra beaucoup demain").*

L'imprécision se réfère au contenu de l'affirmation considérée et dépend de la "granularité" du langage utilisé (par exemple, l'affirmation "il a cinq ans" est précise seulement si l'on veut un âge en années et imprécise si l'on veut un âge en mois) [Bloch and Hunter, 2001].

L'imprécision des données d'USIs peut provenir de plusieurs facteurs :

- *Le bruit :* Par exemple, il peut suffire que le patient bouge un membre pour modifier les valeurs du paramètre acquises par un capteur.
- *Des mesures imprécises :* La surveillance du patient consiste principalement en la surveillance de l'évolution de son comportement. Ainsi, le personnel soignant s'attache surtout à considérer l'évolution de chaque paramètre surveillé. Il tiendra compte de l'augmentation d'un paramètre au cours de la dernière demi-heure par exemple. Le cas de l'électrocardiogramme est frappant. En surveillance, son obtention se fait par

l'intermédiaire de trois capteurs. Mais, si le médecin ou l'infirmier veut une valeur précise, il rajoutera des capteurs afin d'en avoir huit pour augmenter la précision et la qualité de la mesure. La précision de mesure peut être faible voire même très faible ; elle peut atteindre 20% pour certains paramètres.

Néanmoins, les notions d'incertitude et d'imprécison sont souvent difficilement dissociables et classer les données en ces termes peut être sujet à discussion. Comme le notent les auteurs de [Bloch and Hunter, 2001] :

> *Generally, a balance exists between uncertainty and imprecision : the more imprecise the statement, the more certain we are about it, and conversely, the more precise the statement, the more uncertain we are (with respect to a given state of available information).*

1.3.2.4 Ambiguïté

Les données peuvent être interprétables de plusieurs manières. Ici, ce sont bien les données qui sont ambigües et non l'interprétation. Nous aborderons plus tard les problèmes liés aux connaissances expertes. Par exemple, une chute de la saturation en oxygène peut correspondre à au moins deux événements : une déconnexion du capteur ou une désaturation. Une instabilité sur un paramètre peut correspondre à du bruit, à une angoisse du patient, à un signe clinique important ou non, à un changement de thérapeutique... Dans bien des cas, pour un même changement d'évolution ou d'état du paramètre, plusieurs interprétations sont possibles et seule une analyse *a posteriori* de tous les paramètres par les experts médicaux peut permettre de discriminer ces interprétations.

1.4 Spécificité des connaissances médicales en USIs

1.4.1 Caractéristiques de la connaissances médicale

La difficulté de la formalisation de la connaissance médicale permet de qualifier la médecine de science "non exacte". Elle est engendrée par l'incertitude des connaissances, ce qui implique un raisonnement difficilement transcriptible et reproductible. Ceci est d'autant plus vrai que le taux d'erreurs de diagnostic n'est pas négligeable (puisqu'il est indissociable du raisonnement humain).

1.4.1.1 L'incertitude en médecine

La médecine est un domaine où la connaissance experte est difficilement formalisable. L'interprétation de l'état du patient est sujette à l'appréciation du médecin. En effet, bien que reposant sur des connaissances apprises, l'interprétation est affinée, améliorée par l'expérience, l'intuition que l'expert aura su développer grâce à son expérience. L'incertitude, dans de justes proportions, est omniprésente quant à l'état du patient, son évolution, sa réaction à une thérapeutique ... [Szolovits, 1995] :

> *Uncertainty is the central critical fact about medical reasoning. Patients cannot describe exactly what has happened to them or how they feel, doctors and nurses cannot tell exactly what they observe, laboratories report results only with some degree of error, physiologists do not understand precisely how diseases alter*

the normal functioning of the body, pharmacologists do not fully understand the mechanisms accounting for the effectiveness of drugs, and no one can precisely determine one's prognosis.

1.4.1.2 Et le taux d'erreurs qui en découle ...

La médecine est un domaine [Morris, 2002]... *in which there are available many more wrong responses than correct ones*... Elle n'est pas à proprement parler une science exacte ; les situations sont rarement formalisables. Morris a très bien résumé cette notion dans [Morris, 2001] :

Human decision-making limitations, perceptual inaccuracies, and variation in the use and in the interpretation of important clinical variables all make clinicians unable to consistently generate therapeutic decisions that are coherent, that consider all appropriate options, and that are based on the relevant scientific evidence.

A cela, il faut ajouter le fait que l'interprétation experte est sujette à des erreurs [Morris, 2001] :

Clinical error rates are common (about 1-50%). This is an expression of the general problem : that human error and injury are unavoidable. Even when ICU errors represent only 1% of clinical decisions and therefore indicate little room for personal improvement (in that 99% of decisions are correct), clinical ICU errors and injuries that threaten patient safety occur with distressing frequency.

1.4.2 Caractéristiques des connaissances associées aux USIs

Outre les difficultés inhérentes au domaine médical en général, il faut rajouter certaines caractéristiques qui sont propres au domaine des USIs : la gestion d'un nombre important d'informations disponibles, de la notion de dynamique, de l'explicitation des relations entre plusieurs variables.

1.4.2.1 Un nombre important d'informations à traiter

Le clinicien est confronté à une multitude d'informations (voir le paragraphe "'Haute dimensionnalité" de la page 11) qu'il doit intégrer, "décompiler" afin de prendre une décision. De même, cette source importante d'informations l'empêche d'expliciter des connaissances intégrant autant de paramètres. Il est même tout à fait illusoire de penser qu'il est capable d'effectuer un tel exploit [Fried et al., 2002] (reprenant Miller dans [Miller, 1956]).

While a physician can be confronted with more than 200 variables of the critically ill patients during a typical morning round, it is well-known that human beings are not able to develop a systematic response to any problem involving more than seven variables.

1.4.2.2 Une notion de temporalité à définir

Alors que les données sont acquises à une fréquence d'échantillonnage élevée, le personnel médical tient compte essentiellement de l'évolution de ces données. A partir d'une succession

de données instantanées, il raisonne naturellement sur des intervalles de temps. Cependant, il ne s'agit pas d'un raisonnement pré-déterminé. La difficulté du passage instantané/intervalle dans l'interprétation des données est d'une complexité importante [DeCoste, 1991] :

> *Interpreting behaviour across a span of time is more difficult than interpreting behaviour at a single time.*

Tout le raisonnement nécessaire pour ce passage n'est pas objectif, difficilement reproductible. Un gros décalage existe entre la temporalité des données et le raisonnement du personnel médical. Ce dernier n'est pas capable de décrire la dynamique d'un paramètre à la seconde près, ce qui, d'aillleurs, n'est pas nécessaire dans un contexte de surveillance.

1.4.2.3 Des comportements du patient difficilement formalisables

Bien évidemment des liens entre paramètres sont connus mais ils restent tout à fait flous. Par exemple, on sait que tel paramètre est lié à un tel autre. Mais ce lien n'est pas descriptible de façon précise (voir section précédente sur la temporalité par exemple). Outre ce manque de description formelle, la synthèse de toutes les données disponibles n'est pas possible pour un médecin malgré toutes les compétences qu'il peut avoir [Fried et al., 2002] :

> *[. . .] humans are limited in their ability to judge the degree of relatedness between only two variables.*

De plus, il y a une réelle difficulté à obtenir des représentations de toutes les situations des patients possibles. Malgré le fait que les données aient une haute dimension, elles ne couvrent pas toutes les situations puisque chaque patient a des réactions différentes suivant sa morphologie, sa thérapeutique... Si on rajoute la pauvreté de la formalisation médicale, on comprend d'autant mieux l'incapacité des médecins à représenter des situations typiques de comportement du patient.

1.5 Bilan : Des caractéristiques particulières de la surveillance en USIs

1.5.1 Des données complexes et des connaissances incomplètes

Nous avons vu les difficultés particulières liées aux données elles-mêmes et aux connaissances expertes disponibles. Pour résumer, la modélisation en USIs représente un vrai défi. Les données sont temporelles, de haute dimension, incertaines, imprécises et ambigües. Les connaissances du domaine sont diffuses, incomplètes et non formalisables par les médecins.

A ces deux points, il faut rajouter le fait qu'il est complexe de représenter des comportements typiques de patients puisque :

- Des données de haute dimension ne garantissent pas de refléter tous les comportements possibles des patients, en particulier à cause de leur éventail important.
- Les connaissances du domaine sont peu manipulables et peu transcriptibles ce qui gêne une telle représentation.

1.5.2 La surveillance : un équilibre entre les données et les connaissances ?

Un système de surveillance d'un système dynamique est bien souvent construit à partir de données et/ou de connaissances ; l'équilibre de ces deux "sources" est même primordiale.

Comme nous l'avons vu, les systèmes de surveillance en USIs sont très primaires. Ceci peut s'expliquer par la "mauvaise qualité" des données et connaissances du domaine.

Afin de développer et argumenter la question de l'équilibre entre les données et les connaissances, nous allons à présent étudier d'autres systèmes de surveillance dans des domaines variés. Ceci nous permettra de mettre en avant le rôle véritable des données et connaissance dans la construction d'un système de surveillance.

1.6 Des systèmes de surveillance dans d'autres domaines

Nous proposons une présentation succincte de quelques exemples de surveillance de systèmes dynamiques. Cette liste n'est pas exhaustive et met en avant simplement la diversité de ces applications. Nous verrons qu'elle nous permet tout de même d'en dégager certaines analogies ou dissemblances. Ainsi, elle souligne le fait qu'aucun problème de surveillance n'est le même ou du moins, que chaque problème de surveillance a des spécificités qui lui sont propres. Néanmoins, afin d'en dégager une analyse pertinente pour situer notre travail, nous nous focaliserons sur les particularités liées à la nature des données d'entrée et à la disponibilité de connaissances *a priori*. Ces deux caractéristiques sont tout à fait capitales lorsque l'on a affaire à un problème de modélisation. Un tableau récapitulatif et très simplifié est donné à la fin de cette section. Nous commençons par étudier des systèmes dans le monde industriel puis nous terminerons par un exemple médical.

1.6.1 Surveillance de réseaux de télécommunications

Dousson et al [Dousson and Duong, 1999] [Dousson, 2002] proposent un système de surveillance d'un réseau de télécommunications à partir d'un journal d'alarmes. Un journal d'alarmes consiste en la génération automatique et spontanée d'alarmes par les équipements du réseau et transmises jusqu'à un superviseur central. Ces journaux intègrent de nombreuses fausses alarmes qui sont dues aux automatismes du réseau. Elles doivent donc être filtrées afin de ne garder que celles ayant un caractère véritablement informatif. Dousson et al proposent une méthodologie se basant sur l'idée que les phénomènes qui se répètent fréquemment peuvent permettre de réduire de façon significative le nombre d'alarmes présentées à l'opérateur. Ainsi, les auteurs construisent des algorithmes permettant de découvrir des chroniques (ensemble d'alarmes contraintes temporellement entre elles) se répètant fréquemment. L'idée directrice est qu'une chronique est fréquente si toutes ses sous-chroniques le sont. Ensuite, ces chroniques sont filtrées en construisant un graphe de dépendances entre celles-ci afin de ne garder que les plus pertinentes pour simplifier l'analyse dans le processus de supervision... Pour ce faire, l'idée est que si une chronique est toujours incluse dans une autre chronique fréquente alors elle ne sera pas conservée. Enfin, un expert qualifie chaque chronique (parasite ou dysfonctionnement) découverte par les algorithmes qui sera alors montrée ou non dans le processus de supervision.

Dans [Dousson, 2002], Dousson propose d'étendre la méthode proposée en 1999 afin d'introduire la possibilité de compter les alarmes dans l'algorithme. Plusieurs occurrences d'alarmes peuvent être synonymes d'un problème et compter alors le nombre d'alarmes peut permettre de donner un ordre de grandeur de la sévérité du problème. De plus, certaines erreurs du système ne sont reconnaissables que par le comptage des alarmes.

Bilan Il s'agit dans ces articles d'une analyse fréquentielle ; les journaux d'alarmes mensuels intégrent approximativement 40000 alarmes. Mais les situations de pannes rares ne sont pas détectées et l'on peut se demander si les scénarios les plus fréquents sont les plus pertinents. La faible quantité de connaissances *a priori* est "compensée" par une importante quantité de données. Les traitements ont été appliqués directement aux données (les alarmes associées à un temps d'occurrence) sans interprétation, ni transformation au préalable. Elles ont donc été considérées comme suffisamment informatives.

Dans les exemples suivants, au contraire, les auteurs ont à disposition une expertise du domaine bien définie par des classes de comportements normaux ou non, par exemple. En particulier, dans les deux problèmes de surveillance suivants, les données d'entrée sont simulées pour pallier la complexité des données brutes, ce qui nécessite une connaissance du domaine bien formalisée.

1.6.2 Surveillance d'un système pour la transformation du dioxyde de carbone

Lerner et al [Lerner et al., 2002] présentent un système (Reverse Water Gas Shift system développé à la NASA), dédié à la transformation du dioxyde de carbone de l'atmosphère de Mars en oxygène. S'il est envoyé sur Mars, il devra agir seul, sans assistance humaine et donc posséder un système automatique de surveillance, et même de prédiction. La quantité de capteurs, le bruit engendré, des données obtenues à un grain de temporalité variable ... en font un système complexe. Les auteurs modélisent alors les données afin de nourrir un réseau bayésien dynamique. Ce réseau possède pour chaque instant 33 variables discrètes et 184 variables continues. Les variables discrètes sont toutes connues et correspondent aux réglages de contrôle et aux défauts des capteurs. Les variables continues sont les valeurs des éléments du système (température, composition des gaz). Les auteurs démontrent la faisabilité d'un tel réseau. Pour cela, ils comparent les prédictions de leur modèle avec les mesures réelles pour certains scénarios [2]. Les résultats obtenus sont encourageants et dans certains cas, le modèle est même capable de reconnaître des comportements complexes. Dans leur modèle, toutes les variables sont observables et ils envisagent de l'améliorer en incluant des variables cachées afin de détecter des dysfonctionnements de composants.

Bilan Dans cette application, les données brutes sont complexes mais la connaissance *a priori* dans ce domaine est bien définie et l'état de fonctionnement régulier est modélisable. Ainsi, les auteurs peuvent modéliser les données en s'appuyant sur des modèles physiques courants. Il ne s'agit pas d'une recherche exploratoire au sens strict puisque les paramètres et leurs relations sont déjà établies. La difficulté de leur projet réside principalement dans la faisabilité d'un tel réseau vu le nombre élevé de nœuds et l'intégration de variables à granularités temporelles diverses.

[2] état stable, état non stable, déconnexion de capteur, et les modifications de la modélisation des capteurs (augmentation du bruit sur le modèle par exemple).

1.6.3 Surveillance de turbines à gaz

Travè-Massuyès et al [Travé-Massuyès and Milne, 1997], présentent le système de surveillance en continu de turbines à gaz Tiger. Il permet en particulier à un ingénieur de revenir à ce qui a pu se passer durant la nuit ou à un moment où il n'était pas disponible. Tiger est constitué principalement de deux modules : un pour le diagnostic et un pour la détection de fautes. Ce dernier coordonne les conclusions du module de diagnostic. Celui-ci est composé de plusieurs sous-modules. L'ensemble de ces modules de diagnostic permet de déterminer des dysfonctionnements différents. Un premier module consiste en la comparaison de chroniques, l'une définie par l'utilisateur et l'autre provenant du système. Un deuxième module permet la comparaison de données simulées et d'un comportement normal modélisé et basé sur un modéle qualitatif. Lorsqu'un problème est diagnostiqué, une alarme est provoquée et l'ingénieur peut, grâce à une interface graphique, sélectionner les différents dysfonctionnements évalués et recevoir les causes plus précises. Il peut même revenir aux données.

Dans [Yu et al., 2001], Yu et al cherchent à améliorer le module de diagnostic. En effet, une turbine à gaz peut fournir jusqu'à 600 mesures de données par seconde. L'ingénieur chargé de la surveillance peut donc avoir du mal à assimiler cette quantité de données et à les comparer à des modèles pré-définis. Les auteurs proposent une méthode pour résumer les données et sélectionner les événements importants. Ces résumés pourront aider les ingénieurs à comprendre la dynamique d'une grande quantité de données difficilement représentable sur un seul écran. Un algorithme sélectionne les événements importants à reconnaître. Un évènement est représenté par un pattern qui est lui-même représenté par une chronique. Les auteurs composent ensuite une classe de comportements normaux ou anormaux qui seront comparés aux données. Dans [Yu et al., 2002] , [Yu et al., 2003], Yu et al améliorent le système de visualisation des patterns [3] en donnant la possibilité de changer l'échelle temporelle[4]. L'évaluation est en cours mais les résultats préliminaires montrent une bonne reconnaissance des patterns.

Bilan Dans cet exemple, le modèle formel du système physique est construit à partir de la connaissance sur le comportement du système. Cette connaissance consiste en l'élaboration de classes de comportements normaux et anormaux, ce qui caractérise une connaissance *a priori* importante du domaine ; elle est présente aussi dans l'élaboration des données simulées. Le flux de données est aussi important.

Pour les derniers exemples, sont considérées comme données d'entrée, des données transformées ou interprétées.

[3] Les patterns étant des patterns primitifs symbolisant des oscillations ou des changements de niveau.

[4] Les patterns changent d'aspect suivant leur échelle temporelle ; ils sont multi-niveaux. Une oscillation d'un paramètre détectée à une grande échelle peut s'avérer être des changements de niveau à une plus petite échelle par exemple.

1.6.4 Surveillance d'une usine de traitement des eaux usées

Dans [Cortés et al., 2002] et [Rodriguez-Roda et al., 2002], il s'agit de la supervision et du contrôle des opérations d'une usine de traitement des eaux usées. Le système implémenté intégre des algorithmes avancés de contrôle basés sur la connaissance heuristique et sur un raisonnement à partir de cas dans une architecture hybride. Les données en temps réel du système sont des signaux numériques (120) et analogiques (20). Les données en différé comportent des informations numériques et qualitatives jusqu'à 158 variables (comme des analyses de laboratoire par exemple). L'architecture hybride repose sur un système expert et un système basé sur des cas. Pour le premier, les données sont transformées [5] par des méthodes statistiques classiques et mono-paramétriques puis le module de méta-diagnostic propose (à l'aide d'arbres) une stratégie pour résoudre le probléme posé. Pour le second, la stratégie est donc de comparer la situation courante à une base de cas et éventuellement de l'enrichir. Ces deux systèmes nourrissent ensuite un module de supervision et de prédiction en comparant leurs résultats. Le diagnostic final est soumis à un expert qui décide de la meilleure stratégie à suivre. La validation du système global a été effectuée pendant quatre mois et montre un taux de 80% de bons diagnostics.

Bilan Ce projet met l'accent sur une architecture hybride permettant une meilleure appréhension du problème. Ce système hybride consiste en deux modules ayant les propriétés suivantes :

- la possibilité de transformer les données brutes (qui sont présentes en grand nombre) pour "nourrir" le système et,
- l'accès à une grande quantité de connaissances *a priori* par le biais de la base de cas.

1.6.5 Surveillance de l'électrocardiogramme d'un patient

Dans le but d'assister les médecins dans l'analyse des électrocardiogrammes, Carrault et al [Carrault et al., 1999], [Carrault et al., 2003] ont proposé un système pour l'aide à la reconnaissance d'arythmies cardiaques (anomalies de l'ECG). Un électrocardiogramme refléte l'activité du champ électrique induit par la fonction cardiaque. Pour la mesurer, plusieurs électrodes sont nécessaires que l'on appelle voie (pour plus de détails voir le mémoire de DEA de Fildier [Fildier, 2001]). Les données dont les auteurs disposent sont des valeurs symboliques (normal,...) sur les différentes ondes (P, QRS,...) de l'électrocardiogramme. Le système proposé apprend des règles caractérisant des arythmies grâce à un apprentissage par programmation logique inductive[6].

Cet apprentissage est effectué à partir de données multi-sources provenant de voies différentes. Deux méthodologies basées sur une problématique de fusion de données sont proposées dans [Fromont et al., 2004] : agréger les informations provenant des différentes sources pour obtenir une base d'apprentissage ou apprendre séparément les régles sur chaque source puis fusionner les règles obtenues. Les résultats sont prometteurs et une étude plus approfondie de la fusion de ces données est en cours afin d'améliorer la pertinence des résultats.

[5] en données symboliques

[6] La programmation logique inductive consiste en une théorie initiale B (connaissance *a priori*) et des exemples E ; l'objectif est de produire une théorie H (hypothèses) qui explique avec B, des propriétés de E [Lavrac, 1998].

Bilan Dans cet exemple, on peut remarquer tout d'abord que les données d'entrée du système ne sont pas des données issues directement des capteurs. Un travail de transformation et d'interprétation a déjà été produit. La base de données est importante ; elle comprend les fichiers de 72 patients, pouvant avoir une durée de plus de 40 heures [7]. Ensuite, comme nous l'avons signalé, la programmation logique inductive nécessite des connaissances *a priori* précises et une base d'exemples positifs et négatifs.

1.6.6 Comparaison des différents systèmes de surveillance répertoriés

Bien que les applications et les modèles d'apprentissage soient très différents, nous avons tenté de les comparer suivant des critères généraux, qui sont les caractéristiques des données d'entrée et la connaissance disponible pour construire le modèle (voir tableau 1.1).

[7] Et la période d'échantillonnage d'un ECG est de l'ordre du centième de seconde.

Systèmes	Données d'entrée				Connaissance *a priori*	
	Quantité de données	*Données brutes*	*Données transformées*	*Données modélisées*	*"Quantité de connaissances"*	*Connaissances formalisées*
Réseaux de télécommunications	**élevée**	oui	non	non	**faible**	non
Transformation du CO2	élevée	non	non	**oui**	**élevée**	**oui**
Turbines à gaz	élevée	non	non	**oui**	**élevée**	**oui**
Traitement des eaux usées	**élevée**	non	**oui**	non	**élevée**	**oui**
ECG	élevée	non	**oui**	non	**élevée**	**oui**

TAB. 1.1: **Les différents systèmes de surveillance suivant les données d'entrée, la connaissance.** *Au niveau des données d'entrée, la comparaison se fait suivant plusieurs caractéristiques : la quantité de données nourrissant le modèle et la qualité des données (brutes, modélisées ou simulées, transformées ou interprétées). Par quantité de données, on entend non pas le nombre de variables mais le nombre de mesures de chaque variable. On remarque que pour les systèmes dont les données d'entrée sont modélisées, leur quantité est décidée par les utilisateurs ; c'est pourquoi nous l'avons qualifiée d'"élevée". Pour la connaissance, on considère la "quantité" de connaissance et sa qualité, à savoir si elle est formalisable.*

Au vu de ce tableau, nous pouvons tirer quelques remarques. Pour la plupart, la connaissance *a priori* du domaine est bien connue et formalisable, c'est à dire directement utilisable. Pour toutes ces applications, la quantité de données disponibles est élevée. Seul la modélisation des réseaux de télécommunications utilise les données brutes ; les autres considèrent des données modélisées ou interprétées.

A partir de ces simples remarques, nous pouvons en déduire certains points. En particulier :

- Lorsque la connaissance *a priori* est faible (voir exemple sur la modélisation des réseaux de télécommunications), une grande quantité de données peut permettre une analyse statistique des données d'autant que ces dernières sont très informatives (et donc ne nécessitent pas de transformation).
- Lorsque la connaissance *a priori* est importante et formalisable, elle permet de compenser les problèmes liés aux données comme le bruit, l'imprécision (voir exemple sur la modélisation d'un système pour la transformation du dioxyde de carbone) ... par la possibilité de leur simulation.
- La transformation des données est rendue nécessaire lorsque les données brutes ne sont pas considérées comme suffisamment expressives ou informatives. La confiance

attribuée en cette interprétation des données est assurée par la connaissance *a priori* importante et par la quantité de données brutes [8].

1.6.7 Où l'on envisage d'autres systèmes de surveillance pour les USIs

Pour résumer brièvement, on peut dire que, en général, lorsque les données ne sont pas ou peu informatives, la connaissance *a priori* du domaine peut compenser ce manque. Par contre, lorsque les données brutes sont en grand nombre ou/et informatives, la recherche d'un modèle d'apprentissage peut se faire de manière exploratoire.

De manière très grossière, il nous semble qu'un système d'apprentissage pour la surveillance d'un modèle dynamique repose sur un équilibre entre les qualités des données et des connaissances. Mais qu'en est-il lorsque cet équilibre n'est pas présent comme en USIs ? Dans le chapitre suivant, nous décrivons les techniques de surveillance ou du moins les recherches vers des systèmes de surveillance spécifiques aux USIs. Ces dernières proposent une voie tout à fait originale (par rapport aux autres systèmes de surveillance) vers une surveillance appropriée au contexte des USIs, qui facilitent l'acquisition des données et la formalisation des connaissances.

[8] Mais pour l'exemple de la surveillance de l'électrocardiogramme, elles sont fournies déjà transformées.

Bilan : un système de surveillance particulièrement difficile à modéliser !

La surveillance en USIs, de par ses spécificités (tant au niveau des données que des connaissances), est complexe puisque :

- ***Elle est exploratoire ; les connaissances du domaine sont incomplètes et limitées.***
- ***Les données sont complexes par bien des aspects (haute dimensionnalité, ...).***
- ***La représentation de comportements typiques du patient n'est pas réalisable à cause du manque de formalisation des connaissances et de l'insuffisance de données reflétant le même comportement.***

Ces caractéristiques poussent le développement de méthodes particulières que l'on détaille dans le chapitre suivant.

Chapitre 2

DES VOIES VERS DES SYSTÈMES DE SURVEILLANCE PLUS PERTINENTS EN USIs ?

Vers la standardisation des pratiques médicales

Dans ce chapitre, nous présentons les moyens mis en œuvre pour une standardisation de la surveillance en USIs : la mise en place de protocoles. Nous étudierons leurs avantages et leurs inconvénients. Nous détaillerons un protocole spécifique pour le sevrage, qui est une étape primordiale dans les USIs. Enfin, nous introduirons les moyens d'informatiser ces protocoles ; cette informatisation permet de pallier les inconvénients des protocoles en langage naturel décrits par les médecins. Nous introduirons la notion de scénario qui est primordiale pour l'informatisation des protocoles informatisés. Nous dégagerons enfin la problématique de notre travail.

Dans le chapitre précédent, nous avons vu que la surveillance de patients en anesthésie-réanimation consiste principalement en l'acquisition, le stockage et la visualisation des données [Dojat and Brochard, 2001]. Les médecins ont commencé ces dernières années à mettre au point des protocoles thérapeutiques afin d'essayer d'unifier et de standardiser les soins des

patients. Mais ces protocoles sont construits en langage naturel et des recherches ont été effectuées afin de les informatiser : cette informatisation est tout à fait envisageable d'un point de vue pratique puisque la surveillance en USIs engendre l'acquisition de données de haute dimension, comme nous avons pu le voir. Par ailleurs, le développement des protocoles permet :

(1) D'une part, la mise en place d'un recueil de données. Les données sont automatiquement enregistrées, et peuvent l'être en grand nombre : les recueils d'un même protocole assurent l'homogénéisation des données puisqu'elles sont acquises dans le même contexte (en particulier, parce que le protocole nécessite de sélectionner les patients suivant un même profil). La possiblité qu'elles reflètent le même type de comportement est d'autant plus grande.

(2) D'autre part, d'aider à la formalisation des connaissances. Elle est même l'élément essentiel de la construction des protocoles, elle est aussi facilitée par la contextualisation du protocole qui réduit l'espace des connaissances.

Ainsi, **les protocoles permettent de faciliter la formalisation des connaissances et l'acquisition des données**. Ces deux aspects rendent possible une homogénéisation des données et connaissances (puisqu'elles sont contextualisées) ce qui permet un meilleur équilibre "qualité et/ou quantité".

Ce chapitre est donc centré sur les protocoles (ce en quoi ils consistent) et leur informatisation éventuelle avec quelques débuts encourageants. Cependant, nous n'oublions pas la perspective de construction d'alarmes intelligentes.

Dans la première section, nous définissons les protocoles et dans la deuxième, nous présentons l'exemple du protocole de sevrage. Ensuite, la troisième section présente l'informatisation des protocoles, en quoi elle facilite et améliore le suivi des patients. Des exemples de représentation de protocoles informatisés sont présentés. La notion de scénario est introduite. Dans la quatrième section, nous développons le rôle des scénarios dans les protocoles informatisés. Enfin, nous finissons par la problématique du travail de thèse.

2.1 La mise en place de protocoles

Dans cette section, nous définissons ce que sont les protocoles ou "guidelines", dans quelles circonstances ils peuvent être utilisés et enfin, pourquoi ils permettent effectivement une amélioration de la surveillance.

2.1.1 Qu'est-ce qu'un protocole ?

Les "guidelines" ou protocoles reflètent une pratique consensuelle et ont été proposés pour standardiser le processus de prise de décision et pour réduire les variations inutiles de raisonnement entre les praticiens [Morris, 2001]. Les protocoles sont rédigés en langage naturel et interprétés par les médecins. Ils consistent en une pratique standardisée, suivant une ligne conductrice définie préalablement. Par exemple, un protocole de sevrage de la ventilation mécanique, défini habituellement par les médecins, consiste en plusieurs étapes (voir figure 2.2). Chaque patient est soumis à une série de tests, puis il est soumis à une ventilation plus "douce" puis sevré.

Le protocole de sevrage présenté dans la figure 2.2 est construit de la manière suivante :

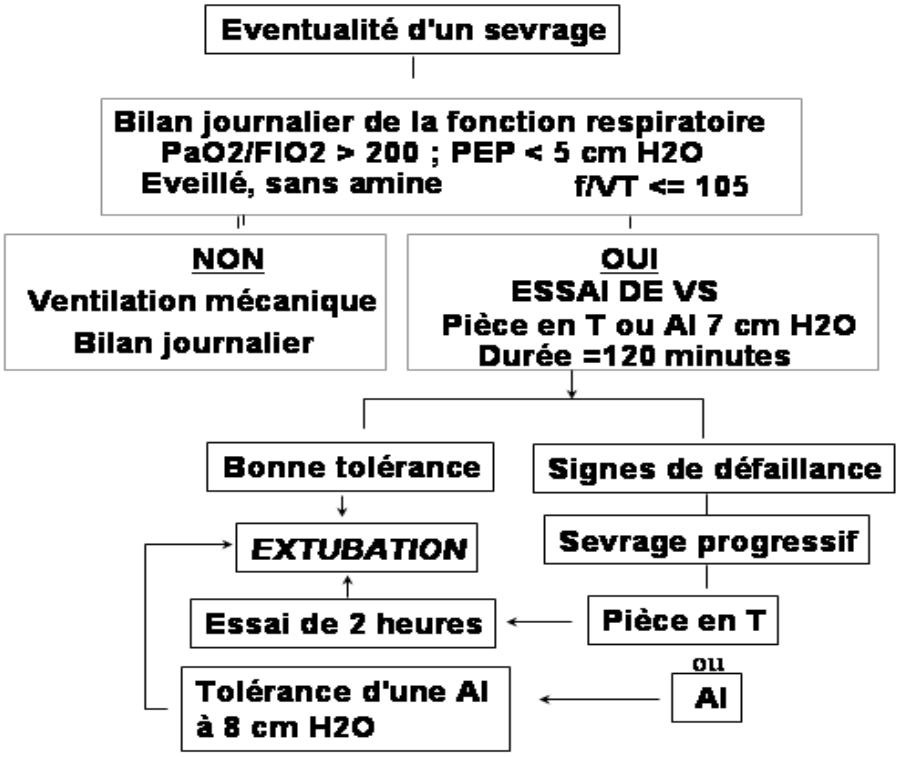


FIG. 2.2: **Un exemple de protocole de sevrage d'après [Esteban and Alia, 1998]**

- Tous les patients susceptibles d'être sevrés passent de nombreux tests de type quantitatif sur des paramètres physiologiques (f/VT correspond au quotient de la fréquence respiratoire sur le volume courant) et des tests qualitatifs quant au comportement du patient (éveillé ou non, angoissé ou non).
- Si les tests sont négatifs, on ne fait pas de tentative, le patient reste en ventilation mécanique et sera re-testé ultérieurement. Si les tests sont positifs, on le place sous ventilation spontanée (VS) à l'aide d'une pièce en T ou d'une aide en pression.
- Si le patient ne supporte pas très bien cette ventilation, il va lui être préconisé un sevrage progressif qui va consister en un essai de deux heures avec par exemple une aide en pression plus importante.
- Ensuite, il est extubé et récupère une ventilation autonome. Si dès le départ, le patient supporte bien l'essai de ventilation spontanée, il est extubé rapidement. Dans ces deux cas, on a une réussite du protocole de sevrage. Mais le patient devra respirer par lui-même pendant au moins 24 heures avant de pouvoir dire que le sevrage est réussi. Le protocole peut très bien réussir mais quelques heures plus tard, le patient montrant des problèmes respiratoires, doit être replacé sous ventilation mécanique.

2.1.2 Une amélioration de la surveillance ?

Le suivi de protocoles a un réel impact sur l'amélioration de la prise en charge des patients en USIs. Il permet une meilleure efficacité des soins dans la mesure où leur standardisation permet leur uniformité. Tout le personnel soignant en charge (infirmiers, médecins, kinésithérapeutes,...) suivra le même protocole pour le même patient et leur approche thérapeutique aura ainsi le même but connu de tous. Cette pratique diminue ainsi les variations quant au traitement attribué au patient.

Dans [Burns et al., 2003], Burns et al proposent une étude de l'effet du suivi de protocoles dans cinq services d'anesthésie-réanimation. Ils montrent que :

> *This institutional approach to the care of patients ventilated >3 days improved all clinical and financial outcomes of interest.*

Les auteurs notent une diminution de la durée de la ventilation mécanique ; les patients sont plus rapidement sevrés, ils recouvrent plus rapidement une ventilation autonome. Comme nous le verrons plus tard, moins un patient est longtemps ventilé mécaniquement moins il a des séquelles physiques et physiologiques. Sa durée d'hospitalisation sera alors plus courte. La mortalité est aussi moins importante. Ces caractéristiques sont répertoriées dans l'étude de [Burns et al., 2003]. Elle porte sur 510 patients "témoins" et 590 patients surveillés à l'aide d'un protocole et d'une personne chargée exclusivement du bon suivi du protocole.

> *Clinical data for the five units combined demonstrate a statistically significant decrease in vent days, ICU and hospital LOS (length of stay), and mortality rate [...]. Median vent days declined from 10 to 9 days ; median ICU LOS declined from 15 to 12 days ; and total hospital LOS declined from 22 to 20 days.*

Ainsi, vu le coût important de la prise en charge d'un patient dans un service d'anesthésie-réanimation, les économies conséquentes ne sont pas négligeables. Toujours dans l'étude [Burns et al., 2003], les auteurs montrent une nette diminution des coûts :

> *The reduction in ICU LOS and overall hospital LOS resulted in substantial institutional cost savings. "Direct" and "total" cost figures were generated by our institution's cost accounting system to estimate savings related to the interventions. Total costs attributed to the LTV (long-term ventilation) population declined by approximately $3 millions for the first year of the OM (outcome managers) intervention.*

2.1.3 Difficultés de la mise en place des protocoles

Même si les bénéfices des protocoles sont incontestables, il y a peu d'études sur leur suivi, leur mise en application [Burns et al., 2003] :

> *[...] we have little information on the sustainability of practice change initiatives using protocols and guidelines previously applied sucessfully during a study interval.*

Dans [Burns et al., 2003], Burns et al préconisent la présence d'une personne responsable uniquement de la bonne mise en place et du suivi consciencieux du protocole. Cette condition est primordiale à leurs yeux pour pouvoir faire une étude ultérieure sur les bénéfices engendrés par ces pratiques :

Early in the project we realized the need for someone to be responsible for pathway and guideline adherence, as well someone responsible for data collection, if the project goals were to be realized.

Cette personne doit s'assurer que les différentes étapes du protocole sont appliquées dans de bonnes conditions et de manière adéquate. Puisqu'il n'est pas possible de deviner à l'avance le comportement du patient et ses réactions, le "chemin" n'est pas toujours prédictible et en particulier lorsque son état se complique et qu'il est nécessaire de faire un nouveau diagnostic. Ainsi la personne en charge suit les recommendations du protocole et adapte la thérapeutique en fonction.

2.1.4 Des protocoles contextuels ?

Les "guidelines" ou protocoles nécessitent de définir un contexte précis d'utilisation et ne peuvent, à l'heure actuelle, être applicables que dans certaines situations. Autrement dit, il faut restreindre l'espace de recherche pour les décrire et leur utilisation ne peut donc être effectuée que dans un certain contexte. Différentes situations s'y prêtent bien comme le sevrage de la ventilation mécanique que nous décrivons dans la section suivante.

2.2 Le protocole de sevrage

Nous allons à présent détailler une étape importante en réanimation médicale : le sevrage.

C'est une étape primordiale puisqu'il s'agit de sevrer le patient de la respiration artificielle dans les meilleures conditions. Comme nous l'avons vu dans la section 2.1.2, un sevrage fait dans de bonnes conditions a de nombreux avantages puisqu'il permet une diminution de la durée de ventilation mécanique. Et, cette diminution implique des bénéfices pour le patient et pour la santé publique en terme d'économie des dépenses. Les enjeux du sevrage seront détaillés dans la section suivante.

Outre l'importance de ces deux points, le sevrage a l'avantage d'avoir été souvent étudié dans la littérature : il existe à ce jour beaucoup de protocoles de sevrage. Ces protocoles diffèrent principalement par la forme (thérapeutique différente, modes de ventilation différents, ...) mais le fond reste à peu près identique (nombre d'étapes, ...) (voir section suivante). Néanmoins, il reste plusieurs problématiques primordiales comme, par exemple, le choix du moment où débuter le sevrage (voir section 2.2.1.2). De plus, durant la phase de sevrage, de nombreux événements ont lieu (puisque le patient est stimulé par des changements de modes de ventilation ...) comme des alarmes ou des soins ,... dans un temps limité. Cet état de fait permet donc de pouvoir étudier les réactions du patient à des stimuli dans un temps raisonnable.

Toutes ces raisons nous ont poussés à étudier le sevrage et à contextualiser notre travail.

2.2.1 Présentation du sevrage : définition, protocole, difficultés

Ce chapitre est inspiré de l'article [Richard et al., 2001] publié dans la revue spécialiste "Réanimation" en 2001.

2.2.1.1 Définition

La ventilation mécanique est associée à la survenue de complications dont l'incidence est d'autant plus grande que la durée de l'intubation est plus longue. La ventilation mécanique est par définition invasive. A l'aide d'une sonde, de l'air est insufflé au patient. Plusieurs modes de ventilation mécanique existent mais les principaux sont une ventilation à pression ou à débit constant. Les cycles respiratoires peuvent être totalement (début, durée, fin), ou partiellement (début déclenché par le patient) imposés par le ventilateur. Les premiers sont appelés des modes contrôlés et les seconds des modes assistés. Le fait d'imposer un mode respiratoire ne doit pas être prolongé plus que nécessaire puisqu'il est contraignant au niveau de tout le système respiratoire du patient. Comme le soulignent les auteurs de [Richard et al., 2001],

> *[...] souvent la ventilation mécanique est inutilement prolongée comme en atteste le faible pourcentage de réintubations des patients extubés de manière non programmée et l'impact favorable de la mise en place d'un protocole de sevrage. A l'inverse, l'échec d'une extubation programmée est responsable d'une augmentation de morbidité et de mortalité.*

Ainsi, un protocole de sevrage se divise, en général, en trois parties. La première consiste à faire passer des tests au patient (angoisse du patient, valeur de paramètres, ...). En cas de réussite de ces tests, la deuxième étape est la mise en ventilation spontanée du patient où il peut respirer d'une manière plus naturelle. Si cette étape est réussie, le patient respire par lui-même. Le sevrage est dit réussi si le patient peut respirer de façon autonome pendant au moins 48 heures. En cas d'échec, il est replacé sous ventilation mécanique jusqu'à un autre essai (voir figure 2.2 pour un exemple de protocole de sevrage).

2.2.1.2 Les difficultés du protocole de sevrage

Cependant, les étapes du sevrage sont encore mal définies. Suivant les thérapeutes, les tests d'entrée ne sont pas les mêmes, la ventilation spontanée n'a ni une durée ni un mode définis. Plusieurs protocoles de sevrage sont référencés (voir par exemple [Weavind et al., 2000], [Esteban and Alia, 1998], [Ely, 1996], [Ely et al., 1999]). Des questions restent toujours d'actualité :

- *Quand débuter le sevrage de la ventilation mécanique ?*
- *Peut-on prévoir que le sevrage de la ventilation mécanique sera difficile ?*
- *Comment conduire le sevrage de la ventilation mécanique ?*

Dans le papier collectif [Collective Task, 2002], les auteurs proposent plusieurs recommandations pour une bonne conduite du sevrage, la première étant de déterminer les causes de la mise en place d'une ventilation mécanique.

> *Recommendation 1. In patients requiring mechanical ventilation for 24 hours, a search for all the causes that may be contributing to ventilator dependence should be undertaken. This is particularly true in the patient who has failed attempts at withdrawing the mechanical ventilator. Reversing all possible ventilatory and non ventilatory issues should be an integral part of the ventilator discontinuation process.*

La deuxième recommandation est la mise au point de tests pour arrêter la ventilation mécanique et débuter le sevrage. Ils impliquent des critères généraux et des critères respiratoires. La possibilité d'un sevrage doit être envisagée tous les jours, et ce, le plus tôt possible durant le séjour du patient en USIs. Elle doit suivre un protocole défini. Cependant, le sevrage ne doit pas être envisagé de façon systématique [Ely et al., 1999] ("daily screen" est le nom donné aux différents tests pour envisager le sevrage) :

> *It is sometimes questioned whether a patient who has been on mechanical ventilation for a prolonged period of time needs to be "slowly weaned" from mechanical ventilation after having recovered from respiratory failure. Although not designed to address this issue, the current data show an inconsistent relationship between these two times. Some patients who passed the daily screen early developed complications (e.g., nosocomial pneumonia) which delayed their sucessful extubation, while others who were on mechanical ventilation for over 3 weeks were able to be removed from the ventilation quickly after finaly passing the daily screen.*

Les conséquences d'un essai de sevrage prématuré peuvent amener des problèmes physiologiques d'importance pour le patient [Collective Task, 2002]) :

> *Premature discontinuation (weaning) carries its own set of problems, including difficulty in reestablishing artificial airways and compromised gaz exchange. It has been estimated that as much as 42% of the time that a medical patient spends on a mechanical ventilator is during the discontinuation process.*

Un sevrage est défini comme difficile lorsqu'un premier essai de mise en ventilation spontanée a échoué ou lorsqu'une remise en ventilation mécanique est requise durant les 48 heures suivant l'extubation. Définir une classe de patients à risque de sevrage difficile est un enjeu important puisque la ré-intubation est associée de manière indépendante à une augmentation de la morbidité [Richard et al., 2001]. Actuellement, un sevrage peut être classé comme difficile par des mesures d'indices respiratoires par exemple. Cependant, ces critères ne sont pas exhaustifs et peuvent nécessiter le rajout de capteurs non discriminants pour la surveillance. De plus, il s'agit de critères instantanés et ne suivant pas l'évolution du patient.

Par exemple :

> *De nombreux indices respiratoires ont été étudiés. L'indice le plus souvent proposé est le rapport fréquence respiratoire sur volume courant (f/Vt). L'existence d'un $f/Vt >= 105$, mesuré deux minutes après la mise en ventilation spontanée sur tube en T, permettrait de détecter précocement les patients qui ne vont pas supporter l'épreuve de ventilation spontanée. Son intérêt est discutable tant au plan scientifique que pratique. Sa valeur discriminante varie selon les études qui ont utilisé ce test de façon non standardisée sur des populations différentes. Enfin, le calcul de cet indice nécessite l'utilisation d'un spiromètre.*

Des critères prédictifs peuvent être avancés pour la difficulté d'un sevrage comme l'encombrement des bronches du patient ce qui l'amènera à tousser souvent et les infirmiers à pratiquer des aspirations. Dans ces cas présents, la surveillance devra être accrue durant le protocole de sevrage.

Dans [Ely et al., 1999], une étude est proposée sur le rôle de ces tests dans le succès ou non du sevrage. Les tests sont au nombre de cinq et concernent des valeurs numériques ou

une appréciation du médecin : rapport de la pression partielle de l'oxygène dans le sang sur la fraction d'oxygène inspirée (PaO2/FIO2), la pression de fin d'expiration positive (PEEP), le rapport de la fréquence respiratoire sur le volume courant, évaluation des réflexes respiratoires (toux), traitement sédatif en cours. Ils montrent l'importance de cette phase de tests pour réussir le sevrage de la ventilation mécanique (75% des 151 patients ayant subi les tests sont extubés contre 29% des 149 patients n'ayant jamais été testés). Cependant, ils nuancent un peu leur propos en précisant que 25 patients ayant échoué aux tests ont pu quand-même être extubés avec succès.

Une fois ces tests effectués et réussis, le patient doit être placé en ventilation spontanée avant d'être complètement sevré (recommandation 3).

> *Recommendation 3. Formal discontinuation assessments for patients receiving mechanical ventilation for respiratory failure should be done during spontaneous breathing rather than while the patient is still receiving substantial ventilatory support. An initial brief period of spontaneous breathing can be used to assess the capability of continuing onto a formal SBT (Spontaneous Breathing Trial). The criteria with which to assess patient tolerance during SBTs are the respiratory pattern, adequacy of gaz exchange, hemodynamic stability, and subjective comfort. The tolerance of SBTs lasting 30 to 120 minutes should prompt consideration for permanent ventilator discontinuation.* [Collective Task, 2002]

Un exemple de ventilation est l'aide inspiratoire (AI). Elle est très souvent utilisée pour le sevrage. C'est un mode de ventilation dit "assisté" qui ne peut s'appliquer que chez des malades qui présentent une activité respiratoire spontanée. A cause de son principe de fonctionnement tout à fait particulier, l'AI est souvent considérée comme un mode d'assistance partiel plus physiologique que la ventilation où le débit est contrôlé (VAC). C'est pour cette raison que l'AI a très vite été proposée pour le sevrage de la ventilation.

L'AI est un mode de ventilation assisté où le paramètre qui est réglé par le médecin est la pression (pression de consigne). Le ventilateur doit donc atteindre cette pression inspiratoire plus ou moins rapidement (notion de pente de montée en pression) et la maintenir pendant toute la phase inspiratoire. Lors de l'expiration, la pression retombe jusqu'au niveau de pression expiratoire positive (PEP) ou au niveau de la pression atmosphérique si la PEP est réglée à 0.

La durée de ventilation spontanée doit être comprise entre 30 minutes et deux heures, pour la plupart des cas. La durée en cas d'un sevrage facile sera raccourcie mais devra être d'au moins 30 minutes. Durant cette étape, la capacité à respirer du patient doit être prise en compte puisqu'un échec de l'extubation peut se produire pour des raisons totalement différentes de celles causant un échec du sevrage (l'obstruction des voies aériennes supérieures, par exemple) (recommandation 4).

> *Recommendation 4. The removal of the artificial airway from a patient who has successfully been discontinued from ventilatory support should be based on assessments of airway patency and the ability of the patient to protect the airway.* [Collective Task, 2002]

La conduite du sevrage doit répondre à un protocole précis et la possibilité d'un sevrage doit être envisagée tous les jours (recommandation 5).

> *Recommendation 5. Patients receiving mechanical ventilation for respiratory failure who fail an SBT should have the cause for the failed SBT determined. Once reversible causes for failure are corrected, and if the patient still meets the criteria [. . .], subsequent SBTs should be performed every 24 hours.* [Collective Task, 2002]

En cas d'échec du protocole, le patient doit être stabilisé avant un autre essai. Un changement de ventilation, en particulier le passage d'une ventilation contrôlée à une ventilation spontanée peut être la source d'un profond stress pour le patient.

> *Recommendation 6. Patients receiving mechanical ventilation for respiratory failure who fail an SBT should receive a stable, nonfatiguing, comfortable form of ventilatory suport.* [Collective Task, 2002]

2.2.2 Enjeux du sevrage

Dans [Weavind et al., 2000], Weavind et al notent que près de 40% du temps total passé en USIs est dû au sevrage. De cette simple remarque, on peut facilement en déduire que n'importe quel moyen de réduire ce temps et ce, dans de bonnes conditions, sera bénéfique pour le patient. Réduire la durée de présence en USIs est loin d'être évidente puisque :

- Une trop brusque diminution de l'assistance peut causer une fatigue excessive des muscles respiratoires et un stress additionnel au patient.
- D'autre part, le maintien sous ventilation mécanique a des impacts physiologiques, psychologiques et économiques.

Les enjeux d'un sevrage réussi dans de bonnes conditions et précoce sont donc capitaux tant sur un plan médical, social, qu'économique [Ely, 1996].

Pour toutes ces raisons, le sevrage est un candidat tout à fait pertinent pour la construction correspondante de protocole informatisé [Collective Task, 2002] :

> *Recommendation 8. Weaning/discontinuation protocols designed for nonphysician health care professionals (HCPs) should be developed and implemented by ICUs. Protocols aimed at optimising sedation should also be developed and implemented.*

2.3 Vers des protocoles informatisés

2.3.1 Un meilleur suivi des patients grâce aux protocoles

L'utilisation des protocoles permet une meilleure prise en charge des patients :

1. une prise de décision plus standardisée,
2. une thérapeutique mieux adaptée,
3. une baisse de la morbidité,
4. une diminution de la durée d'hospitalisation,
5. une baisse des coûts de la prise en charge des patients.

Mais il reste quelques zones d'ombre à une bonne pratique des protocoles par l'existence :

- de difficultés de "standardisation des protocoles",
- du besoin d'une personne chargée du bon suivi du protocole.

La nécessité de l'informatisation des protocoles relève directement du besoin d'une standardisation de ces derniers. L'informatisation (au moins ponctuelle) permet réellement d'améliorer les protocoles en facilitant leur mise en œuvre par le respect des contraintes pour assurer une tâche, ... Comme le souligne Morris dans [Morris, 2001], elle permet aussi une meilleure adaptation au patient et diminue les variétés possibles d'interprétation des protocoles en langage naturel[9].

> *Computerized protocols used for complex clinical problems can contain much more detail than is possible with textual guidelines or with parper-based flow diagrams. The increased detail allows the generation, at the point of care, of patient-specific therapy instructions that can be performed by different clinicians with almost no inter-clinician variability.*

Un point important à souligner est la possibilité de supprimer ou diminuer la présence d'une personne en charge de la bonne conduite du protocole.

En outre, l'informatisation est rendue possible par la nature de l'environnement des USIs. La surveillance de patients permet techniquement un stockage d'une grande quantité de données numériques d'où la possibilité d'une analyse et d'un traitement éventuel de ces dernières. Cependant, en pratique, l'acquisition de données reste difficile (voir section 5.1, page 117.

Nous citons ici Morris et reprenons son résumé de l'article [Morris, 2001]

> *The excess information in complex ICU environments exceeds human decision-making limits, increasing the likelihood of clinical errors. Explicit decision-support tools have favourable effects on the clinician and on patient outcomes. They have been implemented in diverse clinical environments and have been successfully transferred and used in geographically dispersed ICUs that were not involved in their initial development. However, various human factors and the paucity of distributed electronic clinical databases impede the widespread distribution of clinical decision-support tools. Notwithstanding these challenges, the documented benefit of the application of decision-support tools in the ICU and the rapid expansion of electronic ICU databases promise an increasingly favourable environment for the development, implementation, and use of computerized protocols to aid clinical decision-makers in the ICU.*

Partant de ce constat, beaucoup de recherches pour l'informatisation de protocoles sont en cours (voir section suivante) depuis quelques années.

On peut citer par exemple, le "Symposium on Computerized Guidelines and Protocols (CGP-2004)" organisé dans le cadre de la conférence EuroMISE 2004 qui a eu lieu en avril 2004 en République Tchèque.

Des chercheurs ont développé différentes technologies pour l'informatisation de protocoles pour les soins cliniques. Ces technologies s'appuient sur plusieurs communautés qui vont de la communauté de l'intelligence artificielle à celle de la médecine clinique.

[9] Par exemple, différentes interprétations des signes de défaillance du patient (voir le protocole présenté sur la figure 2.2) sont possibles.

2.3.2 Pourquoi des protocoles informatisés ?

L'informatisation des protocoles permet d'améliorer encore les avantages des protocoles car elle assure :

Une standardisation des termes médicaux Par exemple, dans un protocole de sevrage, les médecins tiennent souvent compte du stress du patient. Mais ce terme reste flou, ou tout du moins très subjectif et dépend entièrement de l'appréciation du médecin.

Une standardisation des pratiques des différents médecins et services De la même manière que les protocoles permettent une diminution des variations de traitement sur un patient, leur informatisation pourra engranger une baisse des variations des traitements d'un patient à l'autre et des pratiques des médecins.

Une optimisation des stratégies thérapeutiques pour les patients L'informatisation des protocoles permet de prendre en compte directement et immédiatement les valeurs numériques des paramètres physiologiques surveillés et leur évolution.

Cette informatisation n'est pas un obstacle à un traitement personnifié du patient ; elle standardise simplement le processus de décision des médecins [Morris, 2002] :

> *Reducing clinician variability might seem to challenge the importance that clinicians assign to individualized (patient-specific) therapy. Unexpectedly, individualization of patient therapy is preserved when clinical decisions are standardized with explicit, detailed, patient-data-driven, computerized protocols.*

2.3.3 Comment informatiser des protocoles ?

Des recherches sur les protocoles informatisés sont en cours depuis quelques années ([Shahar et al., 1998], [Tu and Musen, 1999], [Peleg et al., 2000], [Quaglini et al., 2001], ...). Pour une étude comparative des résultats obtenus, nous invitons le lecteur à la lecture de [Peleg et al., 2003]. Cependant, cette informatisation ne va pas de soi et nécessite de résoudre de nombreux problèmes, en particulier de tenir compte de la dimension temporelle des protocoles.

Certaines recherches actuelles se concentrent sur **la représentation des protocoles afin d'aider les médecins à formaliser leurs connaissances**. Dans [Clerq et al., 2004], De Clerq et al soulignent le fait que ces recherches se focalisent plus sur leur représentation et leur développement que sur leur implémentation éventuelle directement en salle de soins.

Nous présentons dans cette section deux approches pour la représentation des protocoles. Cette présentation est loin d'être exhaustive. Elle a pour principe de nous familiariser avec la problématique de l'informatisation des protocoles. Le premier est un modèle de représentation générique de protocoles qui est actuellement en cours d'implémentation et le second, déjà utilisé en routine clinique, implémenté dans un ventilateur [Mersmann and Dojat, 2004].

Nous allons nous attarder sur le projet ASGAARD afin de mettre en avant les différentes problématiques qui découlent de la construction d'un guideline. Puis, nous introduirons succinctement la mise au point d'un système appelé NéoGanesh pour l'informatisation de protocoles de sevrage qui nous permettra d'introduire la notion de scénario.

2.3.3.1 ASGAARD : un exemple de représentation de guideline

Le projet ASGAARD[10] [Shahar et al., 1998], [Seyfang et al., 2002] concerne la mise en application de protocoles. Le but de ce projet est de répondre à deux problématiques : diagnostic quant à l'état du patient et aide à la décision quant à la thérapeutique associée [Seyfang et al., 2002].

Pour la construction des protocoles, le langage ASBRU a été implémenté :

> *Asbru enables the designer to represent a clinical protocol in computer processable form. It also enables the physicians to execute the protocol in a flexible way, based on the patient's state. This leads to a better acceptance of both protocols and computer support by the medical staff.* [Seyfang et al., 2002]

ASBRU est un langage de spécification des guidelines qui permet d'assurer la complétude de leur sémantique en tenant compte des contraintes temporelles [Miksch et al., 1997], [Duftshmid and Miksch, 2001]. Ce langage permet ainsi de représenter un protocole clinique, incluant toutes les connaissances utiles pour leur construction. Plutôt que de vérifier leur exactitude, les auteurs préfèrent l'utilisation d'un langage standard d'écriture des guidelines. Les points-clés de ce langage consistent en la représentation des patterns temporels et le développement d'interface pour l'utilisateur afin qu'il puisse visualiser les plans développés. La représentation temporelle d'ASBRU tient compte aussi des abstractions temporelles et permet à l'utilisateur de spécifier des expressions comme "le patient souffre d'un second épisode d'anémie".

Les protocoles sont représentés par des schémas de "plans-squelettes" ; ceux-ci sont instantiables suivant les situations. Les protocoles sont principalement construits à partir de plans et d'actions avec ASBRU. Chaque plan est décomposable en sous-plans qui eux-mêmes sont décomposables ... Le dernier sous-plan correspond à une action à entreprendre. A chaque plan correspond des connaissances expertes.

Le modèle du protocole est basé sur deux étapes : l'étape de mise au point du protocole et celle de son exécution. La mise au point du protocole repose sur plusieurs étapes. L'auteur du protocole décrit 1) les conditions nécessaires d'entrée (fréquence respiratoire supérieure à un seuil), 2) les actions (administrer un médicament), 3) un plan d'actions avec ses intermédiaires et tous les schémas des actions (utiliser des médicaments d'une certaine classe de médicaments deux fois par jour), 4) les schémas des états des patients (le taux de glucose dans le sang devrait être dans telle tranche de valeurs le matin).
Cela permet de contrôler l'exécution correcte d'un protocole, voire de proposer des changements si les observations ne sont pas en accord avec les buts poursuivis. L'état du patient est enregistré, observé et abstrait ainsi que les intentions thérapeutiques de l'équipe médicale réalisant telle étape (comme une baisse de la fréquence respiratoire, par exemple) peuvent être aussi enregistrées. A partir de ces plans, est décrite une liste de tâches suivant les étapes de mise au point et d'exécution des protocoles et la connaissance nécessaire analysée. Chaque tâche peut être vue comme la réponse à une question spécifique. L'étape d'exécution des protocoles écrits avec ASBRU est en cours.

[10] Pour plus d'informations sur ASGAARD, on peut se référer au site :
http ://www.asgaard.tuwien.ac.at/protocols.html

Nous présentons à présent un exemple d'application de l'informatisation de protocoles avec ASBRU.

Le syndrome de détresse respiratoire

Le projet VIE-VENT [11] [Miksch et al., 1996] [Horn et al., 1997] a pour but d'optimiser la planification thérapeutique et de développer un système de surveillance basé sur les connaissances pour la ventilation des nourrissons. Le système comporte enfin une interface présentant toutes les données et traitements disponibles et facilement lisible par le personnel soignant. Nous détaillons, dans cette section l'informatisation de protocoles dans VIE-VENT avec le langage ASBRU.

La figure 2.3 illustre le protocole de prise en charge du syndrome de détresse respiratoire chez les enfants (I-RDS pour infant's respiratory distress syndrom)[12]. Le protocole prend en compte le diagnostic du syndrome jusqu'à la guérison complète du patient qui inclut son extubation. Le plan global de prise en charge du syndrome respiratoire est décomposé en sous-plans.

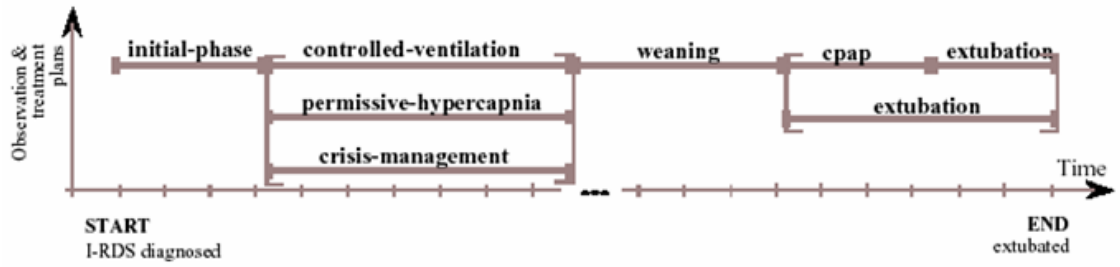


FIG. 2.3: **Le protocole de syndrome respiratoire développé au sein du projet VIE-VENT**. *Après que ce syndrôme soit diagnostiqué, un plan d'actions avec des possibilités limitées de surveillance est activé ; il est appelé la phase initiale (initial phase). Ensuite, suivant la sévérité de la maladie, trois sortes différentes de plans peuvent être envisagées : ventilation contrôlée (controlled-ventilation), l'hypercapnie (permissive-hypercapnia) ou la gestion de crise (crisis-management). Seul un de ces plans peut être activé. Puis, le plan de sevrage est activé une fois que le patient est revenu en ventilation contrôlée (controlled-ventilation). Une fois le plan de sevrage réussi, l'extubation est mise en route. L'extubation peut être soit un seul plan d'extubation soit une exécution séquentielle de sous-plans.*

Dans la figure 2.4, est représenté le sous-plan de la ventilation contrôlée (il s'agit d'un zoom du plan global présenté au dessus) et ses possibles sous-plans utilisant le langage ASBRU. On voit representées sur cette figure, les connaissances utilisées suivant leur rôle, elles sont classées en "préférences", "intentions", ...

[11] Nous développerons ce projet dans la section 3.3.2.3
[12] http ://www.asgaard.tuwien.ac.at/asbru/examples/vent.pdf

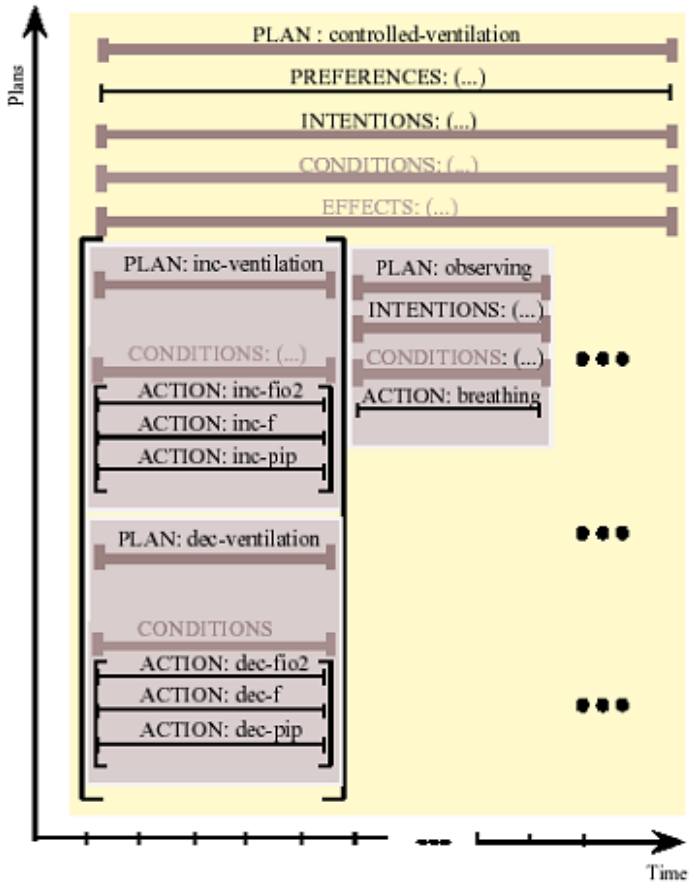


FIG. 2.4: **Zoom sur le protocole automatisé de prise en charge du syndrome de détresse respiratoire.** *Deux notations sont considérées : les caractères majuscule suivis de " :" indiquent les éléments d'ASBRU et les caractères en minuscule les plans particuliers ou les actions. Le plan de ventilation contrôlée est décomposé en deux sous-plans ; diminution ou augmentation des réglages de la ventilation (plan inc-ventilation et dec-ventilation) et le plan observé. La fréquence de ces deux plans ne peut pas être spécifiée à l'avance. Le nombre de périodes d'activation dépend de l'état de santé du patient. Les points (trois à la suite) indiquent ces répétitions. Le sous-plan "inc-ventilation" est lui-même décomposé en trois sous-plans "inc-fio2", "inc-f" et "inc-pip" ("augmenter la FiO2", "augmenter la fréquence", ... Ces trois sous-plans ou actions ne sont pas décomposables. Seule une de ces actions peut être activée à chaque instant, ce qui est illustré par les crochets. La même décomposition existe pour le sous-plan dec-ventilation avec dec-fio2, dec-f et dec-pip.*

La figure 2.5 représente les connaissances nécessaires à la construction du sous plan "ventilation contrôlée".

Par.	Setup	Time	Abort OR	Time	Complete	Time
FiO2		*now*		30 SEC	<= 50	180 MIN
PIP	<= 30	*now*	> 30	30 SEC	<= 23	180 MIN
f		*now*		30 SEC	<= 60	180 MIN
PEEP						
Ti						
Te						
VT						
Vi						
Ve						
PtcCO2 OR invasive BG	available	1 MIN	TOO-STEEP	30 SEC	(NORMAL or ABOVE-NORMAL)	180 MIN
PtcO2 OR invasive BG	available	1 MIN	TOO-STEEP	30 SEC	(NORMAL or ABOVE-NORMAL)	180 MIN
SaO2	available	1 MIN	TOO-STEEP	30 SEC	(NORMAL or ABOVE-NORMAL)	180 MIN
DYSPNEIC					NOT	180 MIN

belongs to the decomposed plans

FIG. 2.5: **Les connaissances utilisées pour la ventilation contrôlée**. *Les commentaires sont repris d'après le site internet du système, voir note 12. The intentions of subplan controlled-ventilation are to maintain a normal level of the bloodgas values and the lowest level of mechanical ventilation (as defined in the context of controlled ventilation therapy) during the span of time over which the subplan is executed. This subplan is activated immediately, if peak inspiratory pressure* $PIP <= 30$ *and the transcutaneously assessed blood-gas values are available for at least one minute after activating the last plan instance initial-phase (as reference point). The subplan must be aborted, if* $PIP > 30$ *or the increase of the blood-gas level is too steep (as defined in the context of controlled ventilation-therapy) for at least 30 seconds. The sampling frequency of the abort condition is 10 seconds. The subplan is completed successfully, if* $FiO2 <= 50\%$, $PIP <= 23$, $f <= 60$, *the patient is not dyspneic, and the level of blood gas is normal or above the normal range (as defined in the context of controlled ventilation-therapy) for at least three hours. The sampling frequency of the complete condition is 10 minutes. The body of the subplan controlled-ventilation consists of a sequential execution of the two subplans one-of-increase-decrease-ventilation and observing.*

Ces connaissances portent aussi sur des abstractions temporelles. Par exemple, pour que le sous-plan présenté au-dessus fonctionne, il faut que le niveau des gaz du sang soit normal pendant au moins trois heures. Ici, on voit bien qu'il a fallu transformer les données numériques en données symboliques supportant des notions de temporalité.

Bilan ASBRU permet la formalisation de la connaissance directement par l'expert. Il intègre aussi les abstractions des données et permet ainsi la construction du protocole en un langage proche de celui des médecins. Ceci dit, les liens entre les états des paramètres du patient ne sont pas formalisés et les abstractions obtenues à partir des données ne le permettent pas non plus. Ce système reste principalement un système de visualisation et de représentation des protocoles pour faciliter leur formalisation par les experts.

2.3.3.2 NéoGanesh : un protocole basé sur la construction de scénarios

Dojat et al [Dojat et al., 1997], [Dojat and Brochard, 2001] ont proposé un système à base de connaissance en boucle fermée pour implémenter un protocole de sevrage de la ven-

tilation mécanique. Ce système montre de nombreux bénéfices potentiels pour les patients [Dojat et al., 2000], ce qui a conduit à sa mise en pratique dans des ventilateurs, testés à l'hôpital Henri Mondor à Créteil et dans divers centres européens [Mersmann and Dojat, 2004].

L'informatisation du protocole est basée uniquement sur la modélisation des connaissances médicales. Elles sont représentées par des **scénarios médicaux**. Ceux-ci permettent une représentation des liens temporels entre les événements et les états décrivant le comportement du patient [Dojat, 1994], [Dojat et al., 1998]. De Clerq et al définissent les scénarios de la façon suivante [Clerq et al., 2004] :

> *A scenario is a (partial) characterization of the state of a patient. [...]. In a scenario, eligibility conditions specify the necessary conditions for a patient to be in the scenario. Scenarios allow a clinician to synchronize the management of a patient with the corresponding parts of (a portion of) a guideline and are commonly used as entry points in a guideline.*

Un **scénario** permet donc une **description de plus haut niveau de l'état du patient** que les abstractions décrivant "simplement" le comportement d'un paramètre comme celles utilisées dans l'exemple du syndrome respiratoire décrit précédemment.

Ensuite, ces scénarios sont comparés aux données des patients abstraites [13], ce qui permet un ajustement, si nécessaire du mode de ventilation et l'éventualité d'une extubation.

La construction des scénarios est faite uniquement à partir des connaissances médicales pragmatiques. Ceci est justifié par : la difficulté de la validation de modèles physiologiques des données, le fait que ces modèles sont rarement adaptés à la variété des situations rencontrées et le fait qu'il y a moins de variations entre les expertises de différents médecins qu'entre les différentes physiologies des patients [Dojat and Brochard, 2001] :

> *[...] the decision making process of clinicians may be less variable than the complex physiology of patients. This is reinforced by the introduction of protocols or guidelines for mechanical ventilation based on objective measurements like respiratory frequency or the rapid shallow breathing index. In conclusion, it seems simpler to model decision making based on objective measurements, rather than based on physiology and multiple assumptions of the patient's behavior. Therefore the NéoGanesh system is more a "decision-driven" system than a "patient-driven" system, although it indeed uses data coming from the patient.*

Bilan Bien que NéoGanesh soit un système en boucle fermée, le principe est le même que celui de VIE-VENT. Néoganesh repose sur la construction de scénarios directement à partir de la connaissance experte.

2.3.3.3 Synthèse : principes de base de VIE-VENT et de NéoGanesh

VIE-VENT et NéoGanesh se ressemblent par leur approche du problème. Ils ont permis une aide à la formalisation de la connaissance. Le patient "fournit" les données brutes qui sont abstraites (ici, les méthodes d'abstraction diffèrent, ce que nous verrons dans la section 3.3). La connaissance médicale permet, grâce à des systèmes de représentation, de

[13] voir section 3.3.3.3 pour plus de détails

construire des scénarios [14]. Ceci dit, **les scénarios construits uniquement à partir de la connaissance médicale possèdent de nombreuses lacunes** (nous développerons cet aspect dans les chapitres suivants). Ensuite, les données abstraites sont comparées aux scénarios médicaux afin de pouvoir déterminer des actions à entreprendre (dans NéoGanesh en boucle fermée et en boucle ouverte dans le projet VIE-VENT).

Nous allons à présent étudier la possibilité de construire des scénarios à partir des données et des connaissances.

2.4 Vers la construction de scénarios ?

Il y a un réel besoin d'assistant informatisé pour aider le clinicien à construire la synthèse des données. Etant donné l'incomplétude des connaissances des médecins (voir la section 1.4), la mise en place de protocoles standardisés est une solution tout à fait acceptable, voire même primordiale.

En outre, la surveillance informatisée de patients en anesthésie-réanimation n'a pas pour but de remplacer les médecins ; elle doit les aider à prendre une décision. La reconnaissance de scénarios spécifiques est alors un pré-requis pour déclencher un plan d'actions spécifiques d'un protocole pré-défini. De la même manière, la reconnaissance de scénario peut attester qu'un clinicien est en train de suivre le protocole.

2.4.1 Pourquoi des protocoles informatisés à base de scénarios ?

Les protocoles informatisés consistent principalement en une assistance à l'interprétation des données et à un suivi des protocoles. Leur première tâche est de faire un diagnostic qui soit possible grâce à la reconnaissance de situations typiques de comportement du patient. C'est cette description de comportements dynamiques que l'on appelle *scénario*.

Les scénarios : un pré-requis pour la mise en place de protocoles informatisés
Les scénarios permettent de :

(1) Décrire les étapes du protocole en termes synthétiques.
(2) Déterminer l'état du patient et donc l'étape à effectuer en accord avec le protocole.
(3) Reconnaître des situations typiques lors de certaines étapes du protocole et, le cas échéant contribuer à leur amélioration.

Cependant, à l'heure actuelle, ces comportements typiques sont décrits par les experts. Cette description reste particulièrement incomplète à cause du manque de formalisation de la connaissance.

2.4.2 Pourquoi des alarmes intelligentes à base de scénarios ?

On peut se demander quel est le rapport entre la construction d'alarmes intelligentes et celle de protocoles informatisés tant il est vrai que ces deux *solutions* semblent différentes.

[14] Dans VIE-VENT, le terme de scénario n'est pas employé mais la formalisation des connaissances induite par ASBRU (voir figure 2.5) est bien la description dynamique du comportement du patient.

Cette différence s'explique aisément si l'on considère la première uniquement comme une solution *explicative* [15] et la seconde comme *prédictive* [16]. Cependant, il serait erroné de raisonner ainsi. Ces deux *solutions* ne sont pas si disjointes qu'il n'y paraît. Ainsi, l'on peut très bien imaginer le rôle *prédictif* d'une alarme [17]. Le système indiquerait que la situation se dégrade jusqu'à ce qu'il y ait véritablement une situation alarmante. On pourrait ainsi avoir plusieurs niveaux d'alarmes par exemple.

Il en ressort la nécessité de construire des scénarios que ce soit pour la mise au point d'alarmes intelligentes et/ou de protocoles informatisés. Cette construction est le point clé de notre travail de thèse.

2.4.3 Comment construire des scénarios ?

La construction des scénarios doit reposer sur une **combinaison des données et des connaissances** afin d'obtenir un modèle du patient le plus pertinent possible. Le problème est d'une part, de rendre les données informatives et d'autre part, de découvrir les relations tant temporelles que causales entre elles afin d'assurer la construction de scénarios. Les connaissances permettront de guider tout le processus. Nous dégageons alors naturellement deux points :

(1) la transformation des données pour les rendre informatives,
(2) la construction des scénarios représentatifs du comportement du patient.

2.4.3.1 La transformation des données

Le fait de tenir compte de l'état du patient nécessite de prendre en compte les données. Comme nous l'avons vu dans la section 1.3, les données d'USIs sont complexes (incertaines, imprécises, ambiguës, de haute dimension) ce qui pose le problème de leur validation pour la construction d'un modèle. La comparaison avec les discours médicaux nécessite de transformer les données en des informations décrites en des termes plus proches des experts.

L'**abstraction des données** permet en particulier de rendre les données informatives :

> *Some of the information needed in the diagnosis process is entered in the same form it is needed, e.g., by answering questions with yes or no. Other parts, such as complex series of measurements must be filtered to eliminate measuring errors, compared to each other to detect trends, and abstracted to turn a host of data into information useful to the physician. Not only high-frequency domains such as monitoring in an ICU, but also low frequency domains in which parameters are measured a few time per a day often demand complex abstractions from the numbers delivered by the laboratory, namely their association with one of several qualitative values such as "normal", "too high", or "too low".* [Seyfang et al., 2002]

[15] par *explicative*, nous entendons la qualité d'expliquer, de donner une raison valable à une alarme (si une alarme sonne, le système serait capable d'expliquer pourquoi ; on peut envisager un système d'alarmes intelligentes par le fait de filtrer aussi toutes les fausses alarmes (voir la section 3.3.1.1 pour un exemple de système dédié à la diminution des fausses alarmes). La notion donnée d'*explication* peut être rapprochée alors de celle de diagnostic.

[16] par *prédictive*, nous entendons la qualité de prévoir dans une juste mesure ce qui risque de se produire et indiquer éventuellement une thérapeutique.

[17] mais pas d'indication thérapeutique dans ce cas là

2.4.3.2 La construction des scénarios

En pratique, la construction de scénarios exclusivement à partir des données ou de l'expertise médicale n'est pas réaliste. Les cliniciens ne sont pas intéressés par les mesures instantanées des paramètres et préfèrent pouvoir suivre leur évolution. En plus de la complexité des données, nous ne disposons pas de connaissance précise sur l'évolution normale ou anormale espérée pour un patient donné (voir la section 1.4). En réalité, les cliniciens ne peuvent pas décrire à l'avance les scénarios qu'ils aimeraient que le système détecte. Cette difficulté supplémentaire peut s'expliquer par le fait que :

- Les situations typiques sont difficiles à abstraire.
- Les médecins ne sont pas capables de formaliser leurs prises de décision.
- Chaque patient est unique et les réponses physiologiques aux différents événements sont très variables suivant les individus.
- Pour chaque patient, les réponses physiologiques peuvent elles-mêmes dépendre du contexte (jour ou nuit, présence de la famille,...).
- Les décisions médicales peuvent s'appuyer sur des éléments non accessibles par les ordinateurs (signes d'angoisse,...).

2.5 Problématique du travail de thèse

La problèmatique de ce travail de thèse est donc l'extraction de scénarios à partir des données et des connaissances.

Notre objectif est d'extraire petit à petit des séquences typiques des données monitorées dans le contexte du sevrage. Nous envisageons un système permettant, dans un premier temps, la construction d'abstractions grâce à la combinaison d'informations et de connaissances (ces dernières consistent en des connaissances 'simples", voir section 3.2.3). Dans un second temps, de ces séquences abstraites (états, événements, ...), le système devrait détecter et extraire des régularités, *a priori* inconnues, qui pourront éventuellement être considérées par les experts cliniciens comme représentatives d'une classe de situations (scénarios) à reconnaître.

Pour ce faire, le travail de cette thèse comporte deux axes :

(1) **Définir une méthodologie globale d'extraction de scénarios** où sont développés de façon précise le rôle et la gestion des données et des connaissances.

(2) **Développer une méthode d'abstraction des données pour la construction de scénarios**.

Nous présentons dans le chapitre suivant un état de l'art de l'abstraction de données dans le contexte de la surveillance de patients. Nous en profitons pour décrire le point de vue adopté pour assurer au mieux la robustesse et la pertinence des abstractions. Nous étudierons ensuite, la problématique de la fouille de données pour l'extraction de scénarios.

Dans ce chapitre, nous avons décrit les nouvelles voies de surveillance en USIs : les protocoles. Leur informatisation, à l'heure actuelle repose principalement sur les connaissances expertes. Le protocole est construit par les experts, les données patient abstraites et leur comparaison est alors rendue possible. La construction de scénarios est alors un pré-requis à la mise en place de protocoles informatisés. Ces scénarios doivent être construits à partir de la connaissance médicale et des données patient afin de pallier l'incomplétude des premières et la complexité des secondes. Le travail présenté dans cette thèse se situe à ce niveau-là. La construction de scénarios nécessite alors :

- ***une abstraction des données robuste,***
- ***la découverte de liens entre les paramètres.***

Ces deux points vont être développés dans le chapitre suivant.

Chapitre 3

ABSTRACTION DES DONNÉES ET DÉCOUVERTE DE SCÉNARIOS

Un processus de fusion ?

Ce chapitre est constitué de deux parties. Nous présentons tout d'abord un état de l'art de l'abstraction de données dans les systèmes de surveillance de patients. L'abstraction de données permet de rendre les données informatives en en faisant une synthèse pertinente. Dans un premier temps, nous définissons les mécanismes de l'abstraction temporelle. Puis, dans un deuxième temps, nous présentons notre point de vue selon lequel un système d'abstraction doit reposer sur un processus de fusion des données et des connaissances afin d'assurer la robustesse du système. Après avoir défini la fusion, nous expliquerons ce qui nous permet de faire une telle relation. Ensuite, à partir de ces considérations, nous étudierons plusieurs systèmes d'abstraction selon le rôle des données et de la connaissance dans leur construction. Le but de cette première partie est donc de présenter les différents points de vue présents dans la littérature et surtout de mettre en exergue le fait qu'il y a un réel besoin d'un système utilisant de la fusion.

Ensuite, nous présentons la recherche de patterns à partir des données temporelles. Dans le chapitre précédent, il a été mis en exergue la nécessité de construction de scénarios à partir des données et des connaissances. Les scénarios découverts permettraient, en particulier d'améliorer le processus d'abstraction. Nous situons ainsi la recherche de scénarios dans le processus plus global

d'extraction de connaissances et spécialement dans celui de la fouille de données. Ensuite, nous présentons la fouille de données temporelles et décrivons les caractéristiques des données temporelles, la représentation des patterns à découvrir, les critères d'évaluation de ces patterns et enfin les différentes méthodes de fouille. Ce tour d'horizon permet de situer plus clairement la recherche de scénarios dans notre contexte. Enfin, nous présentons la technique de fouille qui semble adaptée à notre problématique et qui repose sur la recherche de règles d'association. Cette présentation est axée sur les critères d'évaluation.

3.1 Qu'est-ce que l'abstraction ?

3.1.1 Un préambule à la définition de l'abstraction de données

Le verbe abstraire provient du verbe latin *abstrahere* qui signifie détourner. D'après le dictionnaire "Le petit Larousse" éditions 2000, abstraire signifie "isoler, séparer mentalement un élément, une propriété d'un objet afin de les considérer à part". Mais dans quelle mesure peut-on dissocier un objet ou une propriété de son environnement sans perdre tout sens ou signification intrinsèque de cet objet ? Par exemple, si l'on considère une personne avec une fréquence cardiaque de 150 bp/min, peut-on considérer pour autant qu'elle a une valeur anormale ? Suivant si elle est au repos ou en activité physique, la valeur de la fréquence cardiaque sera anormale dans le premier cas et tout à fait normale dans le second cas. Ici, on voit bien qu'il est nécessaire de tenir compte du contexte pour abstraire de façon pertinente des données ou objets. Ainsi, dès à présent, on considérera le fait d'abstraire comme une interprétation et ce, en tenant compte de l'environnement de l'objet à abstraire.

Le fait de tenir compte du contexte nécessite d'introduire toutes sortes d'informations et de connaissances dans le processus global d'abstraction. Cette introduction est permise grâce à la **fusion**. La fusion est le maître-mot, selon nous, dans un processus d'abstraction. Si nous considérons la définition de la fusion donnée par Sylvain Gatepaille et Stéphan Brunessaux dans le bulletin de l'AFIA n° 24 de 1996, il est clair que la fusion rejoint les objectifs de l'abstraction. Elle est définie de la manière suivante :

> *Procédé d'intégration d'information depuis des sources multiples permettant de produire des données unifiées les plus spécifiques et les plus pertinentes sur une entité, activité ou événement.*

Dans cette définition, ce qui nous semble tout à fait intéressant pour notre problématique est le fait de définir la fusion comme un "*procédé d'intégration*", ce qui sous-tend un aspect de gestion et d'assimilation d'informations différentes, qui nous paraît primordial comme nous le verrons dans la suite. De plus, le résultat est décrit comme la production de "*données unifiées [. . .] les plus pertinentes*", ce qui correspond aux résultats que l'on peut attendre d'un

processus d'abstraction de données. Pour cela, il nous semble tout à fait naturel d'introduire la notion de fusion dans une méthodologie d'abstraction puisque, selon nous :

> *Abstraire des données d'un système est d'abord fusionner les données, informations et connaissances disponibles.*

La section suivante présente les mécanismes formels de l'abstraction. Celle-ci est décrite de façon détaillée, voir même minutieuse et le rôle important de la connaissance *a priori* dans cette construction est mis en exergue.

3.1.2 Les mécanismes formels de l'abstraction de données

Le processus d'abstraction évolue dans l'espace des paramètres du domaine à plusieurs niveaux de granularité temporelle. Son objectif est de transformer des données numériques instantanées en des données symboliques sur des intervalles de temps, et de générer plusieurs niveaux d'abstraction résumant l'évolution des paramètres [18].

Dans cette section, nous décrivons tout d'abord les mécanismes "primaires" de construction des abstractions, qui se retrouvent dans tous les processus d'abstraction. Puis, dans une seconde section, nous présentons des concepts plus évolués, de niveau d'interprétation supérieur.

3.1.2.1 Les abstractions verticales et horizontales

En intelligence artificielle, on définit généralement l'espace dans lequel l'abstraction va avoir lieu comme un espace à deux dimensions. L'axe horizontal concerne la dimension temporelle des données. L'axe vertical concerne les valeurs des paramètres, qu'elles soient numériques ou symboliques. D'après Shahar, toute augmentation seule de la granularité temporelle est une **abstraction horizontale** et tout changement de l'espace des paramètres est une **abstraction verticale** [Ramaux, 1998]. Ainsi, trois types d'abstraction sont référencés selon Shahar [Shahar, 1994] : les abstractions verticales (concernant l'aspect paramètre), les abstractions horizontales (concernant l'aspect temporel), et les abstractions obliques ou tendances (liant les paramètres et le temps). Ces trois types d'abstraction sont liés à des mécanismes basés sur la connaissance.

Les abstractions verticales

On note que Shahar considère les abstractions verticales comme un cas particulier des abstractions temporelles. Pour Clancey [Clancey, 1985], les abstractions verticales permettent de changer l'espace des paramètres et ne sous-tendent pas nécessairement de notion temporelle.

Trois mécanismes d'abstraction verticale sont répertoriés :

- **L'abstraction qualitative** est une classification symbolique des données numériques (par exemple, fréquence respiratoire : 10, 25, 35 cycles/minute → bas, normal, haut).

[18] Russ dans [Russ, 1995] note que l'abstraction des données permet ainsi de réduire les temps de calculs des machines

- **L'abstraction définitionnelle** est basée sur les caractéristiques essentielles et nécessaires d'un concept (par exemple, une désaturation est une chute de la SpO2).
- **La généralisation** est un sous-type hiérarchique (par exemple, une désaturation rapide est une sous-classe d'une situation alarmante).

Les abstractions horizontales

Quatre mécanismes d'abstraction horizontale sont communément distingués :
- **L'interpolation temporelle** met en relation une propriété instantanée et un intervalle temporel (il y a une notion sous-jacente de persistance sur un intervalle temporel)[19].
- **La prolongation par continuité** crée un état à partir des deux états consécutifs lorsque une propriété donnée est valide.
- **L'agrégation** concerne la concaténation d'états consécutifs où une propriété n'est valide que sur une partie d'entre eux.
- **L'oubli** permet de ne pas tenir compte de données redondantes ou non-pertinentes [Dojat, 1994].

Ces différents mécanismes d'abstraction sont résumés dans la figure 3.6.

[19] Dans [Russ, 1995], une abstraction quantitative peut avoir lieu telle que si deux mesures sont effectuées à t_0 et à t_{0+dt}, on attribue la première mesure sur l'intervalle $[t_0, t_{[0+dt[}$.

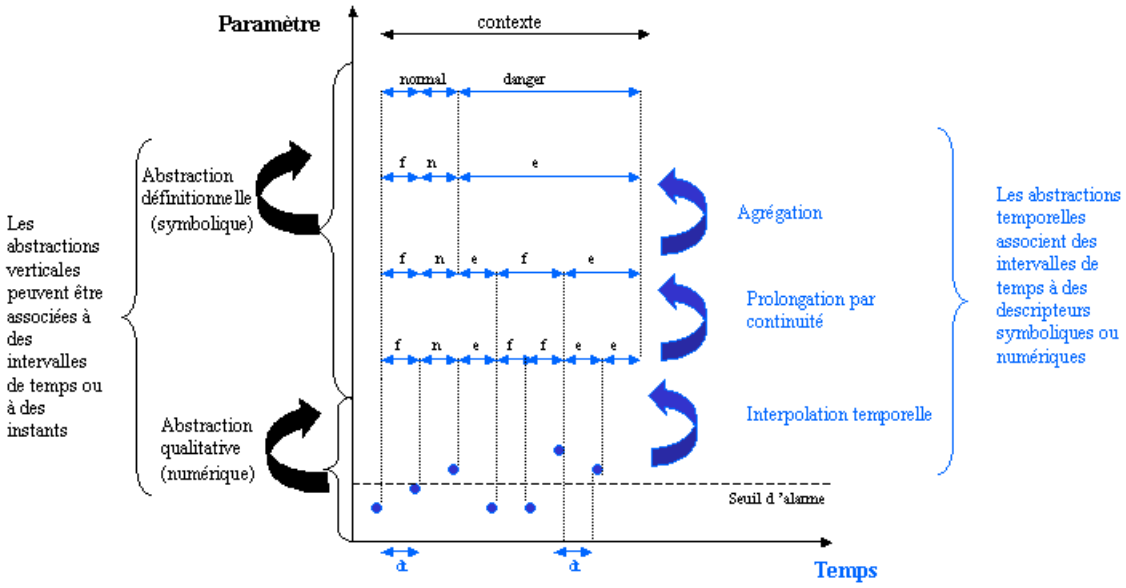


FIG. 3.6: **Illustration des abstractions verticales et horizontales.** *"f", "e", "n" signifient respectivement, "faible", "élevé" et "normal". Toutes ces étapes d'abstraction sont effectuées dans un certain contexte. L'étape de prolongation par continuité permet de remplacer deux intervalles "élevé" par un seul. L'étape d'agrégation permet de remplacer l'ensemble d'intervalles codés par "élevé", "faible", "élevé" par un seul codé "élevé". La phase d'abstraction qualitative permet de transformer des valeurs numériques en symboliques, d'où les différents symboles obtenus comme "élevé". L'abstraction définitionnelle interprète les abstractions précédentes à un niveau supérieur.*

3.1.2.2 Les abstractions temporelles simples et complexes

Elles permettent de reconnaître des formes caractéristiques dans une série temporelle. Elles consistent en la détermination de deux sortes d'abstraction suivant le niveau d'interprétation des données [Bellazzi et al., 1998] : les abstractions simples et les abstractions complexes. Les premières correspondent à celles décrites dans la section précédente et les secondes à des abstractions de plus haut niveau [Ramaux, 1998] :

> *Les abstractions temporelles utilisées sont scindées en deux classes différentes. L'abstraction temporelle simple permet d'identifier à partir de séries chronologiques des séquences ou des tendances temporelles. [...]. Les abstractions utilisées par Larizza ont pour but de simplifier la représentation de l'évolution des données en une séquence d'épisodes significatifs. D'autre part, un mécanisme de persistance ainsi que d'agrégation d'intervalles temporels est introduit. L'abstraction temporelle complexe offre une représentation synthétique de la combinaison de deux abstractions temporelles simples ou complexes. Les fonctions implémentées à ce niveau sont proches de la reconnaissance de formes* (p43).

L'abstraction temporelle complexe n'est pas construite à partir des données brutes mais à partir d'abstractions (simples ou complexes) ; elle représente des relations temporelles entre abstractions.

3.2 Abstraction et fusion ?

Afin de pallier les problèmes d'incomplétude tant au niveau des données qu'au niveau des connaissances, une méthodologie d'abstraction se doit d'être robuste. De plus, les données d'USIs sont tout à fait particulières (voir section 1.3.2) ce qui pénalise tant les méthodes statistiques traditionnelles que les méthodes à base de connaissances. Par méthodologie robuste, nous entendons un processus contrôlé afin d'apporter de l'information fiable et pertinente. Ce contrôle peut être effectué grâce à la fusion [Bloch and Hunter, 2001] :

> *The reason for fusing information is usually the hope of getting more precise, or more reliable information as a result. Let us briefly recall the different defective aspects of information : ambiguity, uncertainty, imprecision, incompleteness, vagueness, inconsistency.*

Nous proposons ainsi une approche :

1. **Utilisant de la fusion** afin d'enrichir le processus de décision.
2. **Incrémentale** : le processus se fait en plusieurs étapes et chaque étape est soumise à contrôle. De plus, les approches incrémentales permettent :
   - une utilisation possible des informations même si le processus n'est pas terminé,
   - une plus grande richesse au niveau de la prise de décision.

3.2.1 La fusion dans le processus d'abstraction temporelle

Nous distinguons trois types de fusion suivant les sources qui vont être combinées.

La première source est issue d'une source "physique" ; ce sont les valeurs d'une donnée issues d'un capteur par exemple. Mais on peut aussi envisager une source comme étant une donnée ou une donnée interprétée à un certain moment dans un processus. Elle correspond alors à un niveau d'interprétation d'une donnée (information ou connaissance[20]). Dans [Bloch and Hunter, 2001], les auteurs distinguent ces sources suivant leur représentaion numérique ou symbolique (cette dernière représentation comprenant les connaissances). Enfin, puisque l'on considère des données temporelles, la caractéristique temporelle est représentée.

La fusion va alors consister en la gestion, l'utilisation des différentes sources dans le but d'interpréter de la meilleure façon possible des données.

Nous décrivons l'espace de fusion selon trois axes (voir figure 3.7) : l'axe des sources "physiques", celui des niveaux d'interprétation et enfin l'axe temporel. Un élément de cet espace correspond à une source physique, à un niveau d'interprétation et à un temps donnés.

Nous définissons ainsi plusieurs types de fusion suivant les sources :

La fusion sémantique construite à partir d'une même source "physique", à un même instant ou à un même niveau temporel et à plusieurs niveaux d'interprétation.

La fusion "multi-sources" construite à partir de sources "physiques". Elle permet de combiner des informations de plusieurs paramètres à un même niveau d'interprétation et à un même instant ou à un même niveau temporel.

La fusion temporelle construite à partir d'une même source à un même niveau d'interprétation et à plusieurs instants ou à plusieurs niveaux temporels.

[20] Nous verrons dans le chapitre 4 les définitions précises de ces concepts.

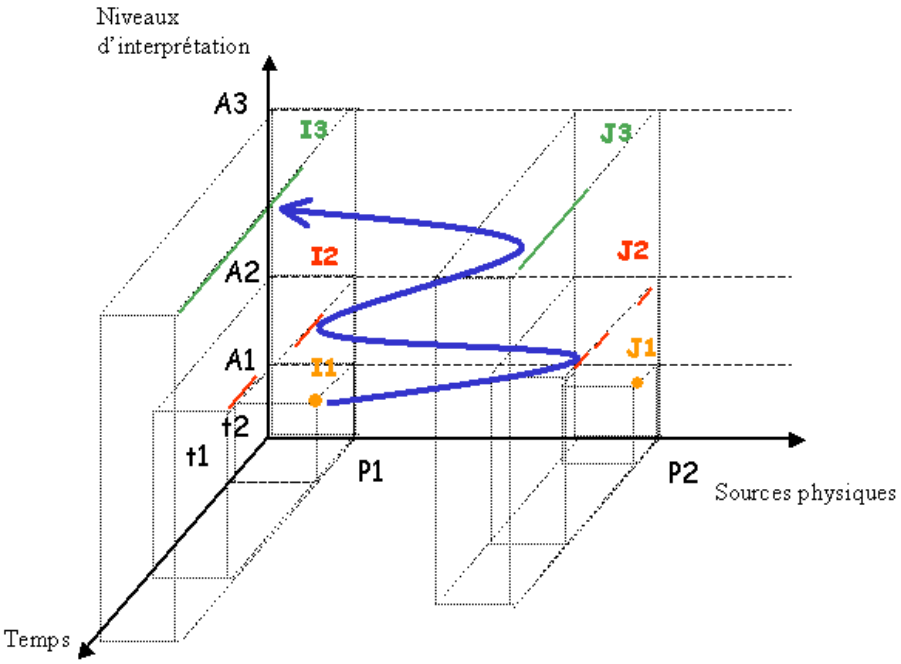


FIG. 3.7: **La fusion suivant les sources.** *Les points I_i et J_i pour $i \in 1,2,3$ correspondent à différentes interprétations des paramètres (sources physiques) P1 et P2. Les points I_1 et J_1 correspondent à des valeurs numériques ou symboliques à un instant donné. Les ensembles d'intervalles I_2 et J_2 représentent des valeurs numériques ou symboliques sur des intervalles temporels ; il peut s'agir des abstractions obtenues après l'étape d'interpolation temporelle. Les ensembles d'intervalles I_3 et J_3, les abstractions après l'étape d'agrégation par exemple. Chaque ensemble $\{I_1, J_1\}$, $\{I_2, J_2\}$ et $\{I_3, J_3\}$ correspond à un niveau d'interprétation, A_1, A_2 et A_3. Une ligne verticale qualifie une fusion à partir de plusieurs niveaux d'interprétation d'une seule source physique. Une ligne horizontale signifie que la fusion a été effectuée à partir de plusieurs sources "physiques" à un même niveau d'interprétation ; elle est qualifiée de fusion multi-sources. La courbe qualifie une fusion "mixte" ou "oblique" : elle combine plusieurs sources "physiques" à plusieurs niveaux d'interprétation. C'est cette fusion là qui nous paraît être la plus pertinente.*

3.2.1.1 La fusion sémantique dans le processus d'abstraction

La fusion sémantique consiste en la combinaison de différents niveaux d'interprétation de la même source physique (ou donnée) dans le but d'obtenir ou de faire ressortir des caractéristiques pertinentes de la donnée représentant une entité, activité ou événement (on reprend ici la définition de la fusion donnée précédemment, transposée au cas où l'on considère une seule donnée).

La fusion sémantique permet de construire des nouvelles abstractions à partir d'autres abstractions. Cette affirmation sous-tend une libre circulation des informations dans le processus. Comme on l'a vu, la fusion permet d'abstraire des données. Un exemple de fusion sémantique est la construction des abstractions complexes définies dans la section 3.1.2.2 ; la combinaison des abstractions simples et de plusieurs types de connaissances permet de définir d'autres abstractions (la fusion temporelle a été aussi introduite).

3.2.1.2 La fusion "multi-sources" dans le processus d'abstraction

La fusion "multi-sources" n'est pas utilisée sur des données d'USIs, ou du moins si elle l'est, c'est après une étape de fusion sémantique. Les raisons sont essentiellement pratiques (mais des recherches vont dans ce sens depuis peu), en particulier parce que les relations entre les données d'anesthésie réanimation sont mal connues. De plus, elles sont difficilement transcriptibles par les médecins. Ceci s'explique de plusieurs manières. Tout d'abord, le flux de données est important (de l'ordre d'une mesure par seconde par paramètre et ce pour plusieurs dizaines de paramètres) et le format des données ne correspond pas aux discours des médecins, ce qui empêche une bonne "visibilité" des données par les médecins. Ces derniers abstraient les données naturellement et considèrent ainsi principalement leurs valeurs symboliques, à savoir un paramètre considéré comme "normal" ou "anormal". C'est pourquoi la fusion "multi-sources" est employée une fois les données abstraites pour extraire de la connaissance.

3.2.1.3 La fusion temporelle

La fusion temporelle est omniprésente dans les processus d'abstraction temporelle. En particulier, les mécanismes horizontaux d'abstraction relèvent de fusion temporelle. Nous n'entrerons pas dans plus de détails (voir par exemple [Bloch, 2003] où un chapitre lui est consacré).

3.2.1.4 La fusion "mixte" ou oblique

C'est la fusion qui semble la plus pertinente dans un processus d'abstraction. Elle combine plusieurs données à plusieurs niveaux d'interprétation. C'est aussi la plus complexe à mettre en œuvre et c'est pour cette raison qu'elle est très peu usitée.

A l'heure actuelle, les processus d'abstraction des données reposent principalement sur des méthodologies mono-paramétriques ; c'est à dire qu'elles permettent d'abstraire les données, donnée par donnée sans tenir compte (ou très peu) des relations entre les données. En ce sens, les méthodes d'abstraction relèvent d'une application de la fusion sémantique[21]. Ceci

[21] Nous verrons plus tard que l'abstraction des données devrait relever de la fusion oblique mais la complexité d'un tel système est telle que les recherches dans ce sens sont encore "embryonnaires".

dit, les systèmes d'abstraction actuels ne reposent pas sur des principes de fusion à proprement parler. Certains systèmes reposent uniquement sur une étude statistique de la donnée. D'autres seulement sur la connaissance experte. Il est clair que pour ces deux procédés, il n'y a pas de fusion sémantique puisqu'ils n'utilisent pas différents niveaux d'interprétation de la donnée. Des systèmes dits "mixtes" utilisant plusieurs sources d'informations (données et connaisances) sont plutôt des systèmes itératifs que des systèmes reposant sur de la fusion. Les différentes informations ne sont pas combinées, elles sont injectées dans le système d'abstraction au fur et à mesure. En outre, ces informations ne sont aucunement produites par le système. Nous développerons ces remarques dans la section 3.3.

3.2.2 Un processus incrémental

Le processus d'abstraction doit être contrôlé afin d'apporter de l'information fiable : un niveau trop bas d'abstraction "noie" l'information, et un niveau trop haut perd de l'information qui peut s'avérer pertinente. Il s'agit alors de déterminer le niveau optimal à atteindre et le moyen d'y parvenir. Cette recherche du "meilleur compromis" (pour résoudre le "gap sémantique") peut être optimisée par un procédé **incrémental**, contrôlé à chaque étape. De plus, le processus d'abstraction doit reposer sur des valeurs de paramètres fiables, cette exigence n'étant pas vérifiée automatiquement, en particulier dans les applications médicales à cause du bruit qui entache les données et des données manquantes.

Un processus incrémental permet de prendre de petites décisions au fur et à mesure du processus. De cette manière, il rend possible une validation petit à petit et limite donc les erreurs importantes. De plus, il est tout à fait adapté à un processus de fusion puisqu'il rend possible l'utilisation des résultats obtenus à chaque étape pour l'étape suivante.

3.2.3 Les connaissances dans le processus d'abstraction

L'abstraction temporelle peut être considérée comme une tâche d'interprétation des données [Shahar, 1997] :

> *The temporal-abstraction (TA) task can be viewed informally as a type of a generic interpretation task : given a set of time-stamped data, external events, and abstraction goal, produce abstractions of the data that interpret past and present states and trends and that are relevant for the given set of goals.*

Interpréter des données nécessite de la connaissance. Tous les mécanismes d'abstraction doivent être guidés par la connaissance du domaine. Une abstraction ne peut avoir lieu sans tenir compte du contexte, elle n'a de sens que dans un contexte précis ; autrement dit, l'action d'abstraire doit être contextualisée.

L'introduction de connaissances permet de guider le processus d'abstraction dans un contexte donné. Le contexte lui-même est construit à partir de connaissance (en l'occurrence des connaissances de classification). La section suivante décrit les connaissances utiles d'après Shahar [Shahar, 1997].

Les connaissances utiles selon Shahar

Afin de décrire chaque mécanisme d'abstraction en terme de connaissance utilisée, Shahar a classifié ces dernières selon quatre types [Shahar, 1997] :

- **La connaissance structurelle** concerne les propriétés des paramètres comme les unités, ...
- **La connaissance sur la classification** permet de transformer les valeurs numériques des données en valeurs symboliques par exemple.
- **La connaissance sur la sémantique temporelle** permet de concaténer deux intervalles successifs par exemple.
- **La connaissance sur la dynamique temporelle** détermine la persistance d'une valeur d'un paramètre, par exemple.

Chaque type de connaissance permet de guider les différents mécanismes d'abstraction temporelle. Considérons un paramètre échantillonné à 0.1Hz, soit une valeur toutes les dix secondes. Si on a la connaissance sur la dynamique temporelle du paramètre suivante : "valeur du paramètre valide sur dix secondes", alors on considère que sur l'intervalle de longueur dix secondes, le paramètre a la même valeur. Il s'agit uniquement de la connaissance utilisée pour la construction des abstractions. Plusieurs types de connaissance peuvent être utilisés pour une tâche d'abstraction.

Afin de conclure cette section, nous tenons à préciser que la contruction d'un système d'abstraction n'est pas aussi évidente que l'on pourrait le croire ; nous reprenons ainsi la citation suivante de Sowa mentionné dans [Clancey, 1985] :

> *The set of features... seem almost obvious once they are presented, but finding the right features and categories may take months or years of analysis. The proper set of categories provides a structural framework that helps to organize the detailed facts and general principles of a system. Without them, nothing seems to fit, and the resulting system is far too complex and unwieldy.*

3.3 Quelle utilisation des données et de la connaissance pour l'abstraction ?

A notre connaissance, les processus d'abstraction de données en USIs que l'on trouve dans la littérature ne sont pas qualifiés en terme de fusion de données. Cependant, on peut les classer suivant l'utilisation qu'ils font des connaissances et des informations. Certains présentent une méthodologie ne tenant compte que des données, d'autres reposent sur la gestion explicite des connaissances [Shahar, 1997] par exemple ou encore l'utilisation des données et des connaissances [Miksch et al., 1996]...

Chaque système de monitoring est dévoué à une tâche particulière. Certains sont conçus pour reconnaître des patterns prédéfinis (DIAMON-1 [Steimann, 1996], [Steimann, 1995] et TrenDx [Haimowitz and Kohane, 1996]) ; d'autres pour le suivi de protocole et la définition d'action thérapeutique à entreprendre (Vie-Vent [Miksch et al., 1996]). La comparaison est alors difficile. Les problèmes rencontrés pour la surveillance clinique de patients sont si nombreux qu'une seule approche ne peut pas les résoudre tous.

Dans cette section, nous détaillons ces méthodologies d'abstraction des données classées suivant l'utilisation des données et des connaissances qu'elles proposent afin de mettre en exergue des processus de fusion ou tout du moins, de pouvoir les comparer sur leur principe fusionnel. Ceci dit, on peut noter dès à présent deux points :

(1) Les données étant temporelles, la fusion temporelle est introduite dans tous les sytèmes d'abstraction, ainsi nous ne reviendrons pas ou peu sur cette fusion.

(2) Moins la connaissance est utilisée plus le traitement peut être considéré de bas niveau (il se résume à de la détection de tendances) et plus la connaissance est employée plus les abstractions sont de haut niveau (comme les scénarios de Dojat [Dojat et al., 1998]).

3.3.1 Des méthodes d'abstraction des données statistiques

Nous présentons ici, trois systèmes d'aide à la décision comportant chacun une étape d'abstraction des données. La construction des abstractions repose ici, sur des méthodes statistiques, très proches du traitement du signal qui transforment les données en une seule étape. Le premier système est primaire (et les abstractions sont donc de "très bas niveau") et nous verrons que la préoccupation des auteurs n'est pas l'étape d'abstraction. Les deuxième et troisième comportent une phase d'apprentissage pour le calcul des abstractions. Dans les systèmes présentés ci-après, les abstractions sont calculées paramètre par paramètre. Il n'y a donc aucune fusion à partir de sources physiques dans ces processus (au niveau du processus d'abstraction). Nous allons étudier ces systèmes suivant l'utilisation de fusion de niveaux d'interprétation.

3.3.1.1 TrendFinder

TrendFinder conçu par Tsien et al [Tsien, 2000], [Tsien et al., 2000], est un système élaboré pour découvrir de la connaissance nécessaire pour détecter des événements, ou des tendances dans des séries temporelles, en l'occurrence, des valeurs de paramètres de nouveaux-nés en USIs. Deux applications du système sont possibles : la première est de détecter des artefacts de bas niveau sur les signaux physiologiques et la seconde de détecter des tendances de haut niveau indiquant des "vraies alarmes". Il s'agit d'un système dédié à la diminution des fausses alarmes. La méthodologie est décrite de la manière suivante. Des tendances simples (moyenne, médiane, ...) sont calculées sur plusieurs intervalles temporels fixés (3, 5 et 10 minutes) pour chacun des quatre signaux physiologiques traités. A chaque valeur calculée est attribuée *a posteriori* une classe ("artefact", "non artefact" et "transition"). Elles sont réparties grâce au fait que durant l'acquisition des données, un expert se trouvait au lit du malade et était chargé d'annoter les alarmes. Ensuite, une régression logistique est appliquée pour chaque signal afin d'optimiser le nombre de noeuds fournis à un arbre de décision. Un arbre de décision est construit par signal pour détecter un artefact sur ce signal. Les résultats semblent encourageants. Par exemple, pour l'oxygène, tous les événements "non artefacts" (3335) sont classés correctement et 56 des 64 artefacts sont repérés comme tels. Cependant, le choix du calcul des tendances et de la taille des fenêtres dépendant de seuils prédéfinis est discutable.

Bilan Ici, on voit bien que la transformation des données, ce que l'on appelle abstraction, est sous-estimée ou tout du moins de très bas niveau. Il n'y a pas eu, à proprement parler, de véritable travail de réflexion sur ce sujet. Il s'agissait ici, de passer rapidement à l'étape de classification. Il n'est pas question de fusion pour aboutir aux abstractions, ni d'incrémentalité. Mais, les auteurs négligent l'importance de l'étape de transformation.

3.3.1.2 Les tendances de Calvelo et al

Dans [Calvelo et al., 2000], Calvelo et al proposent une méthodologie pour l'extraction de tendances locales de données de patients d'unités de soins intensifs. Les tendances sont calculées par régression linéaire dans une fenêtre temporelle glissante, appelée échelle caractéristique dont la taille dépend de la dynamique du paramètre traité. L'écart type donne un index de stabilité locale. L'étape d'abstraction qualitative est effectuée à partir du partitionnement du plan tendance/stabilité et procure des notions comme "augmenté, diminué, constant ou instable". Le partitionnement de ce plan nécessite l'introduction de connaissances *a priori* pour fixer les seuils ; il s'agit donc de **connaissances de classification**, puisque ces seuils concernent les variations des écart-types et des coefficients de régression propres à la méthodologie proposée. Dans ce papier, les seuils sont fixés au préalable quelle que soit l'évolution du patient. Mais, dans une version récente, pour la valeur du seuil de stabilité/instabilité, le choix du critère a été défini comme la valeur d'un percentile de la distribution des écart-types calculés sur une fenêtre pré déterminée de longueur fixe. Le principe de ce système est d'extraire le maximum d'information à partir des données elles-mêmes et de repousser le plus tard possible l'introduction de connaissances (dans le chapitre 5, on détaille cette méthodologie). Ensuite, un arbre de décision est utilisé pour la phase de décision.

Bilan Cette méthodologie a deux principales qualités. La première est de tenir compte de la dynamique propre de chaque paramètre, en particulier pour le calcul de la fenêtre glissante. La seconde est de proposer la notion d'instabilité. C'est une notion très pertinente et rarement définie (à notre connaissance, elle n'est pas répertoriée dans d'autres systèmes de monitorage clinique), en particulier en USIs où les signaux peuvent être très bruités et/ou très perturbés (par exemple si le patient tousse). Le contrôle est principalement dû à la modélisation statistique et la validation *a priori* est effectuée par les experts.

Même si l'étape d'abstraction est pertinente pour plusieurs points déjà évoqués, elle ne repose pas exactement sur de la fusion. La transformation numérique/symbolique est fondée sur l'introduction de connaissance *a priori* pour la détermination des seuils de stabilité/instabilité et augmenté/constant/diminué. Mais, cette étape est effectuée après le calcul des coefficients de régression et d'écart-types. On ne peut alors pas parler véritablement de fusion. Le processus est constitué de plusieurs étapes : calcul de l'échelle caractéristique par apprentissage, calcul des coefficients de régression et d'écart-types, puis transformation numérique/symbolique. En ceci, le processus est incrémental. Le calcul de l'échelle caractéristique permet de tenir compte de la dynamique propre de chaque paramètre. Cette échelle constitue une fenêtre glissante sur laquelle chaque tendance est calculée. Par contre, le seuil de stabilité/instabilité est fixe que ce soit pendant toute la durée du signal ou sur des intervalles fixes de longueurs pré-déterminées de ce signal.

3.3.1.3 Les abstractions de Morik et al

Ici, le problème est un peu différent, il ne s'agit pas à proprement parler de surveillance de patients en général. Le système est chargé de surveiller la prise d'un médicament en USIs (plus particulièrement, quand et comment changer la dose de tel médicament). Dans [Morik et al., 1999] [Morik, 2000] [Morik et al., 2000], Morik et al décrivent une méthode de combinaison de différentes méthodes d'acquisition de connaissances médicales basées sur les

machines à vecteur de support (*Support Vector Machines*).

L'abstraction de données est utilisée pour la détection de tendances ou de changements de comportement. Elle repose sur une analyse statistique ; la méthode employée est appelée ARIMA (Auto-Regressive Integrated Moving Average). La méthodologie s'appuie sur les travaux de [Imhoff et al., 1997] puis revus par Bauer et al [Bauer et al., 1998] (voir l'article de Imhoff [Imhoff et al., 1997] pour une description de cette méthode et les références de cet article). Le principe de ce modèle est de considérer chaque observation comme la somme de deux combinaisons linéaires ; une des observations passées (AR) et l'autre de bruits blancs (MA). Le "I" dans ARIMA signifie simplement qu'on applique le modèle aux différences entre deux observations. Les valeurs de prédiction de ce modèle pour les valeurs suivantes sont ensuite comparées aux valeurs réelles du laboratoire. Ce modèle permet de détecter les changements significatifs des valeurs des variables et d'estimer les effets des actions thérapeutiques sur trois variables physiologiques. Dans [Bauer et al., 1998], Bauer et al proposent une méthode statistique pour trouver des patterns qualitatifs de type tendance, changements de niveau ou outliers sur des données physiologiques. Elle est basée sur la reconstruction de l'espace des phases qui est la projection des séries temporelles dans un espace euclidien de dimension la longueur de la fenêtre temporelle choisie.

Le processus de reconnaissance de pattern s'appuie ainsi sur l'espace des phases et de la méthode des moyennes mobiles sur une fenêtre temporelle de dimension fixée au préalable (pour plus de détails, voir [Morik et al., 2000]). Le principe est de déterminer pour chaque point, si le vecteur de l'espace des phases associé aux points antérieurs et correspondant à la fenêtre temporelle, est dans une région critique [22] ; ce qui permet de détecter un changement de comportement du paramètre considéré.

L'abstraction dans le système d'aide à la décision Les abstractions construites par apprentissage "nourrissent" un système global. Ce dernier comporte un autre module comportant des règles (découvertes par apprentissage à l'aide de machines à vecteurs de support) permettant de modéliser les interventions appropriées quant à la quantité de médicament à injecter. Ensuite, à partir de la connaissance médicale et de l'expertise clinique en aide à la décision, une base de connaissances (s'appuyant sur la logique du premier ordre) sur les effets et les interventions thérapeutiques a été créée. De plus, il a été intégré un mécanisme de traitement statistique. L'intégration de procédures numériques et de base de connaissances facilite la tâche de validation de deux manières. D'un côté, la base de connaissances est validée par les enregistrements antérieurs des patients. De l'autre, les interventions médicales qui sont recommandées par les résultats de l'apprentissage sont justifiées par la base

[22] Le principe est décrit de la manière suivante (la fenêtre temporelle est ici choisie de longueur 60 observations et d_i est la différence entre deux observations) [Morik et al., 2000] :

> *The first 60 observations are taken and retrospectively analysed (i.e. outlying regions are estimated and patterns in this time interval identified). After this, a time window of length 60 is moved through the data. That means, that at time point 61 we determine if the phase space vector d_{61} is in the critical region. If not, then no pattern is detected, and the estimated critical region is replaced by a new one, that is estimated from the last 60 observations d_2, ..., d_{61}. This is repeated for every new observation as long as for the time point t the phase space vector d_t once falls into a critical region. Then the system is said to be no longer in a steady state, and after analyzing the consecutive observations d_{t+1}, d_{t+2},..., it is decided if a pattern is present similar to the retrospective analysis.*

de connaissances.

Dans [Fried et al., 2002], les auteurs répertorient plusieurs méthodes statistiques pour détecter des tendances ou des changements de niveau dans les données de monitoring. Cependant, ils concluent sur les limites de telles méthodes numériques et le besoin de les combiner à des méthodes à base de connaissances afin de pouvoir estimer l'état du patient.

Bilan Dans le système décrit dans les articles [Morik, 2000] [Morik et al., 2000], il s'agit principalement d'étudier les effets d'une action thérapeutique. Le contexte d'étude est restreint et les connaissances expertes sont bien définies (voir [Imhoff et al., 1997] pour la description des changements des paramètres attendus). L'application de cette méthode à des données de haute dimension comme en surveillance de patients en anesthésie réanimation semble compromise. Cependant, dans [Gather et al., 2001], Gather et al proposent une méthode de réduction de dimension. Une telle méthode permet de ne tenir compte que des variables les plus significatives avant de chercher des patterns caractéristiques. L'apprentissage du système de Morik et al nécessite de solides connaissances en mathématiques afin de la comprendre correctement et la visualisation des résultats n'est peut-être pas très explicite pour les experts médicaux. La validation des abstractions n'est pas faite explicitement. Les abstractions sont utilisées pour décider s'il faut effectuer une intervention thérapeutique. Ce sont alors les règles de décision d'une action qui sont validées par de la connaissance experte.

Dans le processus propre d'abstraction, il n'y a pas de fusion, ni d'incrémentalité. Comme dans les systèmes précédents, une fois les abstractions calculées, elles sont directement utilisées.

Bilan sur les méthodes statistiques d'abstraction Dans ces exemples, on note une absence quasi-totale de fusion de données, sémantique ou "multi-sources". Les méthodologies ne sont pas incrémentales ce qui empêche, par nature une fusion sémantique : puisqu'il n'y a qu'un seul niveau d'interprétation des données dans ces méthodes, il ne peut y avoir de fusion de plusieurs niveaux d'interprétation. Il est à noter que le travail de Calvelo et al repose sur une méthodologie incrémentale et induit plusieurs niveaux d'interprétation (au nombre de deux, niveau numérique avec les coefficients de régression et les écart-types et un niveau symbolique après le partitionnement du plan tendances/stabilité). Mais la méthodologie ne procède pas à la fusion, les différentes étapes se succèdent sans tenir compte de la précédente et il n'y a pas de combinaison d'informations. En ce sens, on considère qu'il n'y a pas de fusion sémantique.

La fusion "multi-sources" qui permet de combiner plusieurs paramètres n'est pas utilisée dans ces exemples. Aucune relation entre plusieurs paramètres n'est étudiée pour améliorer le processus d'abstraction.

L'introduction de connaissances est très faible. Les abstractions obtenues sont de "bas niveau".

3.3.2 Des méthodes d'abstraction mixtes

Les méthodes présentées ci-après sont appelées "mixtes" car elles utilisent à la fois les données numériques et les connaissances dans le processus d'abstraction. Elles tiennent

compte à différents niveaux des comportements des données numériques et des connaissances expertes dans le processus pour contrôler les mécanismes de l'abstraction, en particulier la transformation et l'interprétation des données. Les méthodes présentées sont au nombre de trois. Les deux premières consistent en la comparaison de patterns pré-définis grâce à la connaissance experte à des formes extraites des données ; il n'y a pas de fusion dans ces systèmes. La dernière est plus élaborée ; de la connaissance *a priori* est injectée à plusieurs niveaux du processus. Cependant, on ne peut pas, là non plus, parler de fusion sémantique ou "multi-sources". Les différents niveaux d'interprétation des données (d'où les différentes étapes d'abstraction) se suivent mais ne "communiquent" pas entre eux.

3.3.2.1 Le système TrenDx d'Haimowitz et al

TrenDx, conçu par Haimowitz [Haimowitz and Kohane, 1996] permet la reconnaissance automatique de tendances en comparant les données à des patterns appelés "trend templates". TrenDx a été appliqué à la surveillance de patients en USIs et de la croissance des enfants. En USIs, les principaux objectifs de leur système sont de développer des moniteurs dépendants du contexte afin de réduire le nombre de fausses alarmes et de créer un langage permettant aux utilisateurs d'écrire des patterns cliniques pertinents. Les formes de référence ou "trend templates" sont construites à partir des discours des experts et peuvent être associées entre elles ; il s'agit principalement de **connaissance de classification**. A partir de plusieurs modèles de régression linéaire (constant, linéaire et quadratique), les auteurs distinguent plusieurs types de comportement. Par exemple, un modèle quadratique avec des contraintes qualitatives permet de représenter une forte augmentation ou diminution suivie d'une stabilisation. La construction des abstractions repose sur des **connaissances sur la sémantique et sur la dynamique temporelles**. Grâce à ces différents comportements, les experts peuvent construire les patterns de situations connues. Ces patterns consistent alors en des contraintes appliquées à des intervalles temporels, ces derniers possédant des extrémités incertaines. Pour chaque valeur de contrainte de chaque intervalle temporel, est attribuée une distribution de croyance suivant le patient. Pour tenir compte des incertitudes temporelles, TrenDx utilise deux techniques : régression et granularité temporelle.

Bilan Le principal défaut de ce système réside dans le fait que le comportement "normal" du sujet observé doit être connu et traduisible, ce qui n'est pas toujours le cas. Dans [Horn et al., 1997], Horn et al critiquent le système TrenDx pour son manque de flexibilité. En effet, TrenDx ne s'adapte pas au contexte durant le temps d'observation. Les comportements dits "normaux" sont définis au départ et ne sont pas adaptatifs. Un comportement normal au début d'une observation peut très bien ne plus l'être après ; par exemple, après la prise d'un médicament ou un changement de ventilation, le comportement physiologique d'un patient en anesthésie-réanimation. D'après [Miksch et al., 1996], le système a aussi un défaut d'ordre conceptuel puisque TrendX ne prend pas en compte la thérapeutique et ses bénéfices sur le patient. Il s'agit ici, d'un traitement bas niveau ; il est principalement considéré comme un pré-traitement des données.

Le processus d'abstraction ne repose pas sur un principe de fusion, mise à part la fusion temporelle. La connaissance est utilisée pour classifier les patterns extraits et ces derniers sont construits à partir de modèles statistiques simples. Il n'y a pas de fusion de différents niveaux d'interprétation. En outre, les patterns sont extraits sans procédé incrémental.

3.3.2.2 Le système DIAMON-1 de Steiman

DIAMON-1 [Steimann, 1995] [Steimann, 1996], est un système pour la construction de moniteurs capables de faire du diagnostic. A partir de "patterns" pré-déterminés associés à des diagnostics, le système essaie d'identifier ces patterns dans le flux de données. Il s'agit de **connaissance de classification** ne rentrant pas directement dans le processus d'abstraction. Il fournit deux méthodes d'interprétation de données temporelles : une pour la détection de tendances basée sur des classes de comportement, et l'autre grâce à des automates, pour la modélisation de l'historique de la maladie du patient. C'est un moniteur intégrant le temps dans son modèle de données et combinant observations temporelles et logique floue. Steimann donne comme définition d'une tendance dans [Steimann, 1996] :

> *set of courses of continuous-time functions having identical meaning with respect to the given monitoring problem.*

Le signal est représenté dans un repère à trois axes : temporalité, valeur de possibilité et valeur numérique. A chaque point représenté par une valeur numérique et un temps correspondant est associé une mesure d'appartenance ; Steimann parle de concept d'évolution floue. Un ensemble flou d'évolutions est modélisé ; à chaque évolution possible est associée une possibilité globale. Ensuite, il procède à une approche par automates : une fois que chaque tendance est répertoriée dans la base de connaissances, l'automate permet de modéliser les comportements possibles du système à un instant donné. La spécification de l'automate n'est pas floue, seules les entrées le sont. L'automate flou permet de prendre en compte les abstractions temporelles. La construction de ces abstractions nécessite des **connaissances sur la sémantique et la dynamique temporelles**.

Bilan Ce système nécessite de connaître *a priori* les situations à détecter (par exemple, l'effet d'une ventilation manuelle sur un nourrisson provoque certaines réactions attendues et décrites par les experts), ce qui n'est pas toujours possible. On peut faire les mêmes remarques que précédemment ; la connaissance n'est pas utilisée directement dans le processus d'abstraction et il n'y a pas de fusions sémantique et "multi-sources" à proprement parler.

3.3.2.3 Le système VIE-VENT de Miksch et al

VIE-VENT [Miksch et al., 1996] est un système pour la validation des données et la planification d'une thérapie, et ce, pour la ventilation artificielle des nouveaux nés. C'est un système en boucle ouverte qui regroupe les systèmes d'alarmes, de monitoring et de thérapie. Il est dédié à la recommandation thérapeutique pour le changement de réglages du ventilateur. Il permet aussi de signaler des situations critiques, de commenter et de documenter l'état du patient ventilé. VIE-VENT dispose d'un module d'abstraction de données (voir page 37, le paragraphe "Le syndrome de détresse respiratoire").

Les auteurs appellent le processus d'abstraction "data point transformation". Le système met en correspondance la validation et l'abstraction des données. La validation permet principalement de détecter des artefacts et de vérifier que les abstractions sont cohérentes [Horn et al., 1997].

Le module d'abstraction des données se divise en plusieurs sous parties : l'abstraction qualitative des points par le biais de seuils, le lissage des oscillations autour des seuils,

l'adaptation des seuils et l'ajustement des valeurs qualitatives suivant le contexte (ce qui est permis par des **connaissances de classification**[23]) et enfin la transformation en des intervalles de temps à l'aide des tendances et des connaissances expertes sur les intervalles de temps (ce qui permet des termes qualitatifs comme "diminue trop vite", "diminue normalement", ...). Cette étape correspond à l'étape d'interpolation temporelle et nécessite de la **connaissance sur la dynamique temporelle** des données [24]. Ces différentes tendances calculées sur différentes fenêtres temporelles permettent de valider l'abstraction d'un point (par exemple, si la succession des tendances sur une fenêtre temporelle et la valeur symbolique du point ne sont pas cohérentes, l'abstraction attribuée au point est déclarée comme invalide et donc la mesure du point l'est aussi). La connaissance utilisée est une **connaissance de classification**.
Cependant, dans [Miksch et al., 1999], les auteurs proposent une nouvelle méthode d'abstraction des données brutes considérant celle de [Miksch et al., 1996] comme non utilisable sur des données obtenues sur de longues périodes. L'objectif de cette méthode est principalement d'améliorer le passage numérique/symbolique en introduisant de la **connaissance structurelle** [25].

Bilan Le processus d'abstraction est incrémental et à chaque étape est utilisé un type de connaissance. Ce système permet de tenir compte du contexte en plusieurs étapes ce qui est très pertinent. Chaque étape est "cloisonnée" et n'interfère pas sur la suivante ou la précédente. Les différents niveaux d'interprétation ne "communiquent" pas et la fusion sémantique n'est donc pas partie prenante du processus. La notion de validité d'un paramètre sur un intervalle de temps s'appuie principalement sur la comparaison des différentes tendances attribuées au point de mesure considéré. Elle est rendue possible par l'introduction de connaissances pré-établies sous forme d'heuristiques. Mais, la fusion est utilisée ici *a posteriori* et ne permet pas l'obtention de nouvelles abstractions.

La fusion "multi-sources" n'est pas présente puisque le système est quasiment " monoparamètrique". Il étudie principalement l'évolution d'un seul paramètre à la fois. L'étude des relations "multi-paramètres" est surtout réalisée dans l'étape de la validation, mais il s'agit d'heuristiques de connaissances de classification de type :

$$Valid(PULS) = false \Longrightarrow Valid(SaO2) = false$$

$$\mid HR - PULS \mid > 8 \Longrightarrow Valid(SaO2) = false$$

[23] Suivant le mode ventilation du patient, les seuils sont changés mais de façon évolutive sur un laps de temps prédéfini. L'ajustement des valeurs qualitatives se fait grâce à des règles du type :
if 30 < PIP<= 35 and PtcCO2 is "extremely below target range" then PtcCO2 is changed to "substantially below target range"

[24] Cette connaissance reste très générique. Elle permet de considérer plusieurs intervalles temporels sur lesquels les tendances sont calculées : la dernière minute, les 10 dernières minutes, les 30 dernières minutes et les 3 dernières heures. Ensuite, elles sont répertoriées suivant 10 valeurs qualitatives suivent des critères physiologiques ("diminue trop vite", "diminue normalement", ...)

[25] Des seuils sur chaque paramètre, donnés par les experts, permettent d'enlever les valeurs abérrantes des paramètres. Le bruit est filtré grâce à des informations supplémentaires sur la distribution des données, ce qui permet de dessiner une bande autour des valeurs brutes représentant l'erreur d'approximation. Et enfin, les courbes sont qualifiées suivant le comportement de la bande définie précédemment ; un passage numérique/symbolique est effectué.

Bilan sur les méthodes mixtes d'abstraction Dans les processus présentés, la fusion dans l'abstraction n'est pas non plus considérée en tant que telle. Bien que certains systèmes en semblent proches (comme VIE-VENT, par exemple), il ne s'agit pas exactement de fusion. Même si certains processus sont incrémentaux, les étapes sont cloisonnées, chaque étape est construite à partir de la précédente mais il n'y pas de circulation de l'information : le processus est principalement itératif. Les auteurs se servent de la connaissance *a priori* pour diriger leurs recherches mais elle ne rentre pas en compte directement dans la construction propre des abstractions.

3.3.3 Des méthodes d'abstraction à base de connaissance

Nous présentons trois processus d'abstraction à base de connaissances. Bellazzi et Larizza différencient deux types d'abstraction, Shahar a construit un système formel très proche de celui de Dojat. Ces trois processus nous ont déjà permis d'introduire les mécanismes formels de l'abstraction dans la section 3.1.2.

3.3.3.1 Les abstractions de Larizza et Bellazzi

Dans [Bellazzi et al., 2003], Bellazzi et al décrivent un projet de recherche définissant des méthodes et des outils pour l'estimation de la performance clinique d'un service d'hémodialyse sur la base de séries temporelles collectées durant la surveillance de patients diabétiques, divisée en sessions correspondant au moment où le patient va faire une dialyse (ce peut être une session par semaine, durant quelques heures sur plusieurs mois). Ce projet se divise en deux parties, une pour l'abstraction de données et l'autre pour l'extraction de connaissances grâce à des méthodes de découvertes de règles à partir de ces abstractions. Le module d'abstraction de données est décrit dans [Larizza et al., 1995]. Il s'agit de reconnaître des formes caractéristiques dans les séries chronologiques observées.

Dans [Bellazzi et al., 2002], les données sont d'abord *résumées* ; pour ce faire, des calculs de médianes et de percentiles ont été effectués pour chaque session. Ensuite, pour le calcul des abstractions simples, le principe est de classer les résultats en "increasing", "decreasing" et "'stationnary" pour les tendances et en "low", "high" et "normal" pour les états. Ils utilisent des **connaissances de classification**. A partir de ces dernières, sont construites les abstractions complexes. Celles-ci reposent sur l'étude des relations entre deux intervalles. Ces relations sont issues de l'algèbre d'Allen ("BEFORE", "FINISHES",...) [Allen, 1984]. La détermination de contraintes pour déterminer par exemple à partir de quel délai une abstraction est considérée comme étant avant une autre nécessite d'introduire des **connaissances sur la sémantique et la dynamique temporelles** des données. Dans [Bellazzi et al., 2003], Bellazzi et al ont affiné leur méthode d'abstraction. Les auteurs utilisent des filtres multi-échelles basés sur la transformée en ondelettes discrètes pour calculer les abstractions simples.

Bilan Le flux de données est relativement peu important puisqu'il s'agit de données ayant une fréquence d'acquisition de l'ordre de la mesure par jour et les abstractions sont donc calculées sur des intervalles de temps de l'ordre de la dizaine de mesures, soit de la dizaine de jours. Le calcul des abstractions simples reste assez primaire et ne tient pas suffisament compte de la dynamique des données et surtout, de la grande quantité de bruit présente.

Toutes les propriétés des abstractions (symboles et durée) sont données à partir de la connaissance. Il s'agit là aussi d'abstractions extraites à partir de signaux mono-paramétriques. Il n'y a donc pas de fusion "multi-sources". Par contre, la construction des abstractions complexes relève bien de la fusion sémantique puisqu'ils utilisent les abstractions simples (précédemment calculées) et plusieurs types de connaissance.

3.3.3.2 Le système RÉSUMÉ de Shahar et al

Shahar a implémenté une base de connaissances d'abstractions temporelles dans le système RÉSUMÉ. Celui-ci permet de modéliser et de créer des abstractions de données médicales et temporelles pour l'aide au diagnostic. L'objectif d'un tel système est d'*interpréter le passé et le présent plutôt que de planifier* [Shahar, 1994]. Ce système peut être appliqué dans plusieurs domaines : endocrinologie, surveillance du trafic routier.

Shahar a construit une base de connaissances d'abstractions temporelles à partir d'une étude très précise des mécanismes de l'abstraction temporelle. Il a décrit de façon formelle les mécanismes d'abstraction [Shahar, 1994], [Shahar, 1997], [Shahar and Cheng, 1999] que nous avons en partie présentés dans la section 3.1.2.1. L'abstraction sous-tend la notion de temporalité et de connaissance. Ces deux aspects sont cruciaux dans les mécanismes d'abstraction qu'il décrit.

La logique temporelle de Shahar se situe entre celles d'Allen [Allen, 1983] et de Mc Dermott [McDermott, 1982] : ses propositions sont interprétables sur des intervalles (comme Allen mais ici les intervalles peuvent être de longueur nulle) mais ses primitives sont des points. Elle est ainsi fortement inspirée de Soham [Shoham, 1987]. Cette logique correspond mieux aux données cliniques qui sont discrètes mais dont l'interprétation doit se faire le plus souvent sur des intervalles de temps [Shahar, 1994].

Dans un souci de formalisme, Shahar définit plusieurs entités de la base de connaissances d'abstractions temporelles (KBTA). Ces entités sont au nombre de treize et basées sur les notions d'événement, de paramètre, de contexte [26]. Grâce à l'ontologie des événements, celle du contexte et celle des paramètres ..., Shahar constitue l'ontologie des abstractions temporelles.

Les contextes d'interprétation comme *[...] "drug insulin has an effect on blood glucose during this interval" changes the interpretation of the state of the blood-glucose level, by suggesting a different definition of the value LOW [Shahar, 1997]*, sont construits principalement à partir de **connaissances de classification**.

Shahar utilise l'ontologie des abstractions temporelles qui permet de résoudre les cinq sous-tâches d'abstraction temporelle (voir figure 3.6 où sont reportés certains de ces mécanismes). Les cinq sous-tâches sont résolues par cinq mécanismes d'abstraction temporelle (voir figure 3.8). Le mécanisme tenant compte du contexte crée des intervalles liés au

[26] Chaque notion est définie en termes de proposition ou autre puis déclinée en structure prenant en compte son aspect temporel. Il définit un événement comme une action ou un processus extérieur. Il est ainsi externe au système d'abstraction, et ne peut donc être abstrait à partir des données (par exemple, l'administration d'un médicament). Il décline cette entité en une entité de type structure associant l'événement à un intervalle. Pour Shahar, un événement a une durée.

contexte. Par exemple, il peut s'agir du suivi d'un protocole spécifique ou de l'occurrence d'un événement externe. Le mécanisme d'abstractions contemporaines (correspondant à l'inférence temporelle verticale) crée des abstractions sur des points ou intervalles de type "état" sachant l'ontologie des paramètres, les intervalles contextuels et les paramètres. Il peut être appliqué à un paramètre ou à plusieurs. Dans ce dernier cas, à partir de plusieurs paramètres abstraits est construite une seule abstraction, sous forme par exemple de diagnostic. Les trois derniers mécanismes, le mécanisme d'inférence temporelle, d'interpolation temporelle et de reconnaissances de patterns temporels permettent de résoudre les trois dernières sous-tâches. La construction des contextes est essentiellement construite à partir de **connaissance de classification**. A chaque tâche d'abstraction correspond un ou plusieurs types de connaissance (voir figure 3.8).

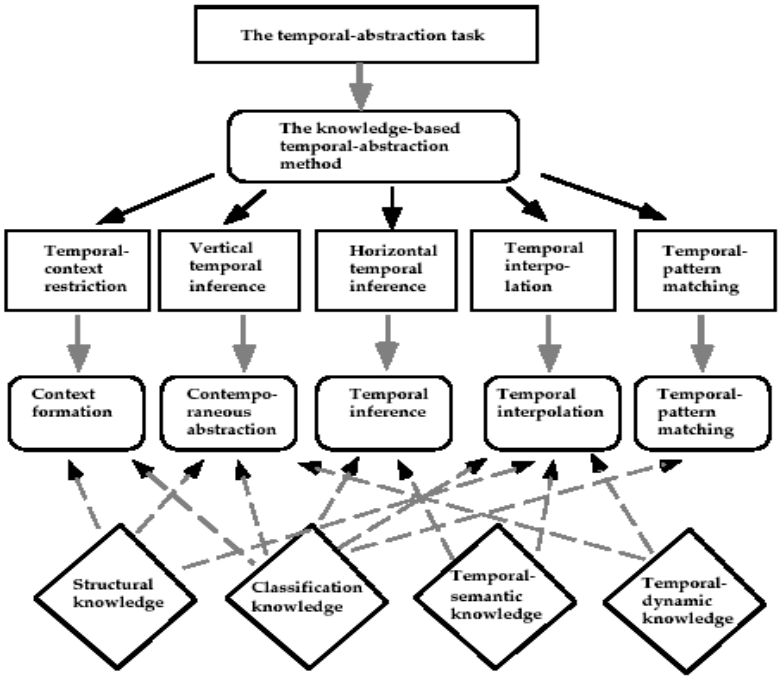


FIG. 3.8: **La méthode d'abstraction temporelle basée sur la connaissance (KBTA) d'après [Shahar, 1997].** *La tâche d'abstraction temporelle est divisée en 5 sous-tâches.* La restriction du contexte temporel *crée des intervalles contextuels à partir d'un but d'abstraction, d'intervalles d'événements ou de paramètres (par exemple, le contexte "AZT-toxicity interpretation context induced by the existence of an AZT-administration event in the context of the CCTG-522 AIDS-treatment experimental protocol").* L'inférence temporelle verticale *crée des abstractions symboliques par inférence à partir des valeurs contemporaines des paramètres (numériques ou symboliques)*[1]. L'inférence temporelle horizontale *(ou prolongation par continuïté) : "à partir d'intervalles temporels contigus, liés à un même paramètre, mais liés à des contextes différents, l'inférence temporelle horizontale permet d'abstraire un seul intervalle temporel qualifié par une proposition temporelle unique" [Ramaux, 1998].* L'interpolation temporelle *(correspond à l'agrégation lorsque l'on considère des intervalles) permet de générer des abstractions temporelles d'un même paramètre sur des intervalles disjoints voir même des points (création d'un intervalle si à 2 instants pas trop éloignés le paramètre traité a la même valeur dans le même contexte).* La reconnaissance temporelle de formes *crée des intervalles à partir d'intervalles disjoints par comparaison avec des modèles prédéfinis. Chaque sous-tâche peut être effectuée par un des cinq mécanismes d'abstraction temporelle. Les mécanismes d'abstraction temporelle dépendent de quatre types de connaissance.*

Bilan Selon Shahar et al, bien que ces résultats soient encourageants, ils notent quelques difficultés pour des données médicales, en particulier la représentation de données cycliques, la recherche d'une origine temporelle (âge du patient et cycles de chimiothérapie par exemple), l'intégration de requêtes statistiques ou temporelles et l'intégration de patterns d'événements (administration de médicaments) et non plus seulement de paramètres (glucose). D'après

[1]En fait, Shahar considère l'inférence temporelle verticale comme temporelle puisqu'il justifie le fait de joindre deux intervalles disjoints ou deux points si l'espace les séparant, c'est-à-dire le délai temporel entre les deux éléments, est en dessous d'un seuil donné. Il y a la notion de persistance des valeurs du paramètre dans un contexte temporel donné. Ainsi, on peut rapprocher l'inférence temporelle verticale de Shahar de l'abstraction qualitative de Clancey pour un paramètre et de l'abstraction définitionnelle pour plusieurs.

[Horn et al., 1997], le système RÉSUMÉ comprend plusieurs défauts : il n'inclut pas différents classifieurs pour différents niveaux d'anormalité, il nécessite de la connaissance prédéfinie du domaine ce qui n'est pas possible dans certains domaines. De plus, on peut noter que ce système ne semble pas adapté à des données de haute dimension comme celles d'USIs, où la fréquence des données est élevée.

Shahar et al ont permis de poser clairement et de manière formelle, voire même de "disséquer" le problème d'abstraction temporelle des données. Ils ont mis en lumière le rôle primordial des connaissances du domaine dans le mécanisme d'abstraction. Cependant, elles jouent un rôle tel, que la construction des abstractions est pénalisée dans le cas de domaines d'application où la connaissance est incomplète. En particulier, la reconnaissance de patterns qui permet d'obtenir des abstractions plus complexes et donc d'un niveau d'interprétation supérieur (par le biais de relations entre paramètres, par exemple), est basée entièrement sur la connaissance experte.

3.3.3.3 Le système NéoGanesh de Dojat

Les travaux de Dojat [Dojat, 1994] rejoignent ceux de Shahar dans la mesure où les abstractions sont là aussi principalement basées sur la connaissance. Les mêmes connaissances (**connaissance structurée, connaissance sur la classification, connaissances sur la sémantique et la dynamiques temporelles**) sont utilisées. Cependant, Dojat introduit les concepts d'abstraction d'oubli/agrégation afin de ne pas stocker des données obsolètes qui peuvent saturer les machines, en particulier en temps réel dans des domaines où un important flux de données existe. Ces abstractions permettent la construction de scénarios à partir de la connaissance experte. Ce système appelé NéoGanesh est en boucle fermée et est destiné à contrôler l'assistance ventilatoire de patients en USIs (voir chapitre 2).

Bilan Le processus est basé sur l'implication de plusieurs types de connaisances à chaque étape de l'abstraction. En ce sens, on peut parler de fusion. Cependant, la construction des patterns est régie par la connaissance experte et n'est pas apprise à partir des données : il n'y a pas de fusion "multi-sources" puisque ces règles ne sont pas apprises. Par contre, le processus est incrémental.

Bilan sur les méthodes d'abstraction à base de connaissances Ces deux systèmes (RÉSUMÉ et NéoGanesh) proposent une méthodologie de type "supérieur", c'est à dire qu'une fois les abstractions produites, le système ne permet pas d'y revenir. Pour cette raison, ils paraissent peu adaptatifs.

L'introduction de connaissances dans ces systèmes permet de contrôler les abstractions. Elle est aussi incrémentale puisqu'il y a plusieurs étapes : construction des abstractions simples et complexes pour Larrizza et al et plusieurs mécanismes (inférence, puis agrégation, etc ...) pour les deux autres. Par contre, bien que les systèmes décrits utilisent de la fusion sémantique, cette utilisation reste tout de même limitée. Ces processus sont incrémentaux : chaque étape d'abstraction est effectuée à partir des résultats de l'abstraction précédente. La fusion consiste principalement en la combinaison de ces résultats et la connaissance *a priori*. La communication entre les informations est alors restreinte. La construction de scénarios

ou de patterns est faite à partir de connaissance et ne procède pas à des règles apprises. En ce sens, la fusion "multi-sources" n'est pas utilisée.

3.4 Synthèse et présentation de quelques pistes pour l'abstraction des données

3.4.1 Synthèse

Nous récapitulons dans le tableau 3.2 les différents systèmes d'abstraction pré-cités suivant les principes énoncés en introduction de ce chapitre ; à savoir si ce sont des systèmes incrémentaux, et s'ils utilisent de la fusion (comme elle a été définie dans ce chapitre).

Au vu de ce tableau, il est clair que les méthodes d'abstraction de données citées dans ce chapitre, n'ont pour la plupart, pas tenu compte de ces principes. Même si certaines peuvent être décrites en terme de fusion, elles n'intègrent pas de fusion de plusieurs niveaux d'interprétation. La fusion est essentiellement due à l'incrémentalité de l'injection de connaissances qui permet de guider le procédé d'abstraction. En cela, il s'agit plutôt de procédés itératifs. Il n'y a aucun procédé de fusion "multi-sources" : les relations entre les paramètres n'ont pas été apprises, elles sont dues à la connaissance experte et les auteurs n'envisagent pas de les apprendre. Par contre, des opérateurs de fusion temporelle ont été employés dans tous les processus (plus ou moins évolués).

Ces méthodes n'ont pas été du tout construites suivant ces principes. Il est très difficile de comparer ces systèmes mais on peut en tirer quelques remarques :

Il n'existe pas de méthodologie clairement définie d'un système d'abstraction. Pour chaque système décrit précédemment, il n'y a pas de formalisation du problème (mis à part RÉSUMÉ où Shahar a formalisé le rôle de la connaissance grâce à la construction d'une ontologie, et non pas son rôle dans la dynamique du processus d'abstraction). Chaque système a été construit pour répondre à une problématique contextualisée et non formalisée.

Ces systèmes sont fermés. Une fois les abstractions établies, le système les considère comme définitives et il n'y a pas de moyen possible pour revenir en arrière. En particulier, les systèmes basés sur les statistiques marchent comme une espèce de "boîte noire" qui renvoie les résultats sans que ni les experts ne puissent intervenir, ni le système lui-même. Cet état de fait marque surtout un manque d'adaptabilité du système concerné.

3.4.2 Pistes

Partant de ce constat, nous avons essayé dans ce travail de thèse de formaliser la problématique de l'abstraction de données dans un contexte plus général qui est l'extraction de connaissances (puisque le but de ce travail est d'extraire des scénarios). Ainsi, concernant l'abstraction des données, nous nous sommes efforcés de construire une méthodologie basée sur une ontologie des concepts manipulés. Cette méthodologie propose :

- de manipuler des concepts clairement définis dans un souci de généralisation,
- de fusionner ces concepts afin d'en optimiser leur utilisation,
- de procéder par étapes successives afin de prendre de "petites" décisions et assurer le contrôle,

Systèmes d'abstraction		**Incrémentalité**	**Fusion**		
Principe	*Nom ou auteurs*		**Fusion sémantique**	**Fusion "multi-sources"**	**Fusion temporelle**
Basé sur les données	*TrendFinder*	non	non	non	oui
	Calvelo	oui	non	non	oui
	Morik	non	non	non	oui
Mixte	*TrendX*	non	non	non Des relations entre plusieurs paramètres ne sont pas cherchées pendant le processus d'abstraction.	oui
	DiaMon1	non	non	non même remarque que précédemment	oui
	VIE-VENT	oui	oui/non La fusion réside plutôt dans l'introduction de connaissances dans les étapes qui ne communiquent pas entre elles.	non car les règles permettant de passer à une abstraction définitionnelle sont obtenues grâce à la connaissance experte.	oui
Basé sur la connaissance	*Larizza*	oui	oui/non	non Des relations entre plusieurs paramètres ne sont pas cherchées pendant le processus d'abstraction.	oui
	RÉSUMÉ	oui	oui/non	non car les règles permettant de passer à une abstraction définitionnelle sont obtenues grâce à la connaissance experte.	oui
	NéoGanesh	oui	oui/non	non même remarque que précédemment	oui

TAB. 3.2: **Les différents systèmes d'abstraction suivant les critères définis (incrémentalité et fusion).** *Les réponses "oui/non" signifient qu'elles sont mitigées et que le système possède certains points pouvant répondre au critère défini mais pas de façon globale.*

– d'améliorer le contrôle par la découverte de scénarios permettant de revenir sur les abstractions déjà trouvées et éventuellement de les affiner. Nous développons ces points dans le chapitre suivant.

3.5 Découverte de scénarios et fusion

3.5.1 Les scénarios et les abstractions

Les systèmes d'abstraction cités sont des processus mono-paramètriques appliqués à chaque donnée et ils construisent donc les abstractions paramètre par paramètre. Or, faire une analyse multi-paramètrique serait certainement le plus pertinent. Par exemple, l'analyse des autres données peut expliquer un comportement surprenant d'une donnée : soit ce comportement est justifié puisque des comportements similaires se retrouvent chez les autres données, soit, au contraire il est classé comme artefact s'il n'est pas justifié par les autres. Ce genre d'analyse est typique du raisonnement des experts pendant la surveillance.

Ceci dit, certains systèmes tentent de prendre en compte le comportement de l'ensemble (ou d'une partie) des données (comme les systèmes de Shahar sous le nom de pattern ou Dojat sous le terme de scénario). Néanmoins, cette prise en compte est basée uniquement sur la connaissance experte : ce sont les médecins qui donnent les liens entre les paramètres, états, événements, ... Des systèmes de représentation des données et des connaissances sont développés pour leur faciliter l'expression de cette connaissance.

Comme on l'a vu au chapitre 1, la connaissance médicale est particulièrement incomplète et l'obtention de scénarios uniquement pas ce biais est limitée. L'extraction de scénarios par apprentissage à partir des données, informations et connaissances semble ainsi la méthode la plus pertinente. Cette extraction se place donc dans le contexte plus général d'extraction de connaissance (un scénario étant une représentation d'une connaissance), et en particulier, elle repose sur la fouille de données.

Dans notre travail de thèse, nous envisageons la **fouille pour l'extraction de scénarios**. Les données ont été préalablement transformées (par des méthodes d'abstraction), et la recherche de scénarios s'effectue à partir de ces données ou informations. Les scénarios permettraient :

– la découverte de connaissances, qui à leur tour permettraient
– le raffinement des abstractions, qui à leur tour permettrait
– l'obtention par le biais de méthodes de fouille de nouvelles connaissances,
– etc ...

Le processus s'arrêterait lorsque la connaissance découverte sera considérée comme suffisament pertinente par les experts.

Nous proposons ainsi une approche globale procédant par fusion sémantique (pour le calcul des abstractions), puis par fusion "multi-sources", puis après l'interprétation des résultats, de nouveau par fusion sémantique (pour raffiner les abstractions), etc... La fusion temporelle est présente dans tout le processus.

3.5.2 La fouille comme un processus de fusion ?

La fouille peut être envisagée comme un processus de fusion des données, informations et connaissances [Bloch and Hunter, 2001] :

Fusing data and rule bases aims at completing the data using (maybe defeasible) inference or at improving the rules by means of data. This involves some learning, and is close to data mining, where the aim is prediction.

La fouille peut reposer sur les trois types de fusion définis : fusion temporelle, fusion sémantique et fusion "multi-sources".

Comme pour les processus d'abstraction, trouver un algorithme adéquat de fouille consiste à trouver le bon équilibre entre la qualité des données et la connaissance disponible. Ainsi, il s'agit d'intégrer de la manière la plus pertinente et judicieuse les données et les connaissances afin de pouvoir extraire de la connaissance utile. La notion d'utilité nécessite l'interprétation des résultats obtenus et une méthode de validation et d'évaluation robuste.

Nous définissons à présent ce qu'est la fouille de données et en particulier la fouille de données temporelles afin d'introduire la recherche de patterns dans notre contexte.

3.6 Qu'est ce que la fouille de données ?

3.6.1 Définition de la fouille de données

On peut trouver sur le web plusieurs définitions de la fouille de données.
Par exemple, une définition dans un contexte industriel :

On peut définir le data mining comme un processus analytique destiné à explorer de larges quantités de données (typiquement en marketing, mais aussi en génomique, essais thérapeutiques,...) afin de dégager une certaine structure et/ou des relations systématiques entre variables, puis en validant les conclusions en appliquant les structures trouvées à de nouveaux groupes de données. Le processus suit donc trois étapes : exploration, construction d'un modèle ou définition d'une structure, et validation/vérification. Idéalement, si la nature des données le permet, le processus est répété par itérations jusqu'à ce qu'un modèle "robuste" soit obtenu.

... ou une définiton plus académique donnée par B. Zupan[27] :

Data mining is an increasingly popular interdisciplinary field that combine statistics, visualisation, machine learning, and other data manipulation and knowledge extraction techniques in order to gain insight into the relationships and patterns hidden in the data.

Finalement, la fouille de données est l'ensemble des techniques et algorithmes permettant de détecter des caractéristiques des données (comme des patterns [28], par exemple).

Elle est une étape dans le processus d'extraction de connaissance [Fayyad et al., 1996] :

it consists of applying data analysis and discovery algorithms that, under acceptable computational efficiency limitations, produce a particular enumeration of patterns (or models) over the data.

[27] http ://www.spss.com/france/seminars/

[28] Un pattern est une forme caractéristique des données qu'elles soient temporelles ou non, discrètes ou continues,... Il peut lier une ou plusieurs caractéristiques d'un même paramètre ou de plusieurs.

Les patterns obtenus devront être ensuite interprétés, évalués et validés pour extraire de la connaissance.

3.6.2 La fouille de données en trois axes

Il est remarquable de noter ici la difficulté de trouver des patterns caractéristiques des données. Suivant les applications, les dépendances/relations entre les données sont très complexes et ardues à transcrire, à interpréter. Les chapitres 1 et 2 ont permis de pointer le fait que les données sont souvent peu informatives, à potentiel informatif restreint. Les connaissances *a priori* sont bien souvent, faibles ou difficilement manipulables. Non seulement la fouille doit permettre la détection des patterns mais ces derniers doivent posséder des qualités informatives. Ainsi, la validation des patterns "utiles" est primordiale et doit être prise en compte dans le choix de l'algorithme de fouille, de la représentation des patterns et de la méthode de validation. Le choix de ces trois points fait partie intégrante de la fouille.

Ils peuvent être définis de la manière suivante [Fayyad et al., 1996] :

Une représentation du modèle Elle doit permettre une explicitation pertinente du pattern découvert, suffisamment expressive et informative pour l'utilisateur. Cependant, une représentation satisfaisante du pattern n'induit pas forcément une interprétation aisée du modèle (le meilleur exemple étant les réseaux de neurones dont les patterns peuvent être exprimés sous forme de règle mais dont l'interprétation du modèle reste une "boîte noire" pour l'utilisateur).

Des critères d'évaluation du modèle Ils sont quantitatifs et permettent de "quantifier" l'utilité, la nouveauté, l'informativité, ... des patterns découverts.

Une méthode de recherche Lorsqu'une représentation du modèle et les critères d'évaluation sont définis, la recherche du modèle peut être envisagée comme un problème d'optimisation : quel est le meilleur modèle qui optimise les critères d'évaluation pour la représentation du modèle choisie ?

Faire de la fouille de données, c'est aussi, dans un premier temps avoir ou choisir (lorsque l'on peut) **une représentation des données**. Avoir une représentation des données pertinente permet d'avoir des données informatives, à potentiel informatif et des résultats de la fouille dignes d'intérêt dépendent souvent de la représentation initiale des données.

Nous allons à présent présenter la fouille de données temporelles qui est le sujet nous intéressant dans cette thèse.

3.7 La fouille de données temporelles

Cette section est un tour d'horizon des problèmes posés pour la fouille de données temporelles. Il n'a pas la prétention d'être exhaustif. Il s'agit de présenter quelques représentations de données temporelles et quelques techniques de fouille. Le but de cette section est de mettre en avant les difficultés liées à toutes ces possiblités. Ici, se pose une question importante pour les données temporelles : traditionnellement, on transforme les données afin de pouvoir appliquer les algorithmes de fouille de données (qui sont indépendants du temps). Mais ne serait-il pas astucieux de développer de nouveaux algorithmes (spécifiques aux données temporelles)

pour pouvoir traiter les données ? Cette question commence à se poser chez les chercheurs s'intéressant aux données temporelles. Ceci dit, nous ne répondrons pas à cette question dans ce travail de thèse, d'autant plus que nous nous intéressons à des données temporelles mais dans le domaine médical, qui est tout à fait à part [Cios and Moore, 2002].

3.7.1 En quoi la fouille de données temporelles est-elle différente de la fouille de données atemporelles ?

Nous nous inspirons ici de [Höppner, 2002]. Il s'agit de quelques points de différence entre la fouille de données temporelles et atemporelles.

La différence repose principalement sur les données elles mêmes ; les données temporelles possèdent des caractéristiques spécifiques. Nous les détaillons ci-après.

3.7.1.1 Phénomènes de dilatation/translation

La notion de similarité dans les données temporelles est bien moins évidente que pour des données atemporelles. Ceci provient des phénomènes de dilatation/translation. Les mesures de similarité traditionnelles, comme la mesure euclidienne par exemple, ne tiennent pas compte de la dimension temporelle. La figure 3.9 présente quelques séries temporelles. La mesure euclidienne considère les courbes (a) et (c) comme similaires alors qu'il semble que ce soit les plus dissemblantes au contraire, du moins à l'œil humain.

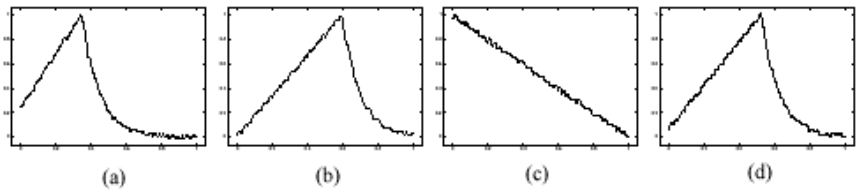


FIG. 3.9: **Illustration de la notion de similarité.** *La courbe (a) est plus "proche" de la courbe (c) que les courbes (b) et (d) lorsque l'on utilise la mesure euclidienne [Höppner, 2002].*

3.7.1.2 Plusieurs niveaux d'interprétation possibles

Dans les séries temporelles, il est souvent plus intéressant d'étudier les variations de comportement des données (les tendances en particulier) que la valeur elle-même à un instant précis. Mais, la détermination de la bonne échelle temporelle pour étudier les variations est complexe (voir par exemple [Calvelo et al., 2000]). Sur la figure 3.10, l'on peut se demander si les variations "rapprochées" sont significatives ou non et si elles ne sont pas simplement l'effet d'une mauvaise échelle de représentation, par exemple.

Il s'agit de pouvoir interpréter les données de la façon la plus fiable possible. L'étape de transformation des données prend tout son sens et reste une étape primordiale (voir section 3.1).

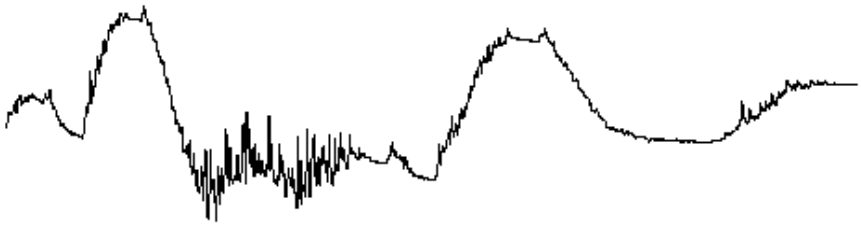


FIG. 3.10: **Exemple d'une série temporelle** (*[Höppner, 2002]*).

3.7.1.3 Dépendances des valeurs numériques

Les données temporelles correspondent à des valeurs d'une même variable à des instants différents. Ces valeurs ne sont pas indépendantes et sont fortement corrélées en général. Cette caractéristique est spécifique aux données temporelles contrairement aux données atemporelles.

3.7.1.4 Mesures d'intérêt de la connaissance

Trouver une mesure appropriée pour évaluer l'intérêt de la connaissance extraite n'est pas spécifique à la fouille de données temporelles. Cependant, la dimension temporelle complique la recherche d'une mesure pertinente puisque la fouille de données temporelles est généralement utilisée pour faire de la prédiction. Il s'agit de prédire au mieux comment le paramètre va se comporter. Ainsi, au début de l'épisode, l'incertitude quant à son comportement est importante et plus le temps passe, plus il est prédictible. Cette différence de "point de vue" est difficilement modélisable et donc mesurable. Ceci est renforcé par le fait que les mesures actuelles sont surtout consacrées aux données atemporelles.

3.7.2 Plusieurs types de représentation de données temporelles

La fouille de données temporelles concerne plusieurs types de représentation de données temporelles. Elles peuvent être sous la forme de :

Séries temporelles Ce sont des valeurs numériques échantillonnées à une certaine fréquence.

Fragments de séries temporelles Ce sont des séquences de séries temporelles séparées par des périodes où les données sont manquantes.

Séquences d'événements Ce sont des alarmes par exemple. A chaque événement correspond une étiquette temporelle précisant l'instant où a eu lieu l'événement.

Séquences d'états ou d'intervalles A chaque état correspond là aussi une étiquette temporelle mais elle est un intervalle temporel précisant la durée de l'état correspondant.

A chaque type de représentation des données temporelles, va correspondre une ou plusieurs technique(s) de fouille. Par exemple, pour une série temporelle classique, les algorithmes de fouille sont numériques comme par exemple les méthodes de régression. Pour des séquences d'états, la recherche de règles d'association va être plutôt considérée.

3.7.3 Plusieurs types de représentation des patterns

Les types de représentation des patterns peuvent être confondus avec le modèle de recherche des patterns. Par exemple, les arbres de décision désignent une méthode de fouille et une forme de représentation des patterns. Dans ce chapitre, nous nous focalisons sur les types de représentation. Cette étude n'a pas l'ambition d'être exhaustive mais de présenter succinctement des exemples.

La fouille de données concerne plusieurs types de représentation de patterns. Ils peuvent être sous la forme de :

Graphes C'est une représentation très explicite. Si l'on prend l'exemple des réseaux bayésiens, la structure propre du réseau peut être directement donnée par les experts du domaine.

Règles Elles sont principalement de type "SI (conditions) ALORS (conclusion)". La prémisse peut comporter plusieurs conditions, qu'elles soient quantitatives et/ou qualitatives, qu'elles portent sur des notions temporelles ou non, ... Les mêmes remarques sont applicables à la conclusion. Les arbres de décision rentrent dans cette catégorie.

Systèmes de visualisation spécifiques Les cartes de Kohonen [Kohonen, 1997][29] en sont un exemple. Les techniques de visualisation des patterns sont un sujet de recherche prometteur et en plein essor [Cios and Moore, 2002] :

> *Visualization techniques will play an increasing role in this setting, since images are the easiest for humans to comprehend, and they can provide a great deal of information in a single snapshot of the results.*

Dans [Unwin, 2002], l'auteur précise même que des systèmes de visualisation peuvent permettre d'évaluer les patterns découverts et ainsi, être des méthodes alternatives d'évaluation et de validation par rapport aux méthodes classiques telles que les méthodes de statistique.

Cette liste n'est pas non plus exclusive. Par exemple, la représentation de connaissances sous forme de scénario peut être autant une formulation sous forme de règle qu'une formulation sous forme de graphe.

3.7.4 Plusieurs critères d'évaluation et/ou de validation

Le principal problème de la découverte de patterns n'est pas tant la découverte elle-même que l'intérêt des patterns. Les patterns découverts par les algorithmes de fouille doivent être analysés suivant leur intérêt et leur capacité à apporter de la connaissance utile, nouvelle et pertinente. Dans cette section, nous assimilons donc les critères d'évaluation aux critères d'intérêt[30]. Cette "validation" ou "interprétation" peut être effectuée par l'intermédiaire de mesures construites à cet effet. Cependant, comme nous allons le voir plus tard, l'obtention de telles mesures est particulièrement délicate et mal aisée. La mesure des patterns découverts est une étape suivant la fouille de données dans le processus d'extraction. Mais,

[29] Les réseaux de Kohonen sont une projection d'un espace de dimension n dans un espace de dimension m. Afin de pouvoir observer concrètement les résultats, on choisit généralement m avec une valeur de 2. Il est néanmoins possible de le prendre avec une valeur de 3. Mais, cette valeur est rarement supérieure, pour des raisons de lisibilité graphique.

[30] Nous verrons dans un exemple présenté ci-après que des algorithmes de fouille peuvent être validés selon leur robustesse au bruit mais non pas par rappport à leur intérêt.

il n'existe pas de mesure universelle, i.e. valable pour tous les algorithmes et souvent, la mesure dépend de l'algorithme lui-même. Pour illuster notre propos, nous présentons les travaux de Hilderman et al qui ont essayé de classer ou du moins de recenser les mesures d'intérêt de la connaissance extraite.

On peut définir plusieurs critères d'"intérêt" qui peuvent être classifiés de deux manières [Hilderman and Hamilton, 2000] :

- mesures objectives : elles sont basées sur la structure des patterns découverts : j-mesure, facteur de certitude,...
- mesures subjectives : elles sont basées sur les croyances concernant les relations entre les données. Ces dernières sont sujettes à l'appréciation de l'utilisateur et de l'expert, eux seuls déterminent la pertinence des règles apprises suivant des critères qui leur sont propres ; ces mesures sont donc dépendantes de leur utilisation ultérieure et peuvent sembler ainsi complètement subjectives.

Dans [Hiderman and Hamilton, 1999], Hilderman et al répertorient 17 mesures d'intérêt qu'ils comparent suivant leur mode de représentation, la nature générale de la mesure (probabiliste, distance,...), le nombre de règles couvertes par chaque valeur d'intérêt et la classe de la mesure suivant son objectivité ou sa subjectivité (voir figure 3.11).

Interestingness Measure	*Representation*	*Foundation*	*Scope*	*Class*
Piatetsky-Shapiro's Rule-Interest Function	classification rules	probabilistic	single rule	objective
Smyth and Goodman's *J*-Measure	classification rules	probabilistic	single rule	objective
Major and Mangano's Rule Refinement	classification rules	probabilistic	single rule	objective
Agrawal and Srikant's Itemset Measures	association rules	probabilistic	single rule	objective
Klemettinen et al. Rule Templates	association rules	syntactic	single rule	subjective
Matheus and Piatetsky-Shapiro's Projected Savings	summaries	utilitarian	single rule	subjective
Hamilton and Fudger's *I*-Measures	generalized relations	distance	rule set	objective
Silbershatz and Tuzhilin's Interestingness	format-independent	probabilistic	rule set	subjective
Kamber and Shinghal's Interestingness	classification rules	probabilistic	single rule	objective
Hamilton et al. Credibility	generalized relations	probabilistic	rule set	objective
Liu et al. General Impressions	classification rules	syntactic	single rule	subjective
Gago and Bento's Distance Metric	classification rules	distance	rule set	objective
Freitas' Surprisingness	format-independent	probabilistic	rule set	objective
Gray and Orlowska's Interestingness	association rules	probabilistic	single rule	objective
Dong and Li's Interestingness	association rules	distance	single rule	subjective
Liu et al. Reliable Exceptions	association rules	probabilistic	single rule	objective
Zhong et al. Peculiarity	association rules	distance	single rule	objective

FIG. 3.11: **Les 17 mesures d'intérêt d'après [Hiderman and Hamilton, 1999]**

Par exemple, la J-mesure est définie comme une mesure de classification, de nature probabiliste, calculée pour des règles simples et c'est une mesure objective. La J-mesure est une mesure d'information de la règle, elle s'apparente à la mesure d'information de Kullback. Etant donnée la règle "if $Y = y$ then $X = x$", avec X et Y, deux variables aléatoires, la J-mesure compare la distribution *a priori* de X avec la distribution *a posteriori* de X sachant

Y. L'information relative quantifie l'information que $Y = y$ procure sur X :

$$j(X \setminus Y = y) = \sum_{z \in \{x, \bar{x}\}} Pr(X = z \setminus Y = y) \cdot log_2 \left(\frac{Pr(X = z \setminus Y = y)}{Pr(X = z)} \right)$$

La J-mesure en est une *moyenne* :

$$J(X \setminus Y = y) = Pr(Y = y) \cdot j(X \setminus Y = y)$$

.

Dans [Hilderman and Hamilton, 2000], Hilderman et al énoncent cinq principes devant être respectés par les mesures afin de rendre compte de l'intérêt de la connaissance extraite. Ces principes sont différents de ceux cités précédemment ; ce sont les principes de valeur minimale, de valeur maximale, de biais, d'invariance par permutation et de transfert. Ils ont une formulation mathématique et s'appuient sur une fonction f de m variables, $f(n_1, \ldots, n_m)$ où f représente une mesure générale, m le nombre total de tuples et chaque n_i, le nombre de tuples t_i ayant la propriété i. Ces principes sont inspirés de la théorie de l'information. Par exemple, le principe de valeur minimale :

> *Given a vector* $(n_1, \ldots, n_m)$*, where* $n_i = n_j$*,* $i \neq j$*, for all i, j,* $f(n_1, \ldots, n_m)$ *attains its minimum value.*

Ce principe signifie que l'intérêt minimal devrait être atteint quand les nombres de tuples sont tous égaux (c'est à dire qu'on a une distribution uniforme) et donc, aucun tuple n'apporte plus d'information qu'un autre. Le deuxième principe stipule que le maximum de la fonction f doit être atteint si la distribution est inégale.
Dans la suite de l'article, les auteurs étudient l'adéquation de ces principes à une quinzaine de mesures (qui sont référencées dans [Hiderman and Hamilton, 1999]). Seules cinq mesures satisfont les cinq principes (voir figure 3.12).

Measure	*P1*	*P2*	*P3*	*P4*	*P5*
$I_{Variance}$	◆	◆	◆	◆	◆
$I_{Simpson}$	◆	◆	◆	◆	◆
$I_{Shannon}$	◆	◆	◆	◆	◆
I_{Total}	◆	◆	◆	◆	◆
I_{Max}			◆	◆	
$I_{McIntosh}$	◆	◆	◆	◆	◆
I_{Lorenz}	◆	◆			◆
I_{Gini}	◆	◆		◆	◆
I_{Berger}	◆	◆	◆	◆	
I_{Schutz}	◆	◆		◆	
I_{Bray}	◆	◆		◆	
$I_{Whittaker}$	◆	◆		◆	
$I_{MacArthur}$	◆	◆		◆	◆
I_{Theil}	◆			◆	
$I_{Atkinson}$	◆	◆		◆	◆

FIG. 3.12: **Les différents mesures suivant les 5 principes d'après [Hilderman and Hamilton, 2000]**. *Les colonnes représentent les cinq principes proposés et les lignes les différents mesures. Par exemple, la mesure de Shanon respecte les cinq principes.*

Cette étude nous montre qu'il n'y a pas de mesures attribuées à une méthode de fouille en particulier et que le choix des mesures dépend de plusieurs paramètres, entre autres de l'objectif que l'on s'est attribué.

Bien que l'intérêt des connaissances nous semble le critère le plus important, il existe bien d'autres critères comme les critères de sensibilité, de robustesse au bruit, de rapidité des algorithmes, ...

3.7.5 Plusieurs méthodes de fouille

Dans cette section, nous décrivons les techniques de fouille en tenant compte de la temporalité des données mais elles sont applicables à toutes sortes de données tant temporelles qu'atemporelles.

Le site internet "UCR Time Series Mining Data Archive" procure de nombreuses références dans le domaine de la fouille de données temporelles [31].

Il existe plusieurs techniques de fouille de données :

L'indexation sert à trouver les séries similaires parmi un ensemble de séries temporelles.

Le clustering permet de trouver des groupes similaires de séries suivant des mesures de similarité/dissimilarité.

La classification assigne une classe prédéfinie à une série temporelle non labellisée.

La segmentation crée une approximation de plus petite dimension d'une série temporelle contenant n points. Cependant, la segmentation se rapproche plus d'une technique de transformation des données que d'un processus capable d'extraire de la connaissance.

L'extraction de règles décrit les données sous forme de relation de type *if then*. La plus connue est la découverte de règles d'association.

La détection d'anomalies permet de trouver des comportements "anormaux", "surprenants" ou nouveaux étant donnée une liste de comportements normaux.

Par exemple, dans [Keogh et al., 2002], Keogh et al définissent les patterns comme surprenants si la fréquence de leur occurrence diffère de celle que l'on pouvait attendre au vu de données antérieures. Cette définition ne reposant pas sur l'appréciation de l'expert semble, pour les auteurs, plus commode et plus objective.

Ces techniques peuvent être envisagées suivant le domaine d'application, l'objectif que l'on a fixé, et la représentation des données que l'on dispose. Les objectifs de la fouille de données se divisent en deux classes [Roddick and Spiliopoulou, 2002] :

- la prédiction des valeurs des caractéristiques d'une population,
- l'identification de similarités parmi les membres d'une même population.

Ceci dit, il est très difficile de classer ces techniques tant elles dépendent du domaine d'application, de l'objectif, ... Comme l'ont si bien dit Fayyad et al, [Fayyad et al., 1996] :

> *[...] there is no universal data-mining method, and choosing a particular algorithm for a particular application is sometimes of an art.*

[31] http ://www.cs.ucr.edu/~eamonn/TSDMA/

3.7.6 Exemple de découverte de motifs fréquents

Nous présentons un exemple d'extraction de motifs fréquents dans une série temporelle. Cet exemple nous semble intéressant puisqu'il permet d'illustrer la problématique de fouille de données temporelles. Il s'agit de trouver des motifs de longueur pré-déterminée dans une série temporelle sans connaissance *a priori* sur les régularités des données [Chiu et al., 2003]. Les données brutes sont transformées et représentées sous forme de données numériques sur des intervalles de temps, type "état". Dans [Lin et al., 2003], Lin et al décrivent la méthode de transformation des données et montrent l'**intérêt de leur représentation des données** pour les tâches de fouille telles que la classification, l'indexation, ... Dans [Chiu et al., 2003], Chiu et al appliquent cette représentation pour l'extraction de motifs fréquents. Nous verrons dans l'exemple présenté ci-après que les critères d'évaluation ne reposent pas sur des mesures d'intérêt mais plutôt sur la capacité de la méthode à résister au bruit. Les critères d'évaluation dépendent aussi de la représentation des motifs et de la méthode de fouille.

La transformation/représentation des données [Lin et al., 2003]

La recherche porte ici sur des intervalles de même longueur et des relations mono-paramétriques. Ainsi à partir d'une série temporelle que Lin et al transforment en série symbolique (suite d'intervalles temporels sur lesquels est attribuée une valeur symbolique) [Lin et al., 2003], ils décrivent un algorithme permettant de découvrir des motifs. L'idée de l'algorithme est de projeter les objets-données sur des sous-espaces de dimension inférieure, basés sur un choix aléatoire des caractéristiques des objets.

Avant cette projection, la série temporelle est d'abord transformée en série symbolique ; les auteurs découpent la série en intervalles égaux sur lesquels ils calculent la moyenne des valeurs qu'ils attribuent ensuite à cet intervalle. Puis, ils déterminent les points de rupture grâce à une méthode s'appuyant sur une gaussienne :

> *Breakpoints are a sorted list of number* $B = b_1, \ldots, b_{a-1}$ *such that the area under a N(0,1) Gaussian curve from* b_i *to* $b_{i+1} = 1/a$

Suivant la position des intervalles par rapport aux points de rupture, sont attribués des symboles aux intervalles (voir figure 3.13)

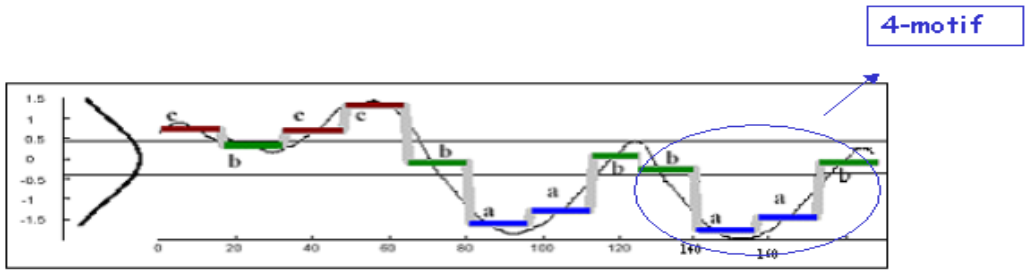


FIG. 3.13: **Série temporelle discrétisée puis après détermination des points de rupture (courbe verticale) symbolisation** d'après [Chiu et al., 2003]

Cette transformation de séries temporelles numériques en séries temporelles symboliques est appelée SAX (Symbolic Aggregate approXimation).

La découverte de motifs fréquents [Chiu et al., 2003]

Représentation des patterns

Les patterns sont représentés sous une forme de visualisation typique des séries temporelles (voir figure 3.14).

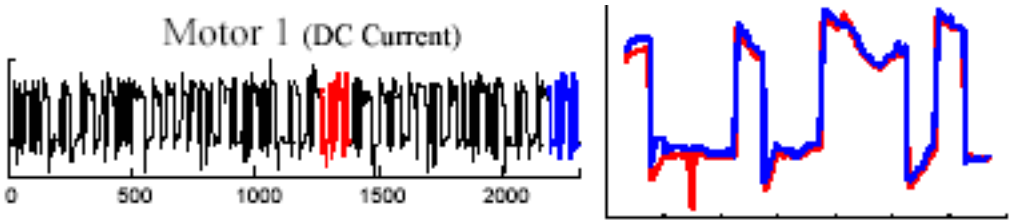


FIG. 3.14: **Illustration de motif découvert dans une série temporelle d'après [Chiu et al., 2003]**. *A gauche, une série temporelle. A droite, un motif est découvert même en présence d'un spike.*

La méthode de découverte

Les auteurs cherchent des motifs de longueur pré-définie. Par exemple, sur la figure 3.13, le motif cherché a une longueur de 4, c'est à dire qu'il est de longueur correspondant à quatre intervalles. Afin de découvrir des motifs fréquents à partir des données transformées comme ci-dessus, Chiu et al comptabilisent dans une matrice dite de "collision" le nombre de fois où l'on retrouve une sous-séquence de symboles et ce, pour toutes les sous-séquences ; un nombre élevé est un indice fort de la présence d'un motif. Afin de confirmer cette supposition, les auteurs calculent la distance entre les sous-séquences numériques (à partir des données initiales) ayant donné lieu aux motifs ; ils utilisent la distance euclidienne (ce qui peut être discutable). Le problème est qu'ils peuvent trouver des sous-séquences avec une distance suffisamment faible pour être considérées comme faisant partie de la classe des motifs découverts, alors que d'un point de vue symbolique, elles n'en faisaient pas partie. Dans ce cas là, la sous-séquence symbolique doit avoir une valeur dans la matrice de collision proche de celle du motif. Pour déterminer un critère d'arrêt pour le calcul des valeurs de la matrice de collision, plusieurs possibilités sont offertes : fixer au préalable un nombre d'itérations, arrêter les calculs lorsque l'expert est satisfait des motifs découverts ou lorsque la plus grande valeur trouvée n'est pas plus élevée que ce à quoi ils s'attendent. Ils testent leur méthode sur plusieurs jeux de données : un simulé et deux autres réels dans les domaines de l'industrie et de l'astrophysique.

Les critères d'évaluation

Le critère d'évaluation est la sensibilité et la robustesse face au bruit des données. Les auteurs comparent les résultats sur des séries test et des séries où est rajouté du bruit gaussien. Leur méthodologie permet de trouver des motifs en un temps raisonnable et ce même en cas de bruit.

Cependant, ils ne tiennent pas compte de l'intérêt éventuel des motifs découverts. Leurs travaux portent sur la découverte de motifs ; ils ne cherchent pas à les interpréter. Il est

remarquable de noter aussi qu'ils cherchent des motifs sur une seule série. Leurs perspectives de recherche sont d'introduire d'autres mesures comme la Dynamic Time Warping, de travailler sur du multi-paramètrique...

La transformation/représentation des données appliquée à d'autres techniques de fouille

Dans [Lin et al., 2003], les auteurs appliquent la méthode SAX à différentes tâches de fouille de données temporelles, telles que le clustering, la classification (classification par les k plus proches voisins et par arbre de décision), l'indexation (voir figure 3.15). Dans ces trois tâches, ils trouvent des résultats compétitifs par rapport aux mêmes techniques utilisant des données brutes ou des valeurs réelles (par exemple, avec une représentation par ondelettes des données). Ensuite, ils illustrent par quelques exemples le fait que cette représentation de données par SAX peut être un réel avantage pour certaines tâches de fouille de données. La première est la détection d'anomalies.

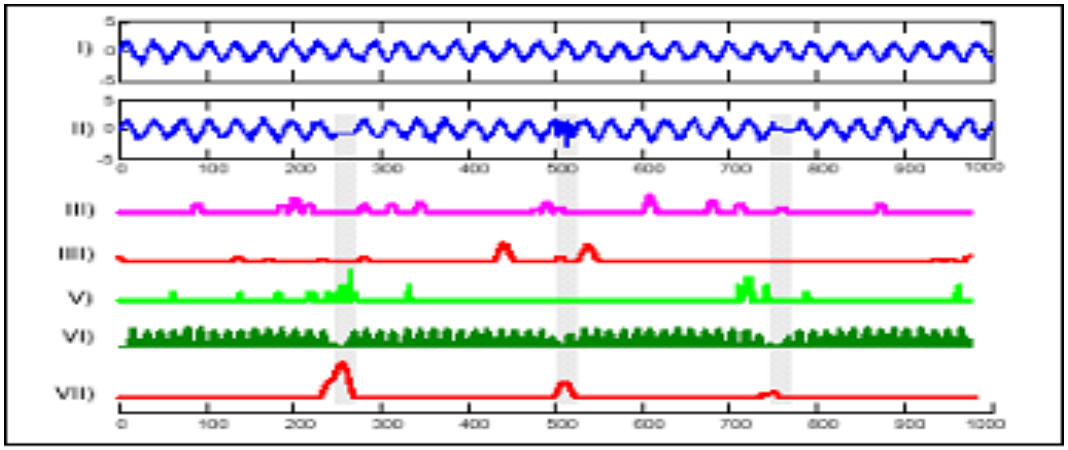


FIG. 3.15: **Comparaison de cinq algorithmes de détection d'anomalies d'après [Lin et al., 2003].** *I) la série temporelle brute de référence, II) la série temporelle dont il faut détecter les anomalies, III) et IV) technique des chaînes de Markov utilisant 2 représentations différentes de la série, V) algorithme IMM, VI) l'approche par arbre TSA, VII) l'approche basée sur un modèle Markov utilisant SAX qui détecte le mieux les anomalies.*

La seconde est la détection de motifs décrite précédemment. Cette méthode SAX est compétitive, voir supérieure à d'autres modes de représentation de données dans les tâches de fouille de données.

3.8 Synthèse et présentation de quelques pistes pour la fouille

3.8.1 Synthèse

Ce chapitre a permis de présenter des techniques de découverte de patterns dans des séries temporelles. La fouille de données, notamment temporelles, repose sur quatre étapes : la

représentation des données, la représentation des patterns, le choix des critères d'évaluation et le choix du modèle. Par un exemple, nous avons souligné l'importance de la représentation des données (qui doit être suffisamment informative) dans le processus de fouille.

3.8.2 Pistes

Comme nous l'avons vu en début de chapitre, nous cherchons à extraire de la connaissance proche des discours médicaux ou tout du moins compréhensible facilement par les médecins. De plus, cette connaissance doit être décrite sous forme de scénarios. L'extraction de règles nous a semblé répondre à cette directive puisque :

- Elle permet autant de faire de la prédiction que de l'identification.
- Elle peut prendre en compte les données interprétées ou abstraites, c'est à dire représentées sous forme d'événements ou de séquences d'états ou d'intervalles.
- Les patterns découverts sont représentés sous forme de règles. Ce type de représentation a deux avantages. Tout d'abord, il peut illustrer des considérations temporelles et causales et décrire les liens entre les paramètres (et les raisonnements des médecins intègrent principalement la causalité plutôt que la temporalité). Ensuite, il est facilement lisible par les médecins (puisqu'ils ont l'habitude de raisonner en ces termes), et interprétable (puisque les mécanismes de découverte de règles restent tout de même explicites).
- **Les règles peuvent lier des états et des événements par des contraintes temporelles**.

Nous développons ces points dans la section suivante.

Nous cherchons des relations temporelles entre états, événements. Nous sommes ici dans le cas d'une fusion qui peut être "multi-sources", sémantique et temporelle.

3.9 La fouille dans notre contexte

La fouille de données nécessite de définir : une représentation des données et des patterns, un modèle ou une méthodologie de fouille et des critères d'évaluation.

Dans la section précédente, nous avons proposé la recherche de règles d'association pour la découverte de scénarios. Après avoir posé les difficultés de la recherche de règles d'association, nous revenons sur les quatre points de la fouille dans notre contexte.

3.9.1 Problématiques de la découverte de règles d'association

Deux questions centrales peuvent être posées :

1. En général, les algorithmes de fouille de données génèrent une liste de règles d'association. Quelle mesure peut être introduite pour estimer le pouvoir informatif des règles et sélectionner les plus informatives ?
2. Dans le contexte médical, le temps est omniprésent. Comment tenir compte de cet aspect temporel ?

Les algorithmes de recherche de règles d'association impliquent explicitement les critères d'évaluation. Ces derniers jouent un rôle important dans la recherche elle-même. On ne peut pas différencier l'algorithme de ces critères puisqu'ils sont impliqués l'un dans l'autre.

3.9.2 Représentation

Représentation des données

Les données qui nourriront le processus de fouille sont des données transformées, interprétées : ce sont des abstractions. Elles correspondent à des données symboliques sur des intervalles de temps, elles sont donc de type "état". Ce sont des prédicats alliant une propriété symbolique à un intervalle temporel. Un exemple est présenté ci-après :

[Paramètre 1 *instable* durant *20 minutes*]

Représentation des patterns

Nous cherchons des relations que l'on peut représenter par des règles d'association. Elles associent temporellement plusieurs prédicats. Un exemple est présenté ci-après :

SI [Paramètre 1 *instable* durant *20 minutes*] AVANT [Paramètre 2 *instable* durant *5 minutes*] ALORS [événement spécifique se produit]

3.9.3 Critères d'évaluation des règles

A une règle est associée un **support**, c'est à dire le nombre de fois où cette règle est considérée comme vraie. Le support est donc le nombre de fois où l'on rencontre la prémisse et la conclusion en même temps ; il correspondra ainsi à la probabilité de leur intersection. Et grâce à la règle de Bayes, plusieurs types de probabilité peuvent être calculés.

Par exemple, si l'on considère la règle "$A \Longrightarrow B$", on a la **confiance** calculée par :

$$conf(\text{“}A \Longrightarrow B\text{''}) = P(B/A) = P(A;B)/P(A) \text{ avec } supp(\text{“}A \Longrightarrow B\text{''}) \simeq P(A;B)$$

Cependant, nous verrons plus tard dans ce chapitre que face à des données temporelles, l'étude de la co-occurrence peut s'avérer non ou peu pertinente. Une autre définition d'une règle est nécessaire.

3.9.4 Découverte de règles à partir de données de type "état"

La découverte de règles à partir de données temporelles a focalisé de nombreuses recherches depuis une dizaine d'années. Cependant, elles ont été axées principalement sur la découverte de règles à partir de séquences d'événements (voir par exemple, les travaux de Mannila et al [Mannila et al., 1997]).

Il s'agit dans cette section de décrire les méthodes d'analyse et de découverte de règles à partir de données ou d'informations ayant une valeur persistante dans le temps ; ainsi rentre en compte la recherche de règles à partir de séquences d'états. Peu de recherches, à notre connaissance, ont été effectuées dans ce domaine.

Dans les exemples présentés ci-après, les techniques de découverte de règles impliquent de définir explicitement les mesures d'intérêt de ces règles. Elles reposent même complétement sur la définition de telles mesures. Nous étudions donc ces exemples suivant les définitions des mesures qu'ils utilisent.

Pour des données à intervalles temporels, la notion de support peut correspondre à la longueur de l'intervalle [Bellazzi et al., 2003]. En général, si la confiance accordée à la règle $(X \Longrightarrow Y)$, $conf(X \Longrightarrow Y) = supp(X \Longrightarrow Y)/supp(X)$, est supérieure à un certain seuil, alors la règle est considérée comme pertinente et à potentiel informatif. Un problème crucial se pose alors : comment déterminer les patterns fréquents ? Par exemple, dans la figure donnée par Höppner (voir figure 3.16), si l'on considère le pattern $(A \Longrightarrow B)$, combien de fois se présente t'il ? : trois fois (en ne considérant que les états successifs) ?, cinq fois (en considérant qu'une sous-séquence {B,A} peut se trouver entre les deux), ... Et si à présent, l'on supprime le premier état B, peut-on supposer que le premier "A" a tout de même une influence sur le deuxième "B", devenu à présent le premier ? Si oui, quel support considérer ?

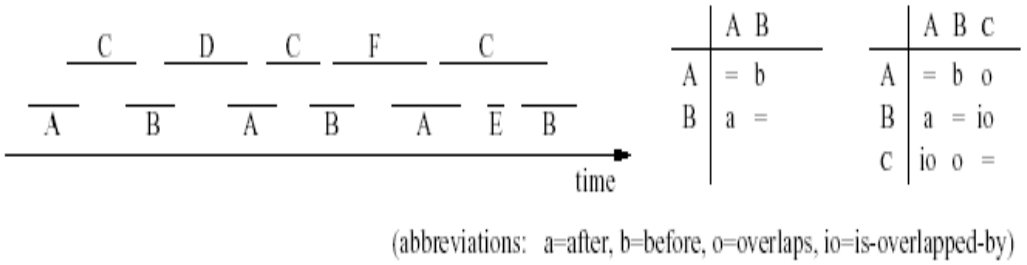


FIG. 3.16: **Exemple de patterns avec relations temporelles associées** d'après [Höppner and Klawonn, 2001]

Nous répertorions deux travaux dont les recherches se fondent principalement sur l'adéquation entre la recherche de règles et de mesures d'intérêt pertinentes mais qui diffèrent profondément. En particulier, le premier s'attache à définir la notion de support d'une règle.

3.9.4.1 Höppner : une approche théorique du problème de découverte de patterns dans des séquences d'intervalles

Dans [Höppner and Klawonn, 2001], Höppner et al décrivent une méthodologie pour découvrir des règles pertinentes dans des séquences d'intervalles. Ces intervalles sont de longueurs différentes et les auteurs cherchent des relations entre plusieurs paramètres.

Si un pattern est décrit avec les relations d'Allen, il y a un fort risque d'explosion combinatoire des patterns possibles si l'on considère toutes les relations entre les états. Pour faire face à ce genre de conflit, Höppner et Klawonn proposent la définition suivante pour le support et le calcul de sa fréquence :

> *We therefore define the total time in which (one or more) instances of the patterns can be observed in a sliding window of width w as the support of th e pattern. If we divide the support of a pattern by the length of the state sequence plus the window width w we obtain the relative frequency p of the pattern : if we randomly select a window position we can observe the pattern with probability p.*
> [Höppner and Klawonn, 2001]

Considérons les patterns X, Y et "X before Y". Höppner considère la règle définie de la manière suivante : $X \Longrightarrow$ "$XbeforeY$".

Pour Höppner, une règle lie des patterns avec des relations causales telle que le pattern de la prémisse A soit un sous-pattern de B.

X est appelé le pattern-prémisse, Y le pattern-conclusion et "X before Y" le pattern-règle.

Définition du support par Höppner et al

Höppner et al définissent le support du pattern-règle par l'intersection des supports des patterns-prémisse et pattern-conclusion.

Ainsi, le support d'un pattern est le nombre de fenêtres dans lesquelles le pattern est observé et sa probabilité d'observation, son support divisé par la somme de la longueur de la séquence et la longueur de la fenêtre (voir figure 3.17)

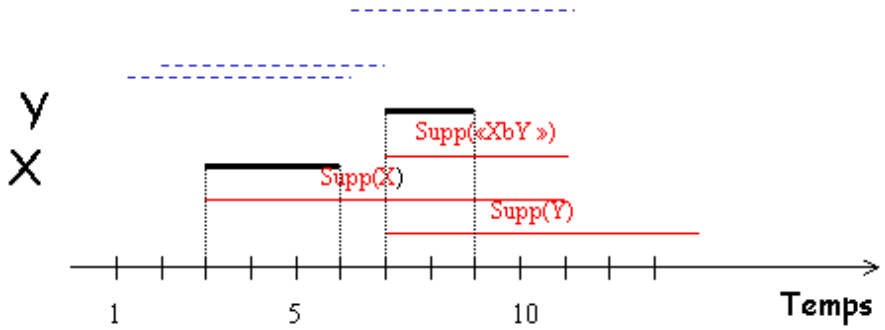


FIG. 3.17: **Illustration de la définition du support d'Höppner pour le pattern "X beforeY".** *En pointillés, sont représentées plusieurs positions de la fenêtre glissante considérée de taille 5 unités temporelles.* $Supp(X) = card([3, 6+5]) = long(X) + long(fenetre) = 3+5 = 8$, $Supp(Y) = card([7, 9+5]) = long(Y) + long(fenetre) = 2+5 = 7$, $Supp(\text{“}XbeforeY\text{''}) = card([7, 6+5]) = 6+5-7 = 4$

Cependant, Höppner et al explicitent le besoin de changer la sémantique de la règle. Les auteurs partent de l'observation suivante : si une séquence est elle-même le pattern alors sa confiance devrait être de 1, or ce n'est pas nécessairement le cas. Ils expliquent le fait qu'un pattern puisse avoir une confiance faible pour deux raisons :

- une grande longueur du pattern par rapport à la longueur de la fenêtre,
- un plus grand nombre de prémisses que de patterns (dans l'exemple, plus de A que de $(A \Longrightarrow B)$).

La sémantique devient :

> *Given a randomly selected sliding window that contains an instance of the premise pattern, then with probability p this window overlaps a sliding window that contains the rule pattern.*

Le support de la règle est non plus le nombre de fenêtres dans lesquelles est observé le pattern mais le nombre de fenêtres contenant la prémisse et chevauchant la fenêtre contenant le pattern de la règle.

Pour rendre compte du caractère informatif de la règle, les auteurs utilisent la J-mesure, avec le support divisé par la longueur totale de la séquence comme probabilité. Mais cette mesure ne permet pas de rendre compte des longueurs des intervalles ni même des délais

entre deux intervalles. Höppner et Klawonn proposent donc de rajouter une contrainte sur la prémisse de type $(a < \alpha)$ avec "a" attribut supplémentaire et α un seuil à calculer afin de maximiser la J-mesure correspondante. Les auteurs concluent qu'en utilisant leur sémantique, la J-mesure et leur contrainte supplémentaire, on améliore la qualité des règles extraites. Cependant, ils ont testé leur méthode sur des données simulées ; c'est à dire qu'ils connaissent ce qu'ils cherchent et ces données simulées sont en nombre très important : la séquence est constituée de 2838 états et est générée à partir de 3 états ! Mais leur méthodologie reste très prometteuse.

3.9.4.2 Bellazzi : une autre approche de la découverte de patterns dans des séquences d'intervalles

Dans [Bellazzi et al., 2003], Bellazzi et al cherchent des règles multi-paramètriques à partir de données sur des intervalles de temps de longueurs différentes. A partir de données de patients sous dialyse, ils tentent de découvrir des règles du type :

Si tendance du paramètre1 décroît avant que l'état du paramètre2 ne soit haut alors la dialyse est un échec.

Définition du support par Bellazzi et al

Bellazzi et al considèrent uniquement les co-occurrences d'états et définissent le support d'un pattern comme l'intersection des supports de la prémisse et de la conclusion ; ceux-ci correspondent aux longueurs de chaque état considéré (voir figure 3.18). La mesure de confiance standard est utilisée et d'après les auteurs, elle ne semble pas optimale. En s'inspirant des travaux de Hoppner [Höppner and Klawonn, 2001] et de l'algorithme PRISM [Witten and Frank, 2000], les auteurs écrivent un algorithme permettant de trouver des règles avec des prémisses comportant plusieurs propriétés correspondant à plusieurs paramètres.

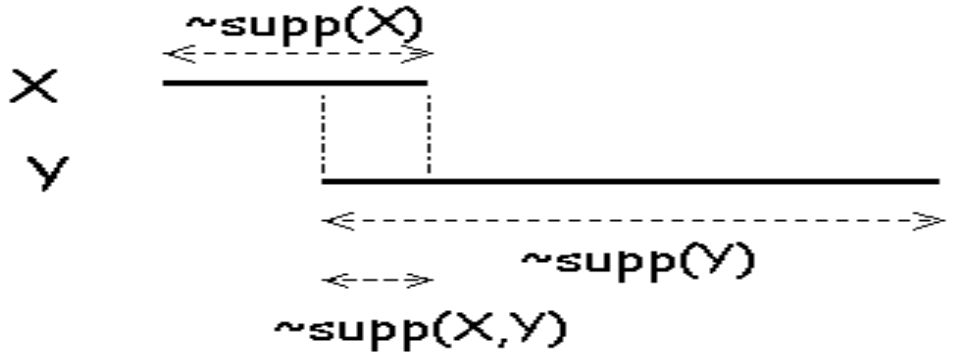


FIG. 3.18: **Illustration de la définition du support utilisée par Bellazzi.** $Supp(X, Y) = Supp(X) \cap Supp(Y)$.

Dans [Bellazzi et al., 2005], les auteurs élargissent leur recherche à des règles comprenant des états se précédant et non plus uniquement des co-occurrences (voir figure 3.19).

Relation	Example
A PRECEDES F	aaaaaaa / ffff — *Finished-by*
	aaaaaa / ffffffff — *Overlaps*
	aaaaa / fffff — *Meets*
	aaaaa / fffff — *Before*
	aaaaaa / ffffff — *Equals*
	aaaa / ffffff — *Starts*

FIG. 3.19: **L'opérateur "precedes" à partir des relations d'Allen** repris de [Bellazzi et al., 2005]

Le support de la règle est alors proportionnel à l'union des intervalles correspondant à la prémisse et à la conclusion. Cependant, les résultats sont mitigés et la proportion de règles incohérentes est élevée.

3.9.5 Des mesures spécifiques aux règles d'association ?

3.9.5.1 Principes à satisfaire pour une mesure d'intérêt

Des recherches sont effectuées afin de déterminer des principes ou conditions qu'une "bonne" mesure d'intérêt doit satisfaire. Ceci dit, ils n'expliquent pas vraiment comment sont obtenus ces principes ; d'ailleurs dans les deux exemples cités dans la suite, on remarque que les principes énumérés ont le même objectif mais sont de nature complètement différentes.

En général, cinq mesures sont utilisées pour exprimer l'utilité des règles découvertes. Les mesures des règles d'association comme "$X \Longrightarrow Y$" sont (P correspond à une mesure de probabilité) :

- support : $supp(X \Longrightarrow Y) = P(X, Y)$
- confiance : $conf(X \Longrightarrow Y) = P(X, Y)/P(X)$
- intérêt : $intr(X \Longrightarrow Y) = P(X, Y)/(P(X)P(Y))$
- conviction : $conv(X \Longrightarrow Y) = P(X)P(\neg Y)/P(X, \neg Y)$
- fiabilité : $fia(X \Longrightarrow Y) = P(X, Y)/P(X) - P(Y)$

Cependant, l'association *(support, confiance)* est la plus communément utilisée. Elle ne donne aucune indication sur la relation de dépendance entre X et Y. En particulier, elle ne tient pas compte de la probabilité *a priori* de Y, c'est à dire du nombre d'occurences de Y ; qu'il soit faible ou pas, le support et la confiance sont identiques. Pour cela, d'autres mesures ont été introduites.
La mesure d'*intérêt* a été introduite pour y remédier ; c'est une mesure symétrique. Elle est la même pour les relations $X \Longrightarrow Y$ et $Y \Longrightarrow X$.
La mesure de *conviction* tient compte du fait que les relations $X \Longrightarrow Y$ et $\neg Y \Longrightarrow \neg X$ sont équivalentes et est donc la même pour les deux.
La mesure de *fiabilité* reflète l'importance de Y par rapport à la relation $X \Longrightarrow Y$ et n'a

pas les propriétés des deux précédentes : elle n'est pas symétrique et ne renvoie pas la même valeur pour les deux relations équivalentes logiquement.

Des études commencent à voir le jour depuis quelques années afin de trouver des mesures ou des associations de mesures plus pertinentes pour relever le degré informatif d'une règle.

3.9.5.2 Des principes spécifiques aux mesures des règles d'association

Dans [Shi et al., 2002], Shi et al proposent cinq principes pour qu'une mesure reflète l'intérêt d'une règle : principes d'implication, de corrélation, de nouveauté, d'utilité et des N premières règles[32].

Chaque principe permet de circonvenir les inconvénients mis en avant par l'association (support, confiance). Ainsi, afin de rendre compte de l'utilité d'une règle, la mesure doit être croissante en fonction de P(X,Y). Cependant, il semble qu'aucune mesure prise séparément ne soit capable de mettre en relief la pertinence d'une règle comme on peut le voir sur le tableau 3.20 tiré de l'article [Shi et al., 2002].

	Support	confidence	Interest	Conviction	Reliability
Implication		X		X (when positively correlated)	X (when positively correlated)
Correlation			X	X	X
Novelty			X		X(when negatively correlated)
Utility	X				

FIG. 3.20: **Les propriétés des mesures d'intérêt selon [Shi et al., 2002]**. *Les colonnes représentent les cinq mesures et les lignes les quatre principes proposés. Par exemple, on peut lire que le principe d'imlication est respecté par les mesures de confiance, de conviction et de fiabilité. Les quatre principes sont respectés par l'association (support, confiance, intérêt).*

D'après les auteurs, il y a trois alternatives pour mesurer l'intérêt d'une règle : support-confiance-intérêt, support-conviction-intérêt, support-fiabilité-intérêt ; mais la première semble être la plus adaptée, les deux autres étant pertinentes seulement lorsque les règles sont corrélées positivement.

[32] *Principle 1 (implication principle) : If a set of measures is defined to reflect the interestingness of an association rule $X \Longrightarrow Y$, then at least one measure $m_i(X \Longrightarrow Y)$ in the set should satisfy the constraint $m_i(X \Longrightarrow Y) > m_i(Y \Longrightarrow X)$ when $P(X) < P(Y)$.*

Principle 2 (correlation principle) : If a set of measures is defined to reflect the interestingness of an association rule $X \Longrightarrow Y$, then at least one measure m_i in the set should be directly proportional to the covariance of X and Y.

Principle 3 (novelty principle) : If a set of measures is defined to reflect the interestingness of an association rule, then for a given P(X,Y) , at least one measure m_i in the set should reflect its novelty. The novelty measure mi should be inversely proportional to $p = max(P(X), P(Y))$.

Principle 4 (utility principle) : If a set of measures is defined to reflect the interestingness of an association rule, then at least one measure mi in the set should reflect its utility, i.e., m_i is a monotone increasing function with respect to P(X,Y).

3.9.5.3 D'autres mesures proposées tenant compte des caractéristiques des relations

Afin d'affiner ces critères, Kodratoff propose d'autres mesures [Kodratoff, 2000].

Les relations causales $(X \Longrightarrow Y)$ et $(\neg Y \Longrightarrow \neg X)$ sont similaires et les relations descriptives $(X \Longrightarrow Y)$ et $(X \Longrightarrow \neg Y)$ sont opposées. Cet état de fait a poussé Kodratoff à introduire les mesures de confiance suivantes :

- $conf(X \Longrightarrow Y) = P(Y/X) - P(\neg Y/X)$ pour une relation descriptive,
- $conf(X \Longrightarrow Y) = 1/2(P(Y/X) + P(\neg X/\neg Y)) - P(\neg Y/X)$ pour une relation causale.

Il est à noter qu'un délai temporel éventuel entre les attributs n'est pas pris en compte. Mais ces mesures basées sur des calculs probabilistes et donc fréquentiels posent le problème suivant : les patterns les plus fréquents ne sont pas forcément les plus intéressants. De plus, ces mesures nécessitent une grande quantité de données ce qui n'est pas toujours possible.

Cependant, la fréquence et la confiance semblent être des mesures non-exhaustives ; elles ne mesurent en aucune manière le degré d'intérêt de ces règles et nous revenons alors au problème énoncé plus haut.

Nous avons présenté dans ce chapitre deux étapes de l'extraction de connaissances : l'abstraction des données et la fouille de données.

Dans un premier temps, nous avons mis en avant les principes que doit satisfaire une méthodologie d'abstraction. Le principal est qu'elle doit reposer sur un processus de fusion (nous en avons profité pour définir plusieurs types de fusion), mais un procédé de fusion utilisant plusieurs niveaux d'interprétation et où l'information circule. Selon nous, la fusion d'informations et de connaissances permet de prendre en compte le contexte (fait capital dans un processus d'abstraction), de rendre fiable et de contrôler l'abstraction. Nous avons répertorié quelques méthodes d'abstraction de données suivant leur utilisation des données, informations et connaissances afin de pouvoir les comparer du point de vue de la fusion. Cet état des lieux nous a permis de mettre en exergue quelques points clés :

(1) Il n'existe pas à proprement parler de méthodologie définie clairement.
(2) Les systèmes sont fermés : les abstractions obtenues le sont de façon définitive.
(3) Il n'y a pas de communication entre les différentes étapes d'abstraction.
(4) Le comportement du patient exprimé en terme de relations entre états des paramètres est décrit uniquement grâce à la connaissance experte.

Ces remarques nous ont poussés à construire une méthodologie d'abstraction dans un contexte plus général, qui est l'extraction de connaissances. L'extraction de connaissances permettrait dans un premier temps, d'extraire des scénarios à partir des données et dans un second, de raffiner les abstractions. Cette méthodologie repose sur plusieurs principes qui sont : un processus basé sur la fusion, une action incrémentale.

Dans un second temps, nous avons présenté l'étape de fouille de données temporelles. Nous avons introduit la technique qui nous semble appropriée dans notre contexte (qui est la découverte de scénarios à partir des données et des connaissances) ; il s'agit de la découverte de règles d'association à partir de données de type "état" (soit les abstractions). La découverte repose sur les notions de support et les mesures d'intérêt. Nous avons présenté plusieurs mesures d'intérêt suivant les définitions du support d'une règle considérée. Il en ressort la difficulté de trouver une mesure pertinente pour quantifier une règle.

Chapitre 4

LE RÔLE DE L'INFORMATION ET DE LA CONNAISSANCE DANS LA DÉCOUVERTE DE SCÉNARIOS

Comment intégrer ces concepts dans un processus de fusion ?

Dans ce chapitre, nous situons précisément l'étape d'abstraction dans le processus global d'extraction de connaissances. Nous clarifions les concepts des données, des informations et des connaissances dans le domaine général de surveillance de systèmes dynamiques. Cette clarification nous permet de décrire notre méthode d'abstraction en nous appuyant sur la fusion des informations et connaissance. La description de la méthode reste dans la mesure du possible générique et sera instanciée dans le chapitre "Résultats". Il s'agit principalement dans ce chapitre de décrire les éléments "nourrissiers" de l'abstraction décrite en terme de fusion. Ensuite, nous présentons la technique de découverte de règles d'association que nous avons adoptée.

4.1 Données, information et connaissance dans l'ECD

4.1.1 L'importance de la transformation des données dans le processus d'extraction de connaissances

D'après Fayyad [Fayyad et al., 1996], le processus d'extraction de connaissances via la fouille de données comprend cinq étapes (voir figure 4.21) : sélection, pré-traitement, transformation, fouille de données et interprétation. Ces étapes sont nécessaires pour extraire de la connaissance utile à partir des données. L'étape de sélection permet de se focaliser suivant des critères pré-définis, sur des données supposées à la fois "interprétables" et à potentiel informatif. Le pré-traitement concerne le traitement des données bruitées et manquantes. L'étape de transformation sert à définir des représentations et/ou des abstractions des données adaptées à la tâche d'extraction de connaissances. L'étape de fouille de données permet de trouver des régularités (patterns) et l'étape d'interprétation d'en sélectionner les plus pertinentes et extraire de la connaissance. Le processus global est incrémental. Selon Fayyad, il peut contenir des boucles entre deux étapes et en particulier, l'étape d'interprétation peut guider toutes les autres étapes.

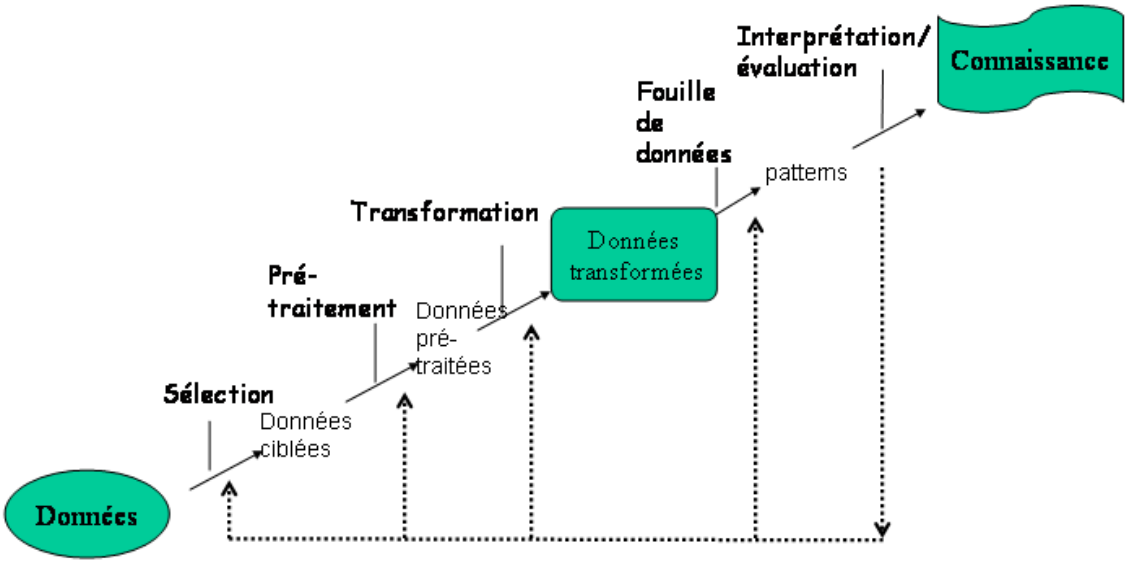


FIG. 4.21: **Processus d'extraction de connaissances d'après Fayyad [Fayyad et al., 1996]**

Les trois premières étapes jusqu'à la transformation des données sont primordiales pour détecter de la connaissance utile.

> *Most previous work on KDD has focused on the data mining step. However the other steps are as important (and probably more so) for the successful application of KDD in practice.*

Dans [Cios et al., 2000], Cios et al vont même jusqu'à dire qu'elles sont l'étape clé du processus d'extraction de connaissances :

> *Preparation of the data is the key step on which the success of the entire knowledge discovery process depends. It usually takes at least half of the entire project*

effort. In this step, we decide which data will be used as input for data mining methods.

Dans cet article, les auteurs détaillent le processus d'extraction de connaissance via la fouille de données de façon similaire à Fayyad. Le terme de "preparation" est semblable au terme de "transformation" donné par Fayyad. Elle procure les données/informations qui vont nourrir l'étape de data mining. Ce processus est ensuite appliqué au problème du diagnostic des perfusions du myocarde.

Ainsi **l'étape de transformation des données est capitale**. Un processus d'extraction de connaissance ne peut pas être satisfaisant s'il ne tient pas compte de données préalablement étudiées, modifiées de façon à être pertinentes. Nous verrons par la suite notre méthode de transformation de données. Mais auparavant, nous allons définir les concepts utilisés de façon précise.

4.1.2 Données/informations/connaissances : de quoi parle-t'on ?

Dans ce processus, nous accordons un rôle central à la notion d'information que nous allons définir ainsi que les notions de données et de connaissances. Ces notions sont relativement confuses dans la littérature.

4.1.2.1 Définitions usuelles

Par exemple, considérons les définitions du petit Larousse 1999 :

Donnée : 1) élément fondamental servant de base à un raisonnement, à une recherche. 2) représentation conventionnelle d'une information sous une forme convenant à son traitement par ordinateur. 3) résultats d'observations ou d'expérience.

Information : élément de connaissance susceptible d'être codé pour être conservé, traité ou communiqué.

Connaissance : faculté de connaître, de se représenter ; manière de comprendre, de percevoir. Ce que l'on a acquis par l'étude ou la pratique.

Si la définition d'une donnée est claire (voir 3), il n'en est pas de même pour celles de l'information et de la connaissance. Une information ne peut-elle s'acquérir par l'étude ou la pratique ? Une connaissance ne peut-elle se coder, se conserver ?

4.1.2.2 Quelques définitions en intelligence artificielle peu satisfaisantes

En intelligence artificielle, dans [Charlet, 2001], Charlet traite d'ingénierie des connaissances et caractérise la connaissance de deux points de vue : systémique et épistémologique. Du point de vue systémique, il considère qu'il n'y a pas "de frontière données/information-/processus/connaissance". Pour lui, un processus fait appel à des concepts, qui selon leur niveau d'entrée sont appelés données/information/ connaissance. Il propose plusieurs caractérisations de la connaissance dont :

Il y a connaissance quand il y a contexte d'utilisation de l'information. Cela veut dire qu'une information n'a pas de valeur isolément mais en fonction du contexte dans lequel elle est élaborée et interprétée. p238

Du point de vue épistémologique, Charlet considère la connaissance comme caractérisée par l' "interprétation du comportement de la machine par les utilisateurs". Si la manipulation de concepts symboliques par des algorithmes est compréhensible et a un sens pour les utilisateurs, on a affaire à de la connaissance et à de la représentation de connaissance. Charlet en vient à dire que "la connaissance n'est pas objective", étant liée à un contexte, à une tâche, une action,...
Peut-on dire, pour rejoindre les deux points de vue, que le contexte d'utilisation dans le point de vue systémique est représenté par les utilisateurs dans le point de vue épistémologiste et donc caractériser la connaissance par de l'information interprétable dans un contexte ou domaine spécifique par des utilisateurs du domaine ?

Pour Dubois et al [Dubois and Prade, 2001], l'information est un concept assez vague qui permet de désigner autant les données que les connaissances :

> *Le mot "information" est utilisé de manière générique ; il peut recouvrir aussi bien des connaissances qui par nature s'appliquent à des classes d'objets, que des données qui se rapportent à des cas, des faits, des objets particuliers.*

On voit que pour ces deux auteurs, la différentiation entre information et connaissance reste assez vague et difficilement applicable à un domaine particulier. Les deux termes information et connaissance sont liés sans que leur différence ne soit explicitement décrite.

Ainsi, nous préférons les redéfinir en nous basant sur les définitions données par Kayser et Pitrat ([Kayser, 1997],[Pitrat, 1990]).

4.1.2.3 Des définitions plus claires

Kayser réfute la différentiation de l'information et de la connaissance de Jacques Arsac (qui rejoint les définitions usuelles telles que celles données par le petit Larousse) selon lequel :

> *L'information s'inscrit sur un support matériel et peut faire l'objet d'un traitement formel et la connaissance se place au niveau du sens et ne serait accessible qu'à l'esprit humain.*

Pour Kayser, ces définitions ne sont pas satisfaisantes dans la mesure où elles excluent le fait que la représentation de connaissances puisse être incluse en informatique, qui, selon lui, est le traitement des informations (p5). Il définit les connaissances comme "guide des inférences" (p9) (inférence : ensemble des mécanismes par lesquels des entrées (perceptives ou non) sont combinées à des connaissances préalables afin d'obtenir des comportements élaborés p6). Il définit les informations et les connaissances suivant leur rôle passif ou actif dans un processus.

> *Tandis que les informations sont exploitées par des processus sans pouvoir modifier leur déroulement, les connaissances sont des données qui influencent le déroulement du processus (p30).*

Dans [Pitrat, 1990], l'auteur définit les connaissances comme :

> *les faits qui ne servent pas à décrire la situation et qui n'ont pas été établis par le système pour donner des propriétés de cette situation ; les connaissances servent à élaborer des faits nouveaux ou à déterminer les actions qu'il faut entreprendre* (p23).

Il va même jusqu'à considérer un niveau supérieur. Il définit aussi les méta-connaissances qui sont les connaissances sur les connaissances ; elles peuvent être des propriétés des connaissances ("le théorème de Pythagore est très utile"), des connaissances sur un individu ("M. truc ne connaît pas le théorème de Pythagore"), des connaissances qui servent à manipuler des connaissances ("comment se démontre le théorème de Pythagore")... Selon Pitrat, pour construire un système d'intelligence artificielle performant, il vaudrait mieux lui donner des méta-connaissances afin qu'il puisse lui-même trouver et gérer les connaissances que seulement lui fournir à chaque fois les connaissances du domaine (p47).

4.1.2.4 Les définitions choisies

Nous nous baserons à l'avenir sur les définitions suivantes :

les données sont le résultat d'observations d'une expérience ;

les informations sont le résultat de l'interprétation de ces données ;

les connaissances définissent la manière dont les données et les informations vont être manipulées. Comme Kayser, nous faisons la différence entre information et connaissance suivant leur rôle passif ou actif dans le processus et reprenons la défintion donnée des connaissances comme des *guides des inférences*. Nous nous appuyons aussi sur la description de Pitrat selon lequel la connaissance permet de construire de nouveaux faits ou de déterminer de nouvelles actions à entreprendre et n'a pas simplement un rôle descriptif. Il est remarquable de noter le besoin d'une représentation des connaissances qui soit pertinente. Nous insistons sur la nécessité de connaissances pour interpréter des données et donc créer de l'information qui elle-même dépend du contexte dans lequel elle est interprétée.

4.1.3 L'extraction de connaissances : un processus incrémental ?

Nous proposons (voir figure 4.22) une version modifiée du processus qui met l'accent sur 1) la notion d'information, 2) le rôle des connaissances dans le processus et son aspect incrémental. L'étape d'abstraction se divise en trois étapes : sélection, description et interprétation qui correspondent aux trois premières de Fayyad. Chaque information produite permet donc de contrôler l'interprétation de la manière suivante.

Ce processus est complexe ; la connaissance est nécessaire pour transformer des données en informations et ce, dès les étapes précoces de pré-traitement. De plus, à chaque étape, l'information produite ou la connaissance utilisée peuvent permettre de produire de nouvelles informations et/ou de la connaissance ; les informations et/ou connaissances du système ne sont pas figées. Nous considérons que tout le processus est dynamique, incrémental et repose sur de la fusion.

L'étape d'abstraction des données que nous allons décrire par la suite, permet de transformer des données en informations puisqu'elle permet de les résumer et de les interpréter. Ainsi, les données abstraites ou transformées sont appelées informations. Nous allons voir que chaque information produite va permettre l'obtention d'une nouvelle information de plus haut niveau, et ainsi de suite ... La décision d'arrêter le procédé peut être gérée par la connaissance que nous avons du domaine et/ou la connaissance que nous voulons en extraire ; c'est à dire que ces connaissances vont contrôler ce système. C'est de cette manière

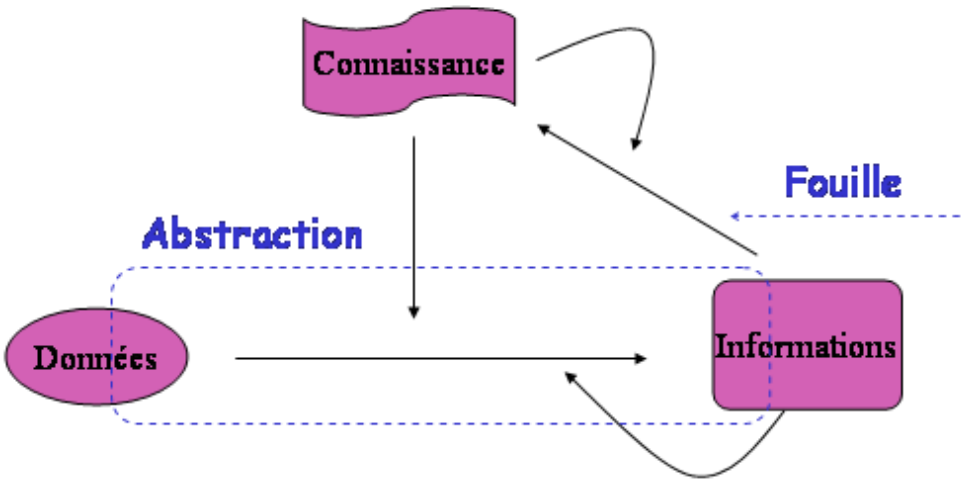


FIG. 4.22: **Processus d'extraction de connaissances mettant en exergue l'étape d'abstraction**

que nous envisageons tout le processus.

4.1.4 Description des éléments

Afin de clarifier l'approche proposée, il nous paraît nécessaire de décrire avec soin les concepts manipulés.

Nous discernons trois concepts : les données, les informations et les connaissances.

4.1.4.1 Les données

Les données sont les valeurs observées des paramètres du système. Nous ne détaillons pas ce concept car nous pourrions développer une nouvelle ontologie.

4.1.4.2 Les informations

Les informations (voir figure 4.23) se divisent en informations fournies au système et informations que le système va permettre d'extraire. Pour la surveillance de systèmes, les informations sont essentiellement représentées par des objets temporels comme les états ou les événements [Dojat et al., 1998] :

Un événement est classiquement défini comme un changement instantané du système. Dans notre contexte médical, nous appelons événement tout changement ou intervention sur le système ou son environnement. Nous distinguons trois sortes d'événements :
- les événements internes comme les changements des valeurs des paramètres,
- les événements externes sont le fruit d'interventions extérieures comme les soins donnés au patient,
- les alarmes des machines de surveillance correspondant à des dépassements de seuil.

Des liens causaux existent entre les événements.

Un état implique une notion de persistance. Il représente une période de temps durant laquelle une information est valide (la fréquence cardiaque est stable pendant cinq minutes par exemple). Les états sont générés par le processus d'abstraction. Les états et les événements sont liés temporellement.

Les patterns locaux représentent des régularités extraites des données et/ou des informations. La reconnaissance de patterns locaux peut être utilisée pour la détection d'événements internes spécifiques.

Les scénarios sont une représentation des liens temporels entre les états et les événements. Ils associent des graphes et des contraintes temporelles [Dojat et al., 1998].

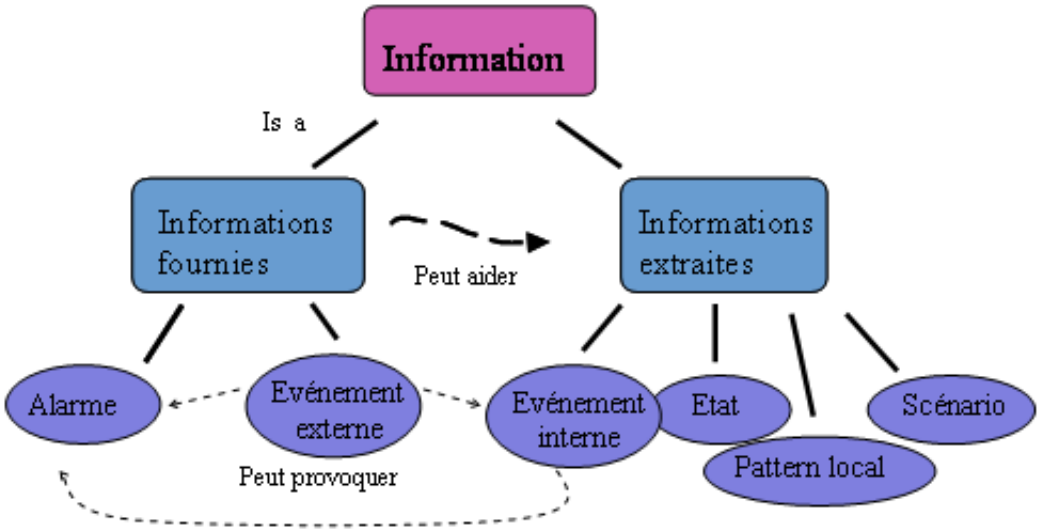


FIG. 4.23: **Les informations**

4.1.4.3 Les connaissances

Comme les informations, la connaissance peut être fournie ou extraite. La connaissance *a priori* est essentiellement de la connaissance experte fournie sous forme de règles de classification ou de relations causales entre les paramètres et dépendant du contexte (voir figure 4.24). Il s'agit de connaissances *a priori* sur le domaine, la physiologie, ...

La découverte de patterns spécifiques de séquences permet la définition de scénarios représentatifs de situations à reconnaître. Une fois qu'ils sont validés par les experts médicaux comme représentatifs de situations normales ou anormales, les patterns extraits ou les régularités exprimés sous la forme de règles d'association constituent de nouveaux éléments de connaissance qui peuvent guider les actions à entreprendre.

Rappel Dans le cas de la surveillance de patients, on considère des connaissances spécifiques (voir section 3.2.3) :

- **La connaissance structurelle** concerne les propriétés des paramètres comme les unités, ...

- **La connaissance sur la classification** permet de transformer les valeurs numériques des données en valeurs symboliques par exemple.
- **La connaissance sur la sémantique temporelle** permet de concaténer deux intervalles successifs par exemple.
- **La connaissance sur la dynamique temporelle** détermine la persistance d'une valeur d'un paramètre, par exemple.

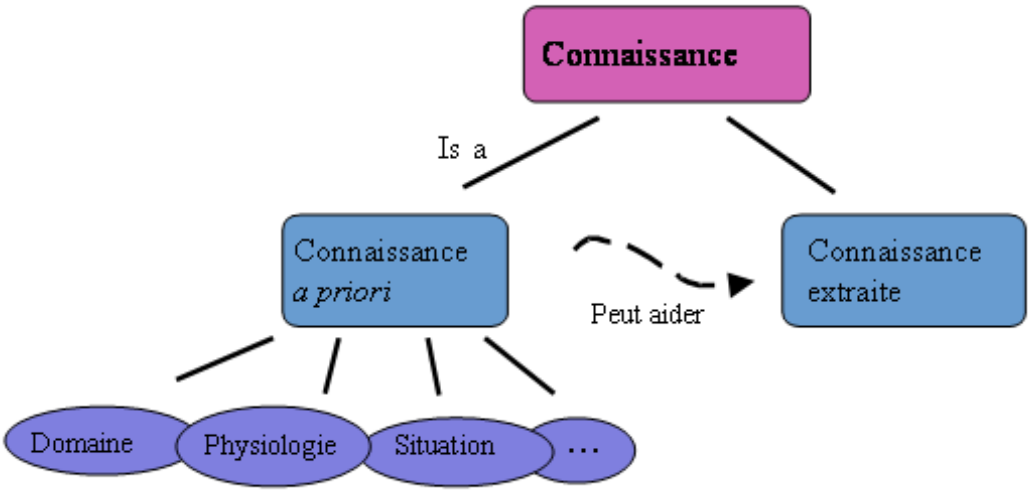


FIG. 4.24: **La connaissance**

4.2 La méthode proposée d'abstraction de données

Comme nous l'avons vu au chapitre 3, la fusion de la connaissance et des informations est cruciale dans notre approche. Nous partons du principe que seule une méthode à partir de fusion peut combler les problèmes d'incomplétude, d'incertitude, d'imprécision du domaine. Par fusion, on entend l'intégration de connaissances et d'informations dans le mécanisme. L'intégration de connaissances dépend du mode de leur représentation : sous forme de règles, elles permettent de guider l'inférence.

Du fait que les données en USIs sont fortement entachées d'erreurs [Ely, 1996], l'abstraction des données est effectuée seulement sur les **"domaines de validité d'abstraction"**. Afin de garantir au mieux la robustesse du processus, nous avons choisi d'y intégrer des informations déjà extraites par les collaborateurs du projet OSSCAR.

Le processus est incrémental : plus le processus est avancé, plus il y a de l'information extraite qui peut permettre à son tour de le guider.

La figure 4.25 résume l'idée selon laquelle l'abstraction est un processus évoluant dans un espace à trois dimensions ; celles-ci étant la connaissance, les données et informations[33], et le temps. Elles peuvent être explorées afin d'apporter de nouvelles informations ; chacune

[33] puisque les informations sont des données interprétées, elles peuvent être représentées sur le même axe. Cet axe peut être aussi qualifié d'"axe d'interprétation".

étant le résultat de ce processus. L'abstraction de données est modélisée comme un processus incrémental liant les données brutes, les informations (c'est à dire les données abstraites) et la connaissance.

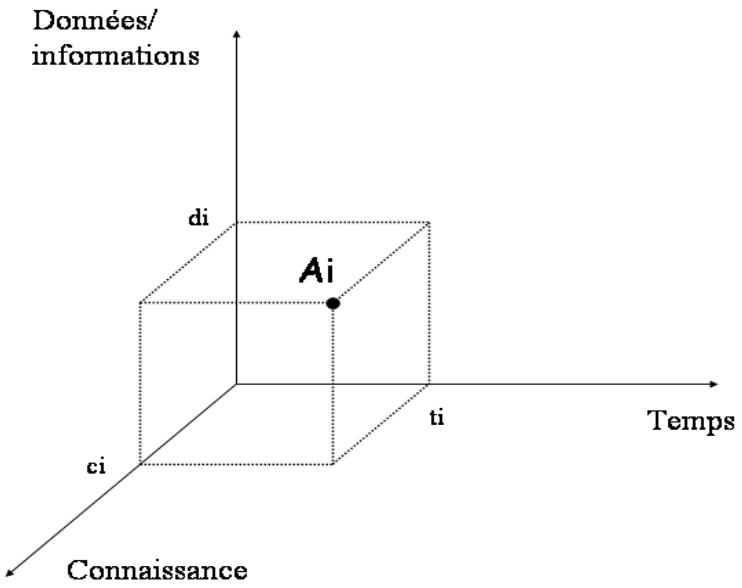


FIG. 4.25: **Le processus d'abstraction vu comme un processus de fusion**. *Le point $A_i\{t_i, d_i, c_i\}$ correspond à l'abstraction temporelle A_i liant une information temporelle t_i, à un niveau d'interprétation d_i et à une connaissance c_i.*

Notre méthode repose sur l'introduction d'informations déjà extraites. Ces informations sont capitales. Notre méthode d'abstraction de données divise chaque étape du processus incrémental en quatre sous-étapes, ce qui permet d'affiner petit à petit les "domaines de validité d'abstraction". Plusieurs étapes sont successivement décrites, lesquelles impliquent la considération de différents éléments de connaissance et d'informations, comme les tendances, les connaissances physiologiques, cliniques et causales. Nous décrirons les différents mécanismes de fusion impliqués dans le processus pour chaque étape. A chaque étape, l'information est sauvegardée et accessible ; ceci permet une visualisation des résultats au fur et à mesure.

Nous présentons à présent les différentes sous-étapes présentes pour chaque étape du processus d'abstraction. Supposons que l'étape d'abstraction consiste à transformer le point $A_{i-1}\{t_{i-1}, d_{i-1}, c_{i-1}\}$ en le point $A_i\{t_i, d_i, c_i\}$ dans l'espace de fusion. Les deux premières sous-étapes de l'abstraction consistent en la description du point A_{i-1}, de la fonction de transformation et la description des informations et connaissances impliquées dans cette transformation (soit les coordonnées du point A_i). Ensuite, les deux dernières sous-étapes consistent en la description des moyens de validation afin de garantir la robustesse du procédé.

Sous-étape 1 : description des éléments à abstraire

Elle est dédiée à la description des éléments pour lesquels l'abstraction va être opérée et des méthodes employées (calcul de la moyenne, réunion des intervalles temporels, ...).

Sous-étape 2 : description des éléments impliqués dans la fusion
Elle correspond à l'identification de la connaissance *a priori* et /ou de l'information extraite nécessaires au processus de fusion pour guider l'abstraction. Elle définit quel type de fusion est employé.

Sous-étape 3 : définition du domaine de validité
Elle permet de définir le domaine où l'abstraction est valide (domaine de validité de l'abstraction), en termes de contraintes opérant sur les données brutes, les données abstraites et la connaissance.

Sous-étape 4 : validation
Elle correspond au contrôle étape par étape par le clinicien du processus d'abstraction via une **interface graphique**. Elle permet aussi une **interaction** avec les experts puisqu'ils peuvent tester de nouveaux seuils pour la construction des abstractions. L'interface leur permet aussi de pouvoir **zoomer** éventuellement sur des parties qu'ils estiment intéressantes. Il est à noter que l'introduction de nouvelles informations peut aussi contribuer à l'explicitation de l'expertise.

4.2.1 Deux types d'abstraction temporelle de données

Nous distinguons les abstractions temporelles simples des abstractions temporelles complexes [Larizza et al., 1995] (voir section 3.1.2) :

L'abstraction simple construit un descripteur symbolique sur un intervalle de temps qui caractérise un état (comme stable ou instable), ou une tendance (comme augmenté ou constant). Elle est construite directement à partir des données brutes.

L'abstraction complexe essaie d'établir des relations temporelles entre les intervalles construits à partir des abstractions simples ou complexes [Larizza et al., 1995]. De telles relations sont aussi appelées patterns locaux ; ces derniers peuvent être utilisés pour caractériser des événements typiques comme une déconnexion d'un capteur par exemple.

4.2.2 Les abstractions simples pour la construction d'états

L'objectif du processus d'abstraction simple est de détecter des états de paramètre comme par exemple "Fréquence cardiaque stable pendant 30 minutes" dans le but d'être le plus proche possible des discours médicaux. Comme nous l'avons déjà précisé, le changement de granularité ne doit pas être conduit sans un minimum de précautions. En particulier, le processus doit être robuste et s'appuyer sur des valeurs fiables des paramètres à abstraire. Dans cet objectif, nous avons restreint le domaine de validité du processus d'abstraction au domaine où le paramètre est considéré comme valide. Les domaines de validité sont basés sur la notion de stabilité : si un paramètre est classé comme instable, nous considérons ses valeurs numériques comme invalides. Plusieurs étapes sont nécessaires pour déterminer le domaine de validité.

4.2.2.1 Détermination de plusieurs domaines de validité

Cette étape permet de présenter plusieurs choix de domaines de validité sur lesquels le processus d'abstraction pourra avoir lieu. Le choix de la méthode de détermination se fait

à l'étape suivante lorsque les premiers calculs véritables d'abstraction seront effectués. Ces domaines seront ensuite affinés dans les étapes suivantes.

Cette étape est primordiale dans notre processus puisqu'elle repose sur l'introduction d'informations. Ce sont des informations déjà extraites (nous utilisons les tendances symboliques de [Calvelo et al., 2000]) ; elles permettent de créer de nouvelles informations (les valeurs labellisées). En outre, afin d'optimiser cette intégration, nous utilisons de la connaissance (puisque nous aurons à faire un choix sur le seuil à partir duquel nous considérons une mesure comme "stable"). Par conséquent, la granularité temporelle évolue et la labellisation est considérée comme valable sur l'intervalle de temps correspondant à la période d'échantillonnage (il s'agit de l'étape *d'interpolation temporelle*). Ainsi, si l'on reprend le principe de la figure 4.25, l'étape de labellisation transforme les données brutes en abstractions, ayant un niveau d'interprétation supérieur et correspondant à un certain niveau de connaissance (celle utilisée pour sa construction) (voir figure 4.26).

Cette transformation repose sur des opérations de fusion temporelle et de fusion sémantique. Les différents niveaux d'interprétation combinés sont répertoriés dans le tableau 4.3. Ce sont les tendances symboliques, les échelles caractéristiques et les connaissances de classification.

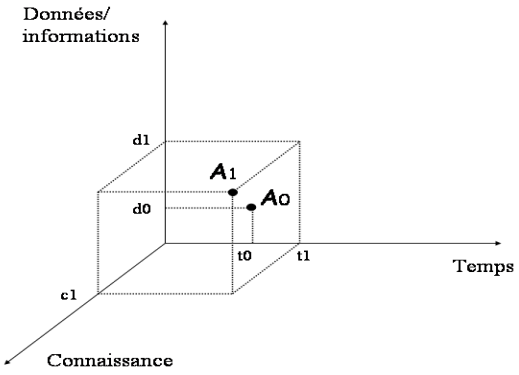


FIG. 4.26: **Représentation de l'étape 1 de l'abstraction dans l'espace de fusion.** *Le point $A_0\{t_0, d_0\}$ (représentant les données brutes et donc il n'y pas de connaissance associée, en général) est transformé en le point $A_1\{t_1, d_1, c_1\}$; la coordonnée d_1 correspond à un niveau d'interprétation supérieur à d_0. La coordonnée t_1 correspond à l'intervalle temporel correspondant à la période d'échantillonnage.*

La construction des domaines de validité consiste d'abord en la détermination des tendances de chaque point de mesure[34] (puisque la fenêtre temporelle sur laquelle la tendance est donnée, est glissante) ; puis en la caractérisation des domaines de validité (voir tableau 4.3). Plusieurs caractérisations sont possibles et seront détaillées dans le chapitre 5.

[34]Dans un souci de simplification, nous effectuons un abus de langage en parlant de tendance d'un point. Comme nous l'avons vu, il s'agit de la tendance attribuée à la période d'échantillonnage correspondant à chaque point.

Description des éléments à abstraire	**Description des éléments impliqués dans la fusion**	**Définition du domaine de validité**	**Validation**
Éléments : données brutes. Description : données brutes. Opération : comptage du nombre de fenêtres glissantes pour lesquelles la stabilité est estimée pour chaque mesure ; détermination de domaines de validité.	Types de fusion : – Fusion temporelle. – Fusion sémantique. Informations : – Tendances et échelles caractéristiques associées. – Seuil de stabilité/instabilité d'un point de mesure ou un ensemble de points. Connaissance de classification : une valeur mesurée (ou un ensemble de points) est considérée comme stable si elle est qualifiée plus souvent comme stable qu'instable.	Plusieurs définitions du domaine de validité sont possibles suivant que l'on considère que ces domaines sont de taille fixe (ici, on considère que l'ensemble des points doit être plus souvent stable qu'instable) ou de taille variable (ici, on considère la tendance de chaque point).	La validation par les experts grâce à une interface graphique se fera lors de l'étape suivante. A chaque choix de définition du domaine de validité, le calcul des abstractions sera effectué et plus facilement lisible.

TAB. 4.3: **Formalisation de l'étape 1 de l'abstraction**

Nous représentons sur la figure 4.27 un exemple de caractérisation de domaines de validité. Par souci de simplification, nous n'avons symbolisé que le cas où la détermination des domaines de validité repose sur la labellisation de chaque point de mesure en termes de "augmenté/diminué/presque constant/instable". Les domaines de validité correspondant sont donc les successions de points ayant le même label de stabilité, c'est à dire soit "augmenté", soit "diminué", soit "presque constant".

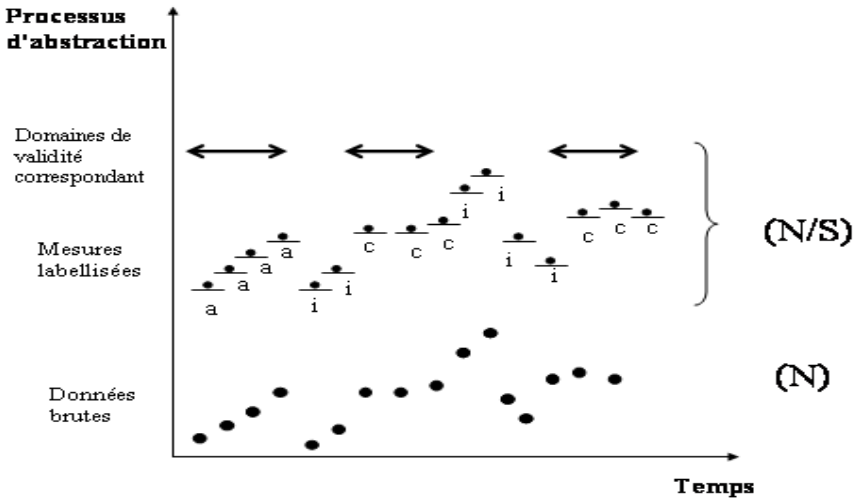


FIG. 4.27: **Première étape du processus d'abstraction.** *Les données brutes, qui sont des valeurs numériques sont transformées en des points labellisés. Ces derniers sont des données numériques ayant une information symbolique, le label. Les labels représentés sont "a" pour "augmenté", "i" pour "instable" et "c" pour "constant". Les points successifs ayant le même label caractérisent les domaines de validité.*

Nous verrons dans la section 5.3.1.1 les différentes techniques de labellisation dans notre contexte.

4.2.2.2 L'interpolation temporelle : caractérisation des intervalles de stabilité

Le but de cette étape est la caractérisation des intervalles de stabilité. Celle-ci est contrôlée grâce aux tendances par le biais de la labellisation des points.

Le processus de fusion repose sur des opérations de fusion temporelle et de fusion sémantique. Cette dernière implique des informations obtenues par l'étape précédente, et des connaissances sur la dynamique temporelle (voir figure 4.28).

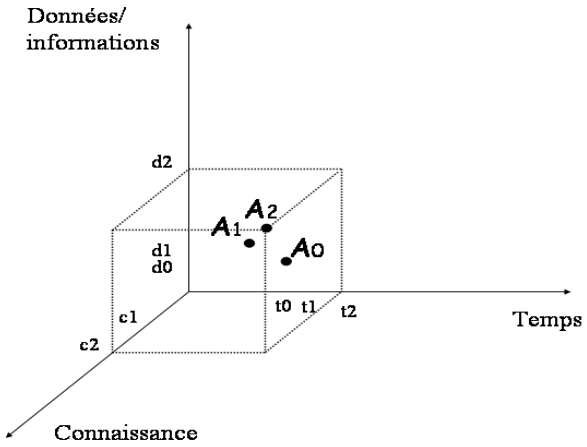


FIG. 4.28: **Représentation de l'étape 2 de l'abstraction dans l'espace de fusion.** *Le point $A_1\{t_0, d_1, c_1\}$ (représentant les données abstraites lors de la première étape) est transformé en le point $A_2\{t_2, d_2, c_2\}$; la coordonnée d_2 correspond à un niveau d'interprétation supérieur à d_1. Le nouveau point ou abstraction a une nouvelle dimension temporelle puisque A_2 est un segment défini par un intervalle temporel et une valeur numérique.*

Cette étape est résumée dans le tableau suivant (voir tableau 4.4).

Description des éléments à abstraire	**Description des éléments impliqués dans la fusion**	**Définition du domaine de validité**	**Validation**
Éléments : données brutes. Description : données brutes. Opération : calculs de la moyenne et de l'écart-type	Types de fusion : – Fusion temporelle. – Fusion sémantique. Informations extraites : labels des points et différentes définitions des domaines de validité. Connaissance sur la dynamique temporelle : l'abstraction est valide lorsque le paramètre reste stable pendant une période temps.	Le domaine de validité est une succession de points ayant le même label de stabilité, comme "augmenté", "diminué" ou "presque constant".	Les résultats obtenus sont montrés et validés par les cliniciens.

TAB. 4.4: **Formalisation de l'étape 2 de l'abstraction**

Le résultat est le calcul d'intervalles temporels appelés segments où la moyenne est calculée pour chaque paramètre considéré (voir figure 4.29).

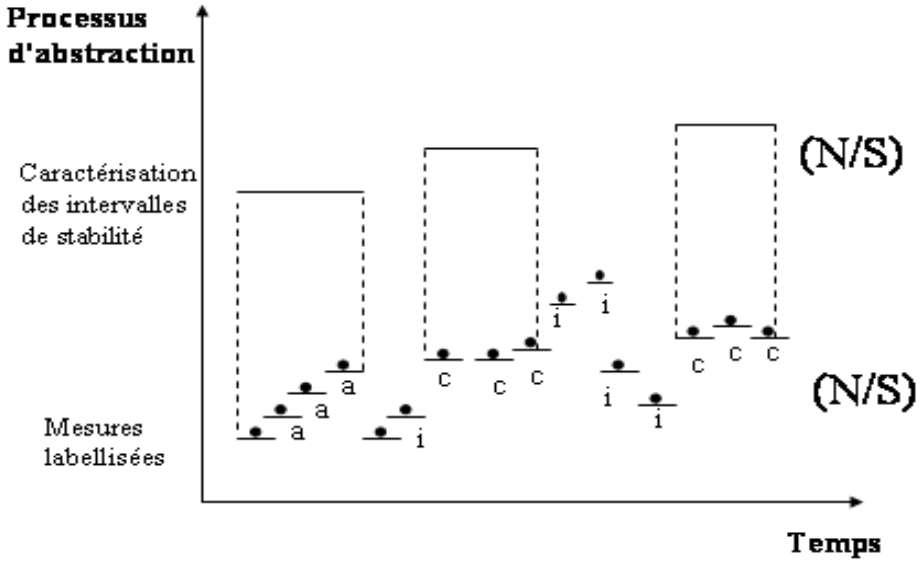


FIG. 4.29: **Deuxième étape du processus d'abstraction : caractérisation des intervalles.** *Les valeurs labellisées sont transformées en des segments (à condition d'être dans le domaine de validité) liant un intervalle temporel à la moyenne et l'écart-type des mesures correspondant à l'intervalle.*

4.2.2.3 Agrégation des segments

Cette étape consiste en l'élaboration d'une abstraction temporelle par agrégation des segments précédents. Elle est contrôlée par la connaissance struturelle, la connaissance sur la classification, la sémantique et la dynamique temporelles du paramètre.

Le processus de fusion repose sur l'intégration des informations obtenues précédemment, et de la connaissance experte (voir figure 4.30) sous forme d'heuristique concernant les proprietés des intervalles temporels, les variations des valeurs numériques des abstractions précédentes et les variations des données brutes. Un opérateur de fusion temporelle transforme les différents intervalles en un seul. La fusion sémantique implique les différents niveaux d'interprétation (connaissance sur les variations des données brutes, échelles caractéristiques,... voir tableau 4.5). L'abstraction obtenue est ainsi un raffinement de l'abstraction précédente, et dans ce sens, elle est à un niveau d'interprétation supérieur.

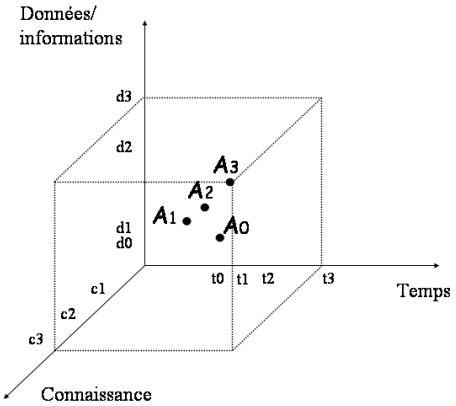


FIG. 4.30: **Représentation de l'étape 3 de l'abstraction dans l'espace de fusion.** *Le point $A_2\{t_2, d_2, c_2\}$ (représentant les données abstraites lors de la deuxième étape) est transformé en le point $A_3\{t_3, d_3, c_3\}$; la coordonnée d_3 correspond à un niveau d'interprétation supérieur à d_2. Le nouveau point ou abstraction a une nouvelle dimension temporelle puisque A_3 est un segment défini par agrégation des intervalles temporels le constituant.*

Nous présentons les différentes sous-étapes dans le tableau 4.5.

Description des éléments à abstraire	**Description des éléments impliqués dans la fusion**	**Définition du domaine de validité**	**Validation**
Éléments : segments (segments temporels où la moyenne et l'écart-type ont été préalablement calculés). Description : valeurs moyennes, écart-types, longueurs des segments et des intervalles temporels entre les segments. Opération : concaténation et moyenne.	Types de fusion : – Fusion temporelle. – Fusion sémantique. Informations : échelles caractéristiques des paramètres, seuils de précision des paramètres. Connaissances : deux sortes d'heuristiques sont utilisées : – Des connaissances de classification, sur la sémantique et la dynamique temporelles du paramètre permettent la vérification de la longueur des segments, des intervalles entre les segments, de la différence entre les moyennes de deux segments consécutifs en considérant les écart-types correspondant. – Des connaissances structurelle et sur la sémantique temporelles contrôlent la variation du paramètre par rapport au seuil de précision (de la mesure des valeurs du paramètre). Elle peut être soit au-dessous du seuil ou au-dessus mais à condition que ce soit pour une période courte (pouvant correspondre ainsi à un artefact).	Le domaine de validité correspond aux segments agrégés.	Les résultats obtenus sont montrés et validés par les cliniciens. Les seuils de précision fixés par les cliniciens peuvent être modifiés sur l'interface et les nouveaux résultats directement visibles.

TAB. 4.5: **Formalisation de l'étape 3 de l'abstraction**

Cette étape consiste en un raffinement des intervalles temporels (c'est à dire un raffinement des segments et un ajustement des moyennes des valeurs) (voir figure 4.31).

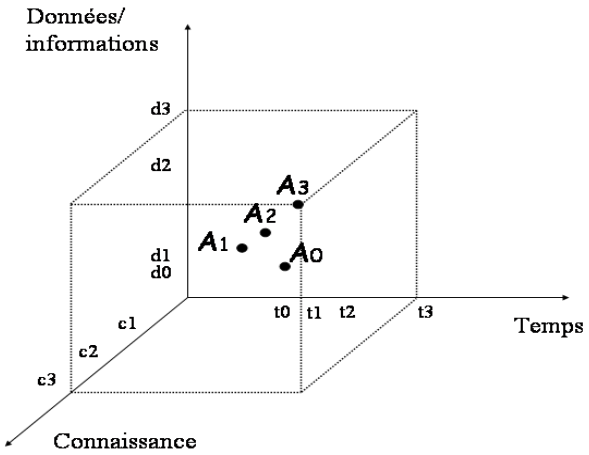


FIG. 4.31: **Troisième étape du processus d'abstraction : agrégation des segments.** *Les segments obtenus précédemment sont affinés. Sous certaines conditions, ils peuvent être agrégés en un segment plus long, liant les intervalles temporels des segments précédents et la moyenne et l'écart-type de tous les points correspondant au nouvel intervalle.*

4.2.2.4 Abstraction qualitative : transformation symbolique des segments

L'objectif de cette étape est de transformer les valeurs quantitatives des segments en des valeurs qualitatives comme "normal", "instable", "normal mais haut", "anormal et haut", "normal mais bas" et "anormal et bas". Toutes ces informations sont liées à des intervalles temporels (voir figure 4.33).

Il n'y a pas véritablement de fusion dans cette étape. Seules des connaissances de classification sont nécessaires. Les abstractions construites ne changent pas de granularité temporelle : la fusion temporelle n'a pas été introduite.

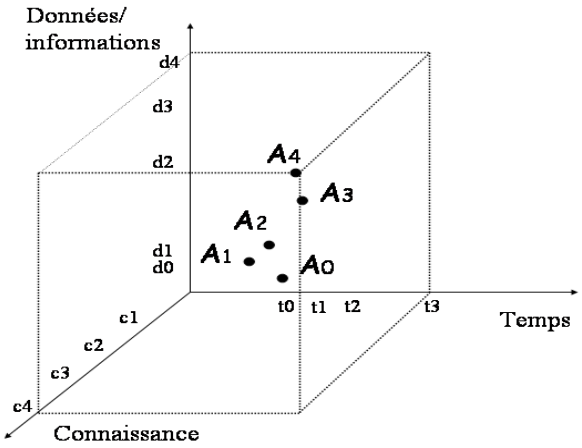


FIG. 4.32: **Représentation de l'étape 4 de l'abstraction dans l'espace de fusion.** *Le point $A_3\{t_3, d_3, c_3\}$ (représentant les données abstraites lors de la troisième étape) est transformé en le point $A_4\{t_3, d_4, c_4\}$; la coordonnée d_4 correspond à un niveau d'interprétation supérieur à d_3. Le nouveau point ou abstraction a la même dimension temporelle puisqu'il s'agit, ici, simplement d'une abstraction verticale.*

Les différentes sous-étapes sont décrites dans le tableau 4.6.

Description des éléments à abstraire	**Description des éléments impliqués dans la fusion**	**Définition du domaine de validité**	**Validation**
Éléments : segments agrégés. Description : valeurs moyennes, longueurs des segments et des intervalles temporels entre les segments. Opération : interprétation.	Types de fusion : Connaissances connaissance de classification : seuils de normalité donnés par les experts. A partir de ces seuils, il est possible de raffiner la classification en termes de "normal mais haut" et "normal mais bas". Les seuils définissent une zone de normalité dans laquelle le paramètre est considéré comme normal, ...	Le domaine de validité correspond aux segments agrégés.	Les résultats obtenus sont montrés et validés par les cliniciens.

TAB. 4.6: **Formalisation de l'étape 4 de l'abstraction**

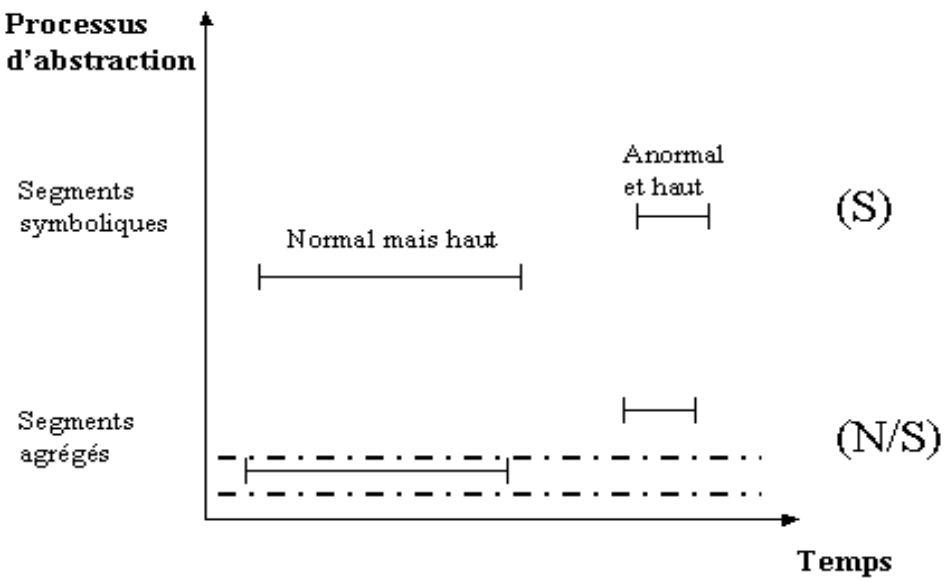


FIG. 4.33: **Quatrième étape du processus d'abstraction : classification des segments.** *Les segments liant un intevalle temporel à une moyenne sont transformés en des segments liant le même intervalle temporel à une valeur symbolique ; cette dernière correspondant simplement en un passage numérique/symbolique au dessus ou au dessous d'un seuil de normalité.*

4.2.3 Les abstractions complexes ou la construction de patterns locaux pour la reconnaissance d'événements

Cette étape permet de franchir un nouveau niveau d'interprétation. L'objectif de la mise au point d'abstractions complexes est de détecter des patterns qui peuvent éventuellement être validés comme étant de vrais événements. Il y a donc deux phases : la reconnaissance de patterns et leur interprétation. Dans un premier temps, un événement interne est reconnu. Puis, dans un second temps, il peut être associé à un événement externe ou non (voir figure 4.34).

La fusion réside sur la combinaison de plusieurs types de connaissance (voir tableau 4.7) : elle est sémantique. Un opérateur de fusion temporelle combine les intervalles des abstractions simples. La construction des abstractions complexes consiste en quatre sous-étapes (voir tableau 4.7).

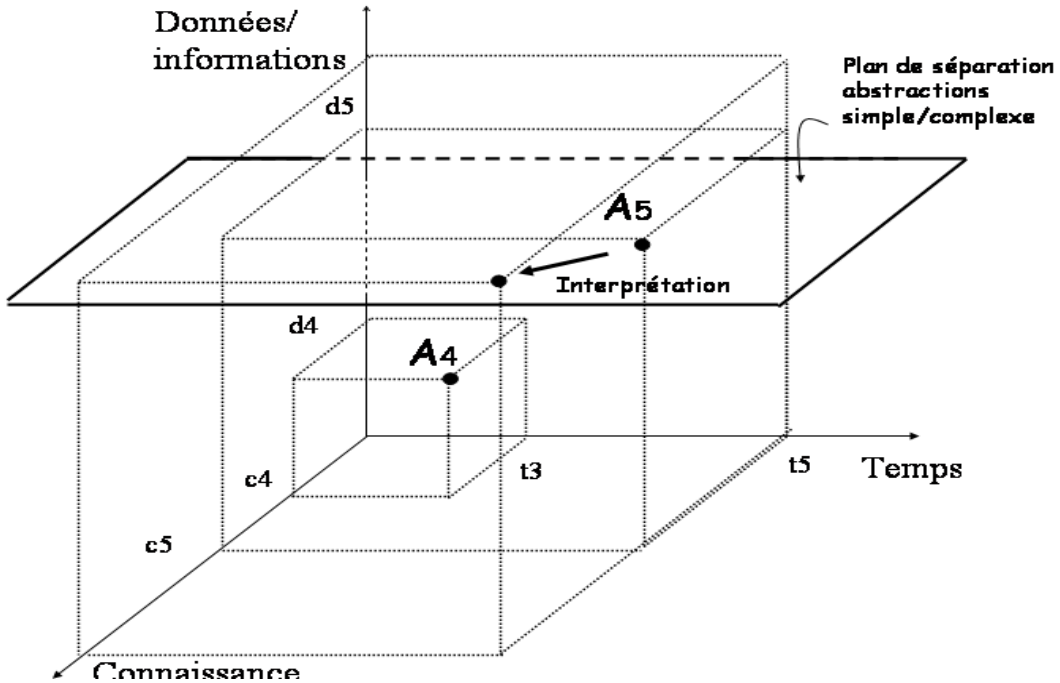


FIG. 4.34: **L'étape d'abstraction complexe : un nouveau niveau d'interpréation atteint.** *Le plan dessiné représente le niveau supérieur d'interprétation des données. Le point* $A_4\{t_3, d_4, c_4\}$ *est transformé en le point* $A_5\{t_5, d_5, c_5\}$*. Ce dernier représente les patterns locaux. Après la phase d'interprétation de ces patterns, on peut évoluer dans l'espace (ce qui est symbolisé par la flèche) si le pattern représente un événement externe ou autre.*

Description des éléments à abstraire	Description des éléments impliqués dans la fusion	Définition du domaine de validité	Validation
Éléments : segments (il s'agit de ceux correspondant à la deuxième étape d'abstraction, c'est à dire avant l'étape d'agrégation. Description : valeurs moyennes, longueurs des segments et des intervalles temporels entre les segments. Opération : classification et interprétation.	Types de fusion : Fusion sémantique. Connaissances – connaissance sur la sémantique temporelle : il s'agit de connaissance sur le comportement du paramètre considéré pour les événements choisis. La longueur des segments, des intervalles entre les segments et la différence entre les moyennes des segments sont contrôlés suivant des modèles de patterns pré-définis. – connaissance de classification : une fois les patterns reconnus, il s'agit de les interpréter et de les relier éventuellement à un événement externe.	Le domaine de validité correspond à l'union des intervalles temporels des éléments du pattern (segments et zone instable éventuellement).	Les résultats obtenus sont montrés et validés par les cliniciens.

TAB. 4.7: **Formalisation de l'étape de construction des abstractions complexes**

4.2.3.1 Phase de reconnaissance des patterns

Il s'agit, ici, de la reconnaissance de patterns locaux (voir section 4.1.4.2).

Nous avons étudié deux patterns locaux qui différent suivant les seuils sur les délais temporels et les variations des moyennes. Un premier pattern est basé sur une zone instable. Lorsque le paramètre est considéré comme instable, nous cherchons des relations entre le temps et les variations des moyennes des zones stables autour de la zone instable. Ce pattern est présenté dans la figure avec D_t et D_m élevés ; ceci correspond à un changement instable du paramètre. Quand D_m est bas, ceci correspond à un artéfact. Un second pattern est construit sans zone instable (voir figure 4.35).

Ces patterns permettent de reconnaître des comportements d'un signal temporel.

On peut discerner facilement trois sortes de comportement basique d'un signal temporel :

- Un "spike" : un changement brusque sur un faible intervalle temporel (sans différence de valeurs avant et après).
- Des oscillations : plusieurs changements brusques à la suite (sans différence de valeur avant et après).
- Un "step" ou créneau : un changement de valeurs sur un faible intervalle temporel.

La figure 4.36 représente ces comportements avec le pattern suceptible de les reconnaître.

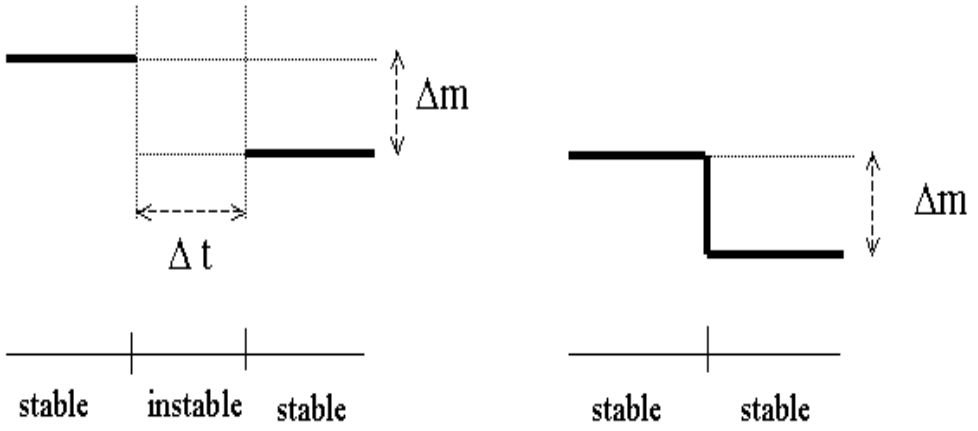


FIG. 4.35: **Représentation des deux patterns locaux.**

On instancie chaque pattern à la situation que l'on veut reconnaître suivant la taille de l'intervalle temporel (intervalle entre deux segments ; c'est à dire la taille de la zone "instable") et la différence de moyennes entre les deux segments :

"Spike" Puisqu'il s'agit d'une variation brusque, il est assimilé à une zone d'instabilité sur un intervalle temporel relativement court et les valeurs du paramètre peuvent être considérées comme similaires d'où une différence faible des moyennes des segments entourant la zone d'instabilité.

"Oscillations" Les intervalles temporels peuvent être, ici, de taille variable suivant la durée des oscillations.

"Créneau" Le changement de valeurs peut être brusque ou plus lent. Ainsi, il correspondra soit à une zone instable soit à une zone stable.

En pratique, ces comportements reflètent des événements internes dont certains peuvent être interprétés comme des événements externes (voir ontologie définie dans la section 4.1.4).

4.2.3.2 Phase d'interprétation pour la détection d'événements externes

Nous avons sélectionné plusieurs types d'événement à reconnaître. Les critères pour cette sélection sont :

- une incidence clinique ou technique importante,
- un nombre d'occurences conséquent dans la mesure du possible,
- une reconnaissance "simple".

Le premier critère a été établi avec les médecins du projet. L'incidence technique signifie un problème technique, comme une déconnexion de capteur et l'incidence clinique, la nécessité de l'intervention d'un médecin ou d'un infirmier.

Suivant ces critères, nous avons considéré les événements suivants :

"déconnexion du capteur de SpO2" : événement externe qui induit un événement interne,

"désaturation" : événement interne relié à un événement clinique,

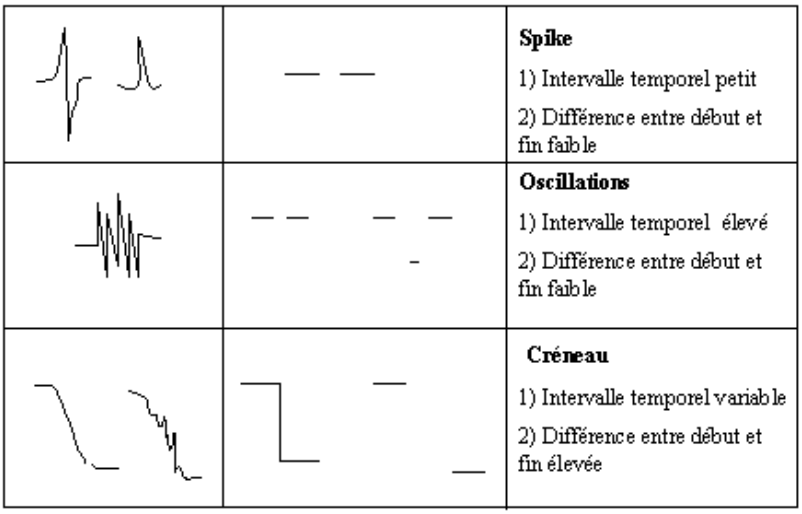


FIG. 4.36: **Des comportements typiques reconnus grâce aux patterns.**

Quant à l'événement **"spike"**, il est plus difficile de l'interpréter. C'est un événement interne non lié à un événement externe ou événement clinique.

Ces trois événements remplissent les critères pré-requis : la désaturation est un phénomène alarmant de premier ordre ; c'est une chute de la SpO2 (sous certaines conditions) qui signifie une baisse d'oxygénation du sang. Les déconnexions du capteur de SpO2 [35] sont récurrentes (puisqu'il s'agit d'un capteur se trouvant sur le gros pouce du pied ou de la main) et induisent de nombreuses fausses alarmes (le fait que le patient bouge son pied peut changer les valeurs de mesure de la SpO2) ; Ainsi, une déconnexion est un événement externe induisant un événement interne (chute des valeurs de la SpO2). Quant aux "spikes", ce sont des événememnts typiquement internes dont le nombre d'occurences est élevé ; ils ne sont pas directement liés à un événement externe ou clinique et par conséquent leur incidence est à étudier.

4.3 La découverte de règles

La découverte de règles à partir de données sur des intervalles temporels de type "état" est complexe puisqu'il faut déterminer :

- la formalisation des liens temporels à découvrir,
- la mesure correspondante capable de quantifier l'intérêt de la règle.

A l'heure actuelle, les recherches de telles règles en sont à leurs balbutiements. Pour diverses raisons, nous n'avons pu approfondir la méthode de découverte de règles. Nous verrons ces points dans le chapitre de discussion.

[35] La Saturation pulsée de l'hémoglobine en oxygène, ou SpO2, est appelée la valeur donnée par l'oxymètre de pouls pour la distinguer de la saturation artérielle de l'hémoglobine en O2, mesurée par les gaz du sang (SaO2). http ://www.infiweb.org/D/materiels/monitorage/spo2/SpO2.html

Nous cherchons des relations du type :

"VT normal haut" *implique* "fR anormal haut"

Pour l'aspect temporel, comme Bellazzi et al [Bellazzi et al., 2003], nous considérons les co-occurences d'états. Le support de la règle est défini come l'intersection des intervalles temporels des états et les supports de la prémisse et de la conclusion sont représentés par les longueurs des intervalles de temps des états correspondants.

Les probabilités *a priori* et conditionnelles sont définies respectivement par le support de la relation correspondante divisé respectivement par la durée totale de l'observation et par le support de la prémisse.

Nous considérons deux types de mesures d'intérêt : la mesure standard de confiance et la confiance causale donnée par Kodratoff [Kodratoff, 2000].

Ce chapitre a permis dans un premier temps, la description précise de notre point de vue sur le rôle de l'abstraction dans le processus d'extraction de connaissances. Nous avons défini de manière claire les concepts d'information et de connaissance. Ces concepts ont été ensuite détaillés afin de pouvoir décrire explicitement leur rôle dans le processus d'abstraction. L'abstraction des données est constituée de plusieurs étapes : les quatre premières pour les abstractions simples et la dernière pour les abstractions complexes. A chaque étape est présenté le procédé de fusion permettant de combiner les informations et les connaissances.

Dans un second temps, nous avons présenté la méthode succincte de découverte de règles d'association à partir de données de type intervalle et symbolique (soit les abstractions du chapitre précédent).

Chapitre 5
RÉSULTATS

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats du système d'abstraction que nous avons construit. Dans une première partie, nous définissons les éléments pris en compte dans le processus : les données, informations et connaissances choisis. Ensuite, nous décrivons étape par étape l'abstraction elle-même. Nous discernons les deux types d'abstractions simples et complexes et étudions en quoi ils sont complémentaires. Puis, nous décrivons les difficultés de validation du processus dans le problème délicat de la surveillance de patients en USIs. Enfin, nous présentons quelques résultats "très préliminaires" de la découverte de règles.

5.1 Contexte clinique

Notre méthode d'abstraction et de fouille de données a été utilisée dans le contexte du sevrage de la ventilation mécanique. Le sevrage est la période durant laquelle le clinicien essaie petit à petit de supprimer l'assistance à la respiration du patient. C'est une période

cruciale (voir chapitre 1).

Les données utilisées dans cette étude ont été acquises grâce à un protocole spécifique de sevrage. Ce protocole est divisé en trois parties et permet une acquisition de données de quatre heures. Durant la première heure, le patient est ventilé classiquement. Durant les deux suivantes, il respire par lui-même grâce à une pièce en T, ensuite il est en ventilation spontanée. A chaque instant du protocole pendant les deux dernières périodes, il peut être replacé en ventilation mécanique. Pour chaque étape, les données physiologiques sont enregistrées et un assistant médical annote tous les événements durant les quatre heures. Cette procédure dure quatre heures même en cas d'échec. A la fin, le sevrage est considéré comme un succès si le patient peut respirer de façon autonome pendant 24 heures. Ce protocole a été approuvé par le CCPRRB de Lille. Seuls les patients remplissant les critères d'entrée sont inclus dans le protocole (voir figure 5.37).

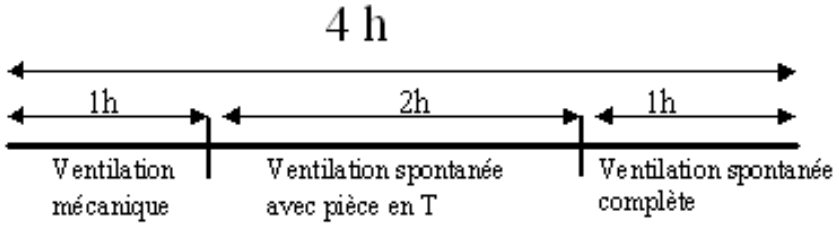


FIG. 5.37: **Le protocole de sevrage étudié**

Initialement, nous devions récolter un fichier patient documenté par semaine pendant l'année 2002, une fois le protocole de recueil mis en place (CNIL, protocole défini, choix des événements établi, personne chargée d'annoter les événements au lit du patient, ...), ce qui nous aurait permis d'avoir à disposition une cinquantaine de fichiers. Mais cela n'a pas été possible pour plusieurs raisons. La principale était la difficulté de lier la disponibilité de la personne en charge de l'annotation des fichiers et la possibilité d'avoir un patient répondant aux critères du protocole. La personne en charge de l'annotation n'était pas présente directement sur place (il n'est possible de recruter et donc de "bloquer" un membre du personnel soignant pendant quatre heures) ; les médecins devaient penser à la joindre. Ensuite, la personne devait être disponible à ce moment là sachant que la mise en place du protocole dépend de la possibilité du patient à remplir les critères d'entrée [36]. Au final, nous disposons d'un dizaine de fichiers, tous non forcément utilisables (par exemple, un fichier dure seulement une heure, le patient devant être tout de suite remis sous ventilation mécanique) ou suffisament informatifs (des fichiers où il n'y pas d'événements significatifs : le patient réagit bien et le protocole réussit sans encombre, ...).

Le recueil des données s'est fait sur deux lieux : les hôpitaux de Lyon et Lille. Les protocoles de sevrage ne reposaient pas sur les mêmes supports techniques. En particulier durant la période intermédiaire de deux heures, les paramètres de mécanique ventilatoire (fréquence

[36] Par exemple, les fichiers provenant de Lyon ont été annotés par une personne venant de Grenoble (soit compter une heure de trajet en voiture)

respiratoire, volume courant et volume minute) n'étaient plus disponibles à Lille ; ce qui veut dire que dans le cas où le protocole de sevrage réussissait à Lille, nous n'avions des données complètes que pour la première heure.

Finalement, nous avons travaillé sur huit fichiers de données correspondant à huit patients dont trois échecs et cinq succès du protocole.

5.2 Les éléments choisis pour la construction du processus

Nous présentons dans cette section, les éléments que nous allons utiliser dans le processus d'abstraction. Outre les données brutes et la connaissance experte communément utilisées dans les processus d'abstraction (voir section 3.3), nous introduisons dans notre système des informations supplémentaires. Ces informations sont des abstractions de bas niveau sur le comportement des données ; ce sont des tendances extraites à partir de traitements proches du traitement du signal (voir section suivante). Elles nous permettent d'enrichir et de contrôler notre processus. Dans cette section, nous décrivons uniquement les éléments dont nous disposons en début de processus. Nous verrons que tout au long du processus d'abstraction, nous obtiendrons de nouvelles informations que nous décrirons plus tard. Ici, il s'agit de décrire les éléments de base.

Nous présentons à présent ces éléments.

5.2.1 Données brutes

Les données brutes diffèrent suivant qu'elles proviennent des hôpitaux de Lyon ou de Lille (voir annexe A).

Données de Lyon

On acquière les signaux physiologiques (comme l'électrocardiogramme, par exemple) selon une fréquence d'échantillonnage de 100 Hz d'où sont extraits les paramètres off line (comme la fréquence cardiaque à partir de l'électrocardiogramme) par des algorithmes développés par des collaborateurs du projet. Les mesures des paramètres sont échantillonnées à 1 Hz. Le choix d'acquérir les signaux puis d'en extraire les paramètres est justifié par la volonté de maîtriser tout le processus de traitement.

Nous disposons de plusieurs signaux physiologiques échantillonnés à 100Hz : l'ECG, la fréquence cardiaque machine, la pléthysmographie, l'oxymétrie de pouls, la pression invasive, la pression et le débit aériens insufflés (voir figure 5.38). Le logiciel AcqKnowledge est utilisé pour l'acquisition des signaux connectés au module Biopac et provenant du moniteur cardiovasculaire et des boîtiers de débit et de pression.

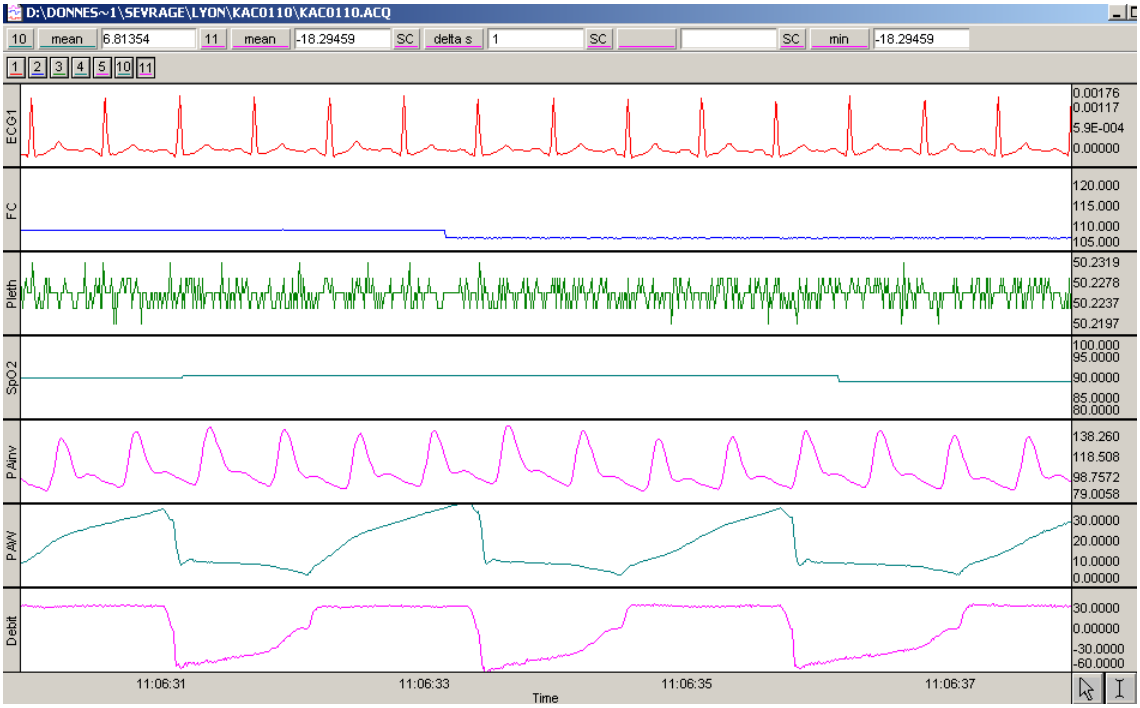


FIG. 5.38: **Les sept signaux physiologiques**

De ces signaux, nous extrayons une vingtaine de paramètres numériques (voir Annexe C) échantillonnés à 1Hz, à l'aide d'un programme écrit en Matlab par nos collaborateurs du Laboratoire d'Automatique de Grenoble [Becq, 2000]. Ce programme nécessite la connaissance de seuils et plusieurs tests sont souvent nécessaires. En annexe E, sont représentés quelques exemples de relations entre les paramètres et les signaux physiologiques.

Données de Lille

A Lille, nous étudions directement les paramètres physiologiques calculés par les différentes machines au lit du patient (voir annexe A). Les mesures des paramètres sont échantillonnées à 0.2 Hz. Le choix de travailler avec les valeurs données par les machines est justifié par le fait que ce sont ces valeurs qui vont être utilisées ensuite par ces mêmes machines pour la surveillance ou par le clinicien pour prendre une décision (choix pris par les médecins et les collaborateurs de Lille). Les programmes d'extraction des paramètres à partir des signaux physiologiques ne sont pas disponibles. A partir du moniteur cardio-vasculaire, les paramètres disponibles sont fonction des modules de surveillance activés :

- le module ECG : fréquence cardiaque, nombre d'anomalies
- le module pression : pression systolique, diastolique et moyenne
- le module SpO2 : saturation en oxyhémoglobine, fréquence cardiaque
- le module de capnographie (optionnel) : PetCO2, fréquence respiratoire

A partir du ventilateur, on obtient les valeurs des paramètres mesurées comme la fréquence respiratoire, le volume courant ...

Données effectivement traitées

Face à la quantité de données disponibles et dans un souci de cohérence, nous avons sélectionné seulement certains de ces paramètres pour nos traitements ultérieurs. Ce choix a été fait par les experts [Biot, 1998] ; il correspond aux paramètres les plus pertinents et les plus usités que ce soit à Lyon ou à Lille. Il s'agit de la fréquence cardiaque machine, la pression artérielle systolique, le volume courant, la ventilation minute, la fréquence respiratoire et la saturation pulsée en oxygène (on rappelle que la fréquence respiratoire, le volume courant et le volume minute ne sont pas disponibles pendant les deux heures intérmédiaires du protocole à Lille et, en cas de réussite du protocole et donc de débranchement du patient, ces paramètres ne le sont pas non plus la dernière heure à Lyon et à Lille).

En général, il y a beaucoup de valeurs manquantes et d'imprécision dues au bruit des signaux et la précision des capteurs. L'évolution des paramètres est centrale pour leur interprétation plutôt que leurs valeurs effectives. Toutes ces caractéristiques introduisent des difficultés supplémentaires pour des approches d'apprentissage.

Pour chaque paramètre, on distingue plusieurs attributs :
- Domaine de variation,
- Modalité de calcul,
- Fréquence d'obtention,
- Validité temporelle,
- ...

5.2.2 Informations extraites

Afin de qualifier les variations des paramètres et ainsi de contrôler au mieux le processus d'abstraction, les tendances symboliques sont calculées pour chaque paramètre avec leur échelle caractéristique associée. Ces informations sont fournies par les partenaires du projet (groupe de Lille). L'information de tendances semble pertinente pour le processus pour plusieurs raisons :

(1) Elle donne une **information sur le comportement dynamique du paramètre**.
(2) En outre, elle la caractérise en termes de **"stabilité", "instabilité"**. C'est une notion de plus haut niveau que les caractéristiques classiques de tendances (où la notion d'instabilité n'est pas présente et est généralement de la forme {"augmenté", "diminué", "augmenté", ...}),
(3) Enfin, elle procure l'information d'**"échelle caractéristique"** ; il s'agit d'un intervalle temporel calculé par apprentissage pour chaque paramètre et à chaque nouveau traitement. C'est l'intervalle ou l'échelle représentant au mieux la dynamique propre du paramètre : *Elle peut être interprétée comme un indicateur de la variabilité locale des données* [Calvelo-Aros, 1999] p42.

Ces tendances sont très informatives et peuvent enrichir considérablement le processus d'abstraction.

Le calcul des tendances se fait de la manière suivante.

La tendance est calculée par régression linéaire sur une fenêtre dont la taille est calculée en fonction de la dynamique propre de chaque paramètre et appelée "échelle ou temps

caractéristique". Calculée de cette manière, la tendance est assimilable à une dérivée. Il est alors possible de reconstruire une série de données filtrées par intégration des valeurs de la tendance. La figure 5.39 donne un exemple de la méthode appliquée sur un enregistrement de la SpO2. A l'échelle caractéristique, à chaque instant on dispose de la valeur du paramètre, de sa tendance caractérisée par la pente de la droite de régression ou du coefficient de régression qui par définition a fait l'objet d'une normalisation par rapport à sa plage de variation et à son unité. Le calcul de l'écart-type fournit un indicateur de la stabilité locale du paramètre. C'est à partir du partitionnement du plan tendance vs stabilité (ou plus précisément coefficient de régression vs écart-type) que les notions de tendance qualitative (augmentation, diminution) et de stabilité (stable, instable) sont obtenues. Différentes modalités de partionnement sont envisageables à ce stade pour lesquelles il est difficile de déterminer des critères objectifs de comparaison et de validation (repris du compte-rendu de la réunion d'OSSCAR du 26 10 01) (pour plus de détails, voir [Calvelo et al., 2000]).

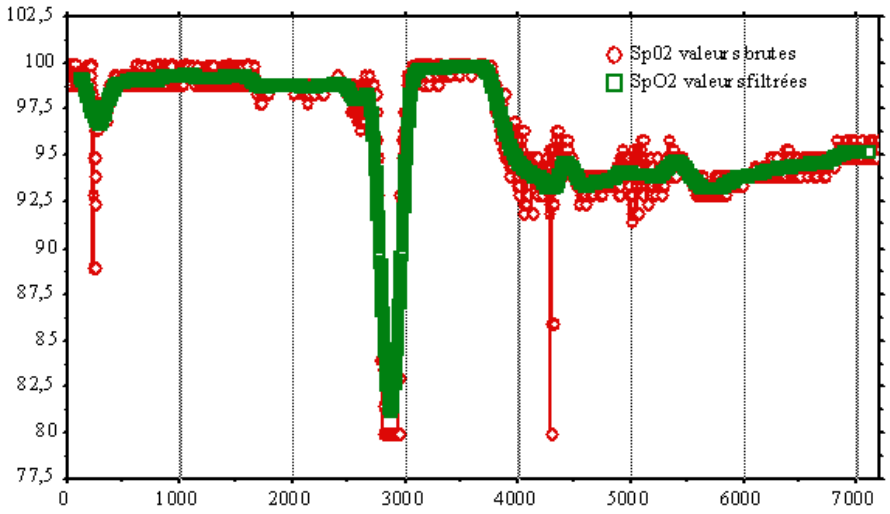


FIG. 5.39: **Application de la méthode de filtrage au signal de Sp02** *(fréquence d'échantillonnage 1Hz, temps caractéristique 213 secondes)*

L'application de la méthode de partitionnement par découpage des distributions en quantiles est illustrée par la figure 5.40.

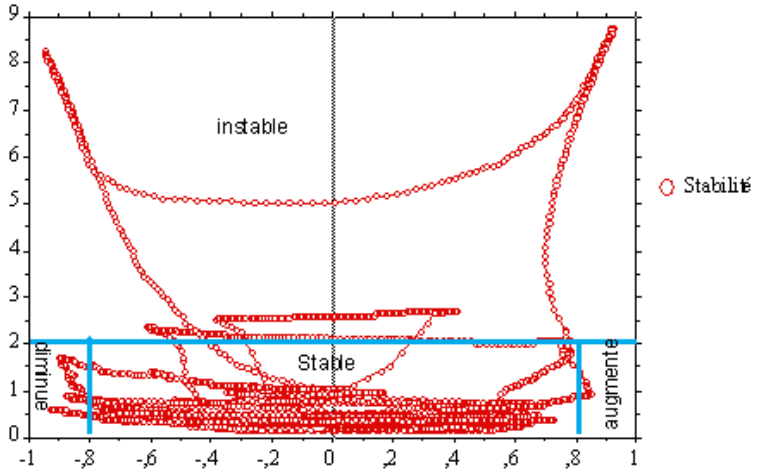


FIG. 5.40: **Exemple de partitionnement du plan tendance vs stabilité pour le paramètre Sp02.**

Dans [Calvelo et al., 2000], le partitionnement est fait grâce à des valeurs fixées *a priori*. Cependant, étant donné la particularité du protocole de sevrage et ses différentes étapes, ce parti pris n'est pas satisfaisant. En effet, suivant le mode de ventilation, le patient ne respire pas de la même façon et donc ses paramètres physiologiques réagissent différemment. Par exemple, la fréquence respiratoire aura tendance à être beaucoup plus fluctuante lorsqu'il est sous pièce en T plutôt qu'en ventilation contrôlée. En gardant comme seuil pour définir la stabilité le percentile 95, la fréquence respiratoire est considérée comme très instable durant toute la durée de la mise en place de la pièce en T, ce qui n'est pas cliniquement vrai ; le patient s'est simplement adapté au nouveau mode de ventilation. Ainsi, il semble que le choix d'un seuil fixe ne soit pas adéquat. C'est pourquoi, après ces observations, son calcul a été modifié par les collaborateurs de Lille. A présent, il s'agit toujours du percentile 95 mais c'est le percentile qui est recalculé tous les 900 points. Il s'agit ici d'une fenêtre non glissante. Cette fenêtre de 900 points est le meilleur compromis pour garder les temps caractéristiques et pour laquelle, on a le plus de chance d'avoir une stabilité. Pour les notions "augmenté" et "diminué", le choix des seuils est une valeur fixe du coefficient de régression (augmenté/stable $= +0.7$, diminué/stable $= -0.7$).

Le seuil de stabilité qu'il soit fixe ou pas est important dans nos travaux. Nous avons commencé par travailler avec des tendances ayant un seuil fixe de stabilité (les seuls disponibles à l'époque). Ensuite, le calcul des tendances ayant été amélioré, nous avons appliqué le processus d'abstraction en considérant ces nouvelles tendances (voir section 5.4).

5.2.3 Connaissances

Nous utilisons plusieurs sortes de connaissance : des connaisances contextuelles et des connaissances *a priori*. Les secondes sont classiques ; ce sont des connaissances expertes basiques et identiques pour toutes les équipes de recherche s'intéressant à la surveillance de patients en USIs. Nous les détaillons plus loin. Les premières, celles que l'on a qualifiées

de contextuelles, sont très originales. Il s'agit de connaissances sur ce qui se passe dans la chambre du patient pendant l'acquisition des données ; elles concernent autant les soins qu'il peut subir, le comportement des paramètres surveillés, à savoir si une alarme se déclenche par exemple, les réactions du patient comme le fait qu'il tousse par exemple. Elles sont donc un véritable "carnet de bord" de tous les événements en rapport avec le patient durant l'acquisition des données.

Elles permettent de documenter de façon précise les données d'acquisition et ainsi d'aider les cliniciens pour une analyse ultérieure. En cela, elles "complètent" les connaissances *a priori* des experts.

Nous détaillons à présent ces connaissances.

Les connaissances liées au contexte d'acquisition

Ce sont des connaissances sur l'occurrence des événements se produisant dans la chambre du patient pendant l'acquisition des données. Au lit du patient un clinicien qualifie chaque alarme en termes de fausse positive, fausse négative, vraie positive, fausse positive et marque chaque occurrence d'événement (voir un exemple de fichier sur la figure 5.41) :

- Les alarmes vraies positives (VP) sont les alarmes qui ont été déclenchées alors que la valeur du paramètre est en dehors des seuils fixés et suivies d'un geste de soins ou de la résolution d'un problème technique. Dans ce dernier cas l'alarme sera notée VPT. Les alarmes fausses positives (FP) sont déclenchées lorsque la valeur du paramètre est en dehors des seuils fixés, qu'elles ne justifient d'aucun geste technique ou thérapeutique. Les alarmes fausses négatives (FN) correspondent au fait que la valeur du paramètre est dans la limite des seuils fixés alors qu'il y a un problème sur le patient justifiant d'un geste de soin. Les seuils de ces alarmes sont fixés au préalable par les cliniciens et peuvent être éventuellement changés en cas de nécessité. Ils sont notés dans les fichiers événements soit de façon manuelle, soit de façon automatique par le moniteur. Tous les paramètres ne sont pas associés au déclenchement éventuel d'une alarme. Une alarme est donc caractérisée par des seuils numériques ou symboliques suivant le contexte, par le mode d'adaptation de ces seuils selon le patient, par le traitement thérapeutique ..., par une fréquence d'obtention,...
- Les événements correspondent à plusieurs sortes d'information. Le choix des événements à répertorier et des codes correspondants (pour simplifier la lecture des fichiers) a été discuté avec les médecins. Sont annotées les modifications intervenant sur les drogues, les modifications sur le ventilateur, la mise en place et l'arrêt d'un traitement externe, le début et la fin d'examen, de prélèvement, de geste, de présence de personnes dans la chambre et enfin des modifications sur le moniteur cardiovasculaire (voir annexe F).

Tuesday, October 01, 2002	10:44:27 AM	3VP		
Tuesday, October 01, 2002	10:44:39 AM	6VP PAW elevee		
Tuesday, October 01, 2002	10:44:49 AM	3VP SpO2 basse		
Tuesday, October 01, 2002	10:44:56 AM	6VP PAW elevee		
Tuesday, October 01, 2002	10:45:05 AM	2VP PA SY, MO et DI elevee		
Tuesday, October 01, 2002	10:45:23 AM	3VP		
Tuesday, October 01, 2002	10:45:48 AM	3VP		
Tuesday, October 01, 2002	10:45:51 AM	4VP VM haute		
Tuesday, October 01, 2002	10:45:54 AM	6VP PAW elevee		
Tuesday, October 01, 2002	10:46:00 AM	ASPI		
Tuesday, October 01, 2002	10:46:04 AM	4VP VM haute		
Tuesday, October 01, 2002	10:46:05 AM	3VP		
Tuesday, October 01, 2002	10:46:11 AM	6VP PAW elevee		
Tuesday, October 01, 2002	10:46:12 AM	3VP SpO2 basse		
Tuesday, October 01, 2002	10:46:18 AM	4VP VM haute		
Tuesday, October 01, 2002	10:46:20 AM	6VP PAW elevee		
Tuesday, October 01, 2002	10:46:21 AM	3VP SpO2 basse		
Tuesday, October 01, 2002	10:46:23 AM	4VP VM haute		
Tuesday, October 01, 2002	10:46:26 AM	3VP SpO2 basse		
Tuesday, October 01, 2002	10:46:36 AM	volet thoracique, mouvements ABD et THO	tres importants et opposes	
Tuesday, October 01, 2002	10:46:38 AM	Tuesday, October 01, 2002 10:46:37 AM 3	VP SpO2 basse	
Tuesday, October 01, 2002	10:46:40 AM	4VP VM haute		
Tuesday, October 01, 2002	10:46:46 AM	3VP SpO2 basse		
Tuesday, October 01, 2002	10:46:53 AM	4VP VM haute		
Tuesday, October 01, 2002	10:46:59 AM	RESPI VM 17.1		
Tuesday, October 01, 2002	10:47:02 AM	3VP SpO2 basse		
Tuesday, October 01, 2002	10:47:10 AM	RESPI FiO2 50		
Tuesday, October 01, 2002	10:47:14 AM	3VP SpO2 basse		
Tuesday, October 01, 2002	10:47:26 AM	3VP SpO2 basse		
Tuesday, October 01, 2002	10:47:27 AM	RESPI FiO2 60		
Tuesday, October 01, 2002	10:47:37 AM	3VP SpO2 basse		
Tuesday, October 01, 2002	10:47:42 AM	6VP PAW elevee		
Tuesday, October 01, 2002	10:47:43 AM	SpO2 basse		

FIG. 5.41: **Exemple de fichier obtenu au lit du patient (KAC0110) à Lyon.** *Les colonnes correspondent respectivement à la date d'acquisition, à l'heure puis à l'événement et/ou l'alarme produits (l'heure correspondant à l'heure à laquelle le type d'événement est reporté. On peut donc avoir ici un léger décalage entre les heures d'occurrence et de report). Ici, une seule sorte d'alarme a eu lieu "VP" pour vraie positive, le chiffre précédant cet acronyme symbolise le paramètre, "3" pour SpO2 par exemple. Plusieurs événements ont eu lieu et ont été rapportés : un réglage sur la FiO2 "RESPI FiO2 60" ou le fait que le patient ait toussé "Toux".*

Suivant la provenance (Lyon ou Lille), ces fichiers n'ont pas tout à fait la même forme (voir annexe A). A Lyon, tous ces événements et alarmes sont entrés "à la main" par la personne en charge au lit du patient. A Lille, nous disposons de deux fichiers. L'un concerne la saisie manuelle (suivant le même principe qu'à Lyon) des événements préalablement codifiés. L'autre est un fichier fourni de manière automatique par le moniteur où sont marqués les réglages sur les paramètres, les alarmes correspondant à des dépassements de seuil et autres informations sans aucune interprétation. Par exemple, à Lyon seule la survenue de l'alarme est notée, mais pas sa durée tandis qu'à Lille, un message d'alarme est envoyé tant que dure l'alarme.

Il est à noter que bien qu'initialement la personne en charge au lit du patient devait être un expert médical, il n'en a rien été durant le projet. Par manque de disponibilité, il n'a pas été possible de recruter une telle personne avec ces compétences. Par contre, les deux

personnes recrutées sont des scientifiques connaissant bien les problèmes d'anesthésie réanimation et capables d'annoter les événements. Mais, il ne leur était pas possible d'annoter les alarmes (sauf lorsque les FPT, alarmes fausses positives techniques, typiquement lorsqu'un capteur est débranché). Le recrutement d'une telle personne est un réel problème : elle doit être disponible à tout moment (on ne peut pas prévoir qu'un patient peut être sevré ou non des jours à l'avance), les médecins doivent penser à la prévenir (ce qui n'est pas toujours le cas, par oubli plus que par négligence), ensuite elle doit être suffisamment compétente et motivée.

Un autre problème se pose quant au décalage entre les fichiers événements et les données brutes. Les alarmes déclenchées par les machines correspondent à des dépassements de seuils des paramètres. Mais, les machines n'utilisent pas les données brutes ; elles contiennent des algorithmes de filtrage des données qui peuvent correspondre à un calcul de moyennes cycle à cycle, par exemple. Nous n'avons pas accès à ces algorithmes et ne connaissons donc pas leurs traitements. Ainsi, les machines peuvent déclencher des alarmes que nous ne retrouvons pas sur les données brutes ou le contraire.

Ces connaissances pourront servir à la phase de validation des abstractions obtenues.

Les connaissances physiologiques

Les connaissances physiologiques (causales) consistent en des relations temporelles ou causales entre les paramètres physiologiques. Malheureusement, les experts ont beaucoup de mal à formaliser ces connaissances qui sont fortement liées au contexte. Ils tiendront compte d'impressions non quantifiables comme par exemple, l'apparence du patient. Ils ont du mal à quantifier les relations qu'ils connaissent en termes de relation temporelle ou d'impact réel. On peut ainsi discerner plusieurs sortes de connaissances physiologiques :

- les relations entre paramètres que l'on peut qualifier de "primaires" et qui sont connues *a priori* : ce sont des relations causales entre paramètres.

  Le paramètre SpO2 est souvent modifié par les autres paramètres.

  Les paramètres VT, VM et fR sont liés par la relation $VT \times fR = VM$.

- Les relations entre paramètres dépendant du contexte et traduisibles à la lecture du fichier *a posteriori*. Par exemple, à la lecture d'un fichier patient *a posteriori*, les experts peuvent reconnaître une désaturation en considérant les perturbations sur les autres paramètres (HR, RR, VE). Ce genre de connaissances sera donc utilisé principalement pour la validation *a posteriori*.
- Les connaissances sur la sémantique et la dynamique temporelles et les connaissances structurelles. Ce sont des connaissances plus spécifiques au comportement des paramètres (voir section 3.2.3).

Les connaissances cliniques

Ce sont des connaisances de classification. Elles sont utilisées pour lier les valeurs numériques et symboliques (valeurs "normales" ou "anormales" des paramètres fournies par les

cliniciens). Elles ont été fixées en fonction de données trouvées dans la littérature et après discussion avec les experts du projet (voir annexe H). Les valeurs dites "normales" sont en fait dépendantes de l'âge, du sexe, de la taille, du poids et de l'origine ethnique.

5.2.4 Spécificité des éléments disponibles

Nous disposons ainsi de trois sortes d'élément : données, informations et connaissances. Cette richesse va nous permettre de résoudre au mieux les problèmes d'abstraction de données. Malgré cela, il est clair que nous avons eu affaire à plusieurs difficultés, en particulier de par la manipulation de tels éléments provenant de deux sources différentes (Lyon et Lille) :

- La difficulté de mettre en place un tel protocole et d'obtenir les informations voulues (prise en main du codage des événements par exemple).
- La prise en compte des différences entre les deux sources (différents codes suivant les sources, ...).
- Des connaissances expertes difficilement formalisables.
- ...

5.3 Application de la méthode d'abstraction des données

Dans cette section, nous détaillons notre méthode appliquée aux patients soumis au protocole de sevrage.

La construction des abstractions simples se divise en quatre étapes. La première permet l'introduction d'informations déjà extraites ce qui induit un niveau d'interprétation supérieur. On peut dire que toute notre méthode repose quasiment entièrement sur cette introduction pour déterminer les domaines de validité de l'abstraction. C'est précisément ce point qui est à la base de l'originalité de nos travaux : dès le début du processus d'abstraction, l'introduction d'information permet d'assurer la prise de décision.

Cette intégration dans le processus caractérise la fusion que nous allons utiliser tout au long du processus : fusion des données, des informations et des connaissances. Le point sur lequel nous insistons est la validation et la robustesse des abstractions que nous obtenons, ainsi il nous semble qu'un processus de *fusion* et *incrémental* va dans ce sens. La prise de décision se fait tout au long du processus et repose sur des petites décisions.

5.3.1 Les abstractions simples pour la construction d'états

Les données brutes ont été préalablement pré-traitées par l'équipe de Lille. Pour chaque paramètre, des seuils sont fixés afin de supprimer les valeurs des mesures considérées comme aberrantes. Les valeurs du paramètre dépassant ces seuils sont alors remplacées par des NaNs (Not a Number, code pour Matlab) (voir annexe I).

5.3.1.1 Détermination des domaines de validité

Cette étape consiste en la labellisation des points de mesures en termes "stable"/ "instable" afin de pouvoir déterminer les zones de validité où l'abstraction pourra être effectuée (voir section suivante). Les éléments de base sur lesquels nous travaillons sont les données pré-traitées.

Cette étape se divise en deux parties.

La détermination des tendances de chaque point de mesure [37]

Nous avons choisi de nous aider des tendances symboliques pour faire ce passage : les tendances symboliques sont calculées sur une fenêtre glissante dont la taille est calculée par apprentissage (cette taille est appelée échelle ou temps caractéristique) ; nous caractérisons ensuite chaque point en terme de stable, instable, ...

Pour chaque paramètre de chaque fichier, une échelle caractéristique est calculée par apprentissage (exemple : suivant le fichier étudié, SaO2 a pour temps caractéristique 25, 89 ou 33 en nombre de points de mesure). Une tendance symbolique est calculée sur une fenêtre de temps correspondant à cette échelle caractéristique. Il s'agit d'une fenêtre glissante : les calculs de tendances symboliques ont la même périodicité que les points de mesure. Par exemple, si l'on considère un paramètre avec une échelle caractéristique de trois points, chaque point de mesure "aura au plus trois tendances" puisqu'il appartiendra à trois fenêtres (voir figure 5.42). Pour éviter les confusions, nous appellerons chaque tendance "attribuée à un point", une caractéristique. Un point a alors plusieurs caractéristiques dont le nombre correspond au nombre de fenêtres glissantes dont il fait partie. La notion de tendance ou de caractéristique est valable sur l'intervalle de temps correspondant à la période d'échantillonnage.

[37] Voir note 33 page 101

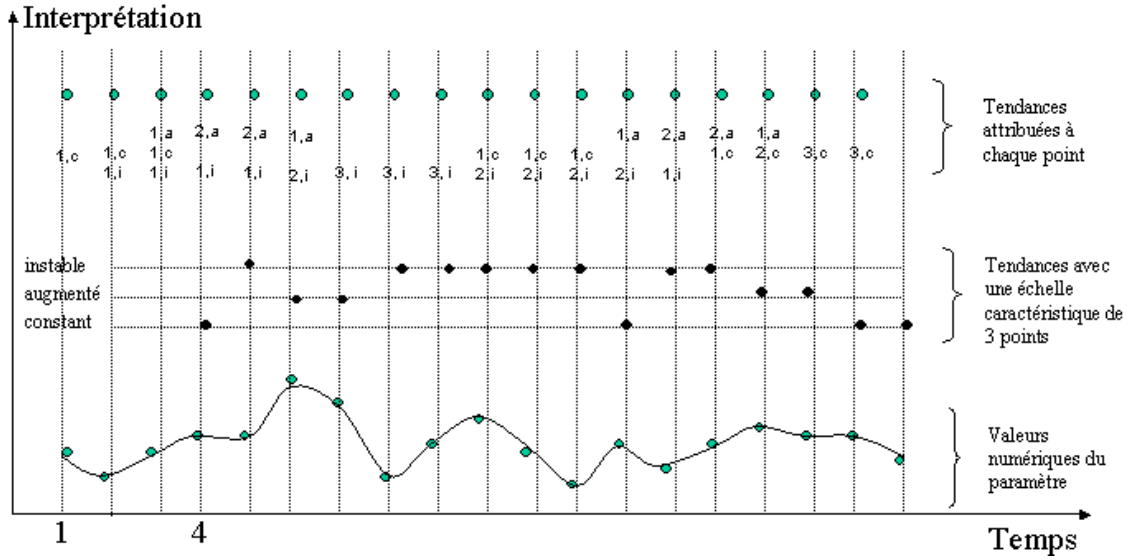


FIG. 5.42: **Exemple de tendances symboliques sur une échelle caractéristique de 3 points.** *Le graphe du bas représente les valeurs numériques d'un paramètre à une fréquence d'échantillonnage fixe ; celui du milieu les tendances symboliques (constant, augmenté et instable) calculées sur les 3 points antérieurs. Le graphe d'en haut représente les différentes caractéristiques attribuées à chaque point. Par exemple, le point correspondant au temps 1, ne faisant partie que d'une fenêtre glissante, a une seule caractéristique ("constant") attribuée grâce à la tendance symbolique "constant" au 4^e point. Le point correspondant au temps 4, fait partie de 3 fenêtres glissantes et a donc 3 caractéristiques, 2 fois "augmenté" et 1 fois "instable" etc . . ..*

La détermination des zones de validité à partir des labels des points de mesure

Les labels de chaque point ou d'un ensemble de mesures correspondent à la notion de tendance (sur l'intervalle d'échantillonnage pour un point et sur l'intervalle temporel déterminé par l'ensemble des points). A partir des caractéristiques de chaque point, on détermine une "tendance" ; c'est cette notion de "tendance" que nous appelons label. Remarquons que cette notion de label doit être différenciée des tendances symboliques calculées sur une fenêtre glissante.

Du fait que plusieurs caractéristiques sont attribuées à chaque point de mesure, la détermination de zones stables n'est pas aussi évidente que l'on pourrait le croire. Pour ce faire, nous avons élaboré plusieurs méthodes suivant que l'on considère des zones à taille fixe (où l'on considère ainsi l'ensemble des caractéristiques attribuées aux points de cette zone), ou des zones à taille variable (où l'on considère la tendance de chaque point de la zone).

Pour faire ce passage, nous considérons la connaissance suivante : une valeur mesurée (ou un ensemble de points) est considérée comme stable si elle (il) est qualifiée plus souvent comme stable qu'instable. Un seuil α a été nécessaire pour décider qu'un point ou un ensemble de points a un label "stable" plutôt qu'un label "instable". Il a été fixé à 1.5, ce qui correspond au fait que pour qu'un point (ou un ensemble de points) ait un label "stable", il faut qu'il ait au moins 60% de caractéristiques "stable".
Soit n et m les nombres des caractérisques "stable" et "instable". La somme de n et de m

représente la totalité des caractéristiques d'un point (ou d'un ensemble de points) donc (en %)

$$n + m = 1$$

La condition sur α s'écrit :

$$n \geq \alpha * m$$

De ces deux équations, on en déduit :

$$n - \alpha m \geq 0$$

D'où

$$n - \alpha(1 - n) \geq 0$$

D'où la relation

$$\boxed{\alpha \geq \frac{n}{1-n}} \tag{5.1}$$

Ainsi, si l'on veut que n soit au moins égal à 0.6 ou 60%, α doit être égal au moins à 1.5.

Nous verrons plus tard que d'autres valeurs de seuils ont été testées mais que celle-ci paraît être la meilleure. Néanmoins, puisqu'il n'est pas pertinent ou du moins infaisable de valider le label de chaque point de mesure pour chaque fichier (soit environ 14000 points par fichier), la détermination du seuil se fera lors de l'étape suivante où l'on étudiera plusieurs définitions de zones de validité.

Plusieurs méthodes de détermination des zones stables peuvent être envisagées :

- Zone définie sur un nombre fixe de points : Ce nombre correspond à l'échelle caractéristique calculée par apprentissage lors du calcul de tendances.
  - *Où il suffit qu'une tendance stable soit détectée ...*
    Dès qu'une tendance stable ("constant" ou "diminué" ou "augmenté") est détectée, la zone correspondant aux tc points antérieurs est considérée comme stable et donc valide (voir 1) dans la figure 5.43).
  - *Où il suffit qu'une tendance stable soit détectée et que l'ensemble des points de la zone soit considéré comme stable.*
    Dès qu'une tendance stable ("constant" ou "diminué" ou "augmenté") est détectée, si l'ensemble des tc points antérieurs est plus stable (constant ou diminué ou augmenté) qu'instable suivant le seuil α, la zone déterminée par ces points est considérée comme stable et donc valide (voir 2) dans la figure 5.43).
  - *Où il suffit que l'ensemble de tc points soit considéré comme stable.*
    Le principe est le même que précédemment mais on considère tous les ensembles de tc points (voir 3) dans la figure 5.43).
- Zone définie sur un nombre variable de points :
  - *Où l'on ne différencie pas les différentes tendances stables.*
    Pour chaque point de mesure, sont comptés les nombres de caractéristique "stable", de caractéristique "instable" .... Si le label attribué au point est stable ("constant" ou "diminué" ou "augmenté"), la zone déterminée par ces points est considérée comme stable et donc valide (voir 4) dans la figure 5.43).

– *Où l'on différencie les différentes tendances dites stables.*
Le principe est le même que précédemment mais on différencie "stable/constant" de "diminué" et "augmenté". Les points déterminant la zone de stabilité ont donc globalement la même tendance symbolique (voir 5) dans la figure 5.43).

Comparaison On voit que pour les trois premières, on a une succession de zones "'stables" qui se chevauchent ; cela provient du fait que l'on tient compte de l'ensemble des points et donc que la caractéristique de la fenêtre glissante est conservée. Pour les deux autres, les zones "stables" sont fixées puisque on a qualifié chaque point de mesure en termes de stabilité/ instabilité définitivement. La dernière méthode 5) est simplement un raffinement de la 4^{e} qui ne caractérise seulement les zones en "stable" ou "instable". Ici, chaque zone correspond à des points ayant globalement la même tendance ; en trait plein "augmenté" et en traits d'union "constant". Nous verrons dans la section suivante une comparaison de ces zones une fois leur caractérisation effectuée.

5.3.1.2 Caractérisation des intervalles de stabilité

A partir des données pré-traitées et des définitions des différents domaines de validité, on caractérise chaque intervalle (correspondant à un domaine de validité) par la moyenne et l'écart-type des points correspondants.
Suivant les domaines de validité déterminés précédemment, on obtient des segments différents [38] (voir figure 5.44).

[38] On appelle segment l'intervalle ou zone de stabilité sur lequel vont être calculés la moyenne et l'écart-type des points constituant la zone.

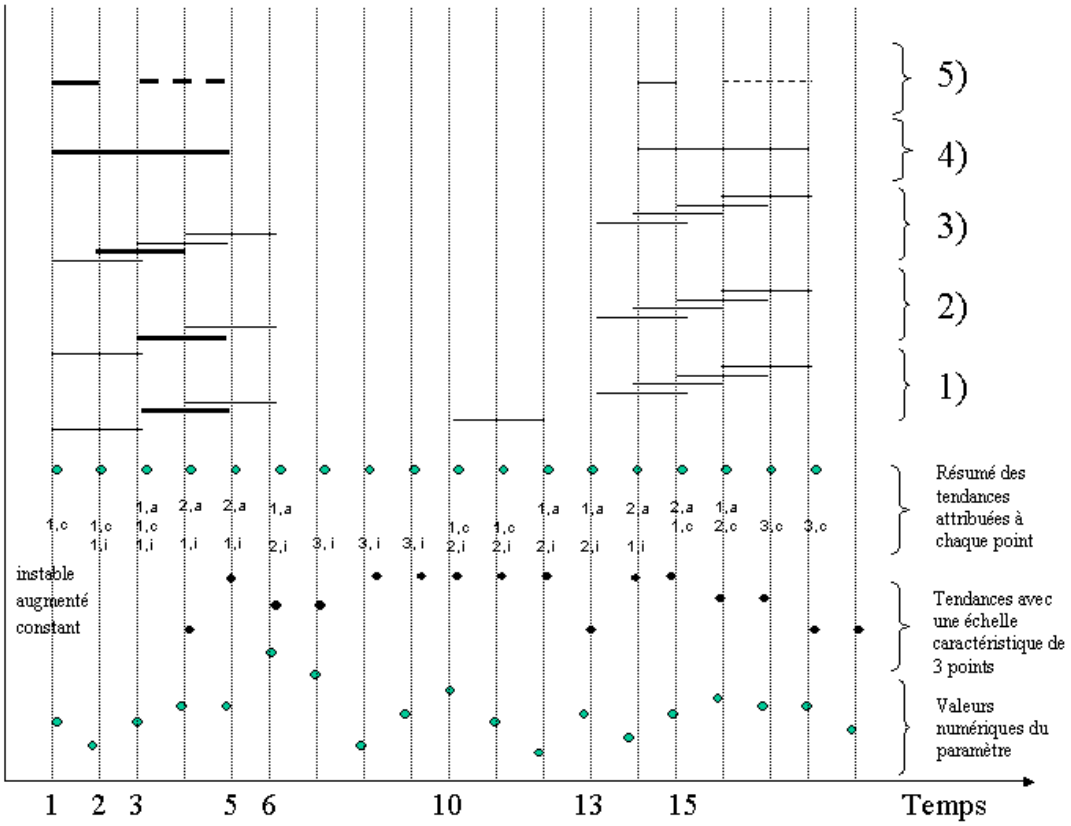


FIG. 5.43: **Les différentes façons de définir des zones "stables"**. *Les 3 graphes du bas sont repris de la figure précédente. 1), 2), 3), 4) et 5) correspondent respectivement à la première, deuxième, . . . cinquième méthode de détermination des zones "stables". Pour la méthode 1), on prend en exemple le point 6 ; étant donné qu'il correspond à une tendance stable ("augmenté"), les 3 points antérieurs correspondent à une zone stable (en gras). Pour la méthode 2), on prend toujours en exemple le point 6 ; étant donné qu'il correspond à une tendance stable ("augmenté") et que l'ensemble des 3 points antérieurs ont une tendance globale "stable" (6 caractéristiques "stable" (1 "constant" et 5 "augmenté" contre 3 "instable"), ces 3 points correspondent à une zone stable (en gras). Par contre, pour le point 13, l'ensemble des points est plus instable (6 contre 3) donc la zone déterminée par les 3 points antérieurs n'est pas considérée comme stable. Pour la méthode 3), l'ensemble des points 2, 3, 4 a un label "stable" (5 fois "augmenté" + 1 fois "constant" contre 3 fois "instable") et donc correspondent à une zone stable (en gras). Pour la méthode 4), les points 1, 2, 3, 4 et 5 ont chacun un label "instable" donc la zone déterminée par ces points est considérée comme stable (en gras). On ne différencie par les différents labels. Pour la méthode 5), on discerne les labels de chaque point. Les points 1 et 2 ont un label "constant" et donc le label de la zone déterminée par ces 2 points est raffiné en "constant" (en trait plein et gras) tandis que celui déterminé par les points 3, 4 et 5 en "augmenté" (traits d'union et gras).*

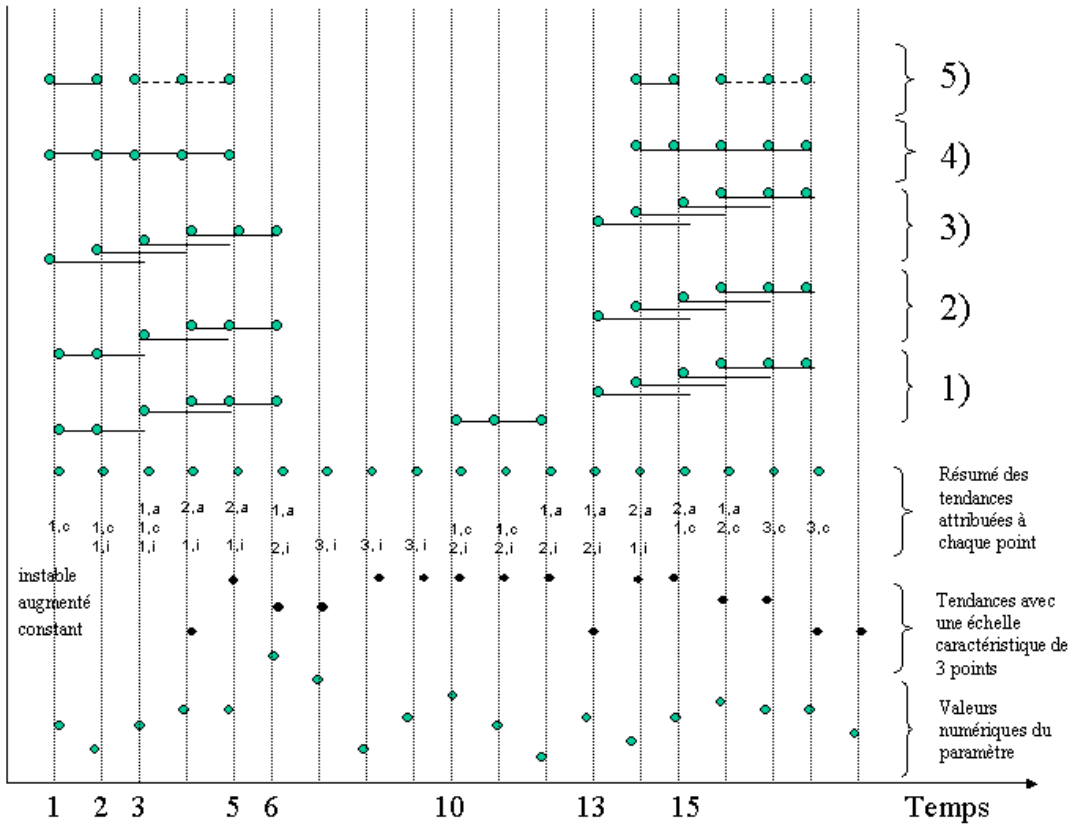


FIG. 5.44: **Les abstractions calculées sur des zones "stables" déterminées de façons différentes**. *On a repris la figure 5.43 sur laquelle sont représentées les valeurs affectées à chaque point (les petits ronds) après calcul des moyennes sur les zones stables.*

A présent, nous allons présenter des exemples de calculs de moyennes pour chaque méthode de détermination des zones stables.

• Zone définie sur un nombre fixe de points :

Nous présentons sur la figure 5.45, un exemple de calculs de la caractérisation des intervalles de stabilité à partir des trois premières méthodes de définition de zones de validité (sur un nomre fixe de points). Il comprend cinq graphes : celui du haut représente les données pré-traitées, celui en dessous les tendances fournies. Ensuite, les graphes correspondent respectivement à la première, deuxième et troisième méthode.

Où il suffit qu'une tendance stable soit détectée . . .

Les petites zones instables au milieu de zones stables sont filtrées et par contre, les petites zones stables au milieu de zones instables sont mises en avant puisque l'on privilégie les tendances stables.

Dans l'exemple présenté sur la figure 5.45 (voir graphe 3 à partir du haut), il n'y aucune zone d'invalidité (puisque les tendances "stables" sont privilégiées). Le signal complet a pu

être caractérisé.

Où il suffit qu'une tendance stable soit détectée et que l'ensemble des points de la zone soit considéré comme stable.

Comme précédemment, les petites zones instables (respectivement stables mais dans une moindre mesure) au milieu de plus grandes zones stables (respectivement instables) sont filtrées. Cependant, le fait de rajouter une condition sur l'ensemble des points, diminue le nombre de zones stables.

Dans l'exemple présenté sur la figure 5.45 (voir graphe 4 à partir du haut), des zones d'invalidité apparaissent (au niveau du point 4000 par exemple).

Où il suffit que l'ensemble de tc points soit considéré comme stable.

Les petites zones stables/instables au milieu de plus grandes zones instables/stables sont filtrées.

Dans l'exemple présenté sur la figure 5.45 (voir graphe du bas), des zones d'invalidité/instabilité supplémentaires apparaîssent (au niveau des points 5000, 7000, par exemple).

Le fait de calculer la moyenne sur tc points ne paraît pas suffisant pour l'abstraction et l'on se retrouve à calculer des moyennes avec des points instables (ces points se trouvant dans un ensemble de points globalement plus stable).

• Zone définie sur un nombre variable de points :

Nous présentons sur la figure 5.46, un exemple de calculs de la caractérisation des intervalles de stabilité à partir des deux dernières méthodes de définition de zones de validité (sur un nomre variable de points). Il comprend cinq graphes : celui du haut représente les données pré-traitées, celui en dessous les tendances fournies. Ensuite, les graphes correspondent respectivement à la quatrième, cinquième méthode avec un vote de 1.5. Le graphe du bas correspond à la cinquième méthode avec un vote de 4.

La caractérisation des intervalles par ces deux méthodes aboutit à des calculs de moyennes et d'écart-types sur des segments de droite (voir paragraphe "Comparaison" de la section 5.3.1.1).

Où l'on ne différencie pas les différentes tendances stables.

Dans l'exemple présenté sur la figure 5.46 (voir graphe 3 à partir du haut), plusieurs zones d'invalidité/instabilité sont présentes (vers les points 4000, 5000, etc).

Où l'on différencie les différentes tendances dites stables.

Le principe est le même que précédemment mais on différencie "stable/constant" de "diminué" et "augmenté". On calcule la moyenne sur les points qui ont majoritairement la même tendance symbolique. Le filtrage est le même que précédemment mais le fait de tenir compte des valeurs des tendances symboliques stables permet un calcul de moyenne sur moins de points. Chaque ensemble de points ayant la même moyenne a aussi globalement la même

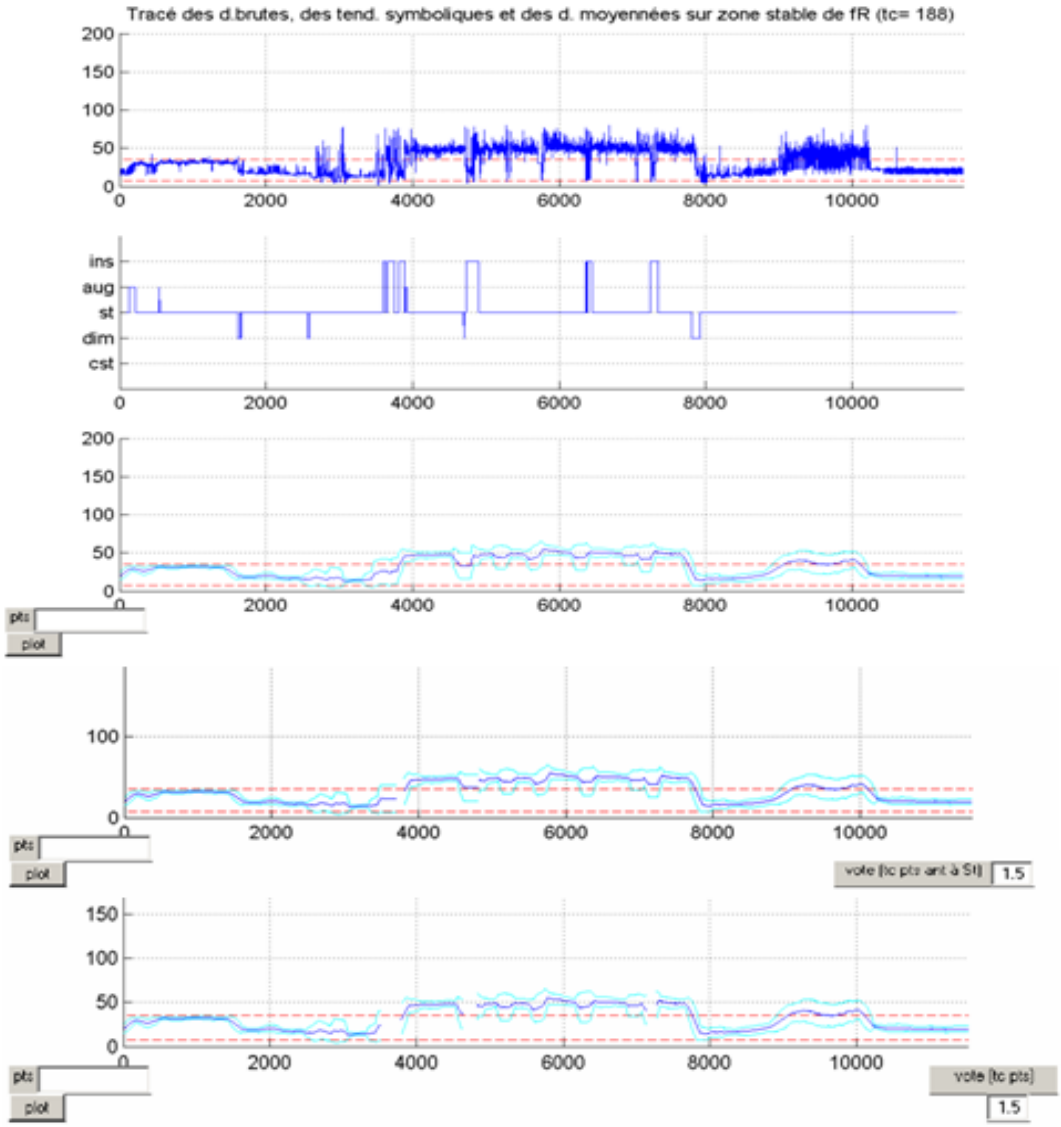


FIG. 5.45: **Illustration sur la fréquence respiratoire (fichier 1804CHA1-ssNaN) des données moyennées sur les zones déterminées comme stables par les 3 premières méthodes.** *L'axe des abscisses représente les points de mesure, une par seconde ; en tout, il y a un peu moins de 4 heures (11513 points). "tc" est l'échelle ou temps caractéristique, ici de 188 points de mesure ou secondes ; il a servi à calculer les tendances. Les lignes en trait d'union reportées sur les deux graphes excentrés symbolisent les seuils de normalité donnés par les experts. Ainsi, à l'intérieur, les valeurs du paramètre sont considérées comme normales. Le graphe du haut représente les données pré-traitées, celui du milieu les tendances symboliques et les derniers les moyennes et écart-type calculés sur les zones stables respectivement par les 3 méthodes (avec un vote de 1,5). Les zones où il n'y a rien correspondent à des zones instables. La case à droite et en bas de chaque graphe signifie que l'on peut choisir une autre valeur du vote. La case "pts" en bas à gauche signifie que l'on peut choisir les parties du signal que l'on veut zoomer. La case "plot" permet de visualiser les nouveaux résultats.*

tendance symbolique.

Sur la figure 5.46, le quatrième graphe représente la caractérisation des intervalles de stabilité définis par la dernière méthode de détermination des zones stables où sont différenciées les différents symboles de stabilité, avec un vote de 1.5. Par rapport à la méthode précédente (voir graphe au dessus), chaque zone de validité regroupe des points ayant globalement la même valeur symbolique de tendances. Par exemple, le créneau juste avant le point 8000 correspond à la tendance "diminué" qui n'était pas différenciée avec la méthode précédente.

Sur la figure 5.46, le graphe du bas représente la caractérisation des intervalles de stabilité définis par la dernière méthode de détermination des zones stables où sont différenciées les différents symboles de stabilité avec un vote de 4. Le choix s'est porté sur la dernière méthode avec un vote de 1.5 (ce qui correspond au fait que les points doivent être au moins stable pour 60%). Ce dernier a été pris en concertation avec les experts. Néanmoins, nous présentons sur la figure 5.46 (graphe du bas), le même calcul mais avec un vote de 4 (ce qui représente un pourcentage de 80%). Il n'y a pas de différence significative. D'autres seuils ont été testés (9, 99, etc).

Quant au choix de la méthode elle-même, les raisons en ont été :

- Aucun point instable/invalide n'est considéré.
- Une plus grande finesse dans l'interprétation puisque tous les points successifs ayant la même moyenne ont aussi la même tendance, et la diversité des symboles est préservée.

Le choix de la **caractérisation des intervalles** se porte donc sur la **cinquième méthode** de détermination des zones de stabilité avec un **seuil α de 1.5**.

5.3.1.3 Agrégation des segments

Cette étape constitue un raffinement des segments définis dans l'étape précédente.

Pour définir les mécanismes d'agrégation, nous aurons besoin :

Des données pré-traitées Nous tiendrons compte des variations brusques du paramètre.

Des informations extraites lors de l'étape précédente On considére ainsi les segments précédents comprenant des informations temporelles (longueurs des segments et entre les segments), et des informations numériques (moyennes et écart-types des points constituant les segments).

Des connaissances sur la sémantique et la dynamique temporelles Deux sortes d'heuristiques sont utilisées. La première (une heuristique classique) vérifie la longueur des segments, des intervalles entre les segments, la différence entre les moyennes de deux segments consécutifs en considérant les écart-types correspondant. La seconde contrôle que la variation du paramètre soit au-dessous d'un seuil ou au-dessus mais à condition que ce soit pour un temps limité correspondant à l'échelle caractéristique [Calvelo et al., 2000]. Les seuils pour ces règles sont fixés par les cliniciens et dépendent de la précision des données mesurées.

Les heuristiques portent sur les longueurs des différents segments et intervalles, les moyennes et écart-types correspondant aux segments et les variations des données pré-traitées (avant le processus d'abstraction). Le principe est de tenir compte des spécificités des données déjà abstraites tout en tenant compte aussi de celles des données brutes (ou pré-traitées). Ainsi,

la règle énoncée plus bas, permet de mettre en exergue des conditions sur les abstractions déjà construites que l'on a appellées segments (conditions temporelles et numériques grâce à la prise en compte de leurs longueurs et les moyennes et écat-types qui leur ont été attribuées) et sur les variations des données brutes durant la phase d'instabilité (où les segments ne sont pas représentés). La construction de cette règle est simple et relève de connaissances *a priori* que l'on peut qualifiées de *primaires* : le seuil de variation des données significatif pour chaque paramètre, un intervalle d'instabilité entre deux segments plus longs peut être filtré, ...

Soit l la longueur de l'intervalle entre deux segments S_1 et S_2, de longeurs respectives l_1 et l_2, de moyennes respectives μ_1 et μ_2, et d'écart-types respectifs σ_1 et σ_2. Soit δ la variation entre les valeurs des moyennes des segments (soit $\mu_1 - \mu_2$). Les heuristiques s'écrivent de la manière suivante (avec l_3, μ_3 et σ_3, la longueur, la moyenne et l'écart-type du nouveau segment) :

SI $(l \leq l_1$ et $l \leq l_2)$ ET $(\mu_1 \pm \sigma_1 \cap \mu_2 \pm \sigma_2 \neq \phi)$ ET $(\delta \leq \epsilon$ OU $((\delta > \epsilon)$ et $(l \leq tc)))$
ALORS
$l_3 = l + l_1 + l_2$ ET $\mu_3 = \mu\{ensemble\ des\ points\ sur\ l\}$ ET $\sigma_3 = \sigma\{ensemble\ des\ points\ sur\ l\}$

La prémisse de cette règle contient trois conditions :

1. Si la longueur de l'intervalle est inférieure aux longeurs des deux segments l'entourant,
2. si les bandes de valeurs des moyennes plus ou moins les écart-types des segments ne se chevauchent pas,
3. si la variation des valeurs brutes (ou tout du moins pré-traitées) du paramètre durant la phase d'instabilité est inférieure à un seuil ϵ [39]

Si toutes ces conditions sont respectées alors, les segments sont agrégés (et la phase d'instabilité filtrée), la longueur du segment devient donc la longueur des deux segments précédents plus celle de la période d'instabilité et lui sont attribués la moyenne et l'écart-type de tous les points correspondants à la longueur [40] du nouveau segment.

[39] ϵ est donné par les médecins pour chaque paramètre. On considère la fraction de la variation entre le point de début de zone d'instabilité et la valeur la plus haute ou la plus basse sur la variation entre les deux optimaux du signal. Il s'agit de comparer la variation dans la zone d'instabilité à la variation globale du paramètre. On la confronte ensuite à ce seuil. Si elle est inférieure, la condition pour l'agrégation est remplie. Si elle est supérieure mais durant un temps court (correspondant à l'échelle caractéristisque donnée par le calcul des tendances symboliques ([Calvelo et al., 2000]).

[40] Les seuils ϵ ont été fournis par les médecins, plusieurs autres valeurs ont été testées mais il n'a pas été révélé de différence significative (nous verrons que ces valeurs peuvent être changées sur l'interface et on peut alors directement visualiser les résultats obtenus avec de nouveaux seuils).

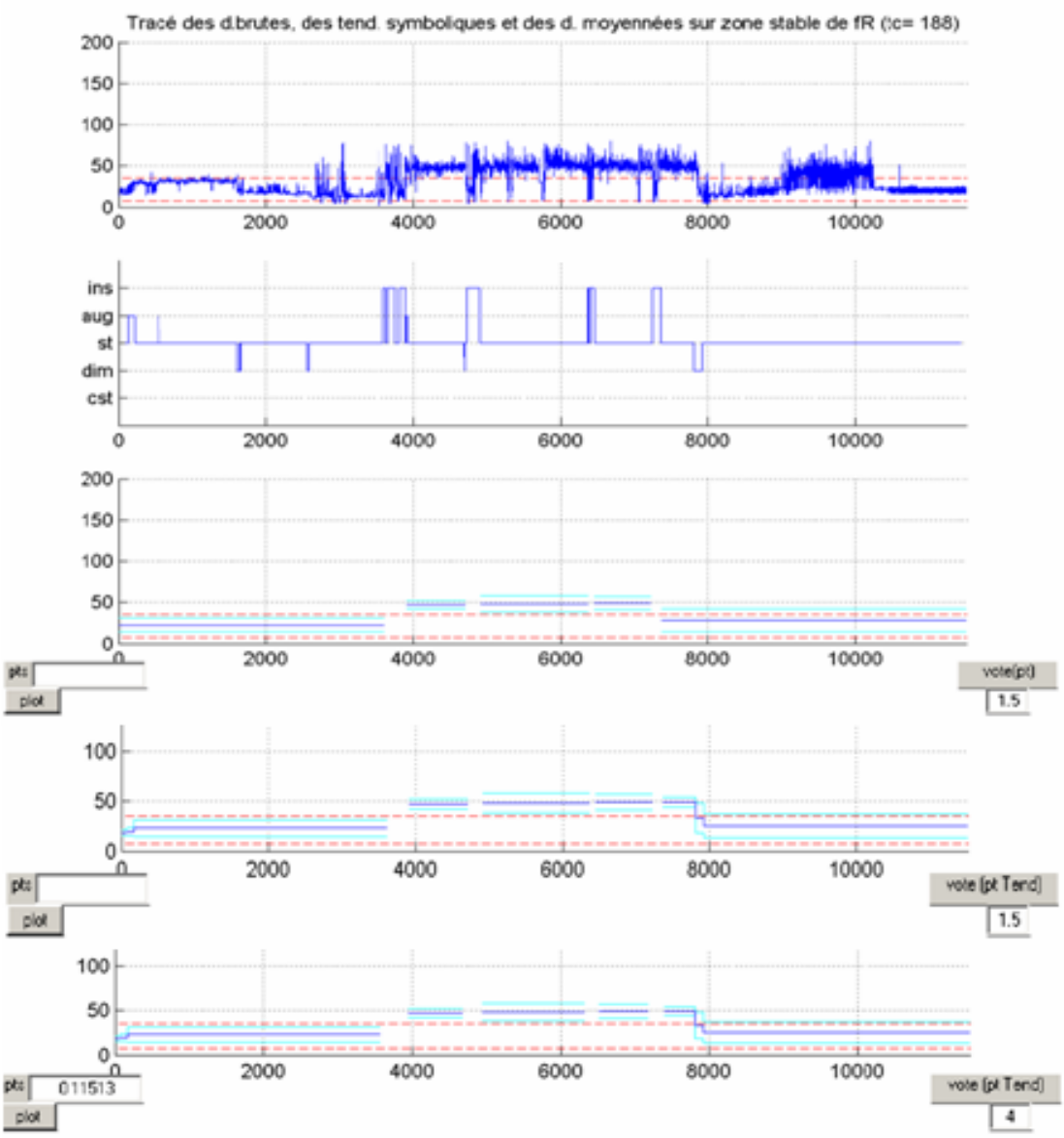


FIG. 5.46: **Illustration sur la fréquence respiratoire (fichier 1804CHA1-ssNaN) des données moyennées sur les zones déterminées comme stables par les deux dernières méthodes**. *L'axe des abscisses représente les points de mesure, une par seconde ; en tout, il y a un peu moins de 4 heures (11513 points). "tc" est l'échelle ou temps caractéristique, ici de 188 points de mesure ou secondes ; il a servi à calculer les tendances. Les lignes en trait d'union reportées sur les deux graphes excentrés symbolisent les seuils de normalité donnés par les experts. Ainsi, à l'intérieur, les valeurs du paramètre sont considérées comme normales. Le graphe du haut représente les données pré-traitées, celui du milieu les tendances symboliques et les suivants les moyennes et écart-type calculés sur les zones stables respectivement par la quatrième et cinqième méthode avec deux valeurs de votes différents (1.5 et 4). Les zones où il n'y a rien correspondent à des zones instables. La case à droite et en bas de chaque graphe signifie que l'on peut choisir une autre valeur du vote. La case "pts" en bas à gauche signifie que l'on peut choisir les parties du signal que l'on veut zoomer. La case "plot" permet de visualiser les nouveaux résultats.*

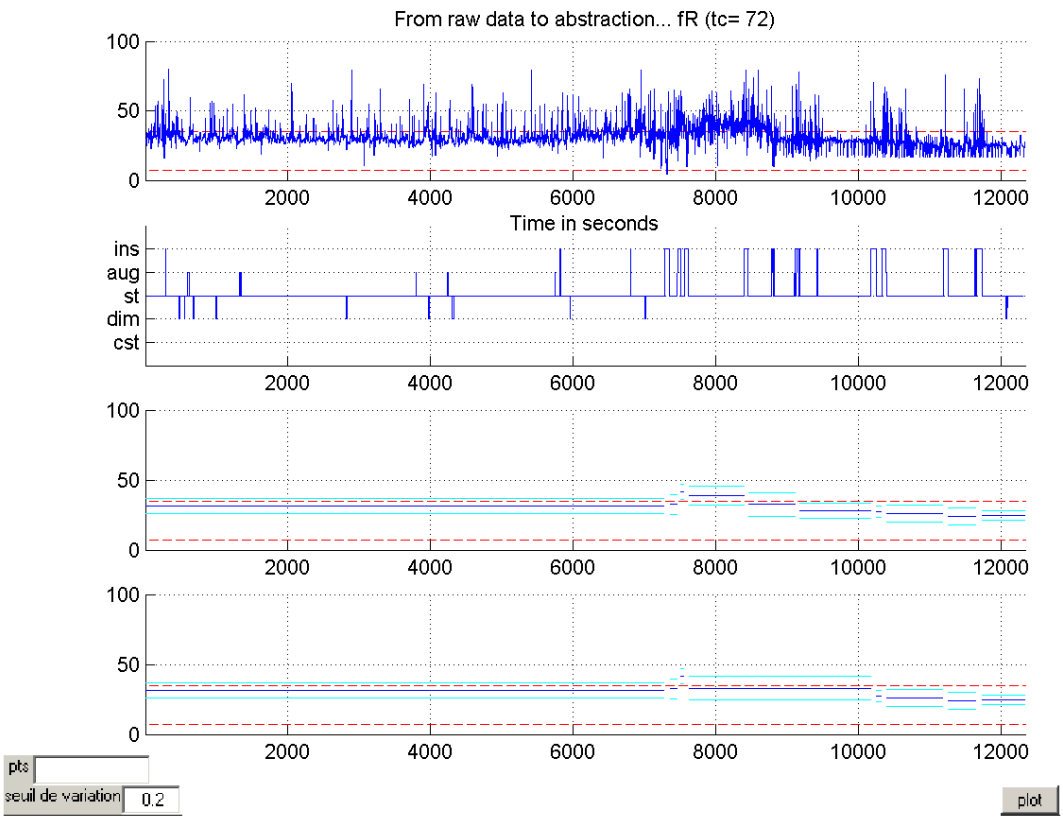


FIG. 5.47: **Illustration sur la fréquence respiratoire (fichier 0808TRA-AIM) des segments agrégés.** *Les trois premiers graphes correspondent aux données pré-traitées, aux tendances symboliques et aux données moyennées sur les zones stables. Celui du bas représente les segments agregés suivant les heuristiques présentées. Les cases en bas à gauche permettent respectivement de zoomer sur des parties du signal et de tester une autre valeur de seuil de précision. La case "plot" permet de visualiser les nouveaux résultats. On voit ici que les petites zones instables présentes entre les points 7500 et 10000 ont été filtrées et la moyenne et l'écart-type ont donc été calculés sur l'ensemble des points (voir graphes 3 et 4).*

5.3.1.4 Abstraction qualitative

L'objectif de cette étape est de transformer les valeurs quantitatives des segments en des valeurs qualitatives comme "normal", "instable", "normal mais haut", "anormal et haut", "normal mais bas" et "anormal et bas". Toutes ces informations sont liées à des intervalles temporels. Pour cette étape, on considère :

Les informations extraites lors de la phase précédente

La connaissance *a priori* de classification Les seuils donnés par les cliniciens définissent une zone de normalité dans laquelle le paramètre est considéré comme normal. A partir de ces seuils (a, seuil haut et b seuil bas), nous avons raffiné la classification en termes de "normal mais haut" (α) et "normal mais bas" (β). Ces seuils sont respectivement la moyenne entre la valeur supérieure (respectivement la valeur inférieure) de la valeur

normale et la moyenne entre les deux seuils donnés par les cliniciens ($\alpha = \left(a + \frac{(a+b)}{2}\right)/2$ et $\beta = \left(b + \frac{(a+b)}{2}\right)/2$).

Le domaine de validité est le même que précédemment. Il s'agit ici uniquement d'une abstraction qualitative.

L'abstraction qualitative consiste en la classification des segments suivant les seuils déterminés par les experts.

On présente un exemple de résultats d'abstractions simples sur la figure 5.48.

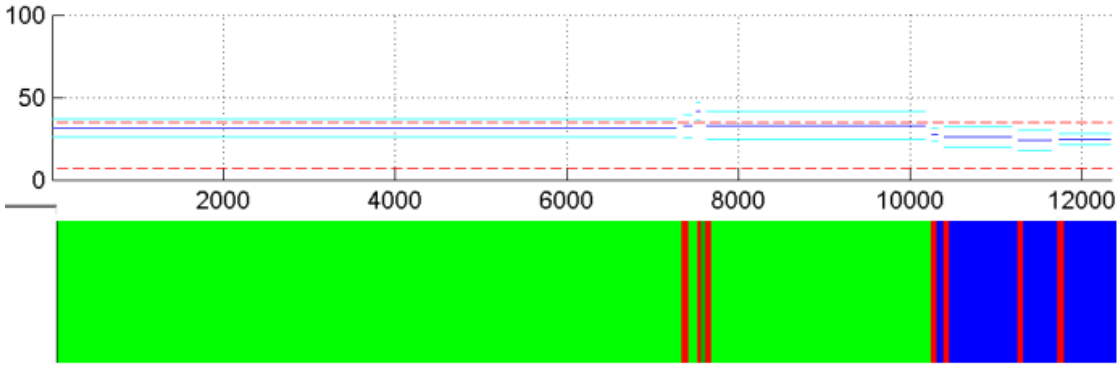


FIG. 5.48: **Illustration de l'abstraction qualitative sur la fréquence respiratoire du fichier 0808TRA-AIM.** *Le graphe du haut représente l'étape 3 de l'abstraction, c'est à dire les résultats après agrégation ; les lignes en tirets représentent les seuils de normalité donnés par les experts (ici, 5 et 35 comme valeurs extrêmes de normalité). Le graphe du bas est la transformation en valeurs symboliques. L'axe des abscisses représente le temps en secondes, ce qui correspond ici à la totalité du fichier soit à peu près 4 heures. Les bandes bleues correspondent à l'abstraction "normal", rouges à "instable", vertes foncées "anormal haut", vertes "normal haut".*

Synthèse

Les abstractions simples ont été construites paramètre par paramètre. Pour chaque paramètre, la méthode a été appliquée. Elle consiste en un processus basé sur la fusion des informations et connaissances disponibles ; le processus est incrémental. Chaque étape est **visualisable** et **validable** par les médecins. On peut même dire que la méthode repose aussi sur la **visualisation des résultats**. Ce parti pris est volontaire et repose sur l'idée que le travail abstractif est dédié aux médecins pour faciliter la tâche de surveillance et qu'il est donc tout à fait impératif de les faire participer et donc de leur montrer de façon pertinente notre travail. Sur le graphe présenté aux médecins, il est ainsi possible de tester plusieurs méthodes (voir étape 1 pour la labellisation des points de mesure) et de tester plusieurs valeurs de seuil (en particulier pour le seuil de variation pour l'agrégation). Ces interfaces donnent la possibilité de zoomer une partie intéressante du signal et des abstractions correspondantes.

Sur la figure 5.49 sont représentées toutes les abstractions simples calculées pour les six paramètres choisis d'un fichier de sevrage sur la durée totale du fichier (soit environ quatre heures). Elles ont été calculées indépendamment les unes des autres et représentées

ensemble. Ce graphe représente alors le fichier abstrait du patient choisi. Il permet de donner un résumé de l'état du patient.

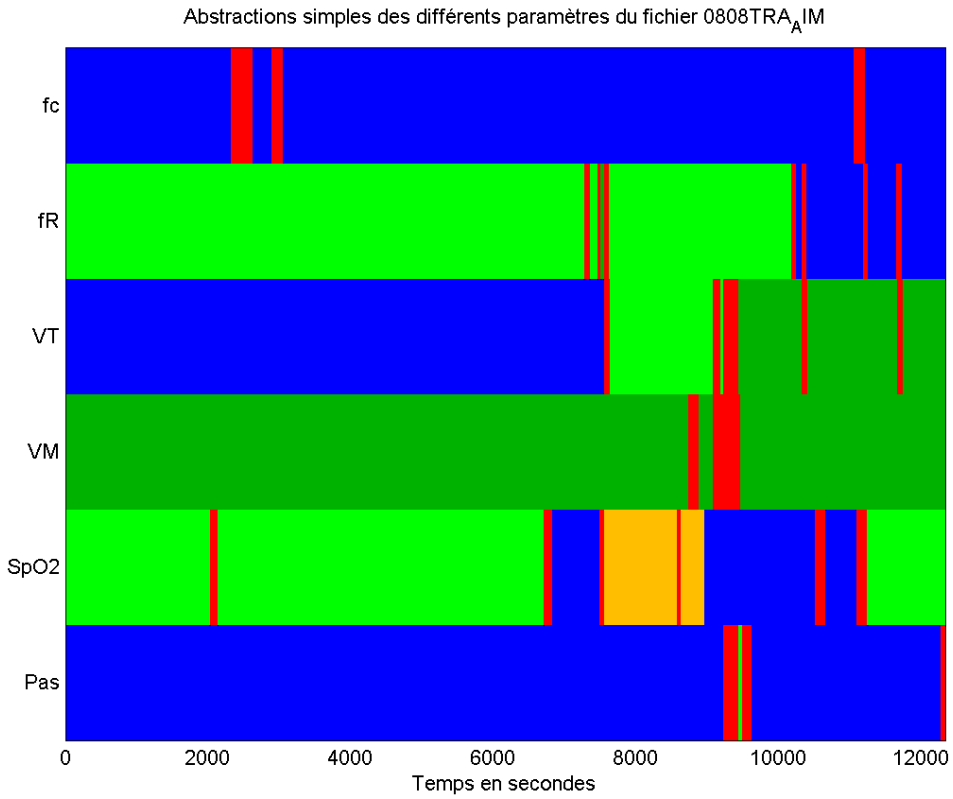


FIG. 5.49: **Illustration des abstractions simples sur tous les paramètres du fichier 0808TRA-AIM.** *En ordonnées sont représentées les abstractions simples calculées pour les paramètres (du haut vers le bas) : fc, la fréquence cardiaque ; fR, la fréquence respiratoire ; VT, le volume courant ; VM le volume minute ; SpO2 la saturation pulsée en oxygène et Pas la pression artérielle systolique. L'axe des abscisses représente le temps en secondes, ce qui correspond ici à la totalité du fichier soit à peu près 4 heures. Les bandes bleues correspondent à l'abstraction "normal", rouges à "instable", vertes foncées "anormal haut", vertes "normal haut", oranges "anormal bas" et jaunes "normal bas".*

Sur cette figure (figure 5.49), est "résumé" le comportement de plusieurs paramètres du patient considéré, soit l'état du patient. Ainsi, jusqu'au point 7000 environ, le patient est à peu près stabilisé (la fréquence cardiaque, la pression artérielle et le volume courant sont normaux mis à part quelques instabilités). On note cependant une fréquence respiratoire, un volume minute (mais celui-ci est calculé grâce à la fréquence respiratoire) et une saturation hautes. Ensuite, la saturation devient "anormal bas" ce qui est concomittent à une instabilité globale sur les autres paramètres.

Cette analyse correspond globalement à l'interprétation des médecins. En effet, vers le point 7000, le patient désature, et est donc replacé en ventilation mécanique d'où une instabilité sur les paramètres respiratoires expliquée par la ré-adaptation du patient au ventilateur et la nécessité de nouveaux réglages. Cependant, il n'est pas toujours possible

d'interpréter les faibles variations de comportements des paramètres. Nous verrons dans la partie suivante, le problème de l'interprétation de ces zones.

5.3.2 Les abstractions complexes pour la reconnaissance d'événements

5.3.2.1 Deux phases dans la reconnaissance d'événements

Phase de reconnaissance

Il s'agit de reconnaître ces patterns locaux.

La phase de reconnaissance (par le biais des patterns locaux) s'attache à détecter trois types de comportement : spike, oscillations et créneau (voir section 4.2.3.1 page 112). Suivant le type d'événement que l'on souhaite détecter, les patterns sont instanciés (voir section suivante). On reprend la figure 4.36.

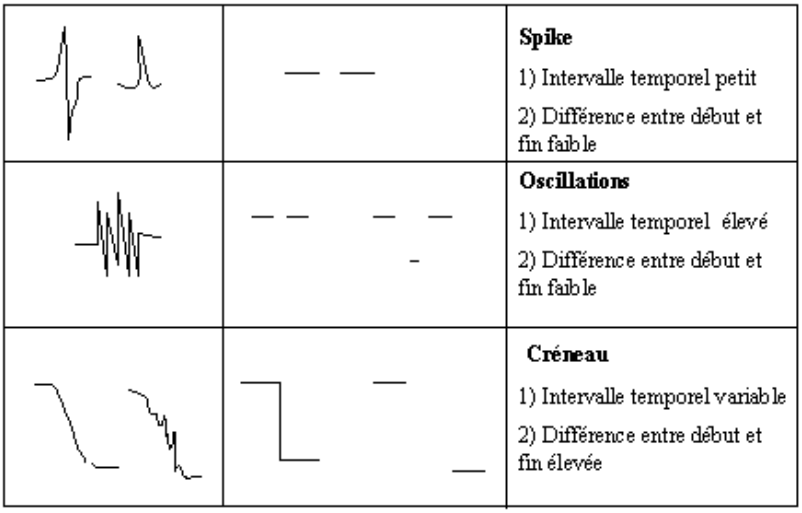


FIG. 5.50: **Des comportements typiques reconnus grâce aux patterns.**

Phase d'interprétation

Les patterns appliqués au paramètre de saturation pulsée en oxygène (SpO2) peuvent être utilisés pour reconnaître une désaturation puisque un tel événement implique une importante chute de la SpO2 qui peut être instable (premier pattern avec D_t et D_m élevés) ou stable (second pattern). Le premier pattern avec un D_m bas appliqué à ce paramètre peut être utilisé pour reconnaître une déconnexion de capteur. Ceci correspond à une chute brutale bien que les valeurs du paramètre avant et après la déconnexion ne changent pas. Ce pattern appliqué à d'autres paramètres peut être employé pour détecter des "spikes".

Par exemple, l'événement "déconnexion de capteur" est un événement externe qui peut être détecté par un changement des valeurs du paramètre considéré. Cet événement est une importante cause d'alarmes fausses positives. Un important événement interne à détecter précocement est la "désaturation" qui induit une forte diminution de la saturation pulsée en oxygène (SpO2). Ces événements ont été choisis à cause de leur impact clinique, de leur fréquence d'occurrences et de la fiabilité du diagnostic. Un autre événement a été étudié que

nous appelons "spike". Il s'agit d'une importante variation des valeurs brutes du paramètre sur un court intervalle de temps. C'est un simple événement interne qui n'est pas lié à un événement externe ou événement clinique.

En pratique, les phases de reconnaissance et d'interprétation sont imbriquées. La détermination des seuils sur les patterns pré-définis se fait en fonction des événements que l'on cherche. De cette façon, la phase d'interprétation est déjà présente dans celle de reconnaissance. Mais, ce choix pose quelques difficultés, en particulier pour la validation où il serait juste de différencier la reconnaissance de l'interprétation. La reconnaissance peut être validée mais l'interprétation correspondant à l'événement reconnu, fausse.

Nous considérons les éléments suivants :

Les informations extraites Les segments correspondant aux abstractions avant l'étape d'agrégation.

La connaissance *a priori* sur la sémantique et la dynamique temporelles Il s'agit de connaissance sur le comportement du paramètre considéré pour les événements choisis. La longueur des segments, des intervalles entre les segments et la différence entre les moyennes des segments sont contrôlés suivant des modèles de patterns pré-définis.

Remarquons que l'on considère ici, pour construire les abstractions complexes, les abstractions simples avant l'étape d'agrégation. En effet, cette étape permet de filtrer les petites zones instables. Or, typiquement un "spike" ou une déconnexion correspond à des petites zones instables qui sont suceptibles d'être filtrées durant la phase d'agrégation (puisque ces événements peuvent être considérés comme des artéfacts par le procédé).
Nous allons à présent détailler chaque méthode pour reconnaître les événements répertoriés.

5.3.2.2 Trois événements à reconnaître

Reconnaître une "désaturation"

La désaturation correspond à une chute des valeurs du paramètre SpO2. Cette chute peut être d'une durée variable, soit brusque soit plus lente. On dit classiquement qu'il y a une désaturation lorsque le paramètre subit une baisse et atteint la valeur de 90%. Plusieurs types de désaturation existent suivant qu'elles nécessitent ou pas une action thérapeutique. Les désaturations nécéssitant une action thérapeutique sont qualifiées de vraies désaturations ou de désaturations alarmantes. On discutera plus tard du fait que cette définition n'est pas exhaustive puisqu'une déconnexion du capteur est aussi une chute du paramètre de SpO2.

Au vu de la construction des abstractions, on considère qu'une chute supérieure ou égale à 2% est significative. De plus, on considère une durée maximale de durée d'une désaturation qui est de 20 minutes (voir figure 5.51). Ces seuils nous ont été donnés par les médecins. Le seuil de durée est justifié par le fait qu'une désaturation est un phénomène pathologique très important et est symptomatique d'un patient mal ventilé ; le personnel soignant réagit ainsi au plus vite (voir figure 5.51).

Le choix des deux seuils sur l'amplitude de la chute et la durée de l'épisode repose sur des considérations médicales. Puisque la valeur de précision de la mesure de SpO2 est de 2%, on considère qu'une modification supérieure à 2% est significative. Le seuil de durée de l'épisode de désaturation de 20 minutes a été choisi après concertation avec les médecins ;

il correspond au temps maximal de réaction du personnel soignant sachant qu'une vraie désaturation doit être traitée rapidement. En outre, nous avons construit notre système de reconnaissance pour repérer le début d'une désaturation.

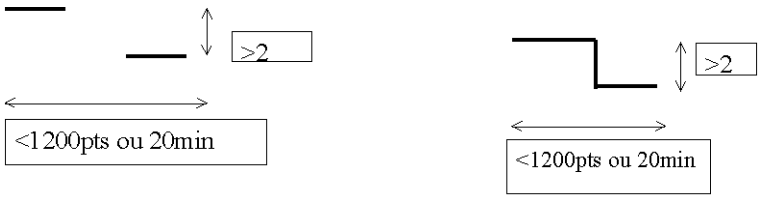


FIG. 5.51: **Deux patterns pour reconnaître une désaturation**

Nous présentons ci-après deux exemples de reconnaissance de désaturation sur deux fichiers différents. Nous avons mis en exergue les patterns permettant leur découverte (voir figures 5.52 et 5.53)

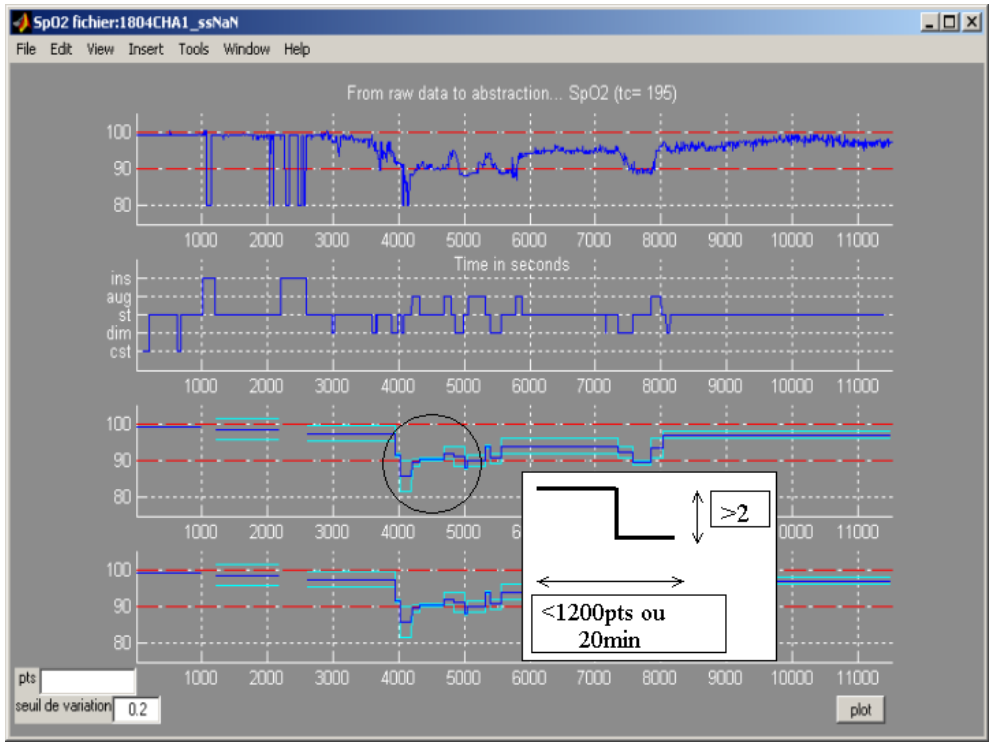


FIG. 5.52: **Exemple de reconnaissance d'une désaturation "stable".** *La désaturation est reconnue sur l'intervalle [3952, 7564].*

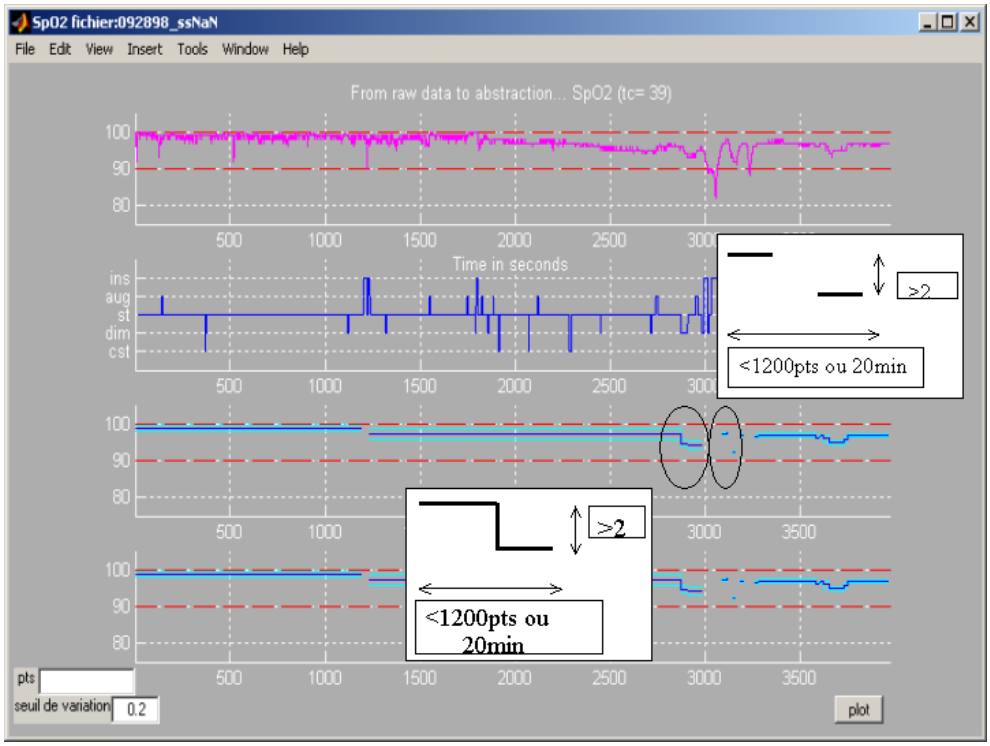


FIG. 5.53: **Exemple de reconnaissance de deux désaturations, l'une "stable" et l'autre "instable"**

Résultats de la reconnaissance des désaturations Les résultats ainsi obtenus donnent (étude sur huit fichiers-patient) :

- nombre de vraies désaturations expertisées : 4
- nombre de vraies désaturations détectées à raison : 4 (mais deux désaturations détectées correspondent à une seule vraie. Celle-ci comprend deux chutes brutales qui ont été reconnues chacune comme une désaturation)
- nombre de désaturations détectées à tort : 3 (mais une correspond à une transitoire, qui est une chute significative mais qui n'est pas une désaturation)

La reconnaissance doit être affinée afin de différencier les transitoires des désaturations (et des déconnexions de capteur, comme nous le verrons plus tard). Etant donné le faible nombre de vrais événements, la détermination plus fine de seuils est délicate.

Reconnaître une "déconnexion du capteur" de la SpO2

Une déconnexion du capteur de la SpO2 se traduit par une chute brutale des valeurs numériques du paramètre. En général, un membre du personnel soignant replace rapidement le capteur ; la durée de cet événement reste courte et après la remise en place du capteur, les valeurs numériques du paramètre reprennent le niveau antérieur à la déconnexion. Par conséquent, les moyennes des valeurs numériques n'ont pas de différence significative, mise à part l'imprécision de la mesure qui est de 2% pour la SpO2. En cas contraire, le capteur restant déconnecté un certain temps, la valeur de la SpO2 reste constante à un niveau bas d'où une valeur de tendance "stable" et un écart-type correspondant nul. Après la remise en

place, les valeurs numériques de la SpO2 ne sont pas forcément les mêmes d'où la prise en compte d'une différence supérieure au seuil d'imprécision de la SpO2 au niveau des moyennes (voir figure 5.54).

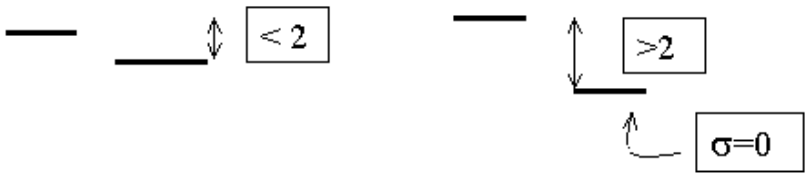


FIG. 5.54: **Deux patterns pour reconnaître une déconnexion du capteur de SpO2.**

Nous présentons à présent un exemple de reconnaissances d'une déconnexion de l'oxymètre de pouls (voir figure 5.55). Nous verrons plus tard l'interprétation des médecins.

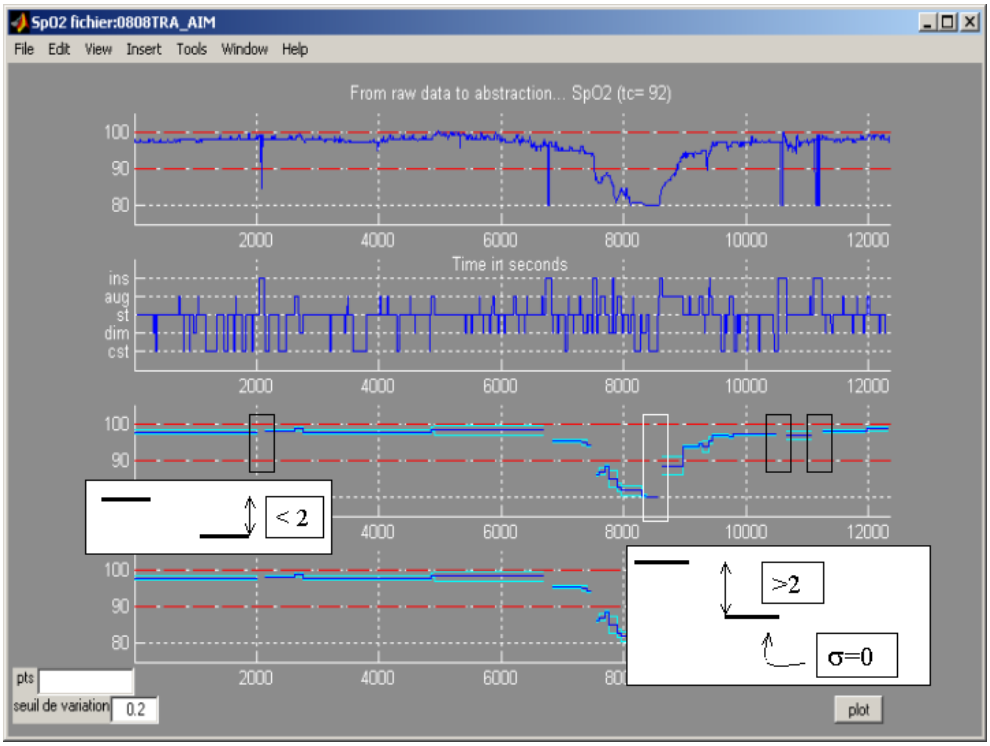


FIG. 5.55: **Exemple de reconnaissance de plusieurs déconnexions**. *En tout, sont reconnues quatre déconnexions, trois avec le premier pattern (rectangles noirs) et une avec le second (rectangle blanc).*

Résultats de la reconnaissance des déconnexions de l'oxymètre de pouls Sur l'ensemble des fichiers, les résultats donnent (étude sur huit fichiers-patient) :

- nombre de déconnexions de l'oxymètre de pouls expertisées : 11
- nombre de déconnexions détectées à raison : 7

– nombre de déconnexions détectées à tort : 7 (mais trois correspondent à une transitoire et à deux désaturations non alarmantes)

Les mêmes remarques que pour la reconnaissance de désaturations sont valables. On remarque que trois événements sont reconnus mais mal interprétés.

Reconnaître un "spike"

Un "spike" se caractérise par un changement brusque de valeur ; il est reconnu donc par une zone instable de courte durée entourée par deux zones stables de moyennes équivalentes avant et après. Étant donné que l'on considère les moyennes, on prend comme durée "courte" une durée de 600 secondes ou 10 minutes (voir figure 5.56).

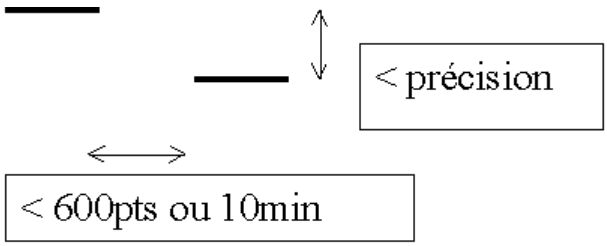


FIG. 5.56: Un pattern pour reconnaître un spike

Dans la figure ci-après (voir figure 5.57), nous présentons un exemple de reconnaissance de "spike" sur le paramètre fréquence respiratoire.

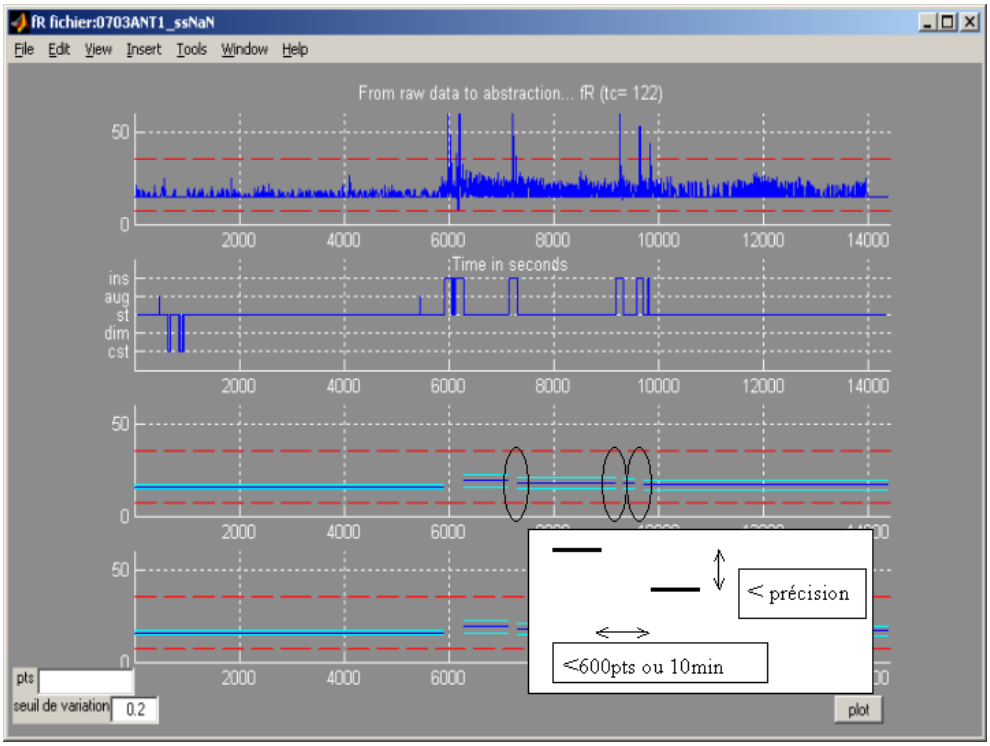


FIG. 5.57: **Exemple de reconnaissance de plusieurs spikes.** *En tout, sont reconnus trois "spikes".*

Nous n'avons pas pu quantifier les résultats de la reconnaissance de "spikes" puisqu'ils ne correspondent pas à un événement externe. Ceci dit, une étude approfondie pourrait permettre une correspondance entre plusieurs "spikes" et des événements externes (voir section 5.4.2.2).

Choix des seuils sur les patterns ?

Les différents seuils sur les patterns ont été fournis grâce à la connaissance experte.

Néanmoins, d'autres valeurs de seuil ont été testées afin d'évaluer la robustesse du choix proposé.

Pour la reconnaissance de l'événement "désaturation", il en ressort que :

- Si l'on prend un seuil inférieur à 2, l'algorithme reconnaît une désaturation là où il s'agit plutôt d'un "spike" (voir fichier 1804CHA1-ssNaN), ce qui est tout à fait explicable puisque'il s'agit d'un chute brusque avec une différence de moyennes entre les deux zones stables faible (elle est inférieure au seuil de précision de 2%).
- Par contre, plus on considère un seuil haut, moins l'algorithme reconnaît des désaturations, ce qui est logique.

Ainsi, au vu de ces résultats et d'après l'avis des experts, le choix du seuil à 2% nous paraissait pertinent.

Les mêmes remarques sont valables pour les seuils sur les patterns pour les autres événements. Le choix des différents seuils semble alors approprié même si l'on ne peut faire d'étude statistique. Néamoins, un affinement de ces seuils permettrait éventuellement de

discriminer certains événements.

Synthèse

Les abstractions complexes ont elles aussi été construites paramètre par paramètre. Pour chaque paramètre, la méthode a été appliquée. Elle consiste en un processus basé sur la fusion des informations et connaissances disponibles ; le processus est incrémental. Les résultats sont visualisables sur une interface graphique. Ces abstractions complexes permettent de reconnaître des événements internes. Cependant, elles ne sont pas toutes interprétables ; par exemple, les "spikes" ne correspondent pas à des événements externes ou cliniques même si il semble que lorsque le patient tousse ou est aspiré, il y a une co-occurence de "spikes" sur les paramètres respiratoires. On voit ici la limite d'une analyse mono-paramétrique ; il est nécessaire de passer à une analyse multi-paramétrique.

5.3.3 Représentation des abstractions simples et complexes

Nous reprenons la figure 5.49 de la page 141 sur laquelle sont représentées les abstractions simples et nous rajoutons les événements détectés grâce aux abstractions complexes (voir figure 5.58). Ces dernières permettent d'affiner la description de l'état du patient. Par exemple, on peut voir la survenue de la désaturation. Elle a engendré des modifications de comportements des autres paramètres (les bandes ont changé de couleur) et des "spikes" sont apparus sur les paramètres ventilatoires et la pression, ce qui semble correspondre à une mauvaise adaptation du patient au mode ventilatoire. Par contre, la survenue de la désaturation ne peut être expliquée au vu de ce graphe.

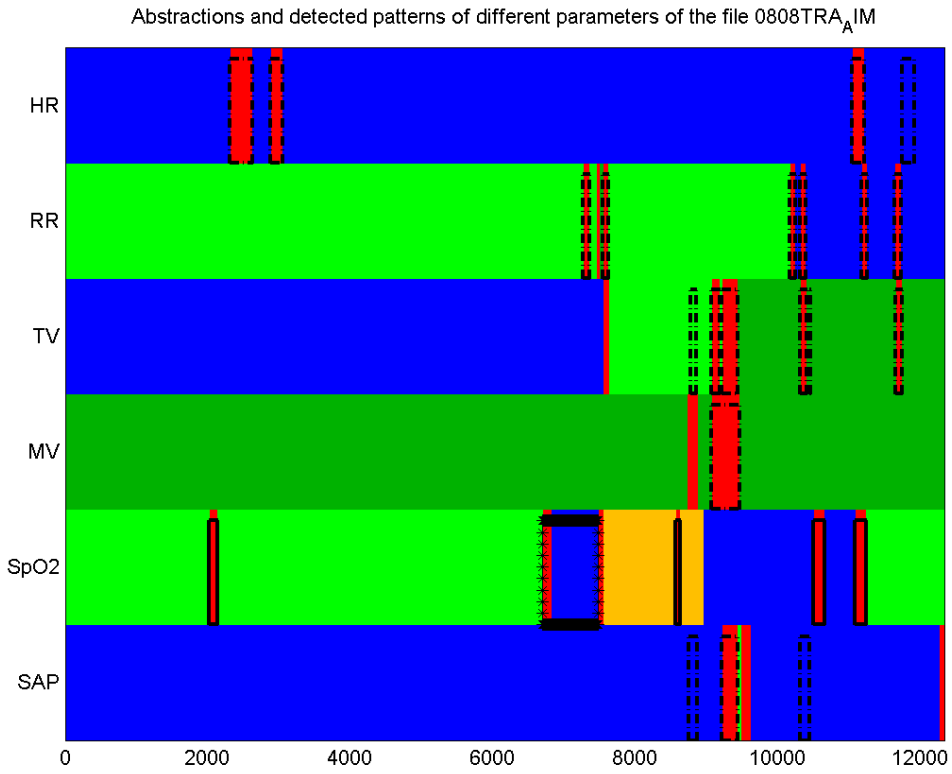


FIG. 5.58: **Illustration des abstractions simples et complexes sur un fichier entier de sevrage.** *Les bandes de couleur représentent les abstractions simples pour les 6 paramètres (HR, la fréquence cardiaque ; RR, la fréquence respiratoire ; TV, le volume courant ; MV le volume minute ; SpO2 la saturation pulsée en oxygène et SAP la pression artérielle systolique) calculées sur la totalité du fichier soit à peu près 4 heures. Les bandes bleues correspondent à l'abstraction "normal", rouges à "instable", vertes foncées "anormal haut", vertes "normal haut", oranges "anormal bas" et jaunes "normal bas". Les événements détectés par les abstractions complexes sont représentés en noir. Les rectangles en trait plein (vers les points 2000, 8500, 10500 et 11000) sur la SpO2 représentent les déconnexions du capteur. Ceux en "étoiles" (points 6500 à 7500 à peu près) sur la SpO2 représentent un épisode de désaturation. Enfin, les rectangles en pointillés sur les autres paramètres symbolisent des "spikes".*

5.4 Validation des abstractions

La validation des abstractions, qu'elles soient simples ou complexes, repose principalement sur l'interprétation des médecins grâce à une interface graphique . Actuellement, il est très difficile de faire une validation objective car :

- Peu de données sont disponibles.
- Par conséquent, peu d'événements spécifiques sont référencés dans les fichiers disponibles.
- L'interprétation des experts n'est pas objective et non suffisamment formalisable pour

pouvoir qualifier les événements détectés ou à détecter.

Dans la littérature, il n'y a quasiment pas de système objectif de validation des abstractions. Dans le système VIE-VENT (voir section 3.3.2.3), les auteurs construisent le procédé d'abstraction en parallèle du système de validation [Horn et al., 1997]. Mais il s'agit de la validation des données utilisées lors du processus d'abstraction et non pas de validation du système d'abstraction.

Puisque la validation des abstractions est délicate, elle a été envisagée dès le début du processus d'abstraction selon deux types de contrôle. Un contrôle *a priori* a été effectué grâce à la détermination de "domaines de validité". Un contrôle *a posteriori* a permis de valider chaque étape de l'abstraction et les résultats du processus global d'abstraction des données. Celui-ci a été assuré par visualisation.

Nous allons étudier la validation sur les deux types d'abstraction : les abstractions simples et les abstractions complexes.

5.4.1 La validation des abstractions simples

5.4.1.1 Contrôle *a priori* des abstractions simples

Le contrôle *a priori* a consisté à ne prendre en compte que des données considérées comme valides. Cette notion de validité est basée sur la manipulation de différents éléments, données, informations et connaissances. Par ailleurs, elle est assurée par le choix des tendances que nous avons effectué. Nous proposons ci-après une comparaison des résultats des abstractions obtenus avec un autre mode de calcul de tendances (effectué dans le cadre du projet OSSCAR).

Il consiste en une méthode de segmentation [Becq, 2000]. Les tendances obtenues n'ont pas la notion de stabilité/instabilité. Il s'agit uniquement d'informations typiques de tendances : "diminué", "augmenté" et "constant" qui sont calculées sur des fenêtres fixes dont la longueur dépend de la dynamique du paramètre.

Comparaison des abstractions simples suivant la nature des tendances Nous avons testé notre méthode d'abstraction avec ces tendances.

La figure 5.59 présente les résultats des deux méthodes d'extraction de tendances et les abstractions correspondantes.

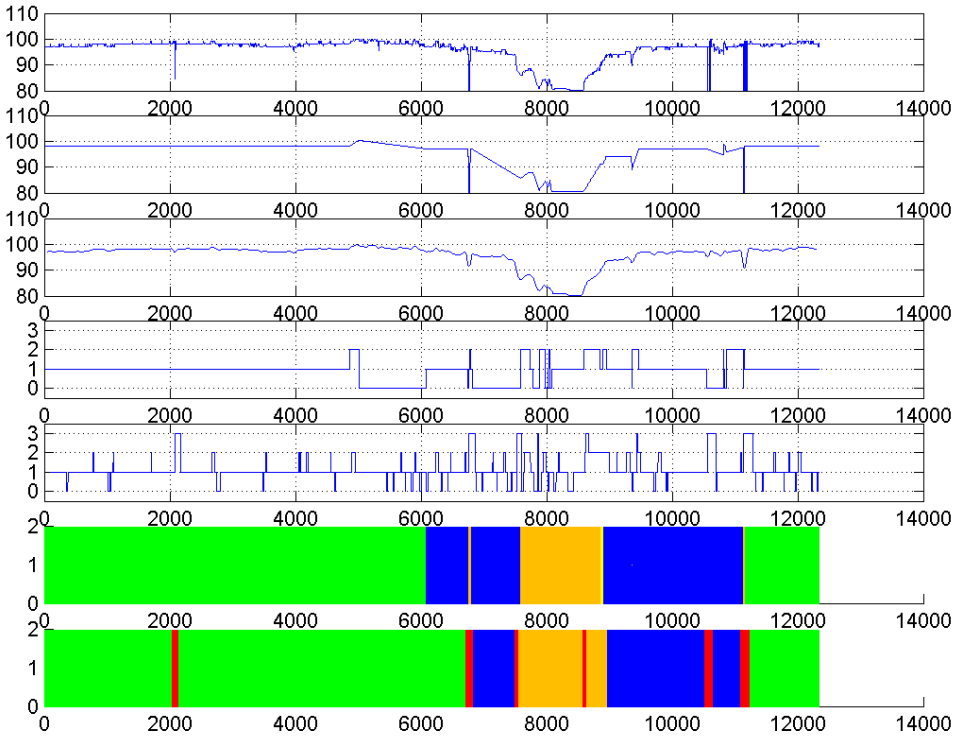


FIG. 5.59: **Illustration et comparaison de l'abstraction sur la SpO2.** *Le graphe du haut représente les données brutes. Les deuxième et troisième (en partant du haut) représentent les données filtrées par les méthodes de segmentation et de calcul de l'échelle caractéristique. Les quatrième et cinquième correspondent aux tendances calculées par les deux méthodes. Sur l'axe des ordonnées de ces deux graphes, "0" représente "diminue", "1" pour "constant", "2" pour "augmenté" et "3" pour "instable". La première n'a pas de calcul de tendances instables. Les sixième et septième correspondent aux abstractions calculées pour chaque méthode. Les bandes bleues correspondent à l'abstraction "normal", rouges à "instable", vertes foncées "anormal haut", vertes "normal haut", oranges "anormal bas" et jaunes "normal bas".*

La méthode de segmentation n'aboutissant pas à la notion d'instabilité, les abstractions que nous avons calculées à partir de ces tendances, n'apportent pas cette information d'où l'absence de zones d'instabilité (il n'y a pas de zones "rouges" voir graphe 6 en partant du haut de la figure 5.59). A la lecture du signal brut, on voit ainsi que les zones où il a l'air de se passer quelque chose sont filtrées (voir par exemple au niveau du point 2000 où le signal brut chute brusquement, ce qui est totalement filtré par les abstractions obtenues à partir de la méthode de segmentation). Les abstractions obtenues à partir de la méthode du calcul de l'échelle caractéristique semblent plus informatives.

Pour une comparaison de ces deux méthodes de calcul de tendances (ce qui n'est pas notre sujet) et leur utilisation dans le processus d'abstraction présenté dans ce travail de thèse, on peut se référer au papier [Chambrin et al., 2003] [41]

[41] Pour les abstractions complexes, on peut noter dès à présent que l'utilisation des tendances calculées par la méthode de segmentation dans le processus d'abstraction ne permet de reconnaître que les désaturations.

Les abstractions simples obtenues avec l'aide des tendances symboliques ayant un seuil de stabilité/instabilité fixe L'extraction de tendances symboliques reposait initialement sur un seuil fixe (pendant toute la durée d'acquisition des données) pour qualifier les notions de stablité/instabilité (voir section 5.2.2).

Un exemple de résultats des abstractions obtenus est donné sur la figure 5.60.

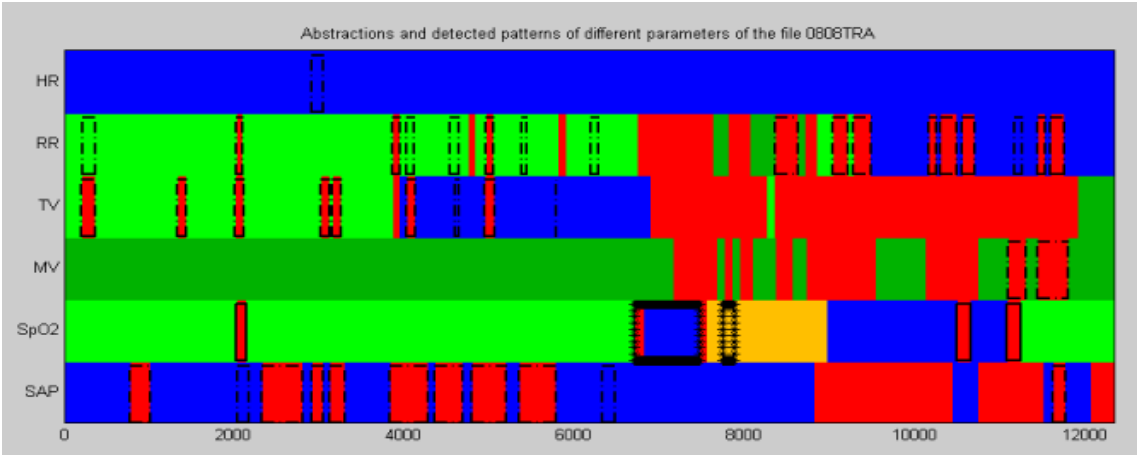


FIG. 5.60: **Ilustration des abstractions calculées à partir des tendances ayant un seuil fixe de stabilité/instablité sur le fichier 0808TRA.**

A première vue, on peut remarquer que les zones instables (en rouge) sont nombreuses. Si l'on compare avec les résultats des abstractions calculées à partir de tendances ayant un seuil variable (voir figure 5.58 de la page 150), il est clair que ces zones instables ne sont pas significatives. Les abstractions obtenues sont nettement moins pertinentes puisqu'elles impliquent des informations non significatives.

Le calcul de seuils de stabilité/instabilité non fixes (comme il est pratiqué à présent dans la méthode d'extraction de tendances [42]) est une amélioration dans la construction des abstractions.

5.4.1.2 Contrôle *a posteriori* des abstractions simples

Le contrôle *a posteriori* est assuré par le fait que chaque étape est validé par les experts avant son utilisation dans l'étape suivante.

La validation des abstractions est basée sur la connaissance experte, et se fait grâce à l'interface graphique qui est présentée aux experts. Elle a été envisagée tout au long du processus incrémental d'abstraction. Toutes les étapes de l'abstraction ont été validées de cette manière.

En effet, ces tendances ne donnant pas la notion d'instabilité, les patterns ou abstractions complexes ne peuvent être reconnus sauf un. Il s'agit du pattern qui permet la reconnaissance d'un créneau sans zone instable qui peut être interprété comme une désaturation (voir [Chambrin et al., 2003]).

[42] Nous tenons à différencier ici ces seuils de ceux utilisés dans la transformation numérique/symbolique lors de l'abstraction qualitative qui sont fixés pour toute la durée du protocole (voir chapitre 5.3.1.4). Ces seuils sont fixes car même si le paramètre considéré change de comportement, il reste dans une bande de valeurs similaires.

Les résultats finaux sont donnés sous la forme d'un graphe synthétique et lisible facilement. Il permet la visualisation des abstractions calculées sur tous les paramètres. Une bande de couleurs caractérise chaque paramètre sur la durée totale du fichier. Chaque bande est constituée de plusieurs parties de couleur différente. La couleur correspond au symbole de l'abstraction ("normal", "normal mais haut"). La longueur de chaque partie correspond à l'intervalle temporel sur lequel l'abstraction repose (voir figure 5.49 page 141).

Globalement, le système a été validé par les experts comme un bon moyen de résumer des données.

5.4.2 La validation des abstractions complexes

Le problème est ici particulièrement délicat. De manière à mettre en évidence ce problème, nous détaillons la façon dont on peut valider les résultats avec les experts fichier par fichier. Puis, nous tenterons d'en tirer, grâce à l'étude de l'ensemble des fichiers, des considérations générales et d'en dégager les difficultés propres à la validation des abstractions dans ce domaine.

5.4.2.1 Contrôle *a priori* des abstractions complexes

Les abstractions complexes sont construites à partir des abstractions simples qui ont été validées au préalable par les experts. Il n'y a pas à proprement parler de contrôle *a priori* spécifique aux abstractions complexes.

Ici, seul le contrôle *a posteriori* est considéré. Il consiste comme précédemment à la visualisation des résultats.

5.4.2.2 Contrôle *a posteriori* des abstractions complexes

Nous nous appuyons sur l'exemple du fichier présenté précédemment. Nous rappellerons les événements détectés.

Le contrôle *a posteriori* repose sur la visualisation des résultats par les experts. Il est remarquable de noter ici, le besoin des experts de se rapporter au fichier événements afin de compléter et d'affiner leur interprétation (voir par exemple l'illustration de la figure 5.61). Nous terminerons cette section par une discussion sur la reconnaissance d'événements spécifiques.

Rappel

Le processus d'abstraction que nous avons élaboré détecte une désaturation vers 7000. Quatre épisodes de déconnexion du capteur de SpO_2 sont détectés (vers les points 2000, 8300, 10600 et 11200) (voir figure 5.61). Plusieurs "spikes" sont détectés sur les autres paramètres.

Validation de la reconnaissance des événements externes

Nous allons tout d'abord étudier la validation des résultats de reconnaissance des désaturations et des déconnexions.

Trois médecins ont relu les signaux par périodes successives de 30 minutes. Pour la SpO2 : au temps 2080 secondes, il y a une modification transitoire qui peut être dûe à une aspiration. Le même épisode est présent au temps 7000 mais il dure un peu plus longtemps que le premier puis il est suivi par un vrai épisode de désaturation qui commence en 7500 et se termine en 9000.

La méthode d'abstraction a permis la détection de la désaturation. Cependant la déconnexion au point 7000 n'est pas identifiée, elle est agrégée avec le début de la désaturation. La fin de la désaturation est détectée comme une déconnexion (point 8500 environ).

Validation de la reconnaissance de l'événement "spike"

L'événement "spike" correspond à une variation brusque sur un temps court du paramètre considéré. Pour cela, il nous a paru pertinent de le comparer aux événements de toux et d'aspiration du patient qui peuvent induire des comportements similaires aux "spikes" sur les paramètres de mécanique ventilatoire.

Nous avons sélectionné ainsi quelques événements intéressants présents dans le "fichier-événements" (et donc annotés pendant l'acquisition des données) que l'on a mis en correspondance avec les abstractions (voir figure 5.61). Ces événements annotés et placés sur le graphe sont :

- Sur la ligne "suctionning" sont représentés le début et la fin du protocole de sevrage. "T" signifie la mise en pièce en T du patient et "F" l'échec du protocole. Le patient est alors remis sous ventilation mécanique.
- Sur la ligne "TFP on SpO2" sont représentées les occurences des alarmes techniques de SpO2 ; elles sont généralement liées à des déconnexions du capteur.
- Sur la ligne "cough", sont représentées les occurences de toux du patient.
- Sur la ligne "suctionning", sont notées les aspirations qu'a subies le patient.

Rappelons que ces événements ont été notés par un observateur au lit du patient et qu'ils ont été repris tels quels ; il peut donc y avoir des problèmes de décalage des fichiers, des oublis ou même des erreurs.

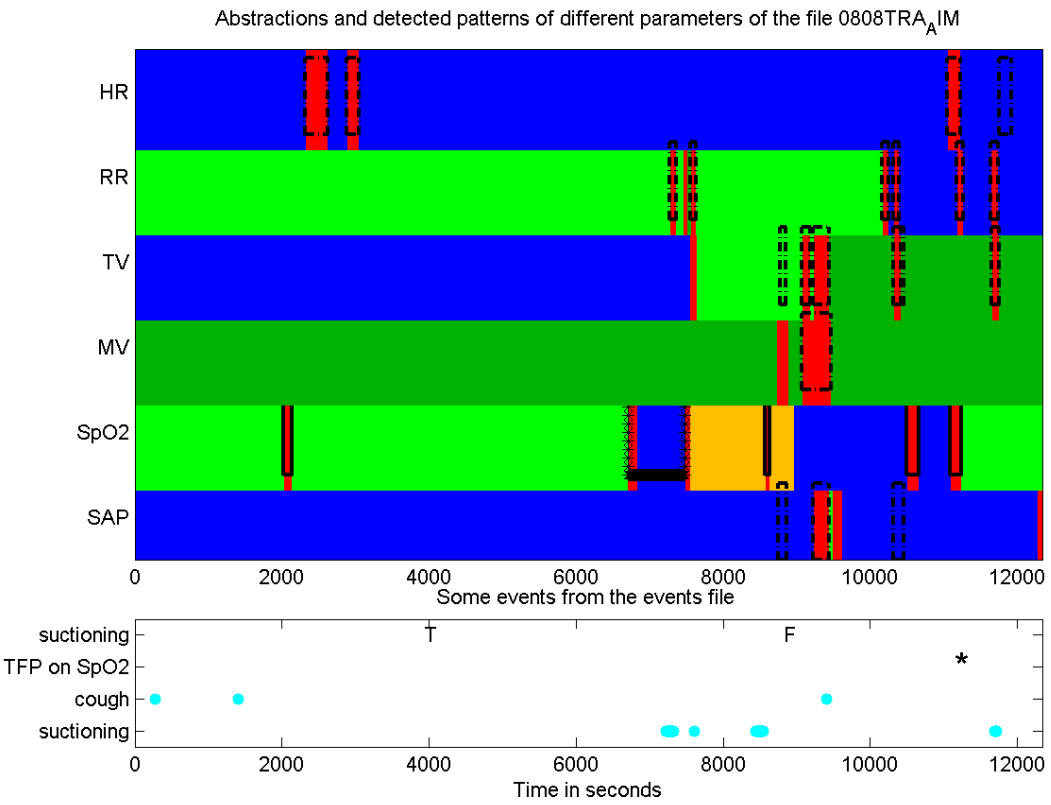


FIG. 5.61: **Illustration des abstractions simples et complexes sur un fichier entier de sevrage et représentation de quelques événements tirés du "fichier-événements".** *Sur la ligne "suctioning", "T" signifie la mise en place de la pièce en T et "F" l'échec du protocole et donc la remise en place de la ventilation mécanique contrôlée.*

Nous remarquons que les "spikes" sur les paramètres respiratoires (RR, TV et MV) peuvent effectivement correspondre à des aspirations mais une étude plus précise mériterait d'être faite.

Dans le cas des désaturations, nous avons clairement opté pour la reconnaissance des vraies désaturations. Cet exemple nous a permis de mettre en avant quelques points intéressants et en particulier la difficulté d'une validation pertinente dans le sens objectif du terme.

5.4.2.3 Discussion sur la reconnaissance d'événements spécifiques

Les résultats présentés dans la section 5.3.2.2 sont mitigés :

1. La reconnaissance des déconnexions n'est pas très performante (7/14).
2. L'interprétation des événements n'est pas toujours très pertinente (3/7 événements détectés comme des déconnexions sont d'autres événements interprétables).

Nous devons faire face à plusieurs difficultés :

– Deux événements cliniques peuvent être détectés comme un seul événement.

- Un événement clinique peut être détecté comme plusieurs événements.
- Comment différencier les événements alarmants des non alarmants (un événement non alarmant est plus difficile à détecter car il n'est pas ou moins persistent) ?
- ...

Comment valider les résultats alors que l'interprétation n'est pas objective ? Nous devons discerner les vraies désaturations, c'est à dire celles qui impliquent un geste thérapeutique de la part du médecin et qui sont donc révélatrices d'un véritable problème au niveau du patient (elles sont synonymes d'un échec du protocole de sevrage) de celles qui correspondent simplement à une baisse du paramètre mais qui ne sont pas qualifiées d'alarmantes. Notre système permet de reconnaître les premières mais a des difficultés pour les secondes qui peuvent être confondues avec des "déconnexions" ou pas du tout reconnues. On voit bien ici qu'il y a deux sortes de problème :

1. reconnaître des événements,
2. les interpréter de façon juste.

Le second point est très délicat et nécessite bien souvent une **analyse multi-paramétrique**. D'ailleurs lorsque les médecins relisent les signaux, s'ils détectent un événement sur un signal, ils vont se reporter sur les autres. Suivant l'analyse des autres signaux, ils pourront alors qualifier et interpréter l'événement.

5.5 Des résultats très préliminaires de la découverte de règles

Nous nous sommes inspirés des travaux de Bellazzi et al [Bellazzi et al., 2003] (voir section 3.9.4.2 de la page 85). Nous considérons uniquement les co-occurrences d'états et définissons le support d'un pattern comme l'intersection des supports de la prémisse et de la conclusion ; ceux-ci correspondant aux longueurs de chaque état considéré.

Quelques résultats sont présentés sur la figure 5.62.

Règles	Confiance	Support	Confiance causale
1	0.64	720	0.45
2	1	4342	0.5
3	1	1146	-0.41

FIG. 5.62: **Exemples de règles extraites avec deux mesures.** *Règle 1 : RR anormal bas ⇒ SpO_2 instable. Règle 2 : RR normal ⇒ SpO_2 normal haut. Règle 3 : SpO_2 normal haut ⇒ RR instable. La mesure de confiance est comprise entre 0 et 1 contrairement à la confiance causale qui est comprise entre -1 et 1 [Kodratoff, 2000].*

Après discussion avec les experts, il apparaît que seule la première règle est correcte, la deuxième n'a pas d'intérêt clinique et la troisième est fausse. La mesure de confiance causale permet de rejeter la troisième règle mais échoue à séparer les deux premières.

La recherche de règles d'association à partir d'intervalles est un problème NP-complet [Bellazzi et al., 2003]. L'étude des co-occurrences d'états peut être une alternative implémentable facilement et rapidement. Néanmoins, la dimension temporelle n'est pas prise en considération de façon pertinente dans notre contexte. En particulier, la durée de la conclusion de la règle n'est pas prise en compte dans le calcul des probabilités. Nous avons utilisé les mesures de confiance standard et causale pour mesurer l'intérêt des règles. Les résultats mitigés que nous obtenons indiquent que les définitions des mesures et du support ne sont pas appropriées. L'utilisation de définitions adéquates pour le support et les mesures d'intérêt des règles temporelles devraient être introduites. En outre, les situations cliniques sont caractérisées par un ensemble de paramètres, rarement par un seul. Une conjonction de conditions devrait apparaître dans la prémisse des règles d'association.

Seules les relations entre les abstractions simples ont été étudiées. Mais, des relations entre les abstractions simples et les événements détectés ou même entre les événements eux-mêmes (par exemple, les "spikes" non reliés à un événement externe) pourraient être étudiées.

Dans ce chapitre, nous avons présenté dans un premier temps, les éléments choisis pour la construction du processus. Ensuite, les résultats obtenus pour l'abstraction de données et la découverte de règles.

Pour l'abstraction de données, chaque étape a été détaillée :

- ***Pour les abstractions simples : la détermination des domaines de validité, la caractérisation des intervalles de stabilité, l'agrégation des segments et l'abstraction qualitative avec à chaque fois un support graphique pour la validation par les experts.***
- ***Pour les abstractions complexes : deux phases dans la reconnaissance d'événements ont été présentées, la reconnaissance et l'interprétation. Ensuite, les modèles de patterns ont été instanciés afin de reconnaître trois événements.***

Les résultats des abstractions simples sont prometteurs. Quant aux résultats des abstractions complexes, ils sont plus mitigés, en particulier à cause de la difficulté d'interprétation des résultats de la reconnaissance des événements.

Pour la découverte de règles, les résultats sont faibles. Ceci est dû principalement à une méthode peu développée.

DISCUSSION

Nous avons présenté une méthode générale d'extraction de connaissances, en l'occurrence de scénarios décrivant le comportement de patients en USIs. Cette méthode repose sur un processus de fusion. Nous avons distingué deux étapes : abstraction des données et fouille de données. Cette dernière permet, une fois que les caractéristiques extraites sont validées/interprétées, d'extraire de la connaissance.

LA MÉTHODOLOGIE GLOBALE D'EXTRACTION DE CONNAISSANCE

Particularités de la surveillance en USIs

Le travail de cette thèse se situe dans le cadre général d'aide à la surveillance de patients en USIs. Ce domaine est tout fait particulier et comporte de nombreuses difficultés :

1. Des données complexes par nature : haute dimension, ambiguïté, imprécision et incertitude.
2. Des données "rares" : obtenir des données de patients en USIs en grande quantité et dans un contexte bien défini est un enjeu important mais très difficilement réalisable.
3. Des connaissances difficilement formalisables.

Ces caractéristiques poussent à développer des systèmes de surveillance originaux, pertinents et adaptés à de telles contraintes. L'informatisation de protocoles et la construction de scénarios vont dans ce sens. Il n'y a pas de méthode bien définie pour leur réalisation. Un des objectifs de cette thèse est de clarifier chaque étape qui mène à la construction de scénario et de faciliter la mise en place de protocoles informatisés.

Extraction de connaissances et fusion ?

Le travail de cette thèse s'est focalisé sur la construction d'abstraction de données afin de les transformer en termes proches des discours médicaux. L'objectif était d'impliquer les médecins tout au long du processus, de pouvoir les aider à expliciter leurs connaissances au travers des abstractions, de dégager des connaissances directemement lisibles, compréhensibles par eux. La représentation de connaissances sous forme de règles entre dans un tel

cadre.

La complexité des données et l'incomplétude des connaissances nous ont poussés à développer un système incrémental et basé sur la fusion combinant les données, les informations et les connaissances. Nous avons défini plusieurs types de fusion : les fusions temporelle, sémantique et "multi-sources". Ils permettent de contrôler les différents niveaux du processus d'extraction de connaissances. Nous avons dégagé deux principales étapes : l'abstraction et la fouille des données.

L'**abstraction de données** est définie comme un processus incrémental, combinant données, informations et connaissances de différentes manières. La robustesse de l'abstraction est renforcée par l'interaction avec les experts pour contrôler chaque étape de l'abstraction. Dans la littérature, l'abstraction des données temporelles repose sur la fusion temporelle. Nous avons mis en exergue le fait qu'elle doit être "multi-niveaux" et basée aussi sur de la fusion sémantique.

La **découverte de règles** semble un moyen rapide et efficace d'obtenir des relations entre intervalles décrivant le comportement dynamique du patient ou du moins celui d'un ensemble de paramètres (voir par exemple [Bellazzi et al., 2005]). La découverte de règles à partir de données temporelles repose sur de la fusion temporelle, de la fusion "multi-sources". Elle peut aussi être envisagée selon un procédé de fusion sémantique. Cette dernière n'a pas été envisagée dans ce travail de thèse. La recherche de règles s'est focalisée sur la recherche de liens entre des informations de mêmes niveaux d'interprétation (les états correspondant aux abstractions simples). Ceci dit, la découverte de règles n'a pas été étudiée en profondeur. Il en est ressorti, tout de même plusieurs points :

(1) La difficulté de la prise en compte du temps avec des données intervalles.
(2) La nécessité de définir le support pertinent.

La **formalisation de la fusion** (définie dans ce travail) nécessiterait d'être approfondie. En particulier, les quatre étapes de modélisation, estimation, combinaison et décision devraient être étudiées.

La découverte de connaissances pour affiner les abstractions

Nous pouvons comparer l'extraction de connaissances à un **"cercle vertueux"** : La connaissance découverte affine l'abstraction des données, celle-ci permettant de rendre les données plus informatives, ce qui peut améliorer à son tour la connaissance découverte, etc.

Pour ce faire, nous avons tenté de "disséquer" le processus afin d'en dégager tous les aspects.

L'intérêt d'une telle approche est de poser clairement (ou de s'y approcher) les problématiques associées :

(1) Définir les concepts manipulés : données, informations, connaissances.
(2) Déterminer le rôle de ces concepts dans le processus.

PROBLÉMATIQUE DE LA VALIDATION

Une interprétation subjective

Une validation objective des résultats semble peu réalisable. Elle dépend essentiellement des experts et de leur interprétation qui est difficilement formalisable. La validation ne peut qu'être subjective et sujette à quelques approximations. Mais cela est-il forcément préjudiciable ? Est-il capital de savoir que la zone de normalité d'un paramètre quelconque s'arrête à tel instant avec une précision de la seconde ? Il y a là un véritable problème de définition du niveau d'interprétation. Dans ce contexte là, une méthode incrémentale avec discussion avec les experts à chaque étape peut permettre de trouver non pas le "bon" niveau d'interprétation mais celui estimé comme étant suffisamment informatif.

Les résultats des abstractions simples sont satisfaisants mais ceux des abstractions complexes sont mitigés. La validation de la reconnaissance d'événements propre (voir la discussion de la section 5.4.2.3 de la page 156) met en évidence deux sortes de problème :

- La reconnaissance de comportements.
- Leur interprétation qui permet éventuellement de les qualifier d'événements significatifs d'un point de vue clinique.

On rejoint ici les problèmes d'une validation subjective.

En outre, la faible quantité d'événements dans les fichiers patients à disposition met à mal toute validation.

Dépendance vis-à-vis des informations

La méthode que nous avons proposée repose sur la combinaison d'informations, et de connaissances, en particulier sur l'obtention de tendances spécifiques. L'abstraction des données repose sur la conception de domaines de validité basée sur les notions de stabilité/instabilité des tendances.

Il en ressort une critique de la méthodologie : sa dépendance à une méthode d'extraction de tendances. Par ailleurs, la méthode envisagée n'est pas forcément validée ou validable. Un moyen de validation serait la construction complète du processus d'extraction de scénarios et de considérer que la validation des scénarios découverts permet la validation du système complet et donc des abstractions (états et événements) et tendances associées.

PERSPECTIVES

Plusieurs axes de recherche découlent de ce travail.

Poursuivre dans cette voie

Les résultats de l'abstraction semblent prometteurs. Néanmoins, il reste quelques points à éclaircir :

(1) Tester la méthode sur plus de données,

(2) Développer, approfondir la détection de patterns et leur interprétation.

Ce n'est pas tant le nombre de données qui compte que le nombre d'événements ou de scènes typiques qui est important. Un nombre accru de cas typiques de situations à reconnaître permettrait dans un premier temps d'étudier plus en profondeur la méthode proposée dans cette thèse. Pour cela, une masse de données suffisante doit être disponible et obtenue dans des conditions bien définies et maîtrisées.

Extraire des scénarios par fusion "oblique"

La **fusion "oblique"** est une combinaison des trois types de fusion cités précédemment. Elle a pour principe de combiner plusieurs niveaux d'interprétation de plusieurs données, à plusieurs instants afin d'améliorer le processus de décision.

On peut envisager ce procédé de deux manières :
(1) Soit comme nous espérions le faire grâce au procédé d'extraction de connaissances globalement incrémental, dit du *cercle vertueux*. Les connaissances découvertes permettraient d'affiner l'abstraction, d'où une étape nouvelle dans l'espace de fusion au niveau de l'interprétation des données. Cependant, on est très vite limité par la représentation des données adoptée lors de la transformation. Les méthodes de fouille doivent s'adapter à cette représentation qui est préjudiciable comme nous l'avons vu au cours de ce travail de thèse.
(2) Soit directement en envisageant la fusion "oblique" dès le début du processus.
Ce dernier type d'approche est envisagé dans les travaux de Thomas Guyet qui commence une thèse au sein de notre équipe [Guyet, 2004].

Développer les aspects "visualisation"

Les aspects visualisation de l'abstraction de données et de la fouille ont été évoqués sans rentrer dans les détails. Cet aspect dans notre méthode d'abstraction a été pris en compte dans la présentation des résultats pour faciliter leur validation par les experts. Ceci dit, il n'a pas été développé à un niveau supérieur. La visualisation des abstractions est pertinente pour deux points :

Une représentation lisible des abstractions par les médecins qui permet une validation éventuelle.

L'obtention de connaissances expertes pour la construction de patterns ou scénarios par la connaissance experte.

ANNEXES [43]

[43] Les annexes A à I sont reprises des compte-rendus des réunions du sous-projet qui ont été rédigés par Marie-Christine Chambrin.

Annexe A

Protocole de recueil des données

Protocole

Le **recueil** s'effectue en continu et en temps réel au lit du patient sans interférer avec les protocoles de soins. A *l'hôpital de Lille* (CHRU), le recueil des paramètres physiologiques s'effectue à partir du moniteur cardio-vasculaire et du ventilateur connectés à un micro ordinateur par liaison RS232.

Sur le même micro-ordinateur, la personne en charge du protocole documente les données à partir d'une interface conçue pour entrer les informations.

A *l'hôpital de Lyon* (CHU Lyon Sud, Hospices Civils de Lyon), le recueil des signaux physiologiques s'effectue à partir du moniteur cardio-vasculaire et d'un boîtier de capteurs de pression et de débit connectés au système Biopac MP1000. Le logiciel AcqKnowledge est utilisé pour l'acquisition et le stockage des signaux. Les données sont documentées à l'aide de ce même logiciel (journal de bord).

Les patients

Tout patient éligible pour la période de sevrage ou d'arrêt de sédation.

A *Lille*, un nom de fichier unique est généré par le système en fonction des 3 premières lettres du nom et de la date du jour. Le procédé utilisé pour la génération du nom de fichier n'est pas réversible : il n'est pas possible de retrouver le nom du patient ou la date à partir du nom du fichier.

A *Lyon*, le nom du fichier est constitué de quatre chiffres correspondant au jour et au mois du recueil et des trois premières lettres du nom du patient JJMMNNN.* (* prend la valeur acq pour les données et txt pour les commentaires)

Durée de l'acquisition

Les données sont acquises le matin dès que la décision de mettre en place une procédure de sevrage ou d'arrêt de la sédation est prise. Les données sont acquises et documentées une heure avant la mise en place effective de la procédure de sevrage ou d'arrêt de la sédation. Les données sont acquises et documentées au moins trois heures après la mise en place effective de la procédure considérée.

En résumé, le déroulement du recueil s'effectue selon le schéma ci dessous :

Sauvegarde des données

Les données sont archivées sur le poste de recueil des données. Elles sont ensuite dupliquées sur un serveur de données.

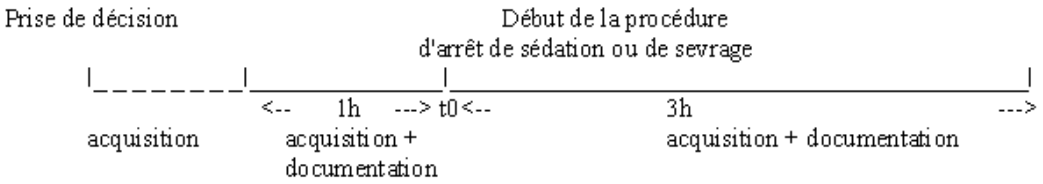


FIG. 63: Le protocole de recueil de données

Critères d'inclusion

Tout patient ventilé pour lequel une décision relative à l'une des phases suivantes a été établie : sevrage (période d'extubation) ou arrêt de la sédation.

Matériels et Méthodes de mesure

La nature des informations recueillies est la même pour les deux services, bien que les moniteurs disponibles et les moyens de recueil soient différents. Une feuille de recueil sera établie pour chaque observation selon le modèle joint en annexe B. La liste des paramètres qui seront conservés dans la base de données est fournie en annexe C. Une description des matériels disponibles et des moyens de recueil est présentée ci dessous pour chacun des services.

Descriptif des moyens mis en oeuvre à Lille

Moniteur cardio-vasculaire de type SpaceLabs UCW

Les données prises en compte sont celles délivrées sur le port de sortie pour l'imprimante. Il s'agit d'une liaison de type RS232, délivrant les données à une période réglable par l'utilisateur. Les caractéristiques techniques sont fournies en annexe D.

Les données sont de deux types : les valeurs des paramètres physiologiques et les messages d'alarme. Les paramètres disponibles sont fonction des modules de surveillance activés :

- le module ECG : fréquence cardiaque, nombre d'anomalies
- le module pression : pression systolique, diastolique et moyenne
- le module SpO2 : saturation en oxyhémoglobine, fréquence cardiaque
- le module de capnographie (optionnel) : PetCO2, fréquence respiratoire

Ventilateur de type Dräger (Lubeck, Allemagne) : Evita, Evita2, Evita4

Les données prises en compte sont celles fournies sur la sortie RS232 et utilisant le protocole LUST. Les principales caractéristiques sont reprises en annexe E. Les données fournies sont de plusieurs types : les valeurs des paramètres, les paramètres de réglage et les messages d'alarme.

Plate-forme d'acquisition

Il s'agit d'un logiciel conçu à Lille [Jaborska, 2000] fonctionnant sur tout type de PC sous Linux.

Principales fonctionnalités du logiciel Au lancement l'application détecte la présence du matériel connecté au travers des liaisons de type RS232C. L'acquisition des données s'effectue dès que l'appareil a été détecté, sur la base d'une acquisition toutes les 5 secondes. L'opérateur dispose de trois modules principaux :

- un module de visualisation des données
- un module permettant d'entrer les modifications intervenant dans l'environnement du patient (voir annexe F)
- un module permettant la sauvegarde des données sur disquette sous un format compressé afin de pouvoir les transférer sur une autre machine en vue de leur traitement hors ligne.

Description du matériel Configuration minimum : Système Linux 2.2, Processeur Pentium 133 Mhz, 32 Mo RAM, 1,2 Go de disque dur, utilisation des ports séries intégrés (2), moniteur de bureau 14 ou 15 pouces, Pointage par souris

Descriptif des moyens mis en oeuvre à Lyon

Moniteur cardio-vasculaire de type Datex 1606

Les signaux correspondant à l'électrocardiogramme (ECG), à la pression artérielle invasive (PA), à la pléthysmographie de pouls SpO2, ainsi que des signaux analogiques correspondant à la valeur du rythme cardiaque et de la saturation en oxygène de l'oxyhémoglobine sont disponibles sur un connecteur 48 broches situé en face arrière du moniteur (digital and analog I/O connector sur la partie UPI X2). Ce connecteur est relié par un câble au système d'acquisition MP100 de Biopac.

Ventilateur de type Dräger (Lubeck, Allemagne) : Evita2, Evita4 et ventilateur Horus (TAEMA, Antony, France)

Un capteur de débit (Hamilton Medical) est mis en place sur le circuit patient au niveau de la pièce en Y. Ce capteur est relié à un boîtier contenant un capteur piézo-électrique de pression différentielle (type Honewel Microswitch). Une prise de pression est également assurée au niveau de la pièce en Y : la tubulure est reliée à un boîtier contenant un capteur de pression différentielle.

Chacun de ces boîtiers est relié par un câble à une entrée du système MP100 de Biopac

Plate-forme d'acquisition

L'unité d'acquisition Biopac est relié à un PC portable. Le logiciel AcqKnowledge est utilisé pour l'acquisition des signaux connectés au module Biopac et provenant du moniteur cardio-vasculaire et des boîtiers de débit et de pression. La fréquence d'acquisition est fixée à 100Hz. Une calibration est effectuée avant chaque enregistrement.

Durant l'enregistrement, l'observateur médical saisit sur le journal de bord d'AcqKnowlegde :

* la source de l'alarme et sa qualification selon le code de qualification suivant
* les observations cliniques au fur et à mesure des événements, selon ceux décrits dans l'annexe E.

élément de monitorage	code source			
Fréquence cardiaque	1			
Pression artérielle	2			
Spo2	3			
Ventilation minute	5			
Paw, max	6			
Fréquence respiratoire	7			
code qualification	FP	VP	FN	VPT

FIG. 64: Les codes des alarmes

En fin d'enregistrement, le fichier est sauvegardé sur le disque dur, dans le répertoire OSSCAR 2001. Le nom du fichier est du type jour-mois-3 premières lettres du nom (jour et mois en numérique). Par exemple 0305CAR.acq. En fin de recueil, les fichiers AcqKnowledge sont copiés sur un zip de transfert. Les fichiers de données sont traités afin d'extraire en cycle par cycle les paramètres physiologiques décrits en annexe B.

Inconvénients et risques

Il n'existe aucun risque du au recueil. Le seul inconvénient est la mise en place durant le protocole d'un micro-ordinateur dont l'emplacement est choisi de façon à ne pas gêner l'accès au patient et branché sur un réseau électrique indépendant du circuit protégé par un onduleur alimentant le ventilateur et le moniteur. Une indication portée sur le tableau de la chambre indiquera qu'un protocole de recueil est en cours. Une information sur le nature du recueil sera donnée à la famille.

Coûts

Le recueil est réalisé au sein du service et n'entraîne aucun coût supplémentaire. Le recueil, devant être documenté, il est réalisé en journée, pendant les heures normales de travail par une personne appartenant au groupe de recherche.

Conclusion

Cette étude doit nous permettre de disposer d'une base de données documentées, mise à la disposition de plusieurs équipes de recherche dans le cadre du projet OSSCAR, afin de tester différentes approches de traitement des données sur une base de données communes.

Annexe B

Feuille de recueil (OSSCAR)

Protocole : sevrage I_I **DATE: jour :** **mois :**
sédation I_I **Code fichier patient :**

Heure de début du protocole:_____ **Heure de fin du protocole:** _____

Sexe : M F **âge**: _____ **poids** : _____

Etiologie : SDRA (incluant pneumopathie grave) I_I **Terrain :** BPCO I_I
IRA des BPCO (hors état de mal asthmatique) I_I
Neurologique I_I
état de mal asthmatique I_I
Traumato I_I
IRA des IRC restrictives (hors neuromusculaires) I_I autres I_I
IRA neuromusculaire (incluant neurologique central) I_I
IRA d'origine haute (voies aériennes supérieures) I_I
OAP cardiogénique et IVG I_I
IRA post-traumatique I_I
IRA post-opératoire I_I
autres I_I

Durée de ventilation (Jprotocole-J+1) :

Traitements principaux en cours (drogues vasoactives, hypnotiques, analgésiques et curares) :

Nom	Posologie	Durée du traitement

Paramètres de ventilation au moment de la décision de mise en place du protocole:

FI02: **PEP:** **Trigger:**

Mode de ventilation : **VAC** I_I fR: VT: I/E:
PC I_I TI: TE: P haute:
P basse:
AI I_I niveau d'aide: Pente de l'aide:
BIBAP I_I TI: TE: P haute: P basse:
CPAP I_I
autre I_I préciser :

Réglages initiaux des seuils d'alarme

paramètre	Seuil bas d'alarme	Seuil haut d'alarme	Valeur de départ
Fréquence cardiaque			
Spo2			
Pa,sys			
Pa,moy			
Pa,dias			
Pression aérienne max			
Ventilation minute			
Fréquence respiratoire			
Volume courant			

Résultat du protocole : **Succès** I_I **Echec** I_I

Annexe C

Récapitulatif des informations disponibles sur les systèmes utilisés

Signaux analogiques

Les signaux analogiques sont des signaux physiologiques permettant de caractériser :
- d'une part la fonction cardio-vasculaire : électrocardiogramme et pression artérielle
- d'autre part la fonction respiratoire : débit et pression des voies aériennes. Le signal de volume courant peut être obtenu par intégration du signal de débit. De façon optionnelle, on peut disposer du signal de capnographie.

Le signal de photopléthysmographie de pouls est également disponible.

Valeurs numériques

La plupart des valeurs numériques disponibles sont issues du traitement des signaux physiologiques mentionnés précédemment.

Les informations caractéristiques extraites de ces signaux et appelées paramètres physiologiques sont les suivantes :
- à partir de l'électrocardiogramme : la fréquence cardiaque fC
- à partir de la pression artérielle : la pression artérielle systolique (Psys correspondant à la valeur maximum), la pression artérielle diastolique (Pdia correspondant à la valeur minimum), la pression artérielle moyenne (Pmoy correspondant à la valeur moyenne). Un calcul de fréquence cardiaque peut également être réalisé à partir de ce signal.
- à partir du débit des voies aériennes : il sert de référence pour la détermination des phases inspiratoire et expiratoire des signaux de la fonction respiratoire (voir figure 65).

Débit	---->	Temps inspiratoire	TI
		Temps expiratoire	TE
		Durée total d'un cycle ventilatoire	Ttot
		Fréquence respiratoire	fR
		Temps inspiratoire / temps expiratoire :	rapport I / E
		Temps de pause	Tplat
		Débit inspiratoire maximal	VI,max
		Débit expiratoire maximal	VE,max
Volume	---->	Il s'agit de l'intégrale du débit, son amplitude maximum correspond au volume courant. Il peut être mesuré à l'inspiration comme à l'expiration.	
		Volume courant inspiré	VTI
		Volume courant expiré	VTE

FIG. 65: **Les paramètres obtenus à partir du signal de débit**

- à partir de la pression des voies aériennes (voir figure 66)

Pression buccale---->	Pression maximum inspiratoire	Paw,max
	Pression Expiratoire Positive	PEP
	Pression de plateau	Paw,plat
	Pression moyenne sur le cycle	Paw,moy
	Pression moyenne à l'inspiration	PawI,moy
	Sous réserve de manoeuvres particulières :	
	la Pression Expiratoire Positive Intrinsèque	PEPi
	la Pression d'occlusion à 100 ms	P0,1...

FIG. 66: **Les paramètres obtenus à partir du signal de pression**

- à partir du capnogramme : la concentration ou pression partielle du CO2 de fin d'expiration (ETCO2) et la fréquence respiratoire.
- à partir de la photopléthysmographie de pouls : la fréquence cardiaque. Le moniteur de SpO2 fournit également la saturation de l'hémoglobine en oxygène calculée à partir d'une technique de spectrophotométrie d'absorption.

La combinaison de ces différents signaux, par exemple volume = f(pression) ou CO2 = f(Volume) permet le calcul de paramètres supplémentaires tels que travail ventilatoire ou quantité de CO2 expiré respectivement.

Le calcul des valeurs de résistance et d'élastance sont fournies à partir du traitement des signaux de débit et de pression.

Ces paramètres sont délivrés par les systèmes de surveillance et les ventilateurs. Ils peuvent également être déterminés à partir du traitement des signaux physiologiques disponibles sur les systèmes de surveillance et le ventilateur ou par l'ajout de capteurs spécifiques.

Valeurs symboliques

Les messages d'alarme des systèmes de surveillance et des ventilateurs ainsi que les valeurs de réglage de la ventilation sont disponibles en sortie sur certains ventilateurs.

Annexe D

Moniteur cardio-vasculaire Spacelabs

Une description de l'interface RS232 est fournie dans le manuel de fonctionnement en ce qui concerne le moniteur de chevet portable 90308 (annexe A) ou PC Express Spacelabs.
9600,N,8,1- data logger ON
Les données sont envoyées suivant la fréquence définie sur le moniteur dans un intervalle compris entre 5 secondes et 60 minutes.
Cette sortie a été conçue pour connecter une imprimante 132 caractères. Une ligne de données contient un maximum de 132 caractères et l'ordre des paramètres est fonction des modules connectés.

Deux types d'information sont transmis : des entêtes de page et des lignes de données.

Les entêtes de page apparaissent dans les situations suivantes :

* 50 lignes ont été transmises
* les paramètres surveillés changent
* le nom du patient ou le numéro de lit changent
* la date actuelle change

L'entête contient les champs suivants :

- Nom du patient : 40 caractères
- Nom du lit : 5 caractères
- Date : 7 caractères

Les lignes de données débutent par l'heure de transmission des données (8 caractères) et la valeur des paramètres surveillés. Leur ordre dépend du type des modules mis en place. Les données continues qui peuvent s'afficher sont répertoriés dans la figure 67.
Des données épisodiques peuvent également s'afficher (voir figure 68).

Les symboles suivant peuvent apparaître sur la sortie :

??? valeur non définie
+++ valeur supérieure à l'intervalle
— valeur inférieure à l'intervalle
*** difficultés de "découverte" de la valeur (peu importe la raison)

Pour l'ECG, il existe un "temps de récupération" de 30s et un temps de réponse de 3s (alarme 3s, suspension son 3min).
Pour les pressions temps de réponse 3s (alarme 3s, suspension son 3min).
Pour la fR mesurée par impédance temps de réponse 3s (alarme 10s, suspension son 3min).
Pour la température temps de réponse 3s (alarme 10s, suspension son 3min).
Pour la SpO2 temps de réponse 3s (alarme selectionnable par menu 2,4,8 s).

Exemples de sortie avec les moniteurs de chambre UCW (voir figure 69).
SortieJ8 : DB9broches male (voir schéma de connexion, tous les pins sont connectés)

paramètre	type	largeur du champ	mmHg	Kpa	mnemo %	visu	précision par defaut	
ECG	fréquence cardiaque	3				Fc (c/min)	50-200	±1% ou ±2
	nomb. d'anomalies/min	3				Ano_Fc/min	0-50	
	dérivation	4						
	niveau ST	6						
ECG2	dérivation	5						
	niveau ST	6						
	nomb. d'anomalies/min	3						
ART	pres. artérielle systolique		3	4		Pas(mmHg)	50-200	±1% ou ±1
	pres. artérielle diastoloque		3	4		Pad(mmHg)	20-150	±1% ou ±1
	pres. artérielle moyenne		3	4		Pam(mmHg)	30-120	±1% ou ±1
AP	pres. art. pulm systolique		3	4		Ppas(mmHg)	15-30	±1% ou ±1
	pres. art.pulm. diastoloque		3	4		Ppad(mmHg)	5-15	±1% ou ±1
	pres. art. pulm. moyenne		3	4		Ppam(mmHg)	10-20	±1% ou ±1
PRS	pression systolique		3	4		Ps(mmHg)	50-200	±1% ou ±1
	presession diastoloque		3	4		Pd(mmHg)	20-150	±1% ou ±1
	pression moyenne		3	4		Pm(mmHg)	30-120	±1% ou ±1
POD	pres. oreillette droite		3	4		Pra(mmHg)	0-10	±1% ou ±1
PVC	pres. veineuse centrale		3	4		Pvc(mmHg)	0-10	±1% ou ±1
POG	pres. oreillette gauche		3	4		Pla(mmHg)	0-10	±1% ou ±1
PIC	pres. intra-cranienne		3	4		PIC(mm Hg)	2-20	±1% ou ±1
TEMP(°C)	température 1	5				T°C(1)	36,0-40,0	±0,2
	température 2	5				T°C(2)	36,0-40,0	±0,2
	température delta	4				?T°C	0,0-10,0	±0,2
SaO2	pulse oxymétrie					SpO2	60-100	1
SvO2	saturation veineuse en O2							
RESP	fréquence respiratoire	3				fR (c/min)	0-60	±5% ou 1
fin Exp	valeur Fin Exp	4	5	4		ETCO2(%)	0-10,0	0,1
						ETCO2(mmHg)	0-76	1
	Fréquence respiratoire	3				fR(CO2)	0-60	1 ou 5 si>30

FIG. 67: **Les données continues**

PCP	heure	5						
	pression capillaire		5	5		Pcwp(mmHg)	5-20	±1% ou 1
TA	heure	5						
	tension art. systolique		3	4		NIBPs(mmHg)	50-200	
	tension art. diastolique		3	4		NIBPd(mmHg)	20-150	
	tension art.moyenne		3	4		NIBPm(mmHg)	30-120	
TA2	heure	5						
	tension art. systolique		3	4		NIBPs(mmHg)	50-200	
	tension art. diastolique		3	4		NIBPd(mmHg)	20-150	
	tension art.moyenne		3	4		NIBPm(mmHg)	30-120	
CO	heure	5						
	débit cardiaque	4				Qc(l/min)	2-10	
fin Exp	heure	5						
	valeur Fin Exp	4	5	4		ETCO2(%)	0-10,0	0,1
						ETCO2(mmHg)	0-76	1
	Fréquence respiratoire	3				fR(CO2)	0-60	1 ou 5 si>30
	etiquette agent	3						
	valeur agent	3	4	4				

FIG. 68: **Des données épisodiques**

DATA LOGGER UCW SPACELABS MEDICAL
NOM PATIENT Lit LIT18 DATE 05 MAI 97

	ECG					ART mmHg		SPO2	TA mmHg		
HEURE	FC	ANO	DERI	ST1	ST2	SYS/DIA	MOY	%	HEURE	SYS/DIA	MOY
14:24:44	100	0	II	−0.24	−0.64	133/ 84	100	98	09:00	131/ 81	98
14:24:49	99	0	II	−0.24	−0.64	129/ 86	100	98	09:00	131/ 81	98
14:24:54	100	0	II	−0.24	−0.64	132/ 86	102	98	09:00	131/ 81	98
14:24:59	100	0	II	−0.24	−0.64	137/ 88	103	98	09:00	131/ 81	98
14:25:04	100	0	II	−0.24	−0.64	137/ 89	103	98	09:00	131/ 81	98
14:25:09	100	0	II	−0.24	−0.64	130/ 84	101	98	09:00	131/ 81	98
14:25:14	101	0	II	−0.24	−0.64	128/ 83	101	98	09:00	131/ 81	98
14:25:19	102	0	II	−0.24	−0.64	134/ 86	101	98	09:00	131/ 81	98
14:25:24	102	0	II	−0.24	−0.64	134/ 87	101	98	09:00	131/ 81	98
14:25:29	102	0	II	−0.24	−0.64	133/ 87	102	98	09:00	131/ 81	98
14:25:34	101	0	II	−0.24	−0.64	133/ 87	103	98	09:00	131/ 81	98

FIG. 69: **Exemples de sorties du moniteur**

Etude des messages d'alarmes :

Lorsque des moniteurs externes sont connectés via le flexport et que des seuils d'alarme sont définis sur les paramètres transmis, en cas d'alarme, il existe un message sur la sortie imprimante.

Annexe E

Ventilateurs Evita-Dräger

En ce qui concerne les Evita 2, une description complète de l'interface RS232 est fournie dans la notice "EvitaLink RS232 Serial Interfaces for Evita 2 instructions for use" d'octobre 1993. Le choix du protocole de transmission se fait par menu. Pour rester compatible avec les autres respirateurs de la gamme effectuer le réglage suivant : LUST protocol et 1200 bauds. La récupération des données se fait sur le port B.

1200,E,7,2 9 broches male (2-RD, 3-TD, 5-GND)

En ce qui concerne l'Evita4, une description complète de l'interface RS232 est fournie dans la notice "Evita 4 Link Interface Card Supplement to instructions for Use Evita 4" de juin 1996. La récupération des données se fait sur le port COM2 ou COM3.

Evita 2 : n° d'identification

software version 1.00 –>040

software version 2.00 –>041

Evita 4 : –>050.

La liste des paramètres fournis par le ventilateur est répertoriée dans la figure 70.

forme longue	*forme abrégée*	*unité*	*valeur min*	*valeur max*	*nmeno*	*visu par défaut*
temps	t	h:min	.0,00	23,59		
volume courant exp.	*VTe*	L	0,00	2,00	VTE	2,0
frequence respiratoire	f	1/min	.0	*240*	fR	60
ventilation/min	VM	L/min	.0,0	41,0	VE	20,0
pres. insp. maximale	Peak	mbar	.0	99	Paw,max	60
pression du plateau	Plat	mbar	.0	99	Paw,plat	30
pression PEP	PEP	mbar	.0	99	PEEP	20
pression minimale	Pmin	mbar	-20	99	Paw,min	20
pression moyenne	Pmoy.	mbar	.0	99	Paw,moy	20
concentration O2 insp	fiO2	%	15	99	FIO2	15-80
Compliance	C	mL/mbar	..0	*255*	Cst,rs	100
Resistance	R	mbar/(L/s)	.0	*200*	Raw,rs	40
VM spont.	VMs	L/min	.0,0	*99,9*	VE,spont	40
frequence spont.	fs	1/min	.0	*240*	fR,spont	60
temperature insp.	Temp	Celsius	18	45	T°aw,insp	18-45

FIG. 70: **Les paramètres récupérés sur le ventilateur**

Toute modification de réglage ou de message d'alarme apparait à la suite des valeurs des paramètres obtenues sur requête. Ci-dessous un exemple de récupération des données.

```
0410011,2110,712 123 8,74235166 37---8 79200 561132----3--4--
0410011,2110,722 123 8,74235166 37---8 79200 561132----3--4--
0410011,2210,522 123 8,64215126 37---8 79200 551112----3--4--03Insp.
tidal volume = 0,51 L04Frequency =  15 1/min06I : E = 1,0 : 2,9
0410011,2210,522 123 8,44215126 37---8 79200 551112----3--4--
0410vita 20Timeth:min 0,0023,591Exp. tidal volumeVTeL0,002,02Breathing
Frequencyf1/min  02403Minute VolumeMVL/min 0,099,94Peak-pressurePeakmbar
0995Plateau-pressurePlatmbar 0996PEEP-pressurePEEPmbar 0997Minimum-
pressurePminmbar-20998Mean-pressureMeanmbar 0999Insp. O2-
concentrationFiO2%15990ComplianceCmL/mbar  02551ResistanceRmbar/(L/s)  02002Spont.
minute volumeMVsL/min 0,099,93Spont. frequencyf s1/min  02404Airway
temperatureTempdeg C1845
```

FIG. 71: **Exemple de récupération des données**

Annexe F

Codification des événements extérieurs

Les codifications adoptées sont : A=Ajout ; S=Suppression ; H=Haut, augmentation ; B=Bas,diminution ; D=divers ; C=changement de pousse seringue ; F=fin

modifications intervenant sur les drogues :

sédatives	THS(paramètre)	avec paramètre [A, S, H, B, D, C]
inotropes	THI (paramètre)	avec paramètre [A, S, H, B, D, C]
hélium	HE (paramètre)	avec paramètre [A, S, H, B, D]
NO	NO (paramètre)	avec paramètre [A, S, H, B, D]
B mimétiques	THB(paramètre)	avec paramètre [A, S, H, B, D]
curares	THC(paramètre)	avec paramètre [A, S, H, B, D]

modifications sur le ventilateur :

RESPI(paramètre)

avec paramètre [MODE (VC, VAC, VACI, PC, BIBAP, VS, AF, AI, TT), PEP(valeur en cmH20), FIO2(valeur en %), FR(valeur en cycles/min), VT(valeur en mL), PRESSION(valeur en cmH20), TRIGGER (H,B), DIV]

début et fin de remplissage avec plasma ou sang

REMP(paramètre) avec paramètre [F]

mise en place et arrêt d'un traitement externe

en particulier hémodialyse ou hémofiltration

HEMO(paramètre) avec paramètre [F]

début et fin d'examen, de prélèvement, de geste

échographie	ECHO (paramètre)	avec paramètre [F]
écho cardiaque transthorac	ECHOTT (paramètre)	avec paramètre [F]
écho cardiaque transoesoph	ECHOTO (paramètre)	avec paramètre [F]
électrocardiogramme	ECG (paramètre)	avec paramètre [F]
électroencéphalogramme	EEG (paramètre)	avec paramètre [F]
ponction lombaire	PL (paramètre)	avec paramètre [F]
ponction pleurale	PPL (paramètre)	avec paramètre [F]
trachéotomie	TRAC (paramètre)	avec paramètre [F]
changement canule	CANUL (paramètre)	avec paramètre [F]
voie veineuse	VOI (paramètre)	avec paramètre [F]
sonde d'intubation	SOND (paramètre)	avec paramètre [F]
divers	DIV (paramètre)	avec paramètre [F]
extubation	EXT	
radio	RX	avec paramètre [F]
fibroscopie bronchique	FIBRO	avec paramètre [F]
prélèvement sanguin	KTA	
aspiration	ASPI	avec paramètre [F]
décubitus latéral droit	DLD	avec paramètre [F]
décubitus latéral gauche	DLG	avec paramètre [F]
décubitus ventral	DV	avec paramètre [F]

début et fin de présence de personnes dans la chambre

tour médecin	T_M(paramètre)	avec paramètre [F]
tour infirmière	T_I(paramètre)	avec paramètre [F]
soins	T_S(paramètre)	avec paramètre [F]
visite famille	T_V(paramètre)	avec paramètre [F]
toilette	T_AST(paramètre)	avec paramètre [F]
ménage	T_ASM(paramètre)	avec paramètre [F]
repas	T_R(paramètre)	avec paramètre [F]
kiné non respiratoire	KINE(paramètre)	avec paramètre [F]
kiné respiratoire	KINE_R(paramètre)	avec paramètre [F]

moniteur cardiovasculaire

calibration CO2	CAL_CO2
calibration pression	CAL_ART
calibration autre	CAL_DIV
mesure PV	CAL_PV
flush	FLUSH

sons particuliers

report de chambre	SON_REP
pompe à perfusion	SON_POM
SAP	SON_SAP
rein	SON_REIN
télé	SON_TV
divers	SON_DIV

observations cliniques

mouvements	OBS_MVT
agitation	OBS_AGI
sueur	OBS_SUE
anxiété	OBS_ANX
autres	OBS_DIV

Codification des alarmes

Définition des Vrai Positif (VP), FP (Faux Positif) et FN (Faux Négatif) :

- VP : ce sont les alarmes qui ont été déclenchées alors que la valeur du paramètre est en dehors des seuils fixés et suivies d'un geste de soins ou de la résolution d'un problème technique. Dans ce dernier cas l'alarme sera notée VPT.
- FP : valeur du paramètre en dehors des seuils fixés, mais alarme ne justifiant d'aucun geste technique ou thérapeutique.
- FN : valeur du paramètre dans la limite des seuils fixés et problème sur patient justifiant d'un geste de soin.

Annexe G

Exemples de paramètres tirés des signaux

On appelle ventilation minute (VE) le produit du volume courant par la fréquence respiratoire.

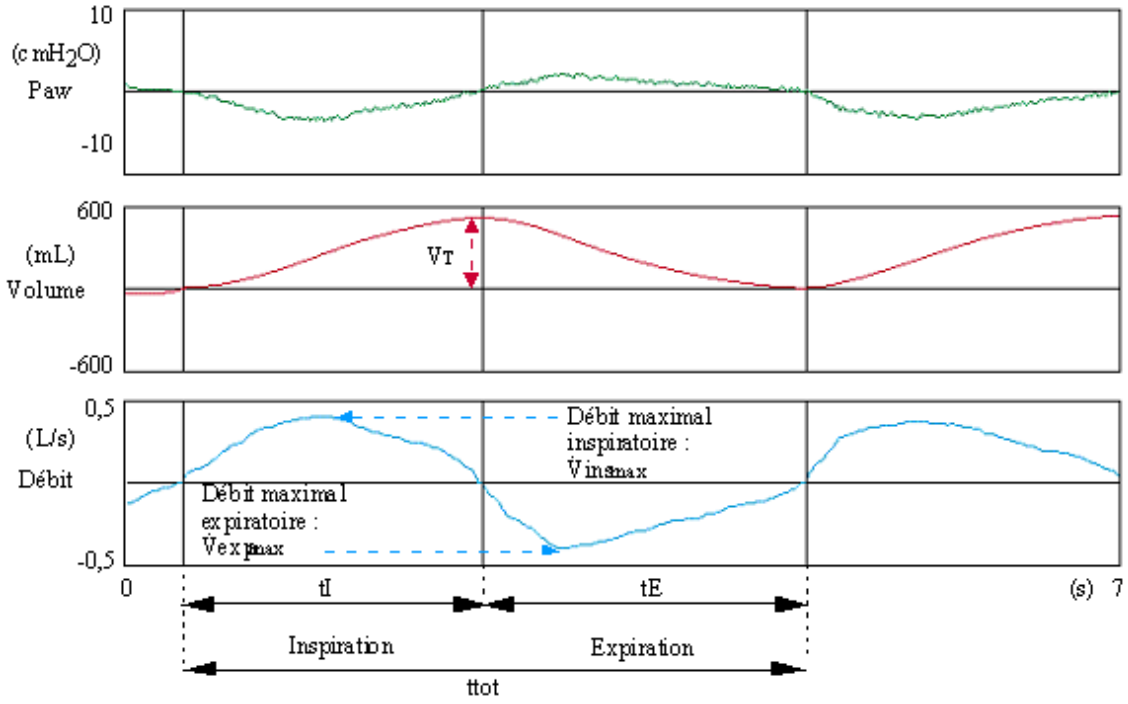
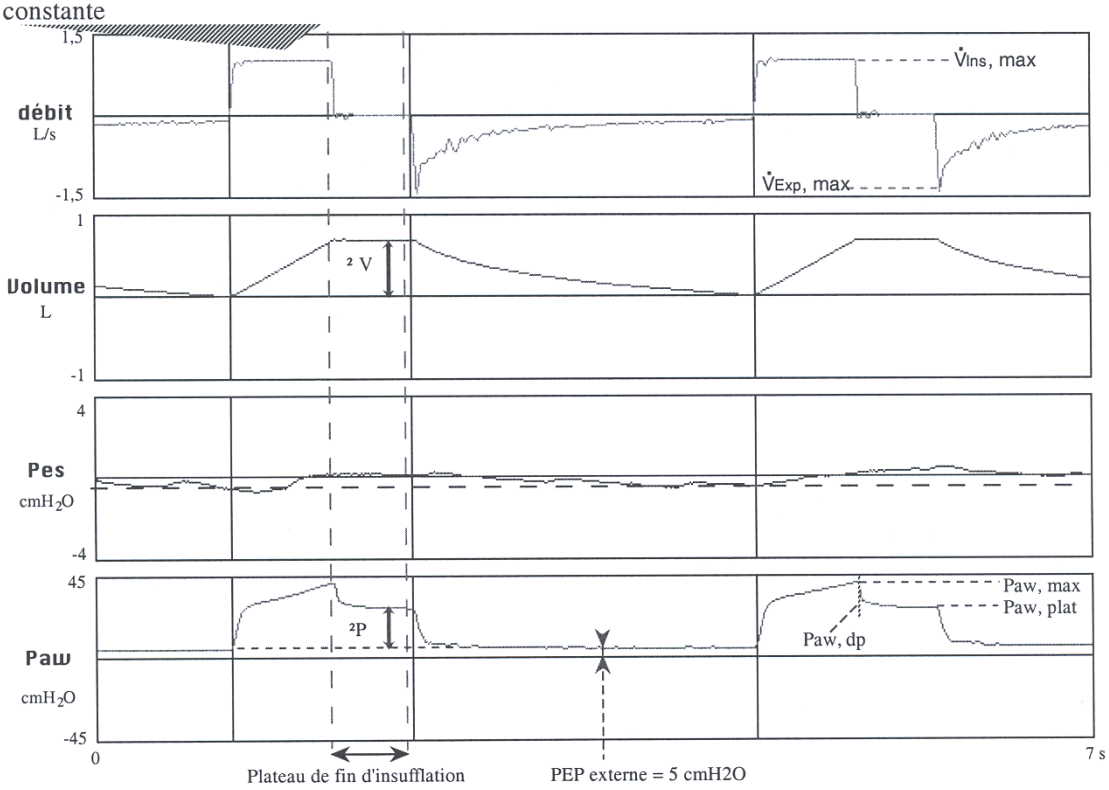


FIG. 72: **Exemple de signaux en ventilation spontanée de repos**

Courbes caractéristiques de ventilation en VC (ici, en débit contrôlé). Le débit est de forme rectangulaire. La Paw est très largement positive avec un plateau de fin d'insufflation et une PEP constante



Avec un plateau en débit (conditions statiques) :

La compliance est :

(1) $Crs = \frac{^2V}{^2P}$ (Suter)

(2 $Crs_{,stat} = \frac{^2V}{Paw,plat - PEPtot}$ (Milic Emili)

Les résistances sont :

(1) $Rrs,ins = \frac{Paw,max - Paw,plat}{\dot{V}Ins,max}$ (Suter)

(2-1) $Rrs,ins,init = \frac{Paw,max - Paw,dp}{\dot{V}Ins,max}$ (Milic Emili)

(2-2) $Rrs,ins,add = \frac{Paw,dp - Paw,plat}{\dot{V}Ins,max}$ (Milic Emili)

(3) $Rrs,exp = \frac{Paw,plat - PEP}{\dot{V}Exp,max}$ (Jonson)

En l'absence de plateau en débit (conditions dynamiques) :

La compliance dynamique est : $Crs_{,dyn} = \frac{^2V}{Paw,EI - PEPtot}$ (Bergman)

La résistance est: $Rrs,exp = \frac{\tau}{Crs,dyn}$ (Bergman)

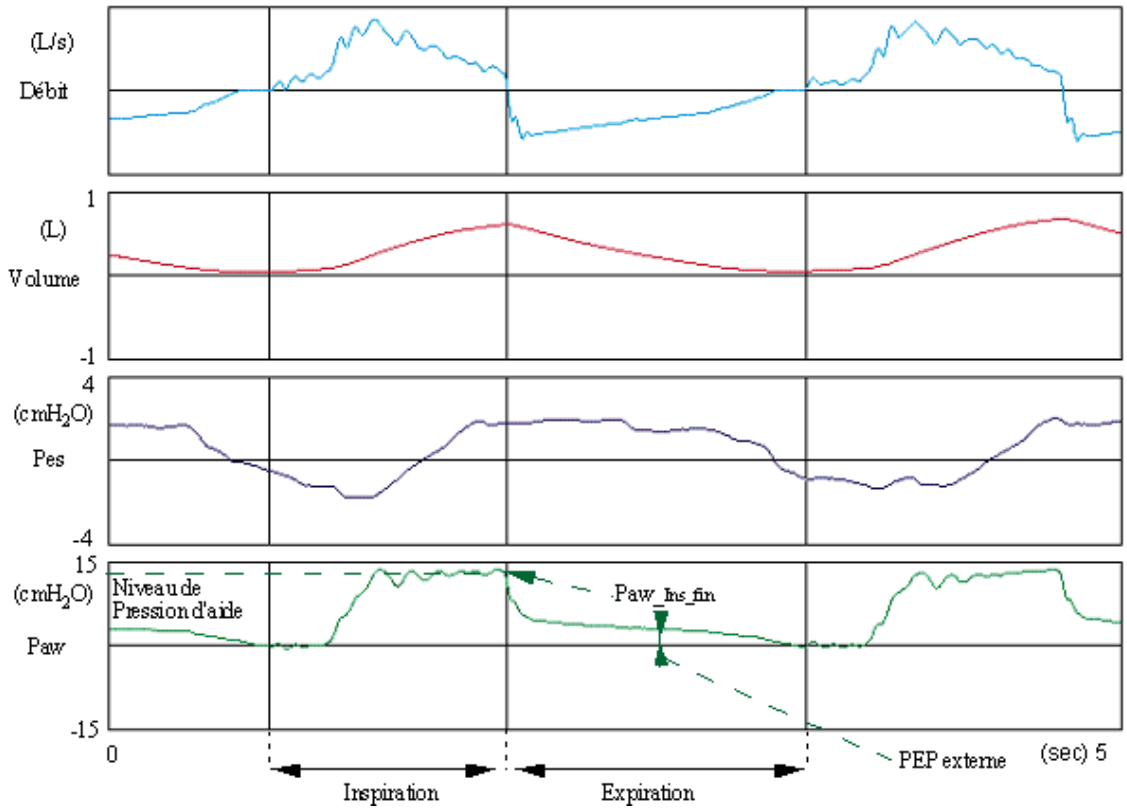


FIG. 73: **Courbes caractéristiques de ventilation en Aide Inspiratoire (donc en pression contrôlée)**

La Paw est de forme carrée avec un niveau d'aide fixé (Pref). Le débit est décroissant, il est fonction de Paw et des propriétés mécaniques du système thoraco-pulmonaire. La Pes est très nettement négative à l'inspiration. Noter ici le décalage entre le début de l'effort d'inspiration et l'obtention de l'aide inspiratoire.

Annexe H

Les valeurs “normales”

Les valeurs dites “normales” sont en fait dépendantes de l’âge, du sexe, de la taille, du poids et de l’origine ethnique. Elles ont été fixées en fonction de données trouvées dans la littérature. Les valeurs dites “réa” sont des valeurs pouvant être observées chez des patients de réanimation sous assistance ventilatoire. Les valeurs observées au delà de ces limites peuvent être considérées comme critiques. Ces limites sont à redéfinir par les cliniciens participant au projet (voir figure 74).

Ventilation

définition	abréviation		valeurs normales	valeurs "réa"
Mechanical parameters:				
Paramètres mécaniques				
Airway_Pressure_Mean	Paw	cmH20	--2 - 0	0 - 10
Airway_Pressure_Maximum	Paw,max	cmH20	-5 - +2	-5 - 40
Airway_Pressure_Plateau	Paw,plat	cmH20	--	2 - 30
Positive_End_Expiratory_Pressure	PEEP	cmH20	--	0 - 15
Airway_Resistance_Expiratory	Raw,exp	cmH20/L/s	0.5 - 2.0	2 - 15
Airway_Resistance_Inspiratory	Raw,insp	cmH20/L/S		
Lung_Dynamic_Compliance	CL, dyn	mL/cmH20	90 - 400	20 - 100
Lung_Static_Compliance	CL,st	mL/cmH20		
Respiratory_System_Dynamic_Compliance	Crs,dyn	mL/cmH20		
Respiratory_System_Static_Compliance	Crs,st	mL/cmH20		
Spirometry				
Spirométrie				
Minute_Ventilation	VE	mL/min	± 7500	5000-15000
Tidal_Volume	VT	mL	± 500	250-750
Respiratory_Rate	RR	c/min	±15	7 - 35
Peak_Inspiratory_Flow	VI,max			
Peak_Expiratory_Flow	VE,max			
Gas exchange				
Echanges gazeux				
Arterial_O2_Partial_Pressure	PaO2/FIO2	mmHg	70 - 100	< 200
Arterial_CO2_Partial_Pressure	PaCO2	mmHg	37 - 43	35 - 60
Arterial_pH	pH		7.35 - 7.45	
Arterial_O2_Saturation	SaO2	%	93 - 98	< 85
Pulse oxymetry	SpO2	%	93 - 98	
Fractional_Inspiratory_O2	FIO2	%	21	21 - 100
End_Tidal_CO2	PetCO2	mmHg	40 - 45	30 - 60
Cardiovascular measurements				
Mesures cardiovaculaires				
Diastolic_Arterial_Pressure	ART_dia	mmHg	60 - 90	30 - 100
Sysolic_Arterial_Pressure	ART_sys	mmHg	100 - 140	80 - 200
Mean_Arterial_Pressure	ART_mean	mmHg	70 - 105	30 - 120
Heart Rate	HR	c/min	60 - 100	50 – 150

FIG. 74: **Définitions et abréviations correspondant aux paramètres disponibles**

Annexe I

Pré-traitement des signaux

Il consiste à éliminer des valeurs aberrantes selon les modalités suivantes :

(1) Sur les fichiers de Lyon : toute valeur de la fréquence cardiaque calculée en dehors de [20-200] est remplacée par un NaN, ainsi que les valeurs de PA systolique, diastolique et moyenne correspondantes.

(2) Sur les fichiers de Lille et Lyon, un traitement similaire est effectué à partir de la valeur de la fréquence cardiaque délivrée par le moniteur.

(3) De même toute valeur de la fréquence respiratoire calculée en dehors [2 80] est remplacée par NaN ainsi que les valeurs de VT, débits, VM, Paw,E et R correspondantes.

(4) Un traitement supplémentaire est réalisé sur E et R pour éliminer les valeurs négatives et supérieures à 100.

Annexe J

Références

Journaux internationaux

Silvent A.-S., Dojat M. et Garbay C. (2004). Multi-level temporal abstraction for medical scenario construction. *Special Issue of the International Journal of Signal Processing and Adaptive Control*. A paraître

Workshops internationaux

Silvent A.-S., Garbay C, Carry P et Dojat M.(2003). Data, information and knowledge for medical scenario construction. In *Proceedings on Intelligent Data Analysis in Medicine and Pharmacology, AIME 2003*, Cyprus.

Chambrin M.-C., Bijaoui E., Carry P.-Y., Charbonnier S., Dojat M., Garbay C., Mangalaboyi J., Perdrix J.-P., Ravaux P., Sharshar S., Silvent A.-S., Vilhelm V. (2003) OSSCAR : A Collaborative Project for Intelligent Patient Monitoring in Intensive Care and Anesthesia. In *Proceedings on Intelligent Data Analysis in Medicine and Pharmacology, AIME 2003*, Cyprus.

Silvent A.-S., Garbay C, Carry P and Dojat M. (2002). Data abstraction for medical construction scenario. In *Knowledge Data from Temporal and Spatial Data (TASDA'02)*, Lyon, France, pages 72-77.

Conférences nationales avec publication dans un livre

Silvent A.-S., Garbay C, Carry P et Dojat M. (2003) Abstraction de données pour la construction de scénarios médicaux. In *Extraction et Gestion des Connaissances (EGC'2003)*, (M. Hacid, Y. Kodratoff and D. Boulanger, Eds.), Hermès-Lavoisier, Lyon, Fr (22-24 Jan), pages 207-212.

Bibliographie

[Allen, 1983] Allen, J. (1983). Maintaing knowledge about temporal intervals. *Comm. ACM*, 26(11) :832–843.

[Allen, 1984] Allen, J. (1984). Towards a general theory of action and time. *Artificial Intelligence*, 23 :123–154.

[Bauer et al., 1998] Bauer, M., Gather, U., and Imhoff, M. (1998). Analysis of high dimensional data from intensive care medicine. In *Proceedings in Computational Statistics,* (R. Payne, Eds), Berlin :Springer-Verlag, pages 185–190.

[Becq, 2000] Becq, G. (2000). Gestion des alarmes d'oxymétrie de pouls en unités de soins intensifs :une analyse multiparamétrée. Rapport de DEA "Modèles et Instruments en médecine et biologie" Université Joseph Fourier Grenoble.

[Bellazzi et al., 2002] Bellazzi, R., Larizza, C., Magni, P., and Bellazzi, R. (2002). Quality assessment od dialysis services through intelligent data analysis and temporal data mining. Working notes workshop on Knowledge Discovery on Temporal and Spatial data, ECAI 2002, pages 3-9.

[Bellazzi et al., 2005] Bellazzi, R., Larizza, C., Magni, P., and Bellazzi, R. (2005). Temporal data mining for the quality assessment of hemodialysis services. *Artificial Intelligence in Medicine*, à paraître.

[Bellazzi et al., 2003] Bellazzi, R., Larizza, C., Magni, P., and Bellazzi, R. (october 2003). Quality assessment of hemodyalisis services through temporal data mining. In 9^{th} *conference on Artificial Intelligence in Medicine in Europe, AIME2003,* (M. Dojat, E. Keravnou and P. Barahona, Eds), LNCS 2780, Springer : Berlin, pages 11–20.

[Bellazzi et al., 1998] Bellazzi, R., Magni, P., Larizza, C., Nicolao, G. D., Riva, A., and Stefanelli, M. (1998). Mining biomedical time series by combinig structural analysis and temporal abstractions. *Journal of American medical informatics association*, 5 :160–164.

[Biot, 1998] Biot, L. (1998). Evaluation d'un monitorage de la mécanique respiratoire en réanimation adulte. Thèse de médecine, Université Claude Bernard Lyon I, Faculté de médecine Lyon Nord.

[Biot et al., 2000] Biot, L., Carry, P.-Y., Perdrix, J.-P., Eberhard, A., and Baconnier, P. (2000). Clinical evaluation of alarm efficiency in intensive care. *Ann. Fr. Anesth. Reanim*, 19(6) :459–66.

[Bloch, 2003] Bloch, I. (2003). *Fusion d'informations en traitement du signal et des images.* Traité IC2. Hermès-Lavoisier.

[Bloch and Hunter, 2001] Bloch, I. and Hunter, A. (2001). Fusion : General concepts and characteristics. *International Journal of Intelligent Systems*, 16(10) :1107–1134.

[Bloch and Maître, 1994] Bloch, I. and Maître, H. (1994). Fusion de données en traitement d'images : modèles d'informations et décisions. *Traitement du Signal*, 11(6) :435–446.

[Burns et al., 2003] Burns, S., Earven, S., Fisher, C., Lewis, R., Merrell, P., Schubart, J., Truwit, J., and Bleck, T. (2003). Implementation of an institutional program to improve clinical and financial outcomes of mechanically ventilated patients : One-year outcomes and lessons learned. *Critical Care Medicine*, 31(12) :2752–2763.

[Calvelo et al., 2000] Calvelo, D., Chambrin, M.-C., Pomorski, D., and Ravaux, P. (2000). Towards symbolisation using data-driven extraction of local trends for icu monitoring. *Artificial Intelligence in Medicine*, 19(3) :203–223.

[Calvelo-Aros, 1999] Calvelo-Aros, D. (1999). Apprentissage de modèles de la dynamique pour l'aide à la décision en monitorage clinique. Thèse de doctorat, Université des sciences et technologies de Lille.

[Carrault et al., 1999] Carrault, G., Cordier, M.-O., Quiniou, R., Garreau, M., Bellanger, J.-J., and Bardou, A. (1999). A model-based approach for learning to identify cardiac arrhythmias. In *AIMDM'99,* volume 1620 of LNAI, Springer Verlag, pages 165–174.

[Carrault et al., 2003] Carrault, G., Cordier, M.-O., Quiniou, R., and Wang, F. (2003). Temporal abstraction and inductive logic programming for arrhythmia recognition from electrocardiograms. *Artificial Intelligence in Medicine*, 28(3) :231–263.

[Chambrin et al., 2003] Chambrin, M.-C., Bijaoui, E., Carry, P.-Y., Charbonnier, S., Dojat, M., Garbay, C., Mangalaboyi, J., Perdrix, J.-P., Ravaux, P., Sharshar, S., Silvent, A.-S., and Vilhelm, C. (2003). Osscar : A collaborative project for intelligent patient monitoring in intensive care and anesthesia. In *Proceedings on Intelligent Data Analysis in Medicine and Pharmacology, AIME 2003.*

[Chambrin et al., 1999] Chambrin, M.-C., Ravaux, P., Calvelo-Aros, D., Jaborska, A., Chopin, C., and Boniface, B. (1999). Multicentric study of monitoring alarms in the adult intensice care unit (icu) : a descriptive analysis. *Intensive care medicine*, 25(12) :1360–1366.

[Charlet, 2001] Charlet, J. (2001). L'ingénierie des connaissances : une science, un enseignement ? In *Ingénierie des connaissances, plate-forme AFIA*, pages 233–252.

[Chiu et al., 2003] Chiu, B., Keogh, E., and Lonardi, S. (2003). Probabilistic discovery of time series motifs. In *9^{th} ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pages 493–498.

[Cios and Moore, 2002] Cios, K. and Moore, G. (2002). Uniqueness of medical data mining. *Artificial Intelligence in Medicine*, 26(1–2) :1–24.

[Cios et al., 2000] Cios, K., Teresinska, A., Konieczna, S., Potocka, J., and Sharma, S. (2000). A knowledge discovery approach to diagnosing myocardial perfusion. *IEEE Engineering in medicine and biology*, 19(4) :17–25.

[Clancey, 1985] Clancey, W. (1985). Heuristic classification. *Artificial Intelligence*, 27 :289–350.

[Clerq et al., 2004] Clerq, P. D., Blom, J., Korsten, H., and Hasman, A. (2004). Approaches for creating computer-interpretable guidelines that facilitate decision support. *Artificial Intelligence in Medicine*, 31 :1–27.

[Collective Task, 2002] Collective Task (2002). Evidence-based guidelines for weaning and discontinuing support. *Respiratory Care*, 47(1) :69–90. A Collective Task Force Facilitated by the American College of Chest Physicians, the American Association for Respiratory Care, and the American College of Critical Care Medicine.

[Cortés et al., 2002] Cortés, U., Rodriguez-Roda, I., Sànchez-Marrè, M., Comas, J., Cortés, C., and Poch, M. (july 2002). Dai-depur : an environmenttal decision support system for control and supervision of municipal waste water treatment plants. In *15^{th} European Conference on Artificial Intelligence (ECAI02),* (F. van Harmelen, Eds), IOS Press, pages 603–607.

[DeCoste, 1991] DeCoste, D. (1991). Dynamic across-time measurements interpretation. *Artificial Intelligence*, 51(1,2,3) :273–341.

[Dojat, 1994] Dojat, M. (1994). Contribution à la représentation d'expertises médicales dynamiques : application en réanimation médicale. Thèse de doctorat, Université de technologie de Compiègne.

[Dojat and Brochard, 2001] Dojat, M. and Brochard, L. (2001). Knowledge-based systems for automatic ventilatory management. *Respiratory Care Clinics of North America. Closed-Loop Control Mechanical Ventilation. W.B. Saunders Co., Philadelphia,*, pages 379–396.

[Dojat et al., 2000] Dojat, M., Harf, A., Touchard, D., Lemaire, F., and Brochard, L. (2000). Clinical evaluation of a computer-controlled pressure support mode. *Am J Respir Crit Care Med*, 161 :1161–1166.

[Dojat et al., 1997] Dojat, M., Pachet, F., and Guessoum, Z. (1997). Neoganesh : A working system for the automated control of assisted ventilation in icus. *Artificial Intelligence in Medicine*, 11 :97–117.

[Dojat et al., 1998] Dojat, M., Ramaux, N., and Fontaine, D. (1998). Scenario recognition for temporal reasoning in medical domains. *Artificial Intelligence in Medicine*, 14(1-2) :139–155.

[Dousson, 2002] Dousson, C. (2002). Extending and unifying chronicle representation with event counters. In *Proceedings of the 15^{th} europen conference on artificial intelligence (ECAI02),* (F. van harmelen, Eds), pages 257–261.

[Dousson and Duong, 1999] Dousson, C. and Duong, T. V. (1999). Découverte de chroniques avec contraintes temporelles à partir de journaux d'alarmes pour la supervision de réseaux de télécommunications. In *Actes de la première conférence d'apprentissage (CAP'99)*, pages 17–24.

[Dubois and Prade, 2001] Dubois, D. and Prade, H. (2001). La problématique scientifique du traitement de l'information. *Information-Interaction-Intelligence*, 1(2).

[Duftshmid and Miksch, 2001] Duftshmid, G. and Miksch, S. (2001). Knowledged-based verification of clinical guidelines by detection of anomalies. *Artificial Intelligence in Medicine*, 22 :23–41.

[Ely, 1996] Ely, E. (1996). Effect on the duration of mechanical ventilation of the identifying patients capable of breathing spontaneously. *The New England Journal of Medicine*, 335 :1864–1869.

[Ely et al., 1999] Ely, E., Baker, A., Evans, G., and Haponik, E. (1999). The prognostic significance of passing a daily screen of weaning parameters. *Intensive Care Med*, 25 :581–587.

[Esteban and Alia, 1998] Esteban, A. and Alia, I. (1998). Clinical management of weaning from mechanical ventilation. *Intensive Care Med*, 24(10) :999–1008.

[Fayyad et al., 1996] Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., and Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. *Artifical Intelligence magazine*, 7(3) :37–54.

[Fildier, 2001] Fildier, C. (2001). Apprentissage et reconnaissance de scénarios à partir d'ecg multivoies. Mémoire de DEA, Université de Lyon II.

[Fried et al., 2002] Fried, R., Gather, U., and Imhoff, M. (2002). Pattern recognition in intensive care online monitoring, *Chapter 6.* In *Computional intelligence techniques in medical diagnosis and prognosis,* (M. Schmitt, H.-N. Teodorescu, A. Jain, A. Jain, S. Jain and L.C. Jain, Eds), Springer-Verlag, pages 129–165.

[Friesdorf et al., 1999] Friesdorf, W., Buss, B., and Göbel, M. (1999). Monitoring alarms - the key to patient's safety in the icu ? *Intensive care medicine*, 25(12) :1350–1352.

[Fromont et al., 2004] Fromont, E., Cordier, M.-O., and Quiniou, R. (2004). Extraction de connaissances provenant de données multisources pour la caractérisation d'arythmies cardiaques. In *Extraction et Gestion des Connaissances (EGC 2004)*, Clermont-Ferrand, France.

[Gather et al., 2001] Gather, U., Fried, R., and Lanius, V. (2001). Online monitoring of high dimensional physiological time series - a case study. *Estadistica*, 53 :259–298.

[Guyet, 2004] Guyet, T. (2004). Extraction d'informations en anesthésie-réanimation. apprentissage de scénarios dans des series multivariées. Mémoire de DEA, Université Joseph Fourier, Grenoble.

[Haimowitz and Kohane, 1996] Haimowitz, I. and Kohane, I. (1996). Managing temporal worlds for medical trend diagnosis. *Artificial Intelligence in Medicine*, 8(3) :299–321.

[Hiderman and Hamilton, 1999] Hiderman, R. and Hamilton, H. (1999). Knowledge discovery and interestingness measures : a survey. Technical report, Department of computer science, University of Regina.

[Hilderman and Hamilton, 2000] Hilderman, R. and Hamilton, H. (2000). Principles for mining summaries using objectives measures of interestingness. In *Proceedings of the twelfth IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI'00)*, pages 72–81, Vancouver, Canada.

[Horn et al., 1997] Horn, W., Miksch, S., and Egghart, G. (1997). Effective data validation of high-frequency data : time-point, time-interval, and trend-based methods. *Computer in Biology and Medicine, Special Issue : Time-Oriented Systems in Medicine*, 27(5) :389–409.

[Höppner, 2002] Höppner, F. (2002). Why temporal kdd ? (open discussion). Compte-rendu du workshop TASDA, ECAI, Lyon. http ://tasda.elibel.tm.fr/discussion/why.mhtml.

[Höppner and Klawonn, 2001] Höppner, F. and Klawonn, F. (2001). Finding informative rules in interval sequences. In *Advances in Intelligent Data Analysis,* LNCS 2189, Springer : Berlin, pages 123–132.

[Imhoff et al., 1997] Imhoff, M., Bauer, M., Gather, U., and Löhlein, D. (1997). Time series analysis in intensive care medicine. *Applied cardiopulmonary pathophysiology*, 6 :203–281.

[Jaborska, 2000] Jaborska, A. (2000). Conception et réalisation d'une plate-forme d'aquisition et de traitement des données médicales : application au problème des alarmes en unités de soins intensifs. Thèse de l'université de Compiègne.

[Kayser, 1997] Kayser, D. (1997). *La représentation des connaissances.* Hermes.

[Keogh et al., 2002] Keogh, E., Lonardi, S., and Chiu, B. (2002). Finding surprising patterns in a time series database in linear time and space. In *SIGKDD'02.*

[Kodratoff, 2000] Kodratoff, Y. (2000). *Comparing Machine Learning and Knowledge Discovery in DataBases : An Application to Knowledge Discovery in Texts*, pages 1–21. Springer.

[Kohonen, 1997] Kohonen, T. (1997). Exploration on very large databases by self-organizing maps. In *ICNN'97, International Conference on Neural Networks,* IEEE service center, pages PL1–PL6.

[Larizza et al., 1995] Larizza, C., Bernuzzi, G., and Stefanelli, M. (1995). A general framework for building patient monitoring systems. *Artificial Intelligence in Medicine*, 5 :91–102.

[Lavrac, 1998] Lavrac, N. (1998). Computational logic and machine learning : a roadmap for inductive logic programming. Technical report, J. Stefan Institute, Ljubljana, Slovenia.

[Lavrac et al., 2000] Lavrac, N., Keravnou, E., and Zupan, B. (2000). Intelligent data analysis in medicine. *Encyclopedia of computer science and technology*, vol 42, pages 113-157.

[Lerner et al., 2002] Lerner, U., Moses, B., Scott, M., McIlraith, S., and Koller, D. (2002). Monitoring a complex physical system using hybrid dynamic bayes net. In *18^{th} annual conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI02)*, Edmonton, Canada.

[Lin et al., 2003] Lin, J., Keogh, E., Lonardi, S., and Chiu, B. (2003). A symbolic representation of time series, with implications for streaming algorithms. In *8^{th} ACM SIGMOD workshop on Research Issues in Data Mining and Knowledge Discovery*, pages 2–11, San-Diego, CA.

[Mannila et al., 1997] Mannila, H., Toivonen, H., and Verkamo, A. I. (1997). Discovery of frequent episodes in event sequences. series of publications C report C-1997-15, Departement of computer science, University of Helsinki, Finland.

[McDermott, 1982] McDermott, D. (1982). A temporal logic for reasoning about processes and plans. *Cognitive science*, 6 :101–155.

[Mersmann and Dojat, 2004] Mersmann, S. and Dojat, M. (2004). Smartcare - automated clinical guidelines in critical care. In *Proceedings of 16^{th} European Conference on Artificial Intelligence (ECAI'04),* (R. Lopez de Mantara and L. Saitta, Eds.), IOS press, pages 745–749, Valencia (ES).

[Miksch et al., 1996] Miksch, S., Horn, W., Popow, C., and Paky, F. (1996). Utilising temporal data abstraction for data validation and therapy planning for artificially ventilated newborn infants. *Artificial Intelligence in Medicine*, 8(6) :543–576.

[Miksch et al., 1999] Miksch, S., Seyfang, A., Horn, W., and Popow, C. (1999). Abstracting steady qualitative descriptions over time from noisy, high-frequency data. In *Artificial Intelligence in Medicine. Proceedings of the joint European Conference on Artificial Intelligence in Medicine and Medical Decision Making, AIMDM99,* (W. Horn, Y. Shahar, G. Lindberg, S. Andreassen and J. Wyatt, Eds), number 1620 in Springer's lecture notes in computer science, Berlin : Springer, pages 281–290.

[Miksch et al., 1997] Miksch, S., Shahar, Y., and Johnson, P. (1997). Asbru : A task-specific, intention-based, and time-oriented language for representing skeletal plans. *7^{th} Workshop*

on Knowledge Engineering : Methods & Languages (KEML-97), (E. Motta, F. v. Harmelen, C. Pierret-Golbreich, I. Filby and N. Wijngaards, Eds), Milton Keynes, UK.

[Miller, 1956] Miller, G. (1956). The marginal number seven, plus or minus two : some limits to our capacity for processing information. *Psychol. Rev.*, 63 :81–97.

[Morik, 2000] Morik, K. (2000). The representation race - preprocessing for handling time phenomena. In *11th European Conference on Machine Learning (ECML 2000)*, pages 4–19, Barcelona, Spain.

[Morik et al., 1999] Morik, K., Brockhausen, P., and Joachims, T. (1999). Combining statistical learning with a knowledge-based approach. a case study in intensive care monitoring. In *16th Int'1 Conference on Machine Learning (ICML 99)*, pages 268–277.

[Morik et al., 2000] Morik, K., Imhoff, M., Brockhausen, T., and Gather, U. (2000). Knowledge discovery and knowledge validation in intensive care. *Artificial Intelligence in Medicine*, 19(3) :225–250.

[Morris, 1999] Morris, A. (1999). Computerized protocols and bedside decision support. *Crit Care Clin*, 15(3) :523–545.

[Morris, 2001] Morris, A. (2001). Rational use of computerized protocols in the intensive care unit. *Critical Care*, 5 :249–254.

[Morris, 2002] Morris, A. (2002). Decision support and safety of clinical environments. *Qual Saf Health Care*, 11 :69–75.

[Peleg et al., 2000] Peleg, M., Boxwala, A., Ogunyemi, O., Ogunyemi, O., Zeng, Q., Tu, S., Lacson, R., Bernstam, E., Ash, N., Mork, P., Ohno-Machado, L., and Shortliffe, E. (2000). Glif3 : the evolution of a guideline representation format. In *Proceedings of the American Medical Informatics Association (AMIA) Annual Symposium*, pages 645–649, Los Angeles, CA.

[Peleg et al., 2003] Peleg, M., Tu, S., Bury, J., Ciccarese, P., Fox, J., Greenes, R., Hall, R., Johnson, P., Jones, N., Kumar, A., Miksch, S., Quaglini, S., Seyfang, A., Shortliffe, E., and M.Stefanelli (2003). Comparing computer-interpretable guideline models : A case-study approach. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 10(1) :52–68.

[Pitrat, 1990] Pitrat, J. (1990). *Métaconnaissance. Futur de l'intelligence artificielle*. Hermès : Paris.

[Quaglini et al., 2001] Quaglini, S., Stefanelli, M., Lanzola, G., Caporusso, V., and Panzarasa, S. (2001). Flexible guideline-based patient careflow systems. *Artificial Intelligence in Medicine*, 22 :65–80.

[Ramaux, 1998] Ramaux, N. (1998). Supervision de systèmes dynamiques par reconnaissance de scénarios. Thèse de doctorat, Université de technologie de Compiègne.

[Richard et al., 2001] Richard, C., Beydon, L., Cantagrel, S., Cuvelier, A., Fauroux, B., and Garo, B. (2001). Sevrage de la ventilation mécanique (à l'exclusion du nouveau-né et du réveil d'anesthésie. *Réanimation*, 10 :697–705.

[Roddick and Spiliopoulou, 2002] Roddick, J. and Spiliopoulou, M. (2002). A survey of temporal knowledge discovery paradigms and methods. *IEEE Transactions on knowledge and data engineering*, 14(4) :750–767.

[Rodriguez-Roda et al., 2002] Rodriguez-Roda, I., Sànchez-Marrè, M., Comas, J., Baeza, J., Colprim, J., Lafuente, J., Cortès, U., and Poch, M. (2002). A hybrid supervisory

system to support wwtp operation : implementation and validation. *Water science and technology*, 45(4-5) :289–297.

[Russ, 1995] Russ, T. (1995). Use of data abstraction methods to simplify monitoring. *Artificial Intelligence in Medicine*, 7(6) :497–514.

[Seyfang et al., 2002] Seyfang, A., Miksch, S., and Marcos, M. (2002). Combining diagnosis and treatment using asbru. *International Journal of Medical Informatic*, 68(1–3) :49–57.

[Shahar, 1994] Shahar, Y. (1994). A knowledge-based method for temporal abstraction of clinical data. PhD Thesis, Université de Stanford.

[Shahar, 1997] Shahar, Y. (1997). A framework for knowledge-based temporal abstraction. *Artificial Intelligence*, 90(1–2) :79–133.

[Shahar and Cheng, 1999] Shahar, Y. and Cheng, C. (1999). Intelligent visualisation and exploration of time-oriented clinical data. In *Annual Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS-32), IEEE Computer Society*, Maui, Hawaii.

[Shahar et al., 1998] Shahar, Y., Miksch, S., and Johnson, P. (1998). The asgaard project : a task-specific framework for the application and critiquing of time-oriented clinical guidelines. *Artificial Intelligence in Medicine*, 14 :29–51.

[Shi et al., 2002] Shi, V., Duanmu, S., and Perrizo, W. (2002). Principles for measuring association rules. *submitted to ILP journal*, ? : ?

[Shoham, 1987] Shoham, Y. (1987). Temporal logics in ai : semantical and ontological considerations. *Artificial Intelligence*, 33 :89–104.

[Steimann, 1995] Steimann, F. (1995). Diagnostic monitoring of clinical time series. PhD Thesis, Université de Vienne, Autriche.

[Steimann, 1996] Steimann, F. (1996). The interpretation of time-varying data with diamon-1. *Artificial Intelligence in Medicine*, 8(4) :343–357.

[Szolovits, 1995] Szolovits, P. (1995). Uncertainty and decisions in medical informatics. *Methods of Information in Medicine*, 34 :111–121.

[Travé-Massuyès and Milne, 1997] Travé-Massuyès, L. and Milne, R. (1997). Gas-turbine condition monitoring using qualitative model-based diagnosis. *IEEE Expert : Intelligent systems and their applications*, 12(3) :22–31.

[Tsien, 2000] Tsien, C. (2000). Trendfinder : Automated detection of alarmable trends. PhD, Massachusetts institute of technology, USA.

[Tsien et al., 2000] Tsien, C., Kohane, I., and McIntosh, N. (2000). Multiple signal integration by decision tree induction to detect artifacts in the neonatal intensive care unit. *Artificial Intelligence in Medicine*, 19(3) :189–202.

[Tu and Musen, 1999] Tu, S. and Musen, M. (1999). A flexible approach to guideline modeling. In *Proceedings of the AMIA Symp.*, pages 420–424.

[Unwin, 2002] Unwin, A. (2002). If you can't see the pattern, is it there ? In *Exploratory worshop on pattern detection and discovery in data mining,* (D.J. Hand, N.M. Adams and R.J. Botton, Eds), LNCS 2447 , pages 63–76, Imperial college, London.

[Wachowicz, 2001] Wachowicz, M. (2001). Space-time reasoning in data fusion and data mining. Conférence "Data fusion and separation meeting", projet européen reviGIS, Carnuntum, Autriche. http ://www.geoinfo.tuwien.ac.at/projects/revigis/.

[Weavind et al., 2000] Weavind, L., Shaw, A., and Feeley, T. (2000). Monitoring ventilator weaning–predictors of success. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, 16 :409–146.

[Witten and Frank, 2000] Witten, I. and Frank, E. (2000). *Data mining.* Academic press.

[Yu et al., 2001] Yu, J., Hunter, J., Reiter, E., and Sripada, S. (2001). An approach to generating summaries of time series data in the gas turbine domain. In *Proceedings of ICII2001,* (Beijing), IEEE Press, pages 44–51.

[Yu et al., 2002] Yu, J., Hunter, J., Reiter, E., and Sripada, S. (2002). Recognising visual patterns to communicate gas turbine time-series data. In *Applications And Innovations in Intelligent Systems X,* (A.L. Macintosh, R. Ellis and F. Coenen, Eds), Springer, London, pages 105–118, Cambridge, U.K.

[Yu et al., 2003] Yu, J., Hunter, J., Reiter, E., and Sripada, S. (2003). Sumtime-turbine : a knowledge-based system to communicate gas turbine time-series data. In *Proceedings of 16^{th} International conference on industrial & engineering applications of AI and expert systems*, pages 379–384, Loughborough UK.

Résumé

La reconnaissance automatique de scénarios est cruciale pour l'aide à la supervision de systèmes dynamiques. Cependant, la construction de tels scénarios représentatifs de situations de bon ou de mauvais fonctionnement n'est pas réalisable en pratique directement à partir de la connaissance experte. Notre objectif est donc d'extraire, à partir des données et des informations disponibles, des séquences abstraites d'événements pertinents et ensuite de construire des scénarios validés par les experts comme représentatifs d'une classe de situations à reconnaître. Le travail de cette thèse présente une méthodologie pour la découverte de scénarios médicaux, en particulier l'abstraction graduelle des données est détaillée. La découverte de scénarios relève de l'extraction de connaissances et comprend, entre autres, les étapes de transformation des données et de fouille de données. Cette méthodologie s'appuie sur un processus incrémental de manipulation des informations et des connaissances basé sur une clarification de ces concepts. Elle est appliquée à la surveillance de patients hospitalisés en unités de soins intensifs.

Mots clés : abstraction, raisonnement temporel, scénarios, monitoring.

Abstract

The automatic recognition of typical pattern sequences (scenarios), as they are developing, is of crucial importance for computer-aided patient supervision. However, the construction of such scenarios directly from medical expertise is unrealistic in practice. In this thesis, we present a methodology for data abstraction and for the extraction of specific events (data mining) to eventually construct such scenarios. Data abstraction and data mining are based on the management of three key concepts, data, information and knowledge, which are instantiated via an clarification specific of our medical domain application. After a detailed description of the proposed methodology, we apply it to the supervision of patients hospitalized in intensive care units. We report the results obtained for the extraction of typical abstracted pattern sequences during the process of weaning from mechanical ventilation.

Keywords : data abstraction, temporal reasoning, scenarios, monitoring.