



HAL
open science

Pilotage d'un système de monitoring cardiaque multisource

Elisa Fromont, François Portet

► **To cite this version:**

Elisa Fromont, François Portet. Pilotage d'un système de monitoring cardiaque multisource. Majec-STIC 2005: Manifestation des Jeunes Chercheurs francophones dans les domaines des STIC, IRISA – IETR – LTSI, Nov 2005, Rennes, pp.346-355. inria-00000717

HAL Id: inria-00000717

<https://inria.hal.science/inria-00000717v1>

Submitted on 15 Nov 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.

Pilotage d'un système de monitoring cardiaque multisource

Élisa Fromont, François Portet

IRISA/LTSI,

Campus de Beaulieu,

35042, Rennes

{efromont,fportet}@irisa.fr

Résumé :

Nous présentons une série d'améliorations au système de monitoring cardiaque CALICOT. Ce système a pour but de détecter et de diagnostiquer en ligne des arythmies cardiaques à partir d'un électrocardiogramme et d'une base de règles acquises hors ligne par apprentissage inductif. Nous proposons d'intégrer à CALICOT un module de pilotage permettant de tirer parti dynamiquement de plusieurs sources d'information pour diminuer le nombre de fausses alarmes causées par le milieu hospitalier bruité, et augmenter la précision du diagnostic.

Mots-clés : monitoring médical, multisource, pilotage d'algorithmes, apprentissage, chroniques, diagnostic.

1 INTRODUCTION

Nos travaux se placent dans un contexte de monitoring médical en unités de soins intensifs et en particulier celles spécialisées dans les maladies du cœur (USIC : les unités de soins intensifs pour coronariens). Le monitoring médical consiste à analyser de manière continue des signaux physiologiques provenant d'un patient pour en extraire un diagnostic et proposer une thérapie. L'état critique des patients admis en USIC impose aux appareils de monitoring de détecter tous les changements intervenant dans l'état de ces patients afin d'alerter le personnel médical. Ce besoin de grande sensibilité dans les détections et la présence importante de bruit ambiant dans un contexte clinique (mouvements des patients, dysfonctionnements du matériel, etc.), provoquent de très nombreuses fausses alarmes provenant des appareils de monitoring. Une étude [Tsien, 1997] a ainsi montré que 80% des alarmes provoquées n'avaient pas de réelle signification médicale. Ces alarmes augmentent considérablement le stress des équipes médicales et des patients et perturbent le sommeil de ces derniers.

Dans les systèmes de monitoring de patient, le diagnostic médical repose sur des outils d'intelligence artificielle. Ces outils nécessitent des informations fiables et sont très sensibles aux erreurs provoquées par le bruit ambiant en milieu hospitalier. Pour permettre un diagnostic médical robuste au bruit, nous proposons d'étendre le système de monitoring des arythmies cardiaques CALICOT par un

module de pilotage du diagnostic associé à l'utilisation conjointe de plusieurs sources d'information.

Nous nous intéressons particulièrement à deux types de sources de données : l'électrocardiogramme et la mesure de la pression artérielle. Dans le cas où les données sont redondantes ou bruitées, il est nécessaire de choisir la source la plus porteuse d'information pour le reconaisseur de chroniques. Cette sélection nécessite une analyse du bruit présent sur le signal. Dans le cas d'informations complémentaires, l'utilisation conjointe de plusieurs sources permet un diagnostic des arythmies plus fiable. Le diagnostic doit alors se baser sur des connaissances décrites dans un langage prenant en compte toutes les sources à la fois.

La sélection de sources implique que les informations disponibles pour le diagnostic sont susceptibles de varier au court du temps. La base de connaissance doit donc permettre un diagnostic quelle que soit la quantité d'informations disponibles. Pour soulager l'expert humain de la création fastidieuse d'une telle base, il est nécessaire d'acquérir la connaissance automatiquement. L'apprentissage supervisé par programmation logique inductive (PLI) est utilisé pour découvrir *hors ligne* les règles relationnelles entre les données inhérentes à un diagnostic médical particulier.

En ligne, l'utilisation de plusieurs sources nécessite une réactivité et une adaptabilité très importante du système. Ces qualités sont intégrées au système CALICOT par l'intermédiaire du module de pilotage. Nous montrons que l'apport de ce module permet effectivement d'améliorer la fiabilité des détections et la robustesse du diagnostic médical.

La section 2 donne une brève présentation des solutions proposées pour augmenter la fiabilité des appareils de monitoring médical existants. Nous détaillons en section 3 le système CALICOT, puis l'intégration du pilotage en section 4. La section 5 décrit l'acquisition de la connaissance médicale. La section 6 présente les résultats préliminaires.

2 ÉTAT DE L'ART

De nombreuses méthodes ont été proposées [Mora, 1993] pour réduire le nombre de fausses alarmes en milieu clinique. Parmi ces méthodes, l'utilisation d'appareils de monitoring de plus haut niveau capables prendre en charge un grand nombre d'alarmes (par exemple en filtrant les alarmes redondantes), est envisageable. Ces appareils appelés *systèmes de monitoring intelligents* analysent le signal pour proposer un diagnostic ou recommander des actions et, dans certains cas, effectuent eux-mêmes les actions pour améliorer l'état du patient [Dojat, 1997]. Couplée à l'utilisation de ces systèmes intelligents, la prise en compte de plusieurs sources simultanément peut également améliorer la fiabilité de la détection des événements susceptibles de déclencher une alarme [Chambrin, 2001], ou préciser le raisonnement dans le but d'effectuer un diagnostic.

Les systèmes de monitoring intelligents tels que *Guardian* [Larsson, 1998] ou le système de Morik *et al.* [Morik, 2000] utilisent différents signaux numériques qu'ils analysent et sur lesquels ils raisonnent pour diagnostiquer et proposer des thérapies au personnel médical. L'activité d'analyse du signal pour permettre un diagnostic s'appelle *abstraction temporelle*, la partie chargée du diagnostic s'appelle le *raisonnement temporel*. Ce raisonnement est basé sur des connaissances fournies au système. La plupart des systèmes de monitoring intelligents développés comprennent ces deux étapes. L'acquisition des connaissances nécessaire au *raisonnement temporel* peut se faire soit de manière experte [Larsson, 1998, Dojat, 1997] soit de manière automatique [Morik, 2000, Bratko, 1989]. Le manque de disponibilité des experts pour effectuer l'acquisition et la mise à jour des bases de connaissance rend la connaissance experte trop coûteuse. La recherche actuelle se dirige donc vers l'acquisition automatique de connaissance à partir de gros volumes de données.

Dans le contexte particulier des USIC, une partie conséquente des signaux est analogique (les électrocardiogrammes par exemple) et nécessite des méthodes d'analyse du signal *ad hoc* robustes au bruit. Des systèmes comme KARDIO [Bratko, 1989] ou CARMEN [Hernández, 2000] n'incluent pas tous les modules nécessaires à un système de monitoring intelligent (pour le premier, le langage est de trop haut niveau pour être adapté aux méthodes de traitement du signal actuelles et pour le second, aucun module de raisonnement n'a été implémenté). D'autres, comme CALICOT [Carrault, 2003] (qui donne de bons résultats sur des signaux d'électrocardiogrammes non bruités) n'ont pas été conçus pour résister au bruit en milieu clinique.

Pour améliorer la fiabilité de la détection et la robustesse du diagnostic dans CALICOT nous envisageons de prendre en compte plusieurs sources d'information. La présence de bruit, en variant d'une source à l'autre, interdit l'utilisation d'un système statique utilisant toutes les sources simultanément. Des méthodes telles que [Thoraval, 1997, Hernández, 1999] permettent

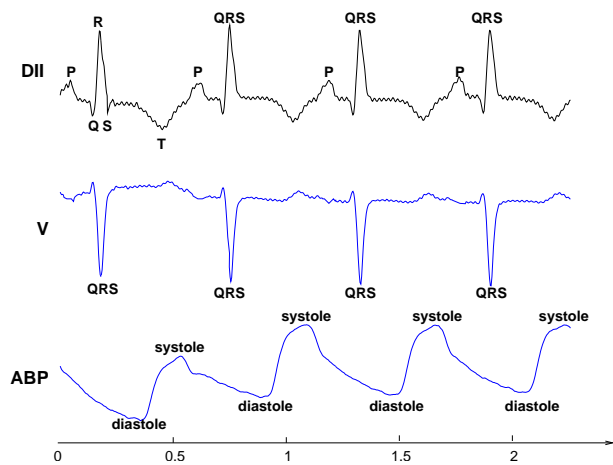


FIG. 1 – Exemple de signaux étudiés : voies DII et V d'un ECG, voie de pression (ABP)

de tirer parti de la redondance des sources pour améliorer les détections des événements caractéristiques sur chacune des sources, mais elles nécessitent des connaissances préalables sur les liens inter-sources entre ces événements. On peut également sélectionner la ou les sources les plus intéressantes en fonction d'une détection de bruit sur le signal [Portet, 2005a], du contexte médical du patient [Dojat, 1997] (par exemple, adapter les seuils d'analyse de la pression artérielle pour chaque patient), des contraintes temps réel et des ressources de calcul [Larsson, 1998] ou de la complémentarité des sources pour détecter certains événements.

3 LE SYSTÈME CALICOT

Après avoir donné une très brève introduction à la cardiologie, nous présentons dans cette section, le système de reconnaissance et d'apprentissage d'arythmies cardiaques CALICOT [Carrault, 2003].

3.1 Introduction à la cardiologie

La contraction du muscle cardiaque a pour origine la propagation d'une onde électrique qui excite les cellules musculaires dans un ordre bien établi. L'électrocardiogramme (ECG) reflète l'activité électrique cardiaque. Il permet de déceler des problèmes de conduction électrique au sein du muscle cardiaque. Certains de ces problèmes sont appelés troubles du rythme ou *arythmies cardiaques*. L'ECG est mesuré en plaçant des électrodes sur le thorax près du cœur (6 voies de I à VI) et sur les bras et les jambes (dérivations bipolaires DI à DIII et unipolaires AV). On peut diagnostiquer un ECG *normal* à partir d'une succession de battements normaux. Une succession de battements normaux est représentée par le signal en haut de la Figure 1. Deux ondes particulières caractisent cet ECG : l'onde *P* et le complexe *QRS* (toutes deux conséquences d'une propagation électrique dans des parties spécifiques du cœur). L'onde *T*, beaucoup moins utilisée pour la caractérisation des arythmies, n'est pas prise en compte dans cette étude.

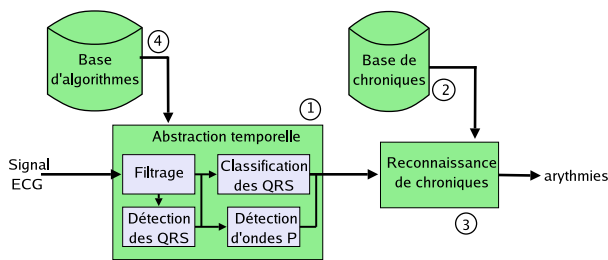


FIG. 2 – Architecture de Calicot

Les arythmies peuvent être diagnostiquées à partir de la forme des ondes de l'ECG et de la variation de leur intervalle.

L'activité cardiaque se reflète également sur la courbe de pression artérielle (voir signal du bas Figure 1). En effet, lorsque les ventricules se contractent pour expulser le sang, la pression augmente fortement : c'est la *systole ventriculaire* (elle se produit peu après l'observation d'un complexe *QRS* sur l'ECG). La phase de repos (avant l'onde *P*) est un intervalle de temps appelé *diastole ventriculaire*.

3.2 Les modules de Calicot

CALICOT (*cardiac arrhythmias learning for intelligent classification of on-line tracks*) [Carrault, 2003] est un système de reconnaissance et d'apprentissage d'arythmies cardiaques à partir de signaux provenant uniquement d'un électrocardiogramme. Sa principale caractéristique est d'associer trois domaines distincts : l'apprentissage symbolique, le traitement du signal et la reconnaissance de chroniques. Succinctement, Calicot est composé de trois principaux modules (voir Figure 2) : un module d'*abstraction temporelle* (1), une *base de chroniques* (2) apprises hors ligne par un système d'apprentissage des arythmies cardiaques et un module de *reconnaissance de chroniques* (3).

Le module d'abstraction temporelle transforme un signal électrocardiographique numérique en événements symboliques temporels étiquetés (complexe QRS normal ou anormal, onde P) à partir d'une base d'algorithmes de traitement du signal dédiée pour chaque tâche. Dans CALICOT les tâches sont : la détection du QRS, la classification du QRS et la détection de l'onde P. La base contient donc trois algorithmes.

Une chronique [Dousson, 1993] est une description d'*événements contraints temporellement entre eux*. C'est le cas des événements de type *qrs* et *p_wave* de la Figure 5. Le signal ECG, et en particulier les arythmies cardiaques, peuvent donc être décrits par des chroniques. La base de chroniques contient une ou plusieurs chroniques pour chaque type d'arythmie. Ces chroniques sont apprises automatiquement et *hors ligne* à partir d'exemples d'arythmies cardiaques non bruités. La méthode d'apprentissage choisie est la programmation logique inductive (PLI)[Muggleton, 1994]. Cette méthode d'apprentissage supervisé permet d'obtenir des règles écrites en logique du premier ordre décrivant chaque aryth-

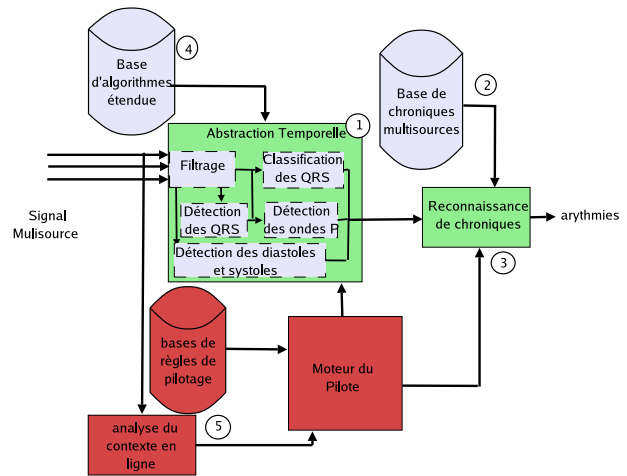


FIG. 3 – Architecture du système de monitoring piloté

mie considérée dans l'étude. L'utilisation d'un tel paradigme permet d'obtenir des règles interprétables (et donc vérifiables par les experts) et facilement transposables en chroniques.

Le module de reconnaissance de chroniques permet de *diagnostiquer* en ligne les arythmies cardiaques à partir du flux d'événements symboliques généré par l'abstraction temporelle en se servant de la base de chroniques apprises. Le reconnaisseur de chroniques utilisé est CRS (*chronicle recognition system*) [Dousson, 1994].

4 PILOTAGE MULTISOURCE

Nous proposons d'améliorer le système CALICOT présenté en section 3 pour prendre en compte d'une part l'utilisation de plusieurs sources et d'autre part la qualité des signaux parvenant au module d'abstraction temporelle, pour améliorer la détection des arythmies. Le système étendu est présenté Figure 3. La prise en compte de la qualité des signaux (cf. numéro 5 Figure 3) a déjà été présentée dans [Portet, 2005a] dans le cas d'un monitoring monosource, elle ne fera donc pas l'objet d'une description dans cet article. Dans cette étude, les sources prises en compte sont celles représentées sur la figure 1. Il s'agit des voies DII et V de l'électrocardiogramme (ECG) et de la mesure de pression artérielle (ABP). Les voies DII et V paraissent semblables mais les ondes P ne sont visibles que sur la voie DII. La voie V ne contient donc que des QRS.

Le module d'abstraction temporelle (cf. points 1 et 4 Figure 3) doit être étendu pour prendre en compte le signal de pression. Pour cela, de nouveaux algorithmes de détection des diastoles et des systoles doivent être inclus dans la base d'algorithmes. Il existe dans la littérature, plusieurs algorithmes pour effectuer cette tâche, comme celui de Hoeksel et. al. [Hoeksel, 1997] à base de filtres adaptés pour les valeurs de pression systolique et diastolique. Cet algorithme offre de bonnes performances mais

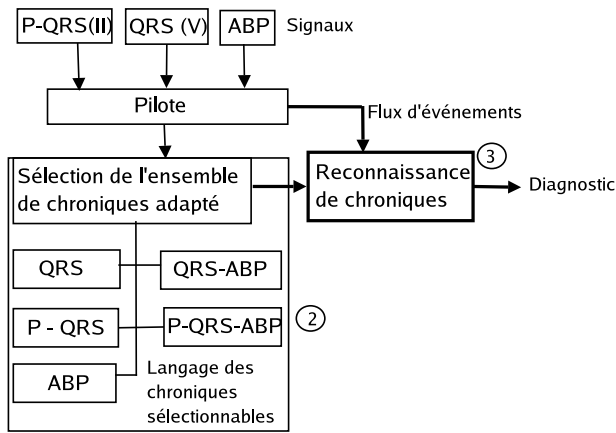


FIG. 4 – Principe du pilotage des sources

n'a pas encore été inclus dans le système. Dans notre étude, nous avons simulé un détecteur d'événements diastoliques et systoliques à partir des annotations du signal fournies par la base de données.

Nous avons également enrichi la base de chroniques (cf. point 2 Figure 3). Cette partie fait l'objet d'une description détaillée dans la section 5. Le reconnaiseur de chroniques utilisé (point 3 Figure 3) est le même que celui du système CALICOT .

Grâce à l'analyse du bruit sur les sources, le pilote sélectionne la ou les sources intéressantes et les chroniques correspondantes. Le principe du pilotage est donné Figure 4. Les points 2 et 3 sont des agrandissements des mêmes points sur la Figure 3. Le pilote évalue le taux de bruit sur chacune des sources puis décide de garder la ou les sources les plus valides. À chaque source correspond un langage propre permettant de décrire les événements caractéristiques se produisant sur la source et leurs relations. Une fois les sources choisies, l'information est répercutée au reconnaiseur de chroniques qui sélectionne la chronique dont le niveau de détail est adapté au langage des événements fournis par l'abstraction temporelle. Par exemple, si la voie DII est bruitée, il n'est pas possible de détecter l'onde P. Dans ce cas, si les voies V et ABP ne sont pas bruitées, le pilote va permettre au module d'abstraction temporelle de générer des événements pour ces deux sources et sélectionner l'ensemble de chroniques dont le langage est spécifique à ces deux sources uniquement. Dans notre exemple, la chronique choisie aura été apprise sans prendre en compte l'onde P. Le langage choisi sera donc *QRS+ABP*. Si toutes les sources sont bruitées, le pilote choisira la source la moins bruitée en sélectionnant l'algorithme de traitement du signal le plus robuste au type de bruit détecté (cf. [Portet, 2005b]) pour le choix de l'algorithme dans le cas de l'ECG).

5 ACQUISITION DE LA BASE DE CHRONIQUES MULTISOURCES

La base de chroniques (cf. point 2 Figure 3) est apprise, comme dans le cas de CALICOT, par PLI. La conversion

rule(tv):-	chronicle tv[](){
qrs(R0 ,abnormal),	noevent(qrs[*], (start+1, R0-1)) noevent(p_wave[*], (start+1, R0-1)) event(qrs[?w0], R0) ?w0 in {abnormal}
qrs(R1 ,abnormal),	noevent(qrs[*], (R0+1, R1-1)) noevent(p_wave[*], (R0+1, R1-1)) event(qrs[?w1], R1) ?w1 in {abnormal}
suc(R1 , R0),	R0 < R1
qrs(R2 ,abnormal),	noevent(qrs[*], (R1+1, R2-1)) noevent(p_wave[*], (R1+1, R2-1)) event(qrs[?w3], R2) ?w3 in {abnormal}
suc(R2 , R1).	R1 < R2 end - start in nb_cycles3}

FIG. 5 – Exemple de règle PROLOG pour l'arythmie "tachycardie ventriculaire" (tv) sur l'ECG et sa chronique correspondante

des règles PROLOG décrivant les arythmies cardiaques en chroniques reconnaissables par le système CRS est relativement simple et ne fait pas l'objet d'une description dans cette article. La Figure 5 donne un exemple de règle PROLOG (à gauche sur la figure) apprise pour la tachycardie ventriculaire (tv) sur l'ECG et sa transcription sous forme de chronique CRS (à droite sur la figure). Une tachycardie ventriculaire se caractérise par 3 QRS successifs de forme anormale. Aucune onde P ne doit intervenir entre ces QRS. Cette information sous entendue dans la règle PROLOG grace aux prédicats $suc(R_{i+1}, R_i)$, doit être écrite explicitement dans la chronique CRS. Elle correspond aux lignes $noevent(p_wave[*], (R0+1, R1-1))$ qui signifient qu'aucun évènement de type *p_wave* ne doit intervenir entre l'instant $R0+1$ et $R1-1$.

Nous commençons cette section par une brève introduction à PLI qui nous permettra de mieux comprendre les difficultés liées à l'acquisition d'une base de chroniques multisources.

5.1 Introduction à la PLI

La PLI [Muggleton, 1994] est une méthode d'apprentissage supervisé basée sur la logique du premier ordre. Elle permet d'apprendre un ensemble d'hypothèses H décrivant un ensemble de classes C ($H = \{H_c, c \in C\}$) décrites sur un langage L_H à partir d'un ensemble d'exemples E décrits sur le langage L_E étiquetés par la classe à laquelle ils appartiennent. Par exemple, dans notre application, les classes correspondent aux différentes arythmies que l'on cherche à caractériser. Pour chaque classe $c \in C$ les exemples étiquetés par c sont considérés comme *positifs* et les exemples étiquetés par une classe $c' \neq c$ sont considérés *negatifs*. Le système de PLI s'appuie aussi sur une base B de connaissance sur

le domaine, décrite sur le langage $L = L_H \cup L_E$ permettant de décrire les données et leurs relations de manière précise. Plus formellement, si l'on cherche à apprendre la description de plusieurs classes C , le but de l'algorithme de PLI se définit comme suit : pour chaque exemple e étiqueté par la classe $c : H \wedge e \wedge B \models c$ et $\forall c' \in C - \{c\}, H \wedge e \wedge B \not\models c'$.

La formule précédente signifie que pour chaque exemple étiqueté par une classe donnée, on doit pouvoir déduire une propriété de l'exemple (sa classe) à partir de l'exemple lui-même, de la base de connaissance et de l'hypothèse apprise ; et on ne doit pas pouvoir déduire des propriétés non inhérentes à l'exemple (une autre classe) à partir de ces mêmes données.

ICL [De Raedt, 1995], le système de PLI que nous utilisons permet en outre de définir un biais déclaratif [Nédellec, 1996] pour guider la recherche de l'hypothèse dans l'espace de recherche des hypothèses. Cette espace contient toutes les hypothèses, bonnes ou mauvaises (selon la classe que l'on cherche à décrire), pouvant être apprise sur le langage L_H . Le biais déclaratif d'ICL peut être vu comme une grammaire permettant de définir la forme des hypothèses que l'on cherche à apprendre. Plus l'utilisateur possède de connaissances sur le domaine et plus le langage L_H est restreint, plus l'écriture du biais est intuitive. Par exemple, pour l'ECG, les médecins savent que les éléments caractéristiques des arythmies sur l'ECG sont l'onde P et le complexe QRS et connaissent déjà les relations caractéristiques (distance entre les ondes, forme, rythme) qui sont utiles pour l'apprentissage. L'utilisateur n'a plus alors qu'à proposer un assemblage de toutes ces combinaisons pour guider le système d'apprentissage.

5.2 Apprentissage multisource

Afin de bénéficier de l'apport de plusieurs sources pour effectuer le diagnostic des arythmies dans le nouveau système, il est nécessaire d'enrichir la base de chroniques de CALICOT. Deux types d'enrichissement sont envisagés : des chroniques monosources apprises à partir de données provenant des nouveaux capteurs (la pression artérielle (ABP) ou la voie V) et des chroniques multisources qui incluent des éléments provenant des différentes sources combinées.

Si l'apprentissage de règles à partir de données provenant de l'ECG ne pose pas de problème au système d'apprentissage car il bénéficie d'une base de connaissance experte très fournie, l'apprentissage multisource et l'apprentissage à partir des données ABP sont moins évidents.

En effet, dans un problème multisource, chaque source apporte un langage propre permettant de décrire les données, et le volume des données augmente proportionnellement au nombre de sources. Ces deux paramètres influent, l'un sur le temps de calcul des logiciels de PLI et l'autre sur la taille de l'espace de recherche des hypothèses que l'on cherche à acquérir. Une augmentation trop importante des valeurs de ces paramètres peut conduire à une solution aberrante voire inexistante dans le pire des cas, ou à des temps de calcul trop élevés

dans le meilleur. Pour résoudre ce problème d'apprentissage multisource, nous avons proposé une méthode décrite dans [Fromont, 2005a] qui tire parti d'apprentissages effectués source par source pour biaiser et donc restreindre l'espace de recherche lors de l'apprentissage sur l'ensemble des données multisources. Les performances des apprentissages multisources sont détaillées dans [Fromont, 2005b]. Les résultats de ces études montrent que lorsque les sources sont redondantes, la méthode d'apprentissage multisource utilisée se conduit comme un système de vote et apprend les mêmes règles que celles apprises grâce à la source la plus informative seule. Au contraire, lorsque les sources sont complémentaires, des "vraies" règles multisources contenant des relations entre les événements se produisant sur les différentes sources sont apprises. Les performances de ces règles multisources peuvent être meilleures que celles de chacune des sources prises séparément. Ces résultats permettent, entre autre, de différencier les sources complémentaires des sources redondantes quand l'utilisateur ne dispose d'aucune information *a priori*.

Le problème principal de l'apprentissage monosource à partir des données ABP, est que l'on ne connaît pas *a priori* les événements et les relations caractéristiques des arythmies sur cette source de donnée. Les médecins se servent de la forme générale des courbes de pression pour conforter le diagnostic fait à partir de l'ECG mais au regard de la pression seule, il semble difficile de faire un diagnostic précis. Nous avons choisi la valeur la plus basse de la pression pour représenter la diastole et nous n'avons gardé que les événements *diastole* et *systole* comme événements caractéristiques de la pression. Les relations caractéristiques prises en compte sont toutes les différences d'amplitude et les différences temporelles entre la diastole et la systole (et inversement) et entre deux diastoles et deux systoles. Nous avons montré dans [Fromont, 2005a] qu'il est possible, après une bonne sélection d'attribut et en fixant des seuils qui peuvent varier d'un patient à l'autre, d'apprendre des règles caractérisant des arythmies cardiaques à partir de mesure de pression artérielle avec une précision moyenne très satisfaisante (supérieure à 80%).

La base de chroniques ainsi apprise contient des chroniques avec différents niveaux de détails : des chroniques monosources pour l'ECG complet (avec ondes P et QRS), pour la voie V (sans onde P et sans la forme du complexe QRS), des chroniques monosources pour la source ABP et des chroniques multisources combinant les événements des différentes sources. Ces différents ensembles de chroniques sont représentés au point 2 Figure 4.

6 RÉSULTATS PRÉLIMINAIRES

Nous présentons deux façons possibles de tirer parti de l'utilisation de plusieurs sources pour améliorer le diagnostic des arythmies. Dans le cas de sources bruitées, le pilotage choisit la ou les sources dont l'information est la plus satisfaisante. Si les sources ne sont pas bruitées, deux cas de figure sont pris en compte : si les sources

sont complémentaires, il peut être très intéressant d'utiliser des chroniques qui incluent des événements provenant des différentes sources combinées pour augmenter la fiabilité du diagnostic. Dans le cas où les sources sont redondantes, la source qui apporte le plus d'informations doit être retenue.

Les résultats des reconnaissances des arythmies sont donnés dans des matrices de confusion. Ces matrices répertorient le nombre de reconnaissances correctes et de confusions pour chaque type d'arythmies en fonction des annotations fournies par le signal test. Les lignes des matrices correspondent aux arythmies détectées et les colonnes aux arythmies annotées. Dans la suite, VP (vrai positif) dénote le nombre de bonnes reconnaissances, FN (faux négatif) le nombre d'arythmies non reconnues et FP (faux positif) le nombre de confusions. Pour chaque expérience, la sensibilité et la prédictivité positive du système de monitoring sont évaluées. Ces mesures sont données par les formules suivantes : $SENS = \frac{VP}{VP+FN}$, $Pred+ = \frac{VP}{VP+FP}$. La sensibilité donne la probabilité qu'un rythme observé soit bien diagnostiqué. La prédictivité positive donne le taux de bonne détections pour chaque arythmie parmi toutes les détections (c'est une mesure de spécificité des alarmes). Le principe de construction de ces matrices est donné dans [Carrault, 2003] (p 254 et 255).

6.1 Les données

Les signaux utilisés proviennent des bases de données MIMIC (Multi-parameter Intelligent Monitoring for Intensive Care [Moody, 1996]) pour l'apprentissage et de la base MGH/MF (Massachusetts General Hospital/Marquette Foundation) pour les tests. Ces données ont été annotées par des cardiologues. Pour une arythmie donnée, le médecin ne donne qu'une seule annotation par battement cardiaque (pour nous, il s'agira d'un ensemble P-QRS-Diastole-Systole quand toutes les sources sont présentes). L'apprentissage a été fait sur cinquante exemples décrivant six arythmies différentes : le bigéminisme (*bige*), le doublet ventriculaire (*doublet*), l'extrasystole ventriculaire (*esv*), la tachycardie ventriculaire (*tv*), la fibrillation auriculaire (*fa*) et le rythme sinusal (*rs*) ou rythme normal qui permet de différencier une arythmie d'un rythme non pathologique.

6.2 Monitoring en milieu bruité

Nous avons décidé de faire plusieurs expériences en bruitant successivement les différentes sources de données pour chacun des cas suivants : systèmes de monitoring monosource et multisource non pilotés et système de monitoring multisource avec pilotage complet. Pour obtenir des ECG bruités réalistes, nous avons ajouté aux signaux de test des bruits cliniques réels fournis par une base de données¹. Pour le signal de pression, le bruit a été modélisé par une perte totale de ligne. Notons, que ce cas extrême n'est pas rare en milieu clinique. Un exemple de lignes bruitées est donné Figure 6. Sur le premier signal, les artefacts rendent l'onde P très difficile à détecter

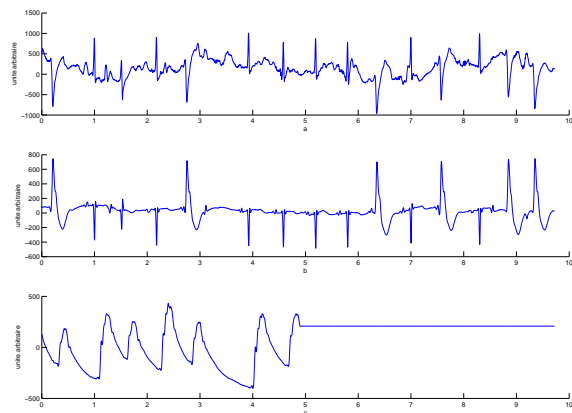


FIG. 6 – Exemple de bruits sur les sources de données

sans erreur. Le second signal est propre. Le dernier signal montre une perte de ligne sur la source ABP.

Les chroniques multisources apprises à partir des données des deux voies en même temps semblent montrer que l'information provenant de l'ECG et de la pression est redondante pour caractériser certaines arythmies (dans ce cas la chronique ne contient que des événements provenant de la source la plus intéressante). Cependant, pour certaines arythmies, la taille des chroniques (le nombre d'événements présents dans la chronique) diminue quand les deux voies sont associées et pour certaines arythmies, les deux voies semblent utiles pour discriminer ces arythmies par rapport aux autres

6.2.1 Reconnaissance d'arythmies sans pilotage

Les résultats de l'apprentissage sur des sources uniques bruitées sans utiliser le module de pilotage sont présentés dans les tables 1, 2, 3 et 4.

La table 1 montre des résultats de précision correcte pour les arythmies tachycardies ventriculaires (*tv*) et fibrillation auriculaire (*fa*) sur un ECG bruité mais la prédictivité reste faible (0.69). La reconnaissance des bigéminismes (*bige*) et des doublets ventriculaires (*doubl*) est meilleure que sur les autres voies. Par contre, aucun rythme normal et aucune extrasystole ventriculaire n'ont été reconnus sur cette voie. Ceci s'explique par le fait que les chroniques décrivant ces arythmies occupent une fenêtre temporelle beaucoup plus large que celle des chroniques décrivant les autres arythmies. Ces arythmies sont caractérisées par un seul ou aucun (dans le cas *rs*) battement anormal et sont beaucoup plus difficiles à discriminer que les arythmies caractérisées par plusieurs battements anormaux. Il y a donc très peu de chance que la chronique soit reconnue dans sa totalité (et donc que l'arythmie soit détectée) avant que le signal soit à nouveau bruité.

La matrice de confusion présentée en table 2 montre que la voie V offre des performances moyennes pour les arythmies *rs*, *esv*, *doubl* mais une bonne prédictivité positive pour le *rs* en particulier (0.99). Cette source est moins sensible au bruit que la voie DII puisqu'elle ne

¹<http://www.physionet.org/physiobank/database/nstdb/>

	rs	esv	bige	doubl	tv	fa	Total
rs	0	0	0	0	0	0	0
esv	0	0	0	0	0	0	0
bige	75	16	55	0	0	0	146
doubl	46	2	3	26	0	0	77
tv	48	5	15	26	270	25	389
fa	123	4	29	5	20	412	593
NR	564	20	87	26	13	64	774
Total	856	47	189	83	303	501	1979
Sens	0	0	0.29	0.31	0.89	0.82	
Pred+	1	1	0.38	0.34	0.69	0.69	

TAB. 1 – Matrice de confusion à partir de l’ECG bruité seul

	rs	esv	bige	doubl	tv	fa	Total
rs	348	0	9	0	0	0	357
esv	0	22	23	0	1	1	47
bige	0	0	0	0	0	0	0
doubl	44	12	16	18	1	4	95
tv	21	2	0	7	296	485	811
fa	35	5	5	16	4	0	65
NR	405	6	133	42	1	11	598
Total	853	47	186	83	303	501	1973
Sens	0.41	0.47	0	0.22	0.98	0	
Pred+	0.97	0.47	1	0.19	0.36	0	

TAB. 2 – Matrice de confusion pour la voie V bruitée seule

prend pas en compte les mauvaises détections de l’onde P et les mauvaises classifications de la forme du QRS. Ce constat explique la meilleure sensibilité obtenue pour les arythmies ayant des fenêtres temporelles larges comme le rythme sinusal ou les extrasystoles. Aucune chronique n’a été détectée pour l’arythmie *bige* car la reconnaissance de cette arythmie repose, pour la voie V, uniquement sur les intervalles de temps entre les QRS. Il semble que les seuils utilisés pour l’apprentissage soient trop spécifiques aux exemples sur lesquels ils ont été appris. Notons que l’on ne peut pas détecter une fibrillation auriculaire (*fa*) avec des informations sur le QRS seul puisque ce qui différencie cette arythmie des autres arythmies est justement l’absence de l’onde P.

	rs	esv	bige	doubl	tv	fa	Total
rs	436	0	14	5	0	4	459
esv	72	19	53	5	0	1	150
bige	0	0	0	0	0	0	0
doubl	7	0	1	6	0	18	32
tv	14	1	1	8	178	73	275
fa	2	0	5	1	0	115	123
NR	326	27	115	58	125	291	942
Total	857	47	189	83	303	502	1981
Sens	0.51	0.40	0	0.07	0.59	0.23	
Pred+	0.95	0.13	1	0.19	0.65	0.93	

TAB. 3 – Matrice de confusion pour la mesure de pression bruitée (avec la systole seule)

	rs	esv	bige	doubl	tv	fa	Total
rs	427	0	2	1	1	6	437
esv	99	24	29	27	8	25	212
bige	22	0	38	12	0	0	72
doubl	0	0	0	0	0	6	6
tv	8	0	2	9	188	81	288
fa	8	0	0	1	0	215	224
NR	292	23	117	33	106	169	740
Total	856	47	188	83	303	502	1979
Sens	0.50	0.51	0.20	0	0.62	0.43	
Pred+	0.98	0.11	0.53	0	0.65	0.96	

TAB. 4 – Matrice de confusion pour la fusion de la voie V et de la pression

	rs	esv	bige	doubl	tv	fa	Total
rs	498	0	30	2	0	0	530
esv	25	25	25	3	0	1	79
bige	24	5	23	4	0	0	56
doubl	28	1	8	33	2	5	77
tv	14	0	1	9	278	289	591
fa	26	0	23	11	3	142	205
NR	241	16	79	21	20	65	442
Total	856	47	189	83	303	502	1980
Sens	0.58	0.53	0.12	0.40	0.92	0.28	
Pred+	0.94	0.32	0.41	0.43	0.47	0.69	

TAB. 5 – Matrice de confusion la reconnaissance utilisant toutes les sources avec pilotage

La matrice de confusion correspondant à la pression avec systole seule (cf. Table 3) donne les meilleurs résultats des trois sources testées seules pour le rythme sinusal. Les résultats pour *bige*, *doubl* et *fa* sont en revanche très faibles. Ceci est dû au grand nombre de contraintes temporelles entre les événements caractéristiques de ces arythmies. Les seuils choisis pour passer de la représentation numérique des données à la représentation symbolique fourni par le module d’abstraction temporelle sont spécifiques à chaque patient. Ils ont été choisis à partir de la référence du rythme normal et ne sont donc probablement pas assez adaptés aux autres arythmies. Ce problème ne se pose pas pour l’électrocardiogramme pour lequel des seuils standards ont été calculés et sont disponibles dans les ouvrages médicaux.

La table 4 correspond à la matrice de confusion pour la fusion de deux sources : la voie V de l’électrocardiogramme et la voie de pression. Les résultats sont globalement meilleurs que pour les deux sources prises séparément. Ces meilleurs résultats tendent à montrer que ces deux sources sont complémentaires puisqu’une utilisation conjointe des informations permet d’augmenter la sensibilité des reconnaissances.

6.2.2 Utilisation du module de Pilotage complet

Dans cette expérience, le module de pilotage multi-source complet est utilisé. Les résultats sont donnés Table 5. En plus de sélectionner la ou les sources les plus intéressantes, le module de pilotage va également

sélectionner la chronique la plus adaptée au niveau de détail des événements fourni par le module d'abstraction temporelle.

Les résultats du pilotage sont en moyenne meilleurs que sur chacune des autres sources prises séparément. La sensibilité est meilleure pour l'*esv*, le *doublet* et le *rs* en utilisant le pilotage que pour toutes les autres expériences. Cette sensibilité est moins bonne que pour la voie II seule pour *bige* et *fa* mais la prédictivité est égale ou meilleure. La sensibilité pour la *fa* et le *bige* pâtit des très mauvais résultats de la pression et de la voie V seules. En effet, le pilote choisit la ou les sources les moins bruitées même si celles-ci ne sont pas les plus adaptées pour reconnaître un type d'arythmie particulier. Cependant, une liste des chroniques en cours de reconnaissances à un instant donné pourrait servir dans de futures expériences de pilotage à guider le choix de la source quand toutes les sources ne sont pas bruitées. La prédictivité pour la *tv* a également baissé par rapport à la voie II seule mais les confusions sont principalement faites avec la *fa* (289 arythmies détectées comme *tv* qui sont en fait des *fa*). Ces confusions ne sont pas les plus graves puisqu'elles ont tout de même une signification médicale (au contraire de confusion avec le rythme sinusal).

7 CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Nous avons présenté un système de monitoring intelligent multisource dont la particularité est de piloter la chaîne de traitement de l'abstraction temporelle et les bases de connaissances permettant le diagnostic en fonction du contexte de bruit de ligne. Grâce au pilotage, le diagnostic repose sur les informations des sources les plus fiables. Lorsque les sources sont redondantes le pilote utilise des chroniques *simples* monosources dont le langage est adapté à la source la moins bruitée. Lorsque plusieurs sources sont *propres* au même moment, le pilote peut utiliser des chroniques multisources qui donnent, lorsque les sources sont complémentaires, de meilleurs résultats que les chroniques simples pour chacune des sources fusionnées. C'est le cas par exemple de la voie V et de la voie de pression.

Les résultats préliminaires montrent, pour l'instant, un taux de reconnaissance moyen pour la plupart des expériences. En effet, dans un contexte bruité, la capacité des algorithmes de l'abstraction temporelle à extraire de l'information sur les sources est très limitée et les algorithmes n'ont pas été optimisés pour les types de signaux utilisés. Cependant, le pilotage par le contexte signal entraîne une amélioration de la sensibilité en moyenne et réduit nettement le nombre de fausses alarmes par rapport à un système de monitoring fonctionnant sans pilotage.

Ces améliorations pourraient être accentuées en permettant au pilote de prendre en compte la liste des arythmies en cours de reconnaissance fournies par CRS. Le pilote pourrait ainsi choisir la source la plus appropriée à la reconnaissance d'une arythmie en particulier lorsque plusieurs sources sont non bruitées. Une seconde amélioration possible serait de fixer les seuils (spécifiques au patient) des intervalles relatifs aux événements appa-

raissant sur la pression par une phase d'initialisation du système de monitoring. Cette phase consisterait à apprendre automatiquement les seuils spécifiques à chaque patient sur une courte période lorsque le patient a un rythme normal avant de pouvoir utiliser le système de monitoring dans sa globalité.

BIBLIOGRAPHIE

- [Bratko, 1989] Bratko, I., Mozetič, I., and Lavrač, N. *Kardio : A Study in Deep and Qualitative Knowledge for Expert Systems*. MIT Press, Cambridge, MA.
- [Carrault, 2003] Carrault, G., Cordier, M., Quiniou, R., and Wang, F. Temporal abstraction and inductive logic programming for arrhythmia recognition from ECG. *Artificial Intelligence in Medicine*, 28 :231–263.
- [Chambrin, 2001] Chambrin, M.-C. Alarms in the intensive care unit : how can the number of false alarms be reduced? *Critical Care*, 5(4) :184–188.
- [De Raedt, 1995] De Raedt, L. and Van Laer, W. Inductive constraint logic. *Lecture Notes in Computer Science*, 997 :80–94.
- [Dojat, 1997] Dojat, M., Pachet, F., Guessoum, Z., Touchard, D., Harf, A., and Brochard, L. Néoganesch : a working system for the automated control of assisted ventilation in icus. *Artificial Intelligence in Medicine*, 11 :97–117.
- [Dousson, 1994] Dousson, C. CRS : Chronicle recognition system. <http://crs.elibel.tm.fr/>.
- [Dousson, 1993] Dousson, C., Gaborit, P., and Ghallab, M. Situation recognition : representation and algorithms. In *Proceedings of IJCAI-93*, pages 166–172, Chambéry, France. Morgan Kaufman.
- [Fromont, 2005a] Fromont, E., Cordier, M., and Quiniou, R. Extraction de connaissances provenant de données multisources pour la caractérisation d'arythmies cardiaques. *RNTI-E-4, Cepadue Editions*, (à paraître).
- [Fromont, 2005b] Fromont, E., Quiniou, R., and Cordier, M. Learning rules from multisource data for cardiac monitoring. In Miksch, S., Hunter, J., and Keravnou, E., editors, *AIME'05 (Artificial Intelligence in Medicine)*, volume 3581 of *LNAI*, pages 484–493, Aberdeen, Scotland. Springer Verlag.
- [Hernández, 2000] Hernández, A., Carrault, G., Mora, F., and Bardou, A. Overview of CARMEN : A new dynamic quantitative cardiac model for ECG monitoring and its adaptation to observed signals. *Acta Biotheoretica*, 48(3-4) :303–322.
- [Hernández, 1999] Hernández, A., Carrault, G., Mora, F., Thoraval, L., Passariello, G., and Schleich, J. M. Multisensor fusion for atrial and ventricular activity detection in coronary care monitoring. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 46(10) :1186–1190.
- [Hoeksel, 1997] Hoeksel, S., Jansen, J., Blom, J., and Schreuder, J. Detection of dicrotic notch in arterial pressure signals. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, 13 :309–316.
- [Larsson, 1998] Larsson, J. and Hayes-Roth, B. Guardian : An intelligent autonomous agent for medical

- monitoring and diagnosis. *IEEE Intelligent Systems*, 13(1) :58–64.
- [Moody, 1996] Moody, G. B. and Mark, R. G. A database to support development and evaluation of intelligent intensive care monitoring. *Computers in Cardiology*, 23 :657–660. <http://ecg.mit.edu/mimic/mimic.html>.
- [Mora, 1993] Mora, F., Passariello, G., Carrault, G., and Pichon, J.-P. L. Intelligent patient monitoring and management systems : A review. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 12(4) :23–33.
- [Morik, 2000] Morik, K., Imboff, M., Brockhausen, P., Joachims, T., and Gather, U. Knowledge discovery and knowledge validation in intensive care. *Artificial Intelligence in Medicine*, 19(3) :225–249.
- [Muggleton, 1994] Muggleton, S. and De Raedt, L. Inductive Logic Programming : Theory and methods. *The Journal of Logic Programming*, 19 & 20 :629–680.
- [Nédellec, 1996] Nédellec, C., Rouveirol, C., Adé, H., Bergadano, F., and Tausend, B. Declarative bias in ILP. In De Raedt, L., editor, *Advances in Inductive Logic Programming*, pages 82–103. IOS Press.
- [Portet, 2005a] Portet, F., Carrault, G., Cordier, M.-O., and Quiniou, R. Pilotage en ligne d’algorithmes de traitement du signal guidé par le contexte courant. In *7e Rencontres des Jeunes Chercheurs en Intelligence Artificielle (RJCIA’05)*, pages 1–14, Nice.
- [Portet, 2005b] Portet, F., Hernández, A., and Carrault, G. Evaluation of real-time QRS detection algorithms in variable contexts. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 43(3) :381–387.
- [Thoraval, 1997] Thoraval, L., Carrault, G., Schleich, J., Summers, R., de Velde, M. V., and Diaz, J. Data fusion of electrophysiological and haemodynamic signals for ventricular rhythm tracking. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 16 (6) :48–55.
- [Tsien, 1997] Tsien, C. and Fackler, J. Poor prognosis for existing monitors in the intensive care unit. *Critical Care*, 25 :614–619.