

Extraction de connaissances provenant de données multisources pour la caractérisation d'arythmies cardiaques.

Élisa Fromont, Marie-Odile Cordier, René Quiniou

IRISA, Campus de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex, France
{efromont,quiniou,cordier}@irisa.fr

Résumé Cet article expose la problématique liée à l'extraction de connaissances provenant de données multisources et propose une application en cardiologie. Le but est ici d'apprendre des règles pertinentes caractérisant des arythmies cardiaques à partir de données reflétant des comportements cardiaques, telles que les différentes voies d'un électrocardiogramme ou la mesure de la pression artérielle. Les règles sont obtenues grâce à un apprentissage par programmation logique inductive soit globalement à partir de toutes les données disponibles, soit indépendamment à partir des données sur chacune des voies puis par fusion des règles obtenues.

Mots clefs Fusion de données multisources – Arythmies cardiaques – Programmation logique inductive

1 Problématique

L'extraction de connaissances à partir de données provenant de sources hétérogènes pose deux principaux problèmes : l'un lié à la nature des sources et en particulier à la confiance et aux connaissances que l'on possède sur celles-ci et l'autre au choix des techniques à utiliser pour extraire des connaissances.

Pour le premier problème, deux cas de figure sont envisagés :

1. Si l'on étudie des données de même type provenant de sources différentes, comme par exemple les affirmations de plusieurs agriculteurs consultés pour prédire le temps, le problème est de quantifier le degré de pertinence ou même la fiabilité de chacune des sources [3]. En effet, si l'une des sources s'avère beaucoup plus fiable ou porteuse d'informations que les autres, on peut se demander l'intérêt d'introduire de nouvelles données qui pourront entacher d'incertitudes les données la source plus fiable ou plus pertinente. Ce problème est généralement résolu par des algorithmes de type "vote" [6] dans lesquels chaque source se voit associer une pondération liée à l'estimation de sa pertinence ou de sa fiabilité. Sur des données contradictoires ou redondantes, les données de la source qui se voit attribuer le meilleur score seront choisies.

2. Si les données offrent des points de vue différents sur une même situation, le problème est de savoir si l'un des points de vue apporte plus d'informations que les autres ou s'il est préférable de profiter de la complémentarité de ceux-ci. Par exemple, si l'on veut prédire le temps qu'il fera demain et que l'on dispose d'un baromètre, d'un thermomètre et d'un capteur d'humidité, on peut penser que toutes ces informations peuvent servir et sont fiables mais que l'information provenant du baromètre peut apporter à elle seule une réponse à la question. On peut aussi penser qu'utiliser la température seule offre peu d'indications pour répondre à la question, par contre, associer la température au baromètre peut permettre de préciser et d'accentuer la pertinence du diagnostic. Dans le cas d'un capteur peu fiable, on peut également extraire des informations moins précises (des variations de température au lieu d'une mesure à un temps donné) mais plus fiables, puis utiliser ces informations pour renforcer celles apportées par la ou les sources estimées fiables.

Dans les deux cas, il est toujours possible de réduire l'incertitude sur les données des sources estimées moins fiables ou moins pertinentes en utilisant des connaissances sur le domaine (dans le cas de l'exemple, on sait qu'un temps pluvieux s'accompagne d'une montée de pression et d'une hausse de température).

Le deuxième problème est de choisir la méthode d'extraction des connaissances à partir des différentes sources. Trois choix sont possibles.

1. Fusionner les informations a priori, c'est-à-dire directement au niveau des capteurs [10,7] et extraire des connaissances à partir des données transformées. Par exemple si les données proviennent des capteurs d'humidité, de température et de pression, on cherchera à se ramener à un capteur "virtuel" dont les données seront fonction des trois mesures fournies. La fusion à ce niveau peut entraîner une perte d'information et une structuration indésirable des données. Cette méthode est équivalente à l'extraction de connaissances provenant d'une seule source de donnée (le capteur virtuel), nous ne l'étudions donc pas ici.
2. Fusionner les informations apportées par chacune des sources au moment de l'extraction des connaissances. Les exemples constituant la base de connaissance sont alors décrits, dans le cadre de notre exemple météorologique, à la fois en terme de température mais aussi en terme de pression et d'humidité. Les données ne sont pas fusionnées pour former de nouvelles données, elles sont agrégées. Ceci permet d'éviter l'étape de fusion proprement dite, mais le résultat fourni par l'outil d'apprentissage sera bien fonction des différentes informations relatives à chaque source. Ce choix augmente considérablement la combinatoire du problème et la complexité des calculs effectués. Cette combinatoire peut être néanmoins nettement diminuée lorsque les sources sont corrélées (une partie de l'information est redondante) pour peu que l'on dispose de connaissances suffisantes pour réduire les données initiales. Notons également que ce choix ne permet pas de réutiliser des informations extraites d'une source en cas de dysfonctionnement d'une ou plusieurs autres.

3. Extraire des connaissances indépendamment à partir des différentes sources puis combiner les résultats obtenus pour répondre au problème posé. Cela peut se faire par combinaison de classifieurs [11], par vote [6], en utilisant des règles de “bonne fusion” issues des connaissances sur le domaine [1] etc. Cette méthode pose le problème du choix des classifieurs ou du biais de langage. Ceux-ci peuvent en effet se montrer aussi dissemblables et ardues à combiner que peuvent l’être les données initiales. Cette méthode semble cependant plus adaptée si les données fournies par les sources sont indépendantes. Il permet en outre de disposer de l’information extraite des autres sources en cas de dysfonctionnement de l’une d’elles.

Nous présentons tout d’abord le problème d’extraction de connaissances à partir de données multisources provenant de capteurs utilisés en médecine pour le diagnostic d’arythmies cardiaques. Puis, nous donnons quelques résultats obtenus dans ce contexte. Nous discutons avant de conclure, quelques questions soulevées par ce travail.

2 Application à la rythmologie

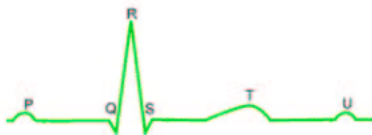


Fig.1. Exemple de battement cardiaque normal

2.1 Brève introduction à la cardiologie

Les troubles du rythme cardiaque (ou arythmies) sont dus à des problèmes de conduction électrique à l’intérieur du cœur. L’électrocardiogramme (ECG) est le reflet de l’activité électrique cardiaque. Il est mesuré en plaçant des électrodes sur le thorax près du cœur (6 voies de V1 à V6) ou sur les bras et les jambes (dérivations bipolaires D1 à D3 et unipolaires AV). Chaque électrode mesure un signal différent. Un électrocardiogramme “normal” est une succession de battements normaux comme celui indiqué sur la Figure 1. Deux ondes particulières caractérisent cet ECG : l’onde P et le complexe QRS (toutes deux conséquences d’une propagation électrique dans des parties spécifiques du cœur). Les ondes T et U, beaucoup moins utilisées, ne sont pas prises en compte dans cette étude. Lorsque l’ECG est anormal (distance entre les ondes ou forme des ondes anormale, absence d’onde etc.) on peut diagnostiquer une arythmie. L’activité cardiaque se reflète également sur la courbe de pression artérielle. 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 appelée *diastole*.



Fig.2. Exemple de signaux étudiés

2.2 Le problème de rythmologie

Les médecins sont habitués à diagnostiquer des troubles du rythme cardiaque à partir des différentes voies de l'ECG. Pourtant, ils ont parfois à leur disposition des données telles que la mesure de la pression artérielle, les phonogrammes, des mesures de ventilation, d'accélération etc. Ces informations supplémentaires pourraient être utilisées en Unité de Soins Intensifs pour Coronariens (USIC) pour réduire le nombre de fausses alarmes provenant des appareils programmés pour diagnostiquer des troubles du rythme. D'un point de vue pratique, seules certaines arythmies très graves (considérées comme des "alarmes rouges") sont diagnostiquées automatiquement, et ce de manière trop sensible dans un souci de sécurité. Le but du travail amorcé dans le projet Calicot [2] est d'améliorer le diagnostic des troubles du rythme cardiaque. En particulier, nous voudrions étendre le diagnostic à d'autres arythmies, non létales si elles sont détectées suffisamment précocement (les alarmes dites "oranges"), en utilisant les données provenant de plusieurs sources homogènes (plusieurs voies d'un même ECG par exemple) ou hétérogènes (pression artérielle et voies d'ECG par exemple).

2.3 Données

La base de données utilisée est la base MIMIC (Multi-parameter Intelligent Monitoring for Intensive Care)[8]. Elle contient des données enregistrées

sur 72 patients en USIC au Beth Israël Hospital Arrhythmia Laboratory. Les enregistrements ont une durée variable pouvant excéder 40 heures mais sont divisés en fichiers de 10 minutes chacun. Certaines des données utilisées sont très corrélées voire redondantes, puisqu’elles concernent différentes voies d’un même électrocardiogramme (souvent V1 et V5 cf Figure 2). D’autres sont indépendantes, comme les informations sur la pression artérielle systolique ou voie hémodynamique (ABP : “Arterial Blood Pressure”).

Les données brutes extraites de la base MIMIC sont transformées en descriptions symboliques de signaux en utilisant des outils de traitement de signal. Ces descriptions symboliques sont stockées dans des bases de connaissances logiques sous forme de faits Prolog (cf Figures 3 et 4). La Figure 3 donne un exemple de 4 faits Prolog apparaissant dans un exemple de Doublet ventriculaire. Le premier fait est un complexe *QRS* nommé *r7_doublet_3_II* apparaissant au temps *5026* de forme *normal*. L’onde précédente est nommée *p7_doublet_3_II*, la distance entre l’onde de même type (ici *QRS*) précédente et l’onde courante est de *734*, la distance entre l’onde de même type à la position (n-2) et le *QRS* courant est de *1454*, la distance entre l’onde *P* précédente et le *QRS* (intervalle PR) est de *168* et la distance entre l’onde *P* à la position (n-2) et le *QRS* courant (intervalle PR2) est de *902*. La Figure 4 apportent des données similaire pour la pression. Nous disposons pour chaque exemple de l’information sur l’amplitude des ondes étiquetées (ondes *P* et *QRS* pour l’ECG, la diastole et la systole pour la voie hémodynamique), la distance entre deux ondes, les ondes précédentes et la forme des ondes. Ce processus de traitement des données a été expérimenté lors du projet Calicot [9] et a porté ses fruits en ce qui concerne l’extraction de connaissances à partir de données provenant d’une seule voie d’ECG. Les données concernent 7 arythmies cardiaques particulières : la tachycardie ventriculaire (considérée comme une alarme rouge en USIC), le doublet ventriculaire, le bigéminisme, l’extra-systole ventriculaire, la tachycardie supra-ventriculaire, la fibrillation auriculaire (considérées comme des alarmes orange en USIC) et le rythme sinusal ou rythme normal.

```

.....
qrs(r7_doublet_3_II, 5026,normal, p7_doublet_3_II, 734, 1454, 168, 902).
qrs(r8_doublet_3_II, 5638, abnormal, r7_doublet_3_II, 674, 1408, 842, 1576).
qrs(r9_doublet_3_II, 6448, abnormal, r8_doublet_3_II, 796, 1470, 1638, 2372).
p(p8_doublet_3_II, 7146, normal, r9_doublet_3_II, 2256, 2990, 618, 1414).
.....

```

Fig.3. Exemple de données ECG pour un doublet ventriculaire

2.4 Extraction de connaissances

La méthode choisie pour extraire les connaissances est la programmation logique inductive. Plus précisément, nous avons utilisé un logiciel nommé ICL

```

.....
diastole(pd4_rs_3_ABP, 3406, -882, ps3_rs_3_ABP, 632, 612, 766, 1516, 4).
systole(ps4_rs_3_ABP,3558, -279, pd4_rs_3_ABP, 603, 152, 764,1514, -29).
.....

```

Fig.4. Exemple de données pression pour un rythme sinusal

[4]. Cette méthode nous permet d’obtenir des règles discriminantes en Prolog caractérisant un ensemble fini d’arythmies cardiaques. Le choix de la logique du premier ordre rend les règles facilement interprétables. Les données utilisées pour l’apprentissage dépendent du choix de la technique de fusion. Deux choix parmi ceux présentés en section 1 sont possibles.

- Le premier choix consiste à agréger les informations provenant des différentes sources pour former une base d’apprentissage. Pour chaque enregistrement disponible, les données de pression et les données concernant les deux voies d’ECG sont agrégées. Le résultat de l’apprentissage sera donc un ensemble de règles comportant des événements provenant des différentes voies. Cette méthode pose le problème du choix du biais de langage pour l’apprentissage (dans le cas d’ICL, il s’agit d’un programme écrit en DLAB [5]) puisque celui-ci devra mêler à la fois des connaissances sur l’électrocardiogramme et sur la voie hémodynamique. En outre, l’agrégation des données augmente la taille du langage et de la base de connaissance et donc, la complexité de l’espace de recherche des hypothèses.
- La deuxième solution est d’apprendre séparément les règles sur chaque source puis fusionner les règles obtenues. Cette méthode pose le problème de l’écriture de règles de “bonne fusion” permettant de synchroniser certains éléments des différentes règles. Dans l’application qui nous intéresse, ces règles peuvent être des contraintes temporelles entre événements (la diastole se place entre le *QRS* et l’onde *P*, la systole se place avant l’onde *P* mais après la diastole, le délai entre *QRS* et diastole est compris entre 200 et 300 ms, etc.). Il est cependant plus facile d’obtenir les règles de diagnostic dans ce cas de figure puisque les biais d’apprentissage sont a priori moins complexes et l’apprentissage est plus rapide compte tenu du nombre limité de données.

3 Premiers résultats

3.1 Apprentissage simultané

Pour le moment, aucune expérience n’a encore été réalisée à ce sujet. La difficulté provient du biais d’apprentissage. En effet, de même qu’il est difficile d’écrire des règles de “bonne fusion” dans le cas d’apprentissages indépendants, ici, il est difficile de trouver un biais de langage qui inclut les différentes sources de manière cohérente.

3.2 Apprentissages indépendants

Des apprentissages indépendants concernant les différentes voies de l'ECG ont été réalisés sur une base de donnée différente, sans données multisources, dans le cadre du projet Calicot [9]. Les apprentissages effectués sur la base MIMIC (et en particulier le biais d'apprentissage utilisé pour les voies ECG) sont donc fortement inspirés de ces premières expériences. La Figure 5 présente un exemple de règles apprises pour les arythmies *tv* et *tsv* sur la voie V2 de l'électrocardiogramme. La première des règles exprime le fait qu'une tachycardie ventriculaire peut être diagnostiquée si 3 *QRS* anormaux consécutifs sont observés (sans onde P intercalée). La deuxième règle exprime le fait qu'une tachycardie supra-ventriculaire peut être discriminée (par rapport aux six autres arythmies étudiées) si deux intervalles *RR* très courts (*rr1* : *short*) apparaissent entre deux ondes *P* normales et deux *QRS* normaux .

On remarque que ces règles sont très dépendantes du choix de l'ensemble des classes d'apprentissage. En effet, dans les premières expériences menées dans le cadre du projet Calicot, nous avons montré que l'arythmie ventriculaire "bloc de branche gauche" peut être caractérisée exactement de la même manière qu'une tachycardie ventriculaire. Si l'on ajoutait des exemples décrivant une telle arythmie dans l'ensemble de données provenant de la base MIMIC, la règle produite ne serait plus discriminante, il faudrait procéder à un nouvel apprentissage.

```
class(tv) :-  
    qrs(R0, abnormal, _), qrs(R1, abnormal, R0),  
    qrs(R2, abnormal, R1).  
  
class(tsv) :-  
    qrs(R0,normal, _), p_wav(P1, normal, R0),  
    qrs(R1, normal, P1), rr1(R0,R1, short), p_wav(P2, normal, R1),  
    qrs(R2, normal, P2), rr1(R1,R2, short).
```

Fig.5. Exemple de règles apprises sur une voie V2 de l'ECG

L'onde P est nettement moins visible sur la voie V5 du fait de l'emplacement de l'électrode fournissant ce signal. Nous avons donc décidé de n'apprendre les règles sur les données provenant de cette voie, qu'en fonction des complexes *QRS*. Un exemple d'apprentissage effectué pour les arythmies *tv* et *tsv* est donné Figure 6. Nous remarquons que la règle apprise pour la *tv* est semblable à celle apprise sur la voie V2. La règle apprise pour la *tsv* est cependant plus compacte que celle apprise sur la voie V2.

Les apprentissages concernant la voie hémodynamique seule ont produit, jusqu'à présent, des règles complexes et non totalement discriminantes sur la majorité des apprentissages. Un exemple d'apprentissage pour les arythmies *tv* et *tsv* est donné Figure 7. Il existe au moins deux façons (deux règles) pour caractériser

```

class(tv) :-
    qrs(R0, abnormal, _, _),
    qrs(R1, abnormal, _, R0),
    qrs(R2, abnormal, R1, R1).

class(tsv) :-
    qrs(R0,normal, _, _),
    qrs(R1, normal, _, R0),
    rr1(R0, R1, short).

```

Fig.6. Exemple de règles apprises sur une une voie V5 de l'ECG

```

class(tv) :-
diastole(Dias0,short,_) , systole(Sys0,short,Dias0),
diastole(Dias1,short,Sys0) , systole(Sys1,normal,Dias1),
ds1(Dias1,Sys1,normal),
diastole(Dias2,normal,Sys1) , systole(Sys2,normal,Dias2),
diastole(Dias3,normal,Sys2) , systole(Sys3,normal,Dias3),
amp_ss(Sys2,Sys3,pos,normal) .

class(tv) :-
diastole(Dias0,normal,_) , systole(Sys0,short,Dias0),
diastole(Dias1,short,Sys0) , systole(Sys1,normal,Dias1),
amp_dd(Dias0,Dias1,pos,long),
diastole(Dias2,normal,Sys1) , systole(Sys2,normal,Dias2),
dd1(Dias1,Dias2,normal) , ds1(Dias2,Sys2,normal),
diastole(Dias3,normal,Sys2) , systole(Sys3,normal,Dias3),
amp_ss(Sys2,Sys3,pos,normal) .

class(tsv) :-
diastole(Dias0,normal,_) , systole(Sys0,normal,Dias0),
diastole(Dias1,normal,Sys0) , systole(Sys1,normal,Dias1),
amp_dd(Dias0,Dias1,neg,normal),
ss1(Sys0,Sys1,short),
ds1(Dias1,Sys1,long) .

```

Fig.7. Exemple de règles apprises sur une voie hémodynamique

une tachycardie ventriculaire : soit par une succession de quatre diastoles et quatre systoles avec une différence d'amplitude petite (*short*) entre les deux premiers enchaînement diastole-systole, soit par une systole de moindre amplitude (qui se traduit par des différences d'amplitude diastole-systole et systole-diastole petite et un intervalle diastole-diastole long (*amp_dd : long*)). La tachycardie supra-ventriculaire est caractérisée par un intervalle systole-systole (*ss1*) très court alors que l'intervalle diastole-systole (*ds1*) est long.

Des travaux sont en cours pour améliorer ces résultats en jouant notamment sur le biais de langage utilisé ainsi que sur le choix des arguments utilisés pour caractériser l'arythmie.

L'apprentissage indépendant produit des règles exploitables indépendamment ou conjointement suivant les contextes : en cas de signaux clairs, une seule voie peut s'avérer suffisante ; en cas de signaux bruités, plusieurs règles peuvent être nécessaires à la reconnaissance, certaines peuvent même s'avérer inexploitable si le bruit est trop important ou si les électrodes sont défaillantes. Par contre, si l'on veut exploiter toutes les informations simultanément, il faut définir des relations entre les événements se déroulant sur la voie hémodynamique et les événements se déroulant sur l'électrocardiogramme afin de fusionner les règles apprises. Dans le cas qui nous intéresse, il peut être possible de fusionner les règles par un nouvel apprentissage. En effet, les règles obtenues peuvent être fusionnées naïvement dans un premier temps (en faisant par exemple une conjonction des prédicats appartenant au corps des règles) puis en apprenant, à partir des exemples liés à la classe, une règle plus spécifique fusionnant les prédicats entre eux. Cette méthode a l'avantage de diminuer l'espace de recherche : en effet, le treillis de recherche est borné par les clauses comprenant l'une la conjonction et l'autre la disjonction des prédicats contenus dans le corps des règles "indépendantes". Le vocabulaire utilisé est lui aussi limité à celui utilisé dans les deux règles que l'on cherche à fusionner.

Discussion et conclusion

Nous avons dans un premier temps exprimé la problématique liée à l'extraction de connaissances à partir de données multisources. Puis, nous avons exposé le cas pratique de l'apprentissage de règles caractérisant des arythmies cardiaques à partir de données provenant de plusieurs capteurs utilisés en médecine. Les premiers résultats obtenus dans le cadre de l'apprentissage indépendants de règles ont été exposés, ainsi que des éléments de recherche concernant la fusion de ces règles indépendantes.

Les règles apprises sur la voie de pression seule sont peu corrélées avec les connaissances médicales usuelles, et donc difficile à valider directement par un expert. En effet, les médecins sont peu habitués à repérer des arythmies sur la voie hémodynamique, ils se servent plutôt de ces données pour apprécier la sévérité d'une arythmie ou pour la localiser. Une idée possible serait alors de regrouper certaines classes en fonction de la localisation de l'arythmie dans le cœur (sinusal, ventriculaire, supra-ventriculaire) pour obtenir des résultats

moins précis mais plus fiables. En outre, on pourrait apprendre par PLI non pas la caractérisation de l'arythmie cardiaque (celle-ci pourrait être donnée par l'ECG), mais un indice de gravité de cette arythmie ce qui compléterait les informations fournies par l'ECG.

On se rend compte que quelque soit le type de fusion choisi, la fusion de données hétérogènes et indépendantes demande beaucoup de connaissance au préalable sur les relations possibles entre les données. On peut donc se demander comment utiliser ce type de méthode de façon générique sur des données a priori peu usitées et peu connues du corps médical.

Cette étude préliminaire servira de base à un travail approfondi dont le but est de mettre en évidence l'intérêt de la fusion de données pour la caractérisation des arythmies cardiaques.

Références

1. I. Bloch, A. Hunter, Alain Appriou, A. Ayoun, Salem Benferhat, P. Besnard, L. Cholvy, R. Cooke, F. Cuppens, D. Dubois, H. Fargier, M. Grabisch, R. Kruse, J. Lang, S. Moral, H. Prade, A. Saffiotti, P. Smets, and C. Sossai. Fusion: General concepts and characteristics. *International Journal of Intelligent Systems*, 16:1107–1134, 2001.
2. G. Carrault, M.-O. Cordier, R. Quiniou, and F. Wang. Temporal abstraction and inductive logic programming for arrhythmia recognition from ecg. *Artificial Intelligence in Medicine*, 28(231-263), 2003.
3. L. Cholvy. Information evaluation in fusion: a case study. In *ECSQARU-03 Workshop "Uncertainty, Incompleteness, Imprecision and Conflict in Multiple Data Sources*, Aalborg, Denmark, July 2003.
4. L. De Raedt and W. Van Laer. Inductive constraint logic. *Lecture Notes in Computer Science*, 997:80–94, 1995.
5. L. Deraedt and L. Dehaspe. Clausal discovery. *Machine Learning*, 26:99–146, 1997.
6. D. Dubois, M. Grabisch, H. Prade, and P. Smets. Using the transferable belief model and a qualitative possibility theory approach on an illustrative example: the assessment of the value of a candidate. *International Journal of Intelligent Systems*, 16:1183–1192, 2001.
7. A. I. Hern, G. Carrault, F. Mora, L. Thoraval, G. Passariello, and J. M. Schleich. Multisensor fusion for atrial and ventricular activity detection in coronary care monitoring. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 46(10):1186–1190, 1999.
8. G. B. Moody and Roger G. Mark. A database to support development and evaluation of intelligent intensive care monitoring. Harvard-MIT Division of Health Sciences and Technology, Cambridge, MA, USA, Cardiology Division, Beth Israel Hospital, Boston, MA, USA, 1997. <http://ecg.mit.edu/mimic/mimic.html>.
9. R. Quiniou, M.-O. Cordier, G. Carrault, and F. Wang. Application of ILP to cardiac arrhythmia characterization for chronicle recognition. In C. Rouveirol and M. Sebag, editors, *Proceedings of ILP-2001*, volume 2157 of *LNAI*, pages 193–215. Springer Verlag, september 2001.

10. L. Thoraval, G. Carrault, J. Schleich, R. Summers, M. Van de Velde, and J. Diaz. Data fusion of electrophysiological and haemodynamic signals for ventricular rhythm tracking. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 16 (6):48–55, 1997.
11. C. Wemmert and P. Gancarski. A multi-view voting method to combine unsupervised classifications. In *IASTED Artificial Intelligence and Applications*, Malaga, Spain, September 2002.