

Fusion multimodale pour l'estimation du Rythme Cardiaque Foetal : Chaîne de Markov cachée avec variable d'état étendue

Baptiste RAULT^{1,2} Julie FONTECAVE-JALLON¹ Bertrand RIVET²

¹Univ. Grenoble Alpes, CNRS, UMR 5525, VetAgro Sup, Grenoble INP, TIMC, Grenoble, France

²Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, GIPSA-lab, Grenoble, France

Résumé – Tout au long de la grossesse, le suivi du rythme cardiaque fœtal (RCF) permet de s'assurer de la bonne santé du fœtus. A ce jour, la cardiotocographie (CTG), non-invasive et adaptée à la pratique clinique, est la technique de référence. Cependant, dans certains cas, elle souffre de perte de signal ou de confusions avec le rythme cardiaque de la mère (RCM). Pour y remédier, d'autres techniques comme l'électrocardiographie (ECG) ou la phonocardiographie (PCG) abdominales ont été considérées, mais peinent à concurrencer les performances de la CTG. L'idée proposée est de fusionner l'information issue de ces deux modalités ECG et PCG, pour espérer une meilleure estimation du RCF. De façon plus générale, cet article présente une méthode de fusion multimodale par Chaîne de Markov Cachée dans laquelle la variable d'état est étendue par deux nouvelles variables, qui indiquent si les observations enregistrées de chaque modalité correspondent au signal d'intérêt (RCF), à une confusion avec un signal concurrent (RCM) ou à du bruit. Cette formulation permet également d'inclure des informations sur le signal concurrent pour une meilleure estimation du signal d'intérêt. La méthode proposée est testée sur une banque de signaux simulés, représentatifs de tracés de RCF observables en pratique. Les résultats obtenus montrent l'intérêt de la fusion multimodale en améliorant la précision de l'estimation par rapport aux deux modalités considérées seules.

Abstract – Throughout pregnancy, fetal heart rate (FHR) monitoring helps to ensure the fetal well-being. Today, cardiotocography (CTG), which is non-invasive and adapted to clinical practice, is the reference technique. However, it may suffer from loss of signal or confusion with the maternal heart rhythm (MHR). Therefore, other techniques such as abdominal electrocardiography (ECG) or phonocardiography (PCG) have been considered, but fail to compete with the performance of CTG. Then, the idea is to merge the information from these two modalities ECG and PCG, and hope for a better FHR estimation. More generally, this paper presents a multimodal Hidden Markov Model fusion method in which the state variable is extended by two new variables, which indicate whether the recorded observations of each modality correspond to the signal of interest (FHR), confusion with a competing signal (MHR) or noise. This formulation also enables to include information on the competing signal for a better estimation of the signal of interest. The proposed method is tested on a bank of simulated signals, representative of FHR patterns that can be observed in practice. The results obtained demonstrate the value of this multimodal fusion in improving the accuracy of the estimation, compared with the two modalities considered alone.

1 Introduction

Le rythme cardiaque fœtal (RCF) est, à ce jour, un des meilleurs indicateurs pour détecter une souffrance du fœtus au cours de la grossesse. Son suivi tout au long du travail et de l'accouchement permet une prise en charge rapide du fœtus en cas d'événements anormaux de ce RCF, et limite ainsi les complications. La cardiotocographie (CTG) est aujourd'hui la technique de référence, recommandée par la Fédération Internationale d'Obstétrique et de Gynécologie dans la majorité des prises en charge cliniques [1]. Basée sur une mesure à ultrasons, elle a l'avantage d'être non-invasive et facile d'utilisation, et sa précision est relativement bonne. Cependant, les défauts de cette technique, à savoir des pertes de signal fœtal et des confusions avec le rythme cardiaque maternel (RCM) [2], peuvent amener le personnel médical à engager un accouchement par césarienne par précaution, sans que cela soit réellement nécessaire au final.

Ceci a conduit à chercher d'autres méthodes de monitoring fœtal, parmi lesquelles, deux techniques non-invasives ont montré du potentiel et de bons résultats : l'électrocardiographie abdominale (ECG) [3] et la phonocardiographie abdominale (PCG) [4]. Mais, leur efficacité reste sensible au bruit et aux

confusions maternelles, et ces approches ne parviennent pas encore à dépasser les performances de la CTG.

En revanche, comme chacune des deux modalités repose sur des phénomènes physiques différents (activité électrique pour l'ECG et mécanique pour le PCG), les mauvaises estimations de RCF de chacune n'ont pas forcément lieu au même moment et les modalités peuvent donc se compléter. Une estimation multimodale du RCF est donc d'intérêt. Plusieurs articles [5, 6, 7, 8] proposent des algorithmes de fusion d'estimations de RCF. Parmi eux, Souriau *et. al* [7] ont proposé une chaîne de Markov cachée (HMM) qui permet d'effectuer une fusion bimodale entre estimations de RCF à partir d'ECG et de PCG. Cependant, des erreurs d'estimations existent toujours, notamment à cause de confusions maternelles dans les modalités étudiées. Dans cet article, une extension de la variable d'état cachée de ce HMM est donc proposée afin d'améliorer les performances de l'algorithme, en permettant par ailleurs d'exploiter l'information du RCM jusque là inutilisée. Les approches méthodologiques, existantes et étendues, sont décrites à la section 2 et ensuite évaluées sur une banque de signaux simulés, représentatifs de signaux réels de RCF. Les simulations et les analyses qualitative et quantitative des résultats sont présentées à la section 3. La section 4 conclut ce travail.

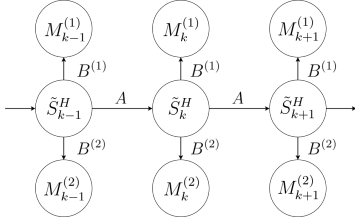


FIGURE 1 : Chaîne de Markov cachée bimodale [9].

2 Méthodologie

2.1 Fusion multimodale par HMM

Le but de cette section est d'estimer un signal S^H , inconnu, observé au travers de deux modalités $M^{(1)}$ et $M^{(2)}$. Pour réaliser cet objectif, dans [7], une chaîne de Markov bimodale estime pour chaque instant k le signal recherché S_k^H via la variable d'état $\tilde{S}_k^H$, en s'appuyant sur les observations des modalités $M^{(i)}$. L'intérêt de cette chaîne de Markov est qu'elle réduit les relations entre toutes les variables à seulement trois dépendances : pour chaque instant k , la valeur de $\tilde{S}_k^H$ ne dépend que de sa valeur précédente $\tilde{S}_{k-1}^H$ obéissant à la loi de transition $A = P(\tilde{S}_k^H | \tilde{S}_{k-1}^H)$, et les valeurs de $M_k^{(i)}$ ne dépendent que de la valeur de $\tilde{S}_k^H$, régies par les lois d'émissions $B^{(i)} = P(M_k^{(i)} | \tilde{S}_k^H)$. Ces paramètres A et $B^{(i)}$, invariants, sont déterminés à partir d'une base de données réelles [7]. Le graphe de cette chaîne de Markov cachée est présentée figure 1, où les flèches représentent les dépendances.

L'objectif de l'algorithme est de déterminer la meilleure estimation de S^H , en déterminant la meilleure suite $\{\tilde{S}_k^H\}_{k \in \{0, \dots, T\}}$ telle que $\hat{S}_{0:T}^H = \arg\max_{\tilde{S}_{0:T}^H} P(\tilde{S}_{0:T}^H | M_{0:T}^{(1)}, M_{0:T}^{(2)})$. Pour cela, l'algorithme de Vi-

terbi [9] considère $\mu(\tilde{S}_k^H) = \max_{\tilde{S}_{0:k-1}^H} P(\tilde{S}_{0:k}^H, M_{0:k}^{(1)}, M_{0:k}^{(2)})$, qui s'écrit [8] :

$$\mu(\tilde{S}_k^H) = \max_{\tilde{S}_{k-1}^H} \left\{ P(\tilde{S}_k^H | \tilde{S}_{k-1}^H) \mu(\tilde{S}_{k-1}^H) \right\} \times P(M_k^{(1)} | \tilde{S}_k^H) P(M_k^{(2)} | \tilde{S}_k^H). \quad (1)$$

La valeur de $\mu(\tilde{S}_0^H)$ est initialisée à l'aide d'une distribution estimée $P(\tilde{S}_0^H)$, de $\tilde{S}^H$ à l'instant $k = 0$:

$$\mu(\tilde{S}_0^H) = P(\tilde{S}_0^H) P(M_0^{(1)} | \tilde{S}_0^H) P(M_0^{(2)} | \tilde{S}_0^H). \quad (2)$$

La variable intermédiaire $\Psi_{\tilde{S}_k^H, k}$ est définie par

$$\Psi_{\tilde{S}_k^H, k} = \arg\max_{\tilde{S}_{k-1}^H} \left\{ P(\tilde{S}_k^H | \tilde{S}_{k-1}^H) \mu(\tilde{S}_{k-1}^H) \right\}, \quad (3)$$

où $\mu(\tilde{S}_k^H)$ est obtenue par la formule récursive (1). En partant de la valeur finale $\hat{S}_T^H$, obtenue par $\hat{S}_T^H = \arg\max_{\tilde{S}_T^H} \{\mu(\tilde{S}_T^H)\}$,

l'estimation de S_k^H aux différents instants k est alors obtenue par rétro-propagation telle que

$$\hat{S}_k^H = \Psi_{\hat{S}_{k+1}^H, k+1}, \quad (4)$$

à partir $k = T - 1$ jusqu'à $k = 0$. Dans cet algorithme, noté 'Fusion [7]' par la suite, ne permet pas la distinction de l'origine des observations $M^{(i)}$ (bruit ou signal d'intérêt par exemple). Un nouvel algorithme est alors proposé.

2.2 Variable d'état étendue pour fusion par HMM

Une variable d'état étendue est donc introduite dans le HMM, pour prendre en compte trois types d'observations différentes, suivant que l'on observe 1/ le signal d'intérêt S_k^H , à une imprécision près notée $N_k^{(i)}$; 2/ un signal concurrent S_k^C à un bruit près $N_k^{(i)}$; ou 3/ seulement un bruit $N_k^{(i)}$:

$$M_k^{(i)} \sim \mathcal{L}^{(i)} = \begin{cases} \mathcal{L}_H^{(i)}, & \text{si } M_k^{(i)} = S_k^H + N_k^{(i)} \\ \mathcal{L}_C^{(i)}, & \text{si } M_k^{(i)} = S_k^C + N_k^{(i)} \\ \mathcal{L}_N^{(i)}, & \text{si } M_k^{(i)} = N_k^{(i)} \end{cases}. \quad (5)$$

Il est donc proposé d'étendre la variable d'état $\tilde{S}^H$, à la manière d'un triplet de Markov [10], en ajoutant deux nouvelles variables $Z^{(1)}$ et $Z^{(2)}$, telles que

$$\underline{X}_k = (\tilde{S}_k^H, Z_k^{(1)}, Z_k^{(2)}) \quad (6)$$

où $Z_k^{(i)} \in \{H, C, N\}$ désigne à quelle situation (5) l'observation $M_k^{(i)}$ est soumise : $M_k^{(i)} \sim \mathcal{L}^{(i)} = \mathcal{L}_{Z_k^{(i)}}^{(i)}$. L'ancienne loi d'émission devient alors, selon les $Z_k^{(i)}$,

$$P(M_k^{(i)} | \tilde{S}_k^H) = \sum_{Z_k^{(i)} \in \{H, C, N\}} P(Z_k^{(i)}) \mathcal{L}_{Z_k^{(i)}}^{(i)}, \quad (7)$$

où $\mathcal{L}_{Z_k^{(i)}}^{(i)} = P(M_k^{(i)} | \tilde{S}_k^H, Z_k^{(i)})$. De plus, comme $\tilde{S}_k^H, Z_k^{(1)}$ et $Z_k^{(2)}$ sont indépendantes, l'équation (1) peut se réécrire

$$\begin{aligned} \mu(\underline{X}_k) = \max_{\underline{X}_{k-1}} & \left\{ \mu(\underline{X}_{k-1}) P(\tilde{S}_k^H | \tilde{S}_{k-1}^H) \right. \\ & \times P(Z_k^{(1)} | Z_{k-1}^{(1)}) P(Z_k^{(2)} | Z_{k-1}^{(2)}) \left. \right\} \\ & \times P(M_k^{(1)} | \tilde{S}_k^H, Z_k^{(1)}) P(M_k^{(2)} | \tilde{S}_k^H, Z_k^{(2)}). \end{aligned} \quad (8)$$

Il est possible d'en faire de même pour les équations (2) à (4).

L'avantage de cette méthode est de pouvoir apporter des précisions selon la nature des estimations. En particulier, lorsque $Z^{(i)} = C$, c'est-à-dire quand une modalité présente une confusion avec le signal concurrent S^C , la nouvelle sous-loi $\mathcal{L}_C^{(i)} = P(M_k^{(i)} | \tilde{S}_k^H, C)$ ne dépend plus de S^H , mais de S^C . Si une référence fiable de S_k^C , notée W_k est disponible, alors cette sous-loi devient $\mathcal{L}_C^{(i)} = P(M_k^{(i)} | W_k, C)$. Lorsque cette information W sur le signal concurrent est utilisée, l'algorithme est noté FuSE_{conc}. En revanche, si cette information W n'est pas utilisée, l'algorithme est nommé FuSE. Pour une implémentation en temps réel, la phase de rétro-propagation sera ignorée, avec pour tout k , le rythme retenu $\hat{S}_k^H$ sera déterminé grâce à

$$(\hat{S}_k^H, \hat{Z}^{(1)}, \hat{Z}^{(2)}) = \hat{\underline{X}}_k = \arg\max_{\underline{X}_k} \{\mu(\underline{X}_k)\}. \quad (9)$$

3 Résultats

3.1 Constitution de la base de données simulées

Pour valider nos propositions algorithmiques FuSE and FuSE_{conc}, une base de données de simulation a été créée à

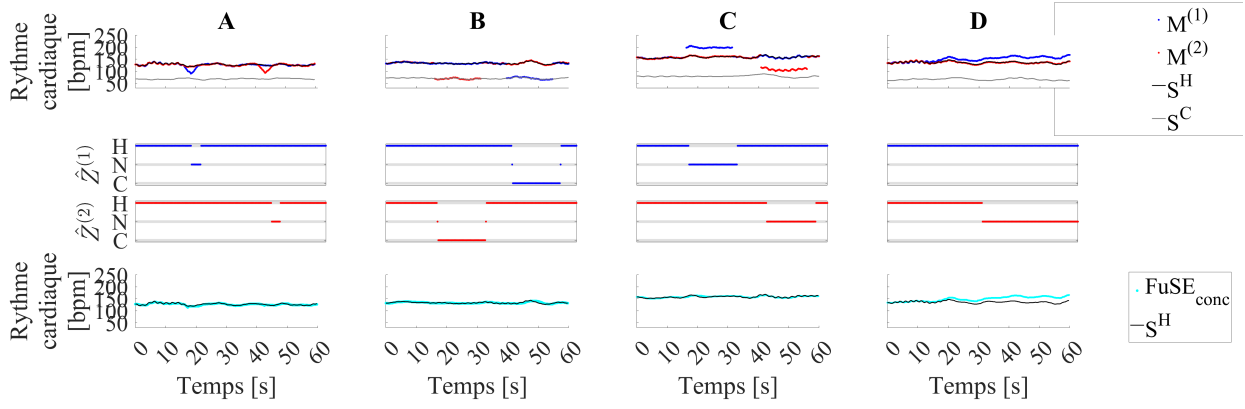


FIGURE 2 : Quatre exemples de la base de simulation, représentatifs des 4 cas (A,B,C,D) d'erreurs possibles pour les modalités. En haut, les modalités 1 et 2 sont tracées en bleu et rouge, tandis que la référence S^H et le signal concurrent S^C sont tracés en noir et gris. Au milieu, les variables $Z^{(i)}$ sont affichées à leur valeur H, C ou N, en bleu et en rouge selon la modalité. En bas, l'estimation de l'état cherché par l'algorithme $\text{FuSE}_{\text{conc}}$ est tracée en cyan et comparée à la référence en noir.

partir de FECGSYN [11], qui est une plateforme ouverte de référence dans le domaine de l'ECG foetal. Cette boîte à outils permet la génération de rythmes cardiaques foetaux (RCF) physiologiquement plausibles. Cette base de données de test est constituée de 4000 signaux RCF d'une durée d'une minute, échantillonnés à 4Hz, générés par la fonction *rrprocess*. Cette fonction est paramétrée par 8 paramètres, qui règlent la variabilité physiologique de la fréquence cardiaque. Quatre correspondent à des paramètres spectraux, choisis fixes, ($\text{flo}=0,05\text{Hz}$, $\text{fhi}=0,4\text{Hz}$, $\text{fhstd}=0,01\text{Hz}$ et $\text{ratio lfhr}=10$). Les quatre autres sont tirés aléatoirement pour chaque signal, de manière uniforme, sur des intervalles prédéfinis : RCF moyen ($\text{hrmean} \in [110-160]\text{bpm}$), écart-type du RCF ($\text{hrstd} \in [2-10]\text{bpm}$), écart-type ($\text{flostd} \in [0,01-0,1]\text{Hz}$), et $\text{sfr} \in [1,5-2,5]$. Ces RCF simulés sont utilisés comme les états de référence S^H à déterminer. En parallèle, pour chaque RCF, un rythme cardiaque maternel a été généré de façon similaire, pour représenter le signal concurrent S^C qui peut conduire les modalités à faire des confusions. Pour la simulation des RCM, seuls deux paramètres sont modifiés ($\text{hrmean} : [60-80]\text{bpm}$, $\text{hrstd} : [2-6]\text{bpm}$).

Les modalités $M^{(1)}$ et $M^{(2)}$ sont ensuite construites à partir des signaux RCF considérés de référence (S^H), en introduisant des erreurs d'estimation. Tout d'abord, pour modéliser les légères imprécisions de mesure des différentes modalités, une marche aléatoire est ajoutée à la référence : $M_k^{(i)} = S_k^H + \Delta_k$, où $\Delta_k = \Delta_{k-1} + \delta_k$, avec δ_k tirée aléatoirement entre $\{-1, 0, 1\}$, et $\Delta_k \leq 3$. Ensuite, des artefacts supplémentaires sont ajoutés équitablement à chaque modalité, selon 4 cas différenciés, illustrés sur la figure 2, où chaque colonne représente un cas, avec sur la première ligne, en noir la référence S^H , en gris le signal concurrent S^C , et en bleu et rouge les modalités $M^{(1)}$ et $M^{(2)}$.

Le cas A ajoute une accélération jusqu'à une augmentation de 30 battements par minutes (bpm) puis une décélération (ou inversement) jusqu'au rythme initial (durée totale de 10 secondes), à un moment aléatoire du signal.

Le cas B impose, par modalité, sur 15 secondes, choisies aléatoirement, une confusion avec le signal concurrent S^C .

Le cas C abaisse ou augmente chaque RCF observé d'une valeur comprise entre 30 et 60 bpm pendant une période de 15 secondes, choisie aléatoirement.

Le cas D choisit une modalité au hasard et remplace sa

précédente marche aléatoire bornée à 3 bpm, par une marche aléatoire bornée à 60 bpm. Cette situation représente une modalité dont le tracé est plausible d'un point de vue physiologique, mais qui contredit l'autre modalité ainsi que la référence.

3.2 Résultats qualitatifs

Pour chacun des cas (colonnes de la figure 2), un exemple de résultat de l'algorithme $\text{FuSE}_{\text{conc}}$ est présenté en cyan sur la dernière ligne, avec à nouveau la référence S^H en noir. La ligne du milieu de la figure indique l'état dans lequel les échantillons de chacune des modalités sont classifiés. Pour les situations A, B et C, l'estimation par l'algorithme est correcte, puisque le résultat obtenu est très proche de la référence. En effet, les modalités présentant des discontinuités (cas C) ou des variations trop brusques (cas A) sont pénalisées et sont classifiées comme du bruit ($\hat{Z}^{(i)} = N$). Pour le cas B, l'inclusion de l'information du signal concurrent S^C permet de repérer sans ambiguïté les confusions des modalités avec ce signal. En revanche, le cas D est plus difficile. En effet, dans l'exemple donné, la modalité 1 est choisie pour diverger de la référence. Au début de la simulation, les deux modalités sont proches, ce qui amène l'algorithme à considérer que celles-ci mesurent la même valeur à une petite imprécision près, et fait la moyenne des deux modalités. Par contre, lorsque l'écart devient plus conséquent, l'algorithme fait face à deux informations contradictoires, qu'il n'est pas en mesure de discriminer d'un point de vue physiologique, car celles-ci possèdent globalement les mêmes variations. Bien que fausse, la modalité 1 est ici privilégiée.

3.3 Résultats quantitatifs

Pour analyser les performances des algorithmes sur la base complète de données simulées, le taux de bonne concordance (RGA, Ratio of Good Agreement) est considéré pour mesurer le nombre d'estimations $\hat{S}_k^H$ dont l'écart à la valeur de la référence S_k^H est inférieure à 12,5 bpm (selon des critères de variabilité clinique) :

$$\text{RGA} = \text{card}\{k, |\hat{S}_k^H - S_k^H| \leq 12,5 \text{ bpm}\} / N \times 100 \quad (10)$$

où N est le nombre d'échantillons du signal.

TABLE 1 : Performances des algorithmes sur données simulées, selon le Ratio of Good Agreement (RGA), qui correspond à la fiabilité des estimations par rapport à la référence. Les différents cas A,B,C,D, sont considérés individuellement, puis globalement. De haut en bas : RGA moyen des modalités ($M^{(i)}$) individuellement ; pourcentage d’instant où les deux modalités sont correctes simultanément ($M^{(1)} \& M^{(2)}$), et celui où au moins une des deux modalités est correcte ($M^{(1)} \cup M^{(2)}$) ; RGA moyens des méthodes de fusion, Fusion [7], FuSE et FuSE_{conc}. Les écart-types associés sont aussi affichés. En gras sont indiqués, pour chaque colonne, les meilleurs résultats de fusion entre les 3 algorithmes.

RGA (%)	Cas A	Cas B	Cas C	Cas D	Global
$M^{(1)}$	94 ± 0	74 ± 0	74 ± 0	92 ± 16	83 ± 13
$M^{(2)}$	94 ± 0	74 ± 0	74 ± 0	91 ± 17	83 ± 13
$M^{(1)} \& M^{(2)}$	89 ± 1	57 ± 9	56 ± 9	85 ± 21	72 ± 20
$M^{(1)} \cup M^{(2)}$	99 ± 1	91 ± 9	91 ± 9	99 ± 0	95 ± 7
Fusion [7]	100 ± 1	93 ± 10	83 ± 19	95 ± 13	93 ± 14
FuSE	99 ± 2	89 ± 12	85 ± 14	95 ± 12	92 ± 12
FuSE _{conc}	99 ± 2	100 ± 1	89 ± 11	95 ± 13	96 ± 10

Quatre groupes de 1000 signaux sont respectivement attribués aux quatre cas A,B,C,D. Pour chacun de ces groupes, puis sur l’ensemble des 4000 signaux, le tableau 1 présente les valeurs de RGA moyen pour chacune des modalités $M^{(i)}$, ainsi que le RGA moyen des algorithmes de fusion Fusion [7] (Sec. 2.1), FuSE, et FuSE_{conc} (Sec. 2.2).

Les résultats (Tableau 1) montrent que les 3 méthodes de fusion permettent bien une meilleure estimation du RCF que pour chaque modalité prise individuellement ($M^{(i)}$), et quel que soit le cas considéré (A à D). Sur l’ensemble des simulations (Tableau 1, colonne Global), la méthode FuSE_{conc} permet la meilleure estimation de RCF avec un RGA de 96% contre 93% pour Fusion [7] et 92% pour FuSE. Plus précisément, FuSE_{conc} améliore significativement les résultats dans les cas B et C et donne des résultats similaires aux 2 autres méthodes de fusion dans les cas A et D. Il est à noter que, comme attendu, la fusion multimodale permet d’exploiter d’une part la redondance d’informations présentes dans chacune des modalités prises séparément (ligne $M^{(1)} \& M^{(2)}$, pourcentage d’instant où les deux modalités sont correctes simultanément) : la fusion permet une estimation correcte du RCF sans que les 2 modalités fournissent un RCF correct simultanément. D’autre part, la complémentarité des 2 modalités est également exploitée puisque la fusion approche ou dépasse les performances (ligne $M^{(1)} \cup M^{(2)}$, pourcentage d’instant où au moins une des deux modalités est correcte) dès lors que l’une ou l’autre des modalités est une bonne estimation du RCF individuellement.

4 Discussion et conclusion

Dans cette étude, une extension de la variable d’état d’un HMM a été proposée pour une fusion de 2 modalités (méthode FuSE). A chaque modalité, une nouvelle variable classe l’observation correspondante en signal recherché S^H , signal concurrent S^C ou bruit. En complément, cet état étendu permet

d’utiliser une référence du signal concurrent S^C pour mieux détecter les confusions avec ce signal (méthode FuSE_{conc}). Ces algorithmes ont été testés sur une large base de données de rythme cardiaque foetal (RCF), contenant quatre types d’artefacts différents sur les modalités, couramment rencontrés en situations réelles. Les résultats ont montré l’amélioration des performances par l’algorithme FuSE_{conc} : la méthode tire parti de la redondance et complémentarité des modalités, ainsi que de l’information relative au rythme cardiaque maternel prise en compte dans la fusion. En termes de perspectives, l’algorithme doit maintenant être validé sur des données réelles acquises en conditions cliniques. Sur le plan méthodologique, une modification des variables $Z^{(i)}$ est envisagée, pour intégrer un niveau de confiance dans leur classification.

Références

- [1] D. A. de CAMPOS, C. Y. SPONG et E. CHANDRAHARAN, « FIGO consensus guidelines on intrapartum fetal monitoring : Cardiotocography », *International Journal of Gynecology & Obstetrics*, vol. 131, no. 1, p. 13–24, 2015.
- [2] K. BHOGAL et J. REINHARD, « Maternal and fetal heart rate confusion during labour », *British Journal Midwifery*, vol. 18, no. 7, p. 424–428, 2010.
- [3] R. KAHANKOVA, R. MARTINEK, R. JAROS, K. BEHBEHANI, A. MATONIA, M. JEZEWSKI et J. A. BEHAR, « A Review of Signal Processing Techniques for Non-Invasive Fetal Electrocardiography », *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 13, p. 51–73, 2020.
- [4] R. KAHANKOVA, M. MIKOLASOVA, R. JAROS, K. BARNOVA, M. LADROVA et R. MARTINEK, « A Review of Recent Advances and Future Developments in Fetal Phonocardiography », *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 16, p. 653–671, 2023.
- [5] B. KASAP, K. VALI, W. QIAN, M. SAFFARPOUR, R. FOWLER et S. GHIASI, « Robust Fetal Heart Rate Tracking through Fetal Electrocardiography (ECG) and Photoplethysmography (PPG) Fusion * », in *Int Conf of the IEEE Eng in Med & Biol Soc (EMBC)*, p. 1–4, 2023.
- [6] A. SHOKOUHMAND, C. ANTOINE, B. K. YOUNG et N. TAVASSOLIAN, « Multi-modal Framework for Fetal Heart Rate Estimation : Fusion of Low-SNR ECG and Inertial Sensors », in *Int Conf of the IEEE Engineering in Med & Biol Soc (EMBC)*, p. 7166–7169, 2021.
- [7] R. SOURIAU, J. F. JALLON et B. RIVET, « Fusion of estimations from two modalities using the Viterbi’s algorithm : application to fetal heart rate monitoring. », in *ESANN*, 2021.
- [8] R. SOURIAU, J. FONTECAVE-JALLON et B. RIVET, « Fetal heart rate monitoring by fusion of estimations from two modalities : A modified Viterbi’s algorithm », *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 80, p. 104405, 2023.
- [9] L. RABINER, « A tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition », *Proceedings of the IEEE*, vol. 77, no. 2, p. 257–286, 1989.
- [10] W. PIECZYNSKI, « Multisensor triplet markov chains and theory of evidence », *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 45, no. 1, p. 1–16, 2007.
- [11] J. BEHAR, F. ANDREOTTI, S. ZAUNSEDER, Q. LI, J. OSTER et G. D. CLIFFORD, « An ECG simulator for generating maternal-foetal activity mixtures on abdominal ECG recordings », *Physiological Measurement*, vol. 35, no. 8, p. 1537, 2014.