



**HAL**  
open science

## Prédiction d'un accouchement imminent par classification des électrohystérogrammes associés aux contractions

Blanche Texier, Catherine Marque, Dan Istrate, Imad Rida, Vincent Zalc

► **To cite this version:**

Blanche Texier, Catherine Marque, Dan Istrate, Imad Rida, Vincent Zalc. Prédiction d'un accouchement imminent par classification des électrohystérogrammes associés aux contractions. JETSAN 2021 - Colloque en Télésanté et dispositifs biomédicaux - 8ème édition, Université Toulouse III - Paul Sabatier [UPS], May 2021, Toulouse, Blagnac, France. 10.34746/hpx9-g607 . hal-03501207

**HAL Id: hal-03501207**

**<https://hal.science/hal-03501207>**

Submitted on 23 Dec 2021

**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.

# Prédiction d'un accouchement imminent par classification des électrohystérogrammes associés aux contractions

B. Texier, C. Marque, D. Istrate, I. Rida, V. Zalc

Université de technologie de Compiègne, CNRS, Biomécanique et Bioingénierie, Centre de recherche Royallieu - CS 60 319 - 60 203 Compiègne Cedex

[blanche.texier@etu.utc.fr](mailto:blanche.texier@etu.utc.fr), {[catherine.marque](mailto:catherine.marque@etu.utc.fr), [dan.istrate](mailto:dan.istrate@etu.utc.fr), [imad.rida](mailto:imad.rida@etu.utc.fr), [vincent.zalc](mailto:vincent.zalc@etu.utc.fr)}@utc.fr

## Abstract -

Dans cet article, nous présentons les performances de deux outils de classification appliqués pour la première fois aux EHG - SRC (Sparse Representation for Classification) et SDR (Sparse Dense Representation) - que nous comparons à un outil plus classique : SVM (Support Vector Machine). L'objectif est de choisir le meilleur outil de classification pour la prédiction de l'accouchement imminent (dans les 2 semaines qui suivent l'enregistrement des signaux), à partir de descripteurs extraits de l'EHG. Nous avons aussi testé deux approches simples de fusion d'information (fusion de données ou de décisions) afin de prendre une décision unique concernant un enregistrement, à partir de toutes les contractions qu'il contient. Même si SVM présente globalement les meilleures performances, on constate que SRC présente une bonne sensibilité pour les patientes à risque. De plus, le choix de la méthode de décision semble influencer la méthode de classification : SRC présente de meilleures performances avec la moyenne des descripteurs, SVM avec la fusion des décisions. Des travaux complémentaires sont nécessaires pour valider ces travaux sur une base de données plus importante avant de pouvoir l'utiliser un système de surveillance à domicile dédié à la détection précoce des accouchements prématurés.

**Keywords:** *Electrohystérogramme, prédiction accouchement prématuré, classification.*

## I. INTRODUCTION

Un accouchement est dit prématuré lorsque celui-ci a lieu avant 37 semaines d'aménorrhée [1]. Chaque année, la prématurité concerne environ 1 million de naissances dans le monde dont 44 000 en France. Malgré les avancées médicales, le taux d'accouchements prématurés reste stable à environ 8% des naissances dans les pays développés, ce qui démontre la grande difficulté du corps médical à détecter suffisamment tôt les naissances prématurées.

Aujourd'hui, les cliniciens rencontrent encore des difficultés à prédire un accouchement prématuré suffisamment tôt pour

administrer des tocolytiques à la mère afin de retarder l'échéance. Ainsi, par prudence, les femmes enceintes dites à risque sont hospitalisées, avec au bout du compte environ 30% de ces femmes seulement qui accouchent prématurément.

L'objectif de cet article est d'optimiser un système de traitement des électrohystérogrammes (EHG) afin de mieux prédire l'imminence d'un accouchement. Dans cette étude, les EHG seront classifiés comme accouchement imminent (IL-Imminent Labor), si la femme a accouché dans les 2 semaines qui ont suivi la mesure des EHG, ou grossesse normale (P-pregnancy) autrement.

## II. TRAVAUX PRECEDENTS

Dans les travaux précédents, il a été démontré que l'électrohystérogramme (EHG) permettait de rendre compte de l'activité contractile de l'utérus en mettant en évidence les bouffées d'activité électrique reliés aux contractions [2,3]. D'autres études ont montré que ces bouffées électriques ont des caractéristiques différentes si elles correspondent à des contractions de grossesse ou à des contractions d'accouchement [4-7]. Plus récemment, pour ces contractions de grossesse, des paramètres ont été extraits du signal pour différencier des contractions de grossesse normale de celles amenant à un accouchement imminent (dans les 2 semaines après la mesure) [8-10].

Dans cette étude, nous cherchons à optimiser ce processus de traitement des EHG recueillis pendant la grossesse, sur deux bases de données différentes, afin d'améliorer la reconnaissance des contractions amenant à un accouchement imminent.

## III. METHODOLOGIE

Le schéma bloc de notre système de traitement est présenté en Figure 1. Il comprend plusieurs étapes, depuis l'acquisition du signal EHG jusqu'à la classification des contractions.

### A. Recueil de l'EHG

Les signaux utilisés dans ces travaux ont été enregistrés suivant un protocole défini en [11]. Chaque enregistrement comporte les signaux recueillis par 16 électrodes positionnées

sur l'abdomen de la femme enceinte, ainsi que le signal du tocodynamomètre qui permet d'avoir une référence sur la présence de contractions.

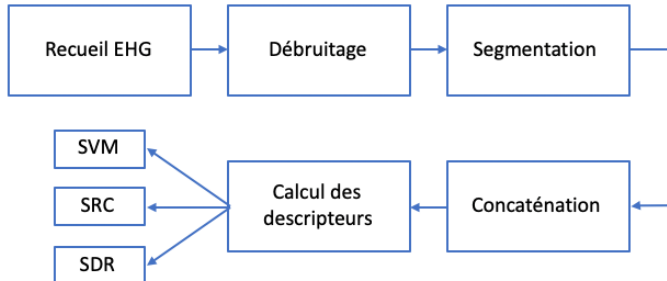


Figure 1. Schéma bloc du traitement de l'EKG pour la prédiction d'un accouchement imminent

On dispose de deux bases de données : l'une recueillie en Islande (Landspítali University Hospital, Reykjavik) [11] et l'autre au Centre de gynécologie Obstétrique du CHU d'Amiens [8]. Le protocole de recueil est identique pour les deux bases, mais les caractéristiques des femmes enceintes diffèrent : les femmes de la base Islandaise ont été enregistrées lors de leur suivi normal de grossesse et ont accouché à terme, alors que les femmes de la base d'Amiens étaient hospitalisées pour grossesse à risque et 42% d'entre elles ont accouché prématurément ; les autres ont accouché à terme.

Les enregistrements sont classés en fonction de l'écart entre la date d'enregistrement et la date d'accouchement de la patiente. On obtient donc, pour les deux bases, 136 enregistrements au total, dont 32 à moins de deux semaines de l'accouchement (32 Imminent Labors, IL) et 104 entre deux et vingt-cinq semaines (104 Pregnancies, P).

### B. Pré-Traitement des signaux

Ce prétraitement comprend 3 étapes :

- Un filtrage passe-bande de type Butterworth avec une bande passante [0,2 ; 3] Hz, suivi d'un débruitage réalisé avec la méthode EMD-CCA (Empirical Mode Decomposition – Canonical Correlation Analysis) [10].
- La segmentation des signaux EHG afin d'identifier les bouffées de signal associées aux contractions [9].
- La concaténation des contractions segmentées afin d'améliorer le calcul des descripteurs [9].

### C. Calcul des descripteurs

Afin de classifier les contractions, nous avons choisi d'utiliser les dix descripteurs suivants, préalablement identifiés comme optimaux pour la différenciation des contractions [9, 12] : DFA (detrended fluctuation analysis) monopolaire ; VarEn (Variance de l'entropie) monopolaire ; MPF (fréquence moyenne)

Monopolaire ; DFA bipolaire (Horizontale et verticale) ; MPF monopolaire (Horizontale et verticale) ; Coefficient H2 (corrélation non-linéaire) bipolaire (Horizontal et vertical) ; Mod\_ApEn (Modified Approximate Entropy) monopolaire.

Ces descripteurs sont calculés sur des fenêtres glissantes appliquées aux signaux concaténés [9]. Chaque enregistrement est caractérisé par une suite de vecteurs de descripteurs de dimension 10. Le nombre de vecteurs associé à chaque enregistrement dépend de ce fait du nombre de fenêtres glissantes, et donc de la taille du signal enregistré.

### D. Classification

Pour la classification des contractions, nous disposons de deux catégories : Imminent Labour (IL) et Pregnancy (P). Pour l'évaluation du système nous avons utilisé une méthode de type 5-Fold (répétition 5 fois de l'évaluation), qui implique un ratio de 80% des données pour l'apprentissage et de 20% pour le test. Afin d'avoir des classes équilibrées nous avons utilisé la méthode SMOTE [9].

Nous avons choisi de comparer 3 méthodes de classification : une méthode classique SVM (Support Vector Machine) [13], deux méthodes plus récentes encore jamais utilisées sur les EHG : une méthode parcimonieuse, SRC (Sparse Representation for Classification) [14,15] et l'autre basée sur des dictionnaires, SDR (Sparse Dense Representation) [16,17].

Le **classifieur SRC** cherche à trouver une représentation parcimonieuse qui permet de mieux représenter les données en se basant sur un dictionnaire D qui contient les données d'apprentissage (ici les paramètres).

La formule principale utilisée est la suivante :

$$\min_{\alpha} (0.5 * \|P - \alpha D\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1)$$

avec :  $\alpha$  – représentation parcimonieuse,  
 $P$  – l'échantillon à classifier,  
 $\|\cdot\|_2$  – norme euclidienne,  
 $\|\cdot\|_1$  – valeur absolue,  
 $\lambda$  – paramètre contrôlant un compromis en erreur de reconstruction et parcimonie.

Le dictionnaire D est composé de D1 et D2 contenant les données de chaque classe. Puis on calcule les distances  $\alpha D1$  et  $\alpha D2$ . La classe affectée à l'exemple de test P est le numéro du dictionnaire qui minimise la reconstruction.

La méthode **SDR** essaye de séparer l'information spécifique à une classe des autres informations non pertinentes pour la classification. Pour cela, on apprend deux dictionnaires A et B. Le premier contient l'information discriminante pour la

classification. Quant au deuxième, il permet de supprimer le bruit qui influence la classification.

Étant donné que l'information non spécifique à une classe (B) ne permet pas de faire une bonne classification, la représentation qui est donnée est dense ; tandis que l'information spécifique à une classe (A) est discriminante, la représentation qui est donnée est parcimonieuse. On obtient donc une représentation hybride qui est à la fois dense et parcimonieuse.

Nous avons donc choisi de tester, en plus des méthodes classiquement utilisées dans la littérature comme les SVM, d'autres techniques plus récentes basées sur des approches d'apprentissage de représentation. Ces approches sont adaptées aux faibles quantités de données.

D'un point de vue clinique, la décision du système doit être prise pour chaque enregistrement d'une femme, à partir des N fenêtres contenues dans cet enregistrement. Nous avons choisi deux approches pour fusionner les informations issues de ces N fenêtres :

- La fusion des espaces de représentation, en calculant la moyenne de chaque descripteur sur les N fenêtres, avant la classification. Nous avons donc pour chaque enregistrement un seul vecteur en entrée de la classification, donc une seule décision - **moyenne**
- La fusion des décisions, en classifiant les N fenêtres et en calculant le vote majoritaire sur les N décisions obtenues – **VM**

#### E. Métriques d'évaluation

L'évaluation des performances des 3 méthodes de classification, combinées aux 2 approches de fusion, est effectuée grâce aux métriques classiques suivantes :

$$\text{précision} = \frac{(VP + VN)}{(VP + VN + FP + FN)}$$

$$\text{sensibilité} = \frac{VP}{VP + FN}$$

$$\text{spécificité} = \frac{VN}{VN + FP}$$

$$\text{fausses alarmes} = \frac{FP}{FP + VN}$$

Avec : VP : vrais positifs,  
VN : vrais négatifs,  
FP : faux positifs,  
FN : faux négatifs.

## IV. RESULTATS

Les tableaux 1 et 2 présentent les résultats obtenus sur l'ensemble des deux bases en utilisant respectivement la moyenne des descripteurs sur toutes les fenêtres (Tableau I) et le vote majoritaire (Tableau II). Les meilleurs résultats obtenus pour chaque catégorie sont indiqués en gras.

Tableau I. Résultats pour l'ensemble des 2 bases, obtenus avec la moyenne des descripteurs

IL	Sensibilité	Spécificité	Précision	Fausses alarmes
SRC_moyenne	<b>75.6%</b>	74.0%	74.8%	26.0%
SVM_moyenne	69.9%	<b>84.8%</b>	<b>77.7%</b>	<b>15.2%</b>
SDR_moyenne	57.9%	78.3%	73.0%	21.7%

Tableau II. Résultats pour l'ensemble des 2 bases, obtenus avec le vote majoritaire

IL	Sensibilité	Spécificité	Précision	Fausses alarmes
SRC_VM	72.6%	66.7%	70.5%	33.3%
SVM_VM	<b>88.9%</b>	<b>78.9%</b>	<b>84.3%</b>	<b>21.1%</b>
SDR_VM	59.1%	75.6%	67.4%	24.4%

On constate que SVM présente en général les meilleures performances, que ce soit avec les moyennes ou le vote majoritaire. Cependant, SRC présente les meilleures performances en termes de sensibilité quand on utilise la moyenne des descripteurs. Nous avons de plus constaté, sur une analyse séparée des deux bases, que SRC donne globalement une meilleure sensibilité sur les patientes à risque (base de données d'Amiens), avec cependant beaucoup de fausses alarmes.

## V. DISCUSSION ET PERSPECTIVES

Les résultats que nous obtenons dans cette étude améliorent les performances de l'étude précédente [9] qui présentait une sensibilité de 80.7 %, une spécificité de 76.3 % et une précision de 76.2 %. Cependant, ces résultats concernaient la prédiction d'un accouchement dans la semaine qui suit l'accouchement, sur la base de données de femmes à risque uniquement. Il est donc difficile de comparer directement les résultats des deux études.

La première limitation de notre étude concerne le faible nombre de signaux disponibles. En effet, même si la base de données présente un nombre d'enregistrement conséquents (136 femmes enregistrées), nous ne disposons que de 32 enregistrements dans la classe IL. Il faudrait donc dans un

premier temps augmenter la base de données pour valider ou infirmer ces résultats. Une base de données plus importante, ou tout au moins plus équilibrée, nous permettrait aussi de nous affranchir de l'utilisation du SMOTE, qui peut aussi influencer les résultats.

Cependant, ces résultats mettent en évidence certains points importants :

L'utilisation de toutes les contractions disponibles pour prendre une décision sur un enregistrement donné nécessite la fusion d'informations. Nous avons ici choisi d'aborder ce problème par deux méthodes différentes simples : fusion des données (moyenne des descripteurs), ou fusion des décisions (vote majoritaire). Le choix de la méthode de fusion semble avoir une influence sur les performances des méthodes. Même si SVM donne globalement les meilleurs résultats, quelle que soit la méthode de fusion, SRC présente une meilleure sensibilité avec la fusion des descripteurs. SRC présente aussi de meilleures performances sur les patientes à risque. On peut donc envisager ultérieurement d'utiliser une combinaison des 2 méthodes de classification pour la prise de décision sur les deux types de population (grossesses normales, grossesses à risque), avec éventuellement d'autres méthodes de fusion.

Nous pourrions aussi tester, avec ces deux approches de fusion, les performances des réseaux de neurones sur ces données. En effet, les réseaux de neurones ont prouvé leur utilité pour différencier les contractions de grossesse et les contractions d'accouchement. Mais ils n'ont pas encore été utilisés pour prédire l'imminence d'un accouchement.

## VI. CONCLUSION

Dans cet article, nous avons présenté les performances de deux outils de classification appliqués pour la première fois aux EHG - SDR et SRC - que nous avons comparés à un outil plus classique : SVM. L'objectif étant de choisir le meilleur pour la prédiction de l'accouchement imminent à partir de descripteurs extraits de l'EHG. Même si SVM présente globalement les meilleures performances, on constate que SRC présente une bonne sensibilité pour les patientes à risque.

Nous avons aussi testé deux méthodes de fusion d'information (fusion de données ou de décisions) afin de prendre une décision unique concernant un enregistrement, à partir de toutes les contractions/fenêtres qu'il contient. Le choix de la méthode de décision semble influencer la méthode de classification : SRC présente de meilleures performances avec la moyenne des descripteurs, SVM avec la fusion des décisions.

Toutes ces approches nécessitent d'être validées ou infirmées sur une base de données plus importante, afin de s'affranchir du problème du déséquilibre des classes auquel nous avons été confrontés dans cette étude.

Nous espérons ainsi améliorer le développement d'un système de surveillance à domicile des grossesses à risque, où

l'enregistrement des EHG serait fait quotidiennement au domicile de la femme enceinte, et la décision prise dans un centre de traitement centralisé après transmission des informations recueillies. Ce système devrait permettre de détecter précocement (au moins 2 semaines à l'avance) la survenue d'un accouchement prématuré. Ce délai permettra aux cliniciens d'adapter le traitement de la femme, pour reculer si possible le travail et préparer le fœtus immature à une naissance prématurée.

## REMERCIEMENTS

Les auteurs tiennent à remercier toutes les femmes enceintes qui ont partagé ce moment privilégié que représente une grossesse pour permettre les enregistrements d'EHG, ainsi que toutes les personnes qui les ont réalisés, à Reykjavik ou à Amiens.

## REFERENCES

- [1] <https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/preterm-birth>
- [2] Khalil M., Duchêne J., Marque C. Detection and isolation of multiple events in non stationary signal by multiscale decomposition. Application to uterine EMG. Intelligent Engineering systems through artificial neural networks, 7, 691-696, 1997, ASME press, USA
- [3] Tylcz J.-B., Muszynski C., Dauchet J., Istrate D., Marque C. An Automatic Method for the Segmentation and Classification of Imminent Labor Contraction from Electrohysterograms. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2020, 67 (4): 1133-1141.
- [4] Marque, C. K., Terrien, J., Rihana, S., & Germain, G. (2007, June). Preterm labour detection by use of a biophysical marker: the uterine electrical activity. In *BMC pregnancy and childbirth* (Vol. 7, No. 1, pp. 1-6). BioMed Central.
- [5] Hassan M., Terrien J., Karlsson B., Marque C. Interactions between Uterine EMG at Different Sites Investigated Using Wavelet Analysis: Comparison of Pregnancy and Labor Contraction. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, Article ID 918012, 9 pages, 2010
- [6] Diab, A., Hassan, M., Marque, C., Karlsson, B. Performance analysis of four nonlinearity analysis methods using a model with variable complexity and application to uterine EMG signals, Medical Engineering & Physics, 36(6):761-7. 2014
- [7] Nader N., Hassan M., Falou W., Diab A., Al-Omar S., Khalil M., C. Marque, Classification of pregnancy and labor contractions using a graph theory based analysis, 37th IEEE Eng Med Biol Soc. 2015, Aug. 2015, Milano, Italy
- [8] Dauchet J., Tylcz J.-B., Marque C., Muszynski C. L'électrohystérogramme : présentation et intérêt dans la détection et la surveillance des patientes à risque d'accouchement prématuré. La Revue Sage-Femme, 17 (6), 289-293, 2018.
- [9] Tylcz J.-B., Muszynski C., Dauchet J., Istrate D., Marque C. An Automatic Method for the Segmentation and Classification of Imminent Labor Contraction from Electrohysterograms. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2020, 67 (4): 1133-1141.

- [10] Galassi, A., Muszynski, C., Zalc, V., Istrate, D., Marque, C. (2019, September). Pre-term Birth Prediction at Home: Signal Filtering Influence on the Good Prediction Rate. In International Conference on Computational Bioengineering. Belgrade, Serbie. 64-79, 2019.
- [11] Alexandersson A. Steingrimsdottir T, Terrien J., Marque C., Karlsson B. The Icelandic 16-electrode electrohysterogram database. Sci Data. 2015;2(1):1-9.
- [12] Alamedine, D., Diab, A., Muszynski, C., Karlsson, B., Khalil, M., Marque, C. Selection Algorithm for Parameters to Characterize Uterine EHG Signals for the Detection of Preterm Labor, Signal image and video processing, 8(6) :1169-78, 2014.
- [13] Vapnik, V. (1998) Statistical Learning Theory. Wiley-Interscience, New York.
- [14] Rida, I., Al-Maadeed, S., Mahmood, A., Bouridane, A., Bakshi, S. (2018). Palmprint identification using an ensemble of sparse representations. IEEE Access, 6, 3241-3248
- [15] Wright, John, et al. "Robust face recognition via sparse representation." IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 31.2 (2008): 210-227.
- [16] Dehais, F., Rida, I., Roy, R. N., Iversen, J., Mullen, T., Callan, D. (2019). A pBCI to predict attentional error before it happens in real flight conditions. In 2019 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC), 4155-4160
- [17] Al Maadeed, Somaya, et al. "Palmprint identification using sparse and dense hybrid representation." Multimedia Tools and Applications 78.5 (2019): 5665-5679.