

Synthetic database for testing algorithms of fetal ECG extraction from abdominal ECG

Luis Omar Sarmiento Alvarez
Facultad Ingeniería de Telecomunicaciones
Universidad Santo Tomás
Bucaramanga, Colombia
luisomar.sarmiento@gmail.com

Alberto González/ José Millet
Departamento de Comunicaciones/Grupo BIO
Universidad Politécnica de Valencia
Valencia, España
agonzal@dcom.upv.es / jmillet@eln.upv.es

Abstract— The fetal electrocardiogram can be obtained from abdominal electrocardiogram using standard digital signal processing. The algorithms designed for this purpose cannot be evaluated by performance index, since the fetal electrocardiogram is not known a priori. In this paper we review the different models to generate synthetic or semi-synthetic databases, and the performance index to evaluate algorithms. We describe the development of a semi-synthetic database to measure the performance of the jadeR algorithm and PCA algorithm, before different combinations of signal to interference and signal to noise, with Gaussian white noise and pink noise. It is found that both algorithms are susceptible to noise, especially Gaussian white noise. The PCA algorithm has a better performance in cases of low noise and high maternal interference.

Keywords- fetal ECG; abdominal ECG; synthetic database; jadeR; PCA; SER; SIR

I. INTRODUCCIÓN

El análisis de la actividad eléctrica cardíaca fetal a partir del electrocardiograma fetal (fECG) proporciona información clínicamente relevante sobre el estado de salud del feto ya que permite, entre otros, la detección temprana de anomalías fetales como los bloqueos cardíacos congénitos y las taquiarritmias fetales [1]. La ecografía es la técnica más utilizada en la clínica para valorar, entre otras, la frecuencia cardíaca del feto. Sin embargo presenta diversas limitaciones, pues no aporta información sobre posibles anomalías en la conducción, ni información sobre cambios de morfología que permita realizar una detección prematura de arritmias. El fECG puede obtenerse a partir del electrocardiograma abdominal aECG por medio de técnicas de procesamiento digital de señales. El aECG está conformado por una mezcla de señales biomédicas que incluye el fECG, el electrocardiograma materno (mECG) y otras señales eléctricas generadas por la madre y por interferencias eléctricas externas. El reto consiste en extraer el fECG de la señal compuesta resultante teniendo en cuenta que los dos ECG se encuentran superpuestos espectralmente, y que la relación de amplitud del complejo QRS fetal respecto al materno puede llegar a ser inferior al 3% [2].

Para lograr la separación de los electrocardiogramas fetal y materno, se emplean básicamente tres grupos de técnicas, basadas en filtrado, descomposición lineal y descomposición

no lineal. En el primer grupo, se emplean filtros adaptativos ya sea con el fin de eliminar el mECG materno al utilizar como referencia una o varias derivaciones de la madre [3], o para extraer directamente las ondas QRS del feto [4]. Los filtros de Kalman [5], utilizan sólo una derivación ECG materna arbitraria como referencia para cancelar el mECG y obtener el fECG. Otras implementaciones de filtros exploran la cuasi periodicidad de las señales ECG e implementan bancos de filtros para extraer el fECG [6]. El segundo grupo emplea la descomposición a partir de una o múltiples derivaciones mediante el uso adecuado de funciones base relacionadas con el tiempo, la frecuencia, o con características de escala de las componentes fetales. Ejemplos de éstas son las Wavelets [7], la descomposición en valores singulares (SVD) [8], y la separación ciega (BSS) o semi-ciega de fuentes (SBSS) [9]. Se ha demostrado que para la extracción del fECG los métodos basados en BSS superan a los filtros adaptativos [10]. Un tercer grupo emplea transformaciones no lineales ya que las señales y el ruido no se mezclan necesariamente de una manera lineal y estacionaria. Estas transformaciones requieren información previa sobre las características deseadas y no deseadas de la señal de interés. Típicamente se emplean técnicas basadas en espacios de estados [11]. La desventaja de estos métodos es que tienen mayor carga computacional y el ajuste de algunos de los parámetros se hace de manera empírica.

En el presente trabajo se hace una revisión de los diferentes modelos para generar las bases de datos de señales sintéticas o semi-sintéticas y de los índices para evaluar el desempeño de los algoritmos. Se describe la creación de una base de datos semi sintética para medir el desempeño de los algoritmos jadeR y PCA, ante diferentes combinaciones de relación señal a interferencia y señal a ruido incluyendo ruido blanco Gaussiano y ruido rosa.

II. MÉTODOS

A. Modelos dinámicos para generación de electrocardiogramas sintéticos

Los principales modelos dinámicos para generar ECGs sintéticos, son los de McSharry [12] y Sameni [13]. El primero se basa en tres ecuaciones diferenciales ordinarias acopladas que generan una trayectoria en un espacio de estados tridimensional con coordenadas (x,y,z). Las dos primeras

ecuaciones reflejan la cuasi-periodicidad del ECG por el movimiento de la trayectoria alrededor de un círculo de radio unitario en el plano (x,y) . Cada revolución en este círculo corresponde a un intervalo RR. En el eje z, una sumatoria de funciones Gaussianas permiten generar las ondas P, Q, R, S y T. Este modelo genera una derivación ECG con la posibilidad de introducir desplazamientos de la línea de base y variabilidad en la frecuencia cardíaca. A partir de este modelo de un solo canal, Sameni propuso un modelo multicanal, con el que es posible sintetizar las señales abdominales. Así, los corazones materno y fetal se modelan por un dipolo, en el que un vector cardíaco en movimiento, ya sea materno o fetal, describe tres componentes ortogonales sobre los ejes del cuerpo. El modelo puede incluir el ruido producido por el desplazamiento de la línea de base, el movimiento de los electrodos y la actividad muscular. También es posible incluir ángulos específicos entre los sub-espacios de los ECG materno y fetal con el fin de modelar la posición del feto en el vientre materno.

B. Bases de datos

La principal dificultad en la evaluación y comparación de estos métodos es que no existen bases de datos de señales aECG, razón por la cual, muchos investigadores emplean bases de datos propias. En general, para evaluar el desempeño de los algoritmos y comparar los resultados, se tienen dos alternativas, emplear bases de datos de señales reales o emplear bases de datos de señales sintéticas o semi-sintéticas.

En cuanto a las bases de datos reales, en la actualidad hay dos bases de datos públicas que son ampliamente utilizadas. La primera, conocida como la base de datos Daisy, aportada por DeMoor [14], consiste en un único conjunto de datos registrado con electrodos superficiales. La segunda está compuesta por 55 registros abdominales multicanal tomada de una sola paciente durante un período de 20 semanas [15].

El principal inconveniente de estas bases de datos, es que no se conoce a priori el fECG ni el mECG y por lo tanto no es posible establecer medidas de desempeño para los algoritmos utilizados, y se limitan a una comparación visual de los resultados o al empleo de parámetros como la frecuencia cardíaca fetal para establecer cual o cuales canales contienen el subespacio fECG [16].

En cuanto a las bases de datos sintéticas, estas simulan un ECG a partir de una combinación de señales ECG sintéticas empleando el modelo dinámico basado en el dipolo, mientras que las bases de datos semi-sintéticas simulan un aECG a partir de una combinación de señales ECG reales, tomadas generalmente de bases de datos públicas. En general, el aECG sintético, se obtiene al combinar tres grupos de señales que corresponden al ECG materno, al ECG fetal y al ruido.

Para generar un ECG abdominal sintético, se han empleado varios enfoques. Uno de ellos consiste en ajustar la combinación al modelo que se empleará para la separación del fECG [17], [18], pero esta implementación generalmente se aleja de la realidad.

Pueden emplearse dos modelos más cercanos a la realidad señales ECG reales y otro a partir de señales ECG sintéticas. En el primer caso, el modelo puede describirse como

$$\begin{aligned} x_{aECG}(t) &= T_m \{x_m(t)\} + T_f \{x_f(t)\} + \eta(t) \\ &= x_{mECG}(t) + x_{fECG}(t) + \eta(t) \end{aligned} \quad (1)$$

donde t es el índice de los instantes de tiempo discreto, $x_m(t)$ y $x_f(t)$ son electrocardiogramas reales y T_m y T_f son operadores que transforman el ECG respectivo en mECG y fECG al aplicar cambios de amplitud o cambios en la frecuencia cardíaca [19],[6]. Si se emplean señales sintéticas para generar el aECG, el modelo puede ser descrito por

$$\begin{aligned} x_{aECG}(t) &= T_m \{s_m(t)\} + T_f \{s_f(t)\} + \eta(t) \\ &= x_{mECG}(t) + x_{fECG}(t) + \eta(t) \end{aligned} \quad (2)$$

donde $s_m(t)$ y $s_f(t)$ son las fuentes sintéticas materna y fetal, respectivamente, y en este caso, T_m y T_f simulan los retrasos que sufre la señal a medida que viaja del corazón al abdomen y los efectos introducidos por el volumen conductor. Para el caso de los algoritmos que requieren una sola derivación como los basados en filtros adaptativos, $s_m(t)$ y $s_f(t)$ pueden generarse con el modelo del dipolo de McSharry. En algunos casos la componente materna $s_m(t)$ se procesa con un filtro FIR para simular los retrasos que sufre la señal a medida que viaja del corazón al abdomen [20], [21] y con operadores que simulan los efectos no lineales introducidos por el volumen conductor [20]. Para el caso de los algoritmos que requieren de varios canales como los basados en descomposiciones lineales y no lineales, puede emplearse el modelo de dipolo cardíaco de Sameni. En este caso, $s_m(t)$ y $s_f(t)$ son fuentes de tres canales cada una, y los operadores T_m y T_f representan la multiplicación por las matrices de transferencia H_m y H_f respectivamente, que modelan el volumen de conducción de la madre y el feto con ángulos específicos entre los sub-espacios de sus columnas para modelar la posición relativa del feto con respecto a los ejes del cuerpo materno. El tamaño de H_m y H_f es de $N \times 3$, con N el número de canales deseados. Así, con el fin de tener 8 canales de observaciones, pueden seleccionarse matrices H_m y H_f de 8×3 , [22], [23] [24].

C. Modelamiento del ruido

El ruido $\eta(t)$ puede incluir, además del ruido propio de la medición, ruido estructurado propio de la respiración, el movimiento de los electrodos, el desplazamiento de la línea de base y de otras fuentes bioeléctricas. El ruido propio de la medición se modela con ruido blanco Gaussiano [17], [19],[22], aunque algunos investigadores han optado por modelarlo con ruido rosa [18] ya que en el cuerpo, muchas señales eléctricas están correlacionadas en el tiempo y podrían ser mejor modeladas por ruido coloreado en vez de ruido blanco, y otros prefieren no incluirlo puesto que su objetivo es

suprimir la componente materna y dejan para más tarde, de ser necesario, la limpieza de la señal fetal por medio de filtrado [20]. Respecto al ruido estructurado, caracterizado por ser no estacionario y de espectro coloreado, en la práctica, los investigadores emplean señales de ruido electrocardiográficas reales, por ejemplo tomados de la base de datos Noise Stress Test Database (NSTDB) [15] tales como desplazamiento de línea de base, artefacto muscular y movimiento de electrodos [22], [24], otros autores solo incluyen señales electromiográficas [6]. Desde el punto de vista del fECG, el mECG se considera como interferencia.

Para realizar un análisis que incluya al ruido y a la interferencia, la ecuación (1) puede modificarse como:

$$x_{aECG}(t) = \alpha x_{mECG}(t) + x_{fECG}(t) + \beta \eta(t) + \gamma n(t) \quad (3)$$

donde $\eta(t)$ es ruido que representa artefactos debidos a la respiración o al movimiento de los electrodos y $n(t)$ es el ruido propio de la medición. En este modelo la señal materna $x_{mECG}(t)$ se asume como interferencia, mientras que $\eta(t)$ y $n(t)$ se consideran ruido para la señal fetal $x_{fECG}(t)$. Los parámetros α , β y γ controlan la relación señal a interferencia (SIR) y la relación señal a ruido (SNR).

D. Índices para evaluación del desempeño de los algoritmos

Para evaluar el desempeño de los algoritmos empleados para extraer el electrocardiograma fetal a partir del electrocardiograma abdominal, es necesario definir índices que permitan determinar de manera objetiva la similitud entre la señal original y la señal recuperada por el método propuesto.

Si se emplean registros reales, no es posible conocer a priori el fECG ni el mECG y por lo tanto no es posible establecer medidas de desempeño para los algoritmos utilizados. En ese caso, el único recurso disponible es la inspección visual, procedimiento que hace subjetiva la comparación de resultados de los diferentes algoritmos. Si se emplean registros sintéticos o semi-sintéticos, es posible definir índices para medir la calidad de la señal recuperada fECG, y por lo tanto comparar los resultados de los distintos algoritmos, con la ventaja adicional de que es posible ajustar los parámetros hasta encontrar los valores óptimos en cada uno de los métodos de extracción.

La medición de la calidad de los algoritmos de extracción del fECG se basa en la estimación de la similitud de las señales recuperadas y los registros originales utilizados para sintetizar el aECG. Algunos de estos índices son la diferencia cuadrática media (PRD) y el coeficiente de correlación ρ . Adicionalmente puede ajustarse una determinada relación fetal a materna SIR y una relación fetal a ruido SNR para obtener la relación señal a error SER de salida [6], [21], definidas como

$$SIR_{in} = 10 \log_{10} \frac{\sum_{t=1}^L (fECG_{real})^2}{\sum_{t=1}^L (mECG)^2} \quad (4)$$

$$SNR_{in} = 10 \log_{10} \frac{\sum_{t=1}^L (fECG_{real})^2}{\sum_{t=1}^L (noise)^2} \quad (5)$$

$$SER_{out} = 10 \log_{10} \frac{\sum_{t=1}^L (fECG_{real})^2}{\sum_{t=1}^L (fECG_{obs} - fECG_{real})^2} \quad (6)$$

$$\rho = \frac{\sum_{t=1}^L (fECG_{real} - \overline{fECG_{real}})(fECG_{obs} - \overline{fECG_{obs}})}{\sqrt{\sum_{t=1}^L (fECG_{real} - \overline{fECG_{real}})^2} \sqrt{\sum_{t=1}^L (fECG_{obs} - \overline{fECG_{obs}})^2}} \quad (7)$$

Para el cálculo del SIR, SNR y SER las señales deben tener la misma potencia y fase.

III. EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

Para realizar la simulación se construyó una base de datos semi sintética según

$$x_{aECG}(t) = \alpha H_m x_{mECG}(t) + H_f x_{fECG}(t) + \gamma n(t) \quad (8)$$

Los ECG fueron tomados, sin realizarles ningún tipo de preprocesamiento, de la base de datos de diagnóstico PTB [15] a partir de las derivaciones ortogonales V_x , V_y , y V_z ; esta base de datos tiene una frecuencia de muestreo de 1000 Hz. En total se emplearon 40 registros de sujetos sanos, la mitad de los cuales, seleccionados de manera aleatoria, fueron remuestreados a 500 Hz para simular el fECG al aumentar la frecuencia cardiaca. En adelante la frecuencia de muestreo empleada es de 500 Hz y la duración de los registros es de 10 segundos. Con el fin de tener 8 canales de observaciones, se seleccionaron matrices aleatorias H_m y H_f de 8×3 , con ángulos entre los sub-espacios de sus columnas mayores a 40° . Como se indicó anteriormente, desde el punto de vista del fECG, el mECG se considera como interferencia, así, con el parámetro α se controla la SIR y con γ la SNR. Cada uno de las 20 aECG fue analizado para 10 diferentes realizaciones de H_m , H_f y ruido, para cada una de las combinaciones de SIR entre -5 dB y -20dB y SNR entre 0 dB y 20 dB, con incrementos de 5 dB. Las Tablas I y II muestran el coeficiente de correlación y la relación señal a error SER entre el fECG real y el fECG observado ante ruido rosa y ruido blanco Gaussiano respectivamente. Fig. 1, muestra el fECG real y el respectivo fECG observado luego de emplear el algoritmo jadeR en presencia de ruido blanco Gaussiano.

Las Tablas I y II muestran el SER para el algoritmo jadeR ante ruido blanco Gaussiano y ruido rosa respectivamente, y en Fig. 1 y Fig. 2 se muestran en forma gráfica los datos consignados en las Tablas I y II.



Figura 1. fECG real y observado. (a) fECG real. (b) fECG observado con el algoritmo jadeOP. La SIR es de -20 dB y la SNR de 20 dB (ruido blanco Gaussiano).

TABLA I. SER PARA ICA-HOEVD EN PRESENCIA DE RUIDO BLANCO

SIR (dB)	SNR=0dB	SNR=5 dB	SNR=10 dB	SNR=15 dB	SNR=20 dB
-20	7.9879	8.4667	8.9751	9.2612	9.3832
-15	8.0069	8.4965	8.9842	9.2606	9.3812
-10	8.2295	8.5743	8.9991	9.2704	9.3918
-5	8.7078	8.8086	9.0501	9.4977	9.3858

TABLA II. SER PARA ICA-HOEVD EN PRESENCIA DE RUIDO ROSA

SIR (dB)	SNR=0 dB	SNR=5 dB	SNR=10 dB	SNR=15 dB	SNR=20 dB
-20	8.3470	8.7241	9.1014	9.2573	9.3202
-15	8.3081	8.7413	9.1089	9.2593	9.3202
-10	8.4236	8.7701	9.1120	9.2697	9.3336
-5	8.7491	8.9508	9.1240	9.2701	9.3362

Se observa que el algoritmo ICA-HOEVD tiene un comportamiento similar ante el ruido blanco que ante el ruido rosa, sin embargo, los valores ante ruido rosa son levemente inferiores en todos los casos. Cuando la SNR es 20dB, es decir cuando el ruido es 100 veces menor en magnitud que el fECG, se obtienen valores de SER cercanos a 9.3 dB, y cuando la SIR es de -20 dB, es decir cuando el mECG es 100 veces más grande en magnitud que el fECG, se obtienen valores de SER cercanos a 8 dB. Puede considerarse que el algoritmo jadeR es altamente susceptible al ruido para SNR menores a 10 dB, para estos valores, cuanto más cercanas sean las relaciones entre las amplitudes materna a fetal la SER aumenta.

Las Tablas III y IV, así como Fig. 3 y Fig. 4, muestran el desempeño del algoritmo PCA ante idénticas condiciones descritas para el algoritmo anterior.

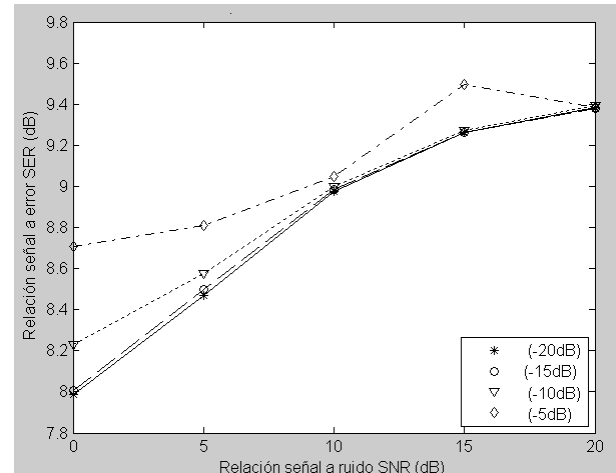


Figura 2. SNR para el algoritmo jadeR para las diferentes combinaciones de SIR entre -25 dB a -5 dB y SNR entre 0 y 20 dB en presencia de ruido blanco Gaussiano.

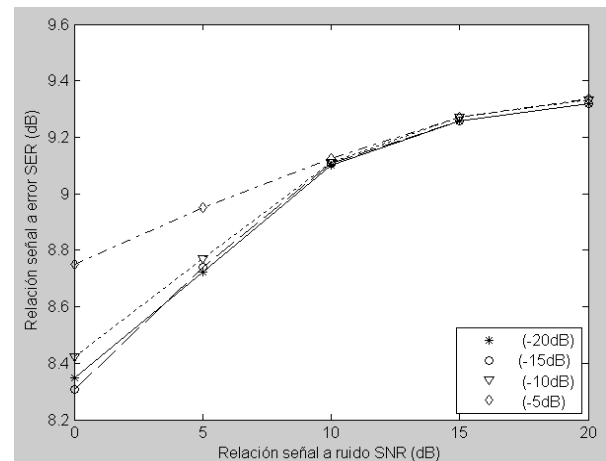


Figura 3. SNR para el algoritmo jadeR para las diferentes combinaciones de SIR entre -25 dB a -5 dB y SNR entre 0 y 20 dB en presencia de ruido rosa.

TABLA III. SER PARA PCA EN PRESENCIA DE RUIDO BLANCO

SIR (dB)	SNR=0dB	SNR=5 dB	SNR=10 dB	SNR=15dB B	SNR=20 dB
-20	4.2852	7.1423	8.9354	9.6704	10.020
-15	4.1743	6.1154	7.4909	8.2005	8.4600
-10	3.8070	6.0413	7.3769	7.9186	8.0835
-5	3.1302	4.4256	5.3524	5.8610	6.0340

TABLA IV. SER PARA PCA EN PRESENCIA DE RUIDO ROSA

SIR (dB)	SNR=0dB	SNR=5 dB	SNR=10 dB	SNR=15dB B	SNR=20 dB
-20	5.2435	7.8919	9.3963	9.8715	10.157
-15	4.8873	6.6266	7.7791	8.2977	8.5012
-10	4.6953	6.5590	7.5759	7.9685	8.1020
-5	4.0691	5.0141	5.6626	5.9685	6.0779

Aunque el comportamiento es similar al algoritmo anterior, es de notar que la SER aumenta cuando la SIR disminuye, es decir, cuando el fECG es mucho menor en amplitud que el mECG, contrario a lo que sucede con el algoritmo ICA-HOEVD.

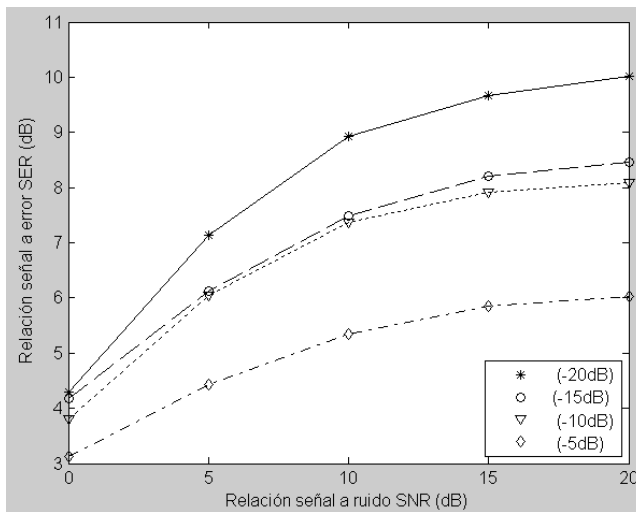


Figura 4. SNR para el algoritmo PCA para las diferentes combinaciones de SIR entre -25 dB a -5 dB y SNR entre 0 y 20 dB en presencia de ruido rosa.

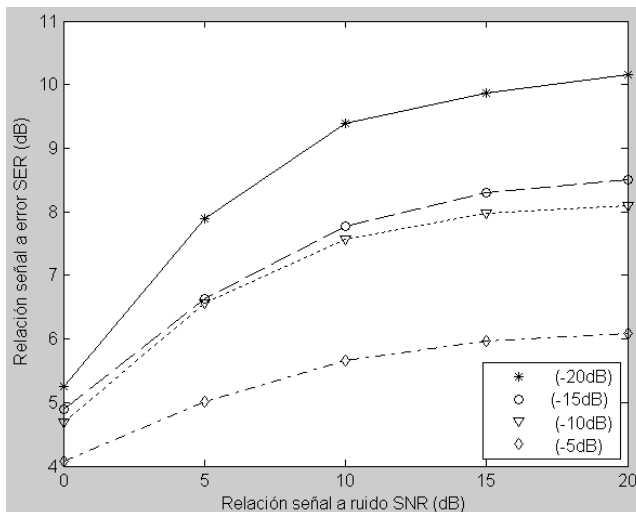


Figura 4. SNR para el algoritmo PCA para las diferentes combinaciones de SIR entre -25 dB a -5 dB y SNR entre 0 y 20 dB en presencia de ruido rosa.

IV. CONCLUSIONES

El empleo de bases de datos sintéticas, generadas a partir de señales ECG reales o sintéticas, es una poderosa herramienta para el análisis del desempeño de los algoritmos para la extracción del electrocardiograma fetal a partir del electrocardiograma abdominal, dando solución al inconveniente de las bases de datos reales en las cuales no se conoce a priori el fECG ni el mECG y por lo tanto no es posible establecer medidas de desempeño para los algoritmos utilizados. Como ventaja adicional, puede cuantificarse el desempeño de nuevos algoritmos al comparar los índices de desempeño con los índices producidos por algoritmos previamente publicados bajo idénticas condiciones de operación. Se comprueba que ambos algoritmos son

susceptibles al ruido, en especial al ruido blanco Gaussiano. El algoritmo PCA presenta un mejor desempeño en casos de bajo ruido y alto nivel de interferencia materno.

REFERENCIAS

- [1] L. Hui, D.W. Bianchi, "Prenatal pharmacotherapy for fetal anomalies: A 2011 update," *Prenatal Diagnosis*, vol. 31, no. 7, July 2011, pp 735-743.
- [2] S. Almagro, MM. Elena, MJ. Bastiaans, JM. Quero, "A new mother wavelet for fetal electrocardiography, to achieve optimal denoising and compressing results," *Computers in Cardiology*, vol. 17, no.20, pp.157-160, Sept. 2006.
- [3] N.J. Outram, E.C. Ifeachor, P.W.J Van Eetvelt, J.S.H Cumow, "Techniques for optimal enhancement and feature extraction of fetal electrocardiogram," *Science, Measurement and Technology, IEE Proceedings*, vol.142, no.6, pp.482-489, Nov 1995.
- [4] Y.C. Park, K.Y. Lee, D.H. Youn, N.H. Kim, W.K. Kim, S.H. Park, "On detecting the presence of fetal R-wave using the moving averaged magnitude difference algorithm," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol.39, no.8, pp.868-871, Aug. 1992
- [5] R. Sameni, M.B. Shamsollahi, C. Jutten, G.D. Clifford, "A nonlinear bayesian filtering framework for ECG denoising," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol.54, no.12, pp.2172-2185, Dec. 2007
- [6] W. Zheng, H. Liu, A. He, X. Ning, J. Cheng, "Single-lead fetal electrocardiogram estimation by means of combining R-peak detection, resampling and comb filter" *Medical Engineering and Physics*, vol.32, no.7, pp.708-719, 2010.
- [7] A. Khamene, S. Negahdaripour. "A new method for the extraction of fetal ecg from the composite abdominal signal," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, April 2000, vol. 47, no. 4, pp.507-516.
- [8] PP. Kanjilal, S. Palit, G. Saha, "Fetal ECG extraction from single-channel maternal ECG using singular value decomposition," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol.44, no.1, pp.51-59, Jan.1997
- [9] V. Zarzoso, AK. Nandi, E. Bacharakis, "Maternal and fetal ECG separation using blind source separation methods," *IMA J Math Appl Med Biol.*, vol.14, no.1, pp.207-225, 1997.
- [10] B. Widrow, J. Glover, J. McCool, J. Kaunitz, C. Williams, H. Hearn, J. Zeidler, E. Dong, R. Goodlin, "Adaptive noise cancelling: principles and applications," *Proc IEEE*, vol.63, no.12, pp.1692-1716, 1975.
- [11] M. Richter, T. Schreiber, DT. Kaplan, "Fetal ECG extraction with nonlinear state-space projections," *IEEE Trans Biomed Eng.*, vol.45, no. 1, pp. 133-137, Jan. 1998.
- [12] P.E. McSharry, G.D. Clifford, L. Tarassenko, L.A. Smith, "A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol.50, no.3, pp.289-294, March 2003.
- [13] R. Sameni, M.B. Shamsollahi, C. Jutten, G.D. Clifford, "A nonlinear bayesian filtering framework for ECG denoising," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol.54, no.12, pp.2172-2185, Dec. 2007
- [14] B. De Moor, Database for the Identification of Systems (DaISy). 1997. [Online]. Available: <http://homes.esat.kuleuven.be/smc/daisy/>
- [15] AL. Goldberger, LAN. Amaral, L. Glass, JM. Hausdorff, PC. Ivanov, RG. Mark, JE. Mietus, GB. Moody, CK. Peng, HE. Stanley, "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals," *Circulation*. June. 2000 p. e215-e220.circulation Electronic Pages: <http://circ.ahajournals.org/cgi/content/full/101/23/e215>
- [16] L. Sarmiento, I. Vélez, N. Flórez, J. Otero, F. Manrique, J. Millet, "Estimación no invasiva de la frecuencia cardiaca fetal mediante técnicas de separación ciega de fuentes," *Rev. colomb. Cardiol*, vol. 17, no. 4, pp. 187-190, 2010.
- [17] K. Ananthanag, J. Sahambi, "Investigation of blind source separation methods for extraction of fetal ECG," *Electrical and Computer Engineering, IEEE CCECE 2003*, vol.3, pp. 2021- 2024 May 2003

- [18] SD. Parmar, B. Uhhelkar, "Performance of optimized generalized weighted estimator ICA algorithm on biomedical signals contaminated by noise. 2010 International Journal of Computer Applications, vol. 1, no. 2, pp. 0975 - 8887.
- [19] H. Hassanpour, A. Parsaei, "Fetal ECG extraction using wavelet transform," Conference on Computational Intelligence for Modelling Control and Automation, and International Conference on Intelligent Agents Web Technologies and Internet Commerce, 2006.
- [20] K. Assaleh, "Extraction of fetal electrocardiogram using adaptive neuro-fuzzy inference systems," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol.54, no.1, pp.59-68, Jan. 2007
- [21] M. Ahmadi, M. Ayat, K. Assaleh, H. Al-Nashash, "Fetal ECG signal enhancement using polynomial classifiers and Wavelet denoising," Biomedical Engineering Conference, 2008. CIBEC 2008. Cairo International, pp.1-4, Dec. 2008
- [22] R. Sameni, C. Jutten, M.B. Shamsollahi, "A deflation procedure for subspace decomposition," IEEE Transactions on Signal Processing, vol.58, no.4, pp.2363-2374, April 2010
- [23] R. Martin-Clemente, J.L. Camargo-Olivares, S. Hornillo-Mellado, M. Elena, I. Roman, "Fast technique for noninvasive fetal ECG extraction," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol.58, no.2, pp.227-230, Feb. 2011
- [24] D. Taralunga, M. Ungureanu, R. Strungaru, W. Wolf, "Performance comparison of four ICA algorithms applied for fECG extraction from transabdominal recordings," 2011 10th International Symposium on Signals Circuits and Systems (ISSCS), pp.1-4, 2011