

Separación de Electrocardiograma Materno para la Extracción de Electrocardiograma Fetal Basado en Separación Ciega de Fuentes

Jesús Rigoberto Villavicencio-Navarro *

Joaquín Álvarez Gallegos **

Luis Alejandro Márquez-Martínez ** Ollin Peñaloza-Mejía *

Raymundo Márquez Borbón * Jesús Alonso Díaz Barraza *

* Instituto Tecnológico de Sonora, 5 de Febrero Sur, C.P.85000, Cd. Obregon, Sonora, Mexico (e-mail: jesus.villavicencio@itson.edu.mx; ollin.penaloza@itson.edu.mx; raymundo.marquez@itson.edu.mx)

** Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada, Carretera Ensenada- Tijuana No. 3918 Zona Playitas, C.P.22860, Ensenada, Baja California, México(e-mail: jgalvar@cicese.mx; lmarquez@cicese.mx.)

Resumen

El electrocardiograma abdominal (aECG) en mujeres embarazadas proporciona una manera no invasiva para monitorear la actividad cardíaca del feto a través del análisis del electrocardiograma fetal (fECG). Contar con el fECG libre de ruido es imposible en el aECG. Esto es debido a que el fECG se encuentra mezclado con el electrocardiograma materno (mECG) y otras señales abdominales, las cuales se encuentran traslapadas en tiempo y frecuencia. Esto hace que la extracción del fECG de las señales sea un problema bastante complicado. En este artículo se propone una metodología para separar el mECG del aECG, desestimando de manera automática otras fuentes de ruido no deseadas causadas por señales corporales ajenas a los pulsos cardíacos de la mujer y el feto. El método propuesto logra evitar la influencia del ruido para así lograr una separación aceptable de la mECG. La señal mECG puede utilizarse *a posteriori* para mejorar la extracción de la fECG.

Palabras clave: electrocardiograma fetal; electrocardiograma materno; separación ciega de fuentes.

1. INTRODUCCIÓN

Recientemente, la extracción del electrocardiograma fetal (fECG) ha tomado gran relevancia debido a que el monitoreo de la actividad cardíaca del feto puede mostrar un indicativo de su salud (Behar et al., 2014; Oudijk et al., 2004). Principalmente, los diagnósticos se obtienen mediante el análisis del ritmo cardíaco fetal (FHR) y el análisis morfológico obtenido a partir de la forma de onda del fECG. El método comúnmente usado en la actualidad, el ultrasonido, no ha demostrado ser totalmente noble para la salud del feto (Barnett and Maulik, 2001). Además, es menos preciso que el fECG para el seguimiento del FHR (Cohen et al., 2012).

Sin embargo, la fECG también tiene algunas desventajas. Una de ellas es que el fECG es generado por un corazón diminuto el cual genera una señal eléctrica entre 5 y 1000 veces más pequeña que el mECG (Adam and Shavit, 1990). También, el ruido generado por la actividad electromiográfica de la zona abdominal afecta la relación señal-a-ruido (SNR) del fECG. Todas estas señales las cuales no son de interés son inevitablemente capturadas en el aECG. De esta manera, la extracción o acondicionamiento del fECG se vuelve de radical importancia.

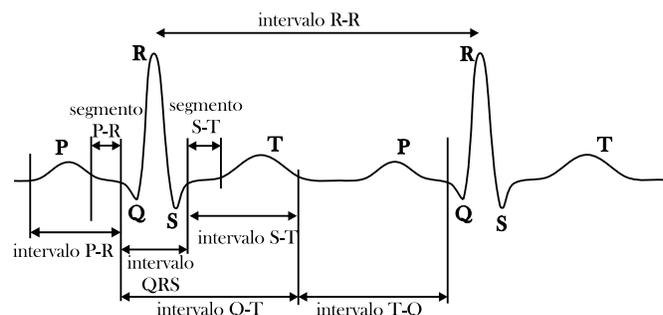


Figura 1. Nomenclatura del electrocardiograma (ECG).

En la Figura 1 se muestra la nomenclatura de la morfología de un electrocardiograma común. La onda P es la señal eléctrica que corresponde a la despolarización auricular. Resulta de la superposición de la despolarización de la aurícula derecha (parte inicial de la onda P) y de la izquierda (final de la onda P). El complejo QRS corresponde a la corriente eléctrica que causa la contracción de los ventrículos derecho e izquierdo (despolarización ventricular), la cual es mucho más potente que la de las aurículas y compete a más masa muscular, produciendo de este modo una mayor deflexión en el electrocardiograma. La onda

Q, cuando está presente, representa la pequeña corriente horizontal (de izquierda a derecha) del potencial de acción viajando a través del septum interventricular. Las ondas R y S indican contracción del miocardio. La onda T representa la repolarización de los ventrículos. Durante la formación del complejo QRS, generalmente también ocurre la repolarización auricular que no se registra en el ECG normal, ya que es tapado por el complejo QRS. El intervalo QT corresponde a la despolarización y repolarización ventricular, se mide desde el principio del complejo QRS hasta el final de la onda T.

Los enfoques tomados para la separación de los fECG son muy variados. Van desde métodos basados en un canal sencillo (Behar et al., 2014; Richter et al., 1998) hasta aquellos basados en múltiples señales obtenidas a partir de dos o más sensores (De Lathauwer et al., 2000; Sameni et al., 2006; Wu et al., 2013; Sameni et al., 2007; Jia et al., 2010; Camps et al., 2001; Sevim and Atasoy, 2011; Andreotti et al., 2014). En los enfoques basados en múltiples sensores se encuentran métodos adaptivos en los que se utiliza la señal mECG tomada del tórax de la mujer para usarse como señal de referencia de ruido para así posteriormente, por un método adaptivo, remover la mECG del fECG (Camps et al., 2001; Jia et al., 2010; Wu et al., 2013). En otros enfoques de la biomedicina, en aras de la portatibilidad y el monitoreo continuo de la fECG, no se contempla la señal de referencia tomada del tórax, solo se utiliza un solo canal, (Behar et al., 2014). Otro enfoque muy utilizado en la extracción del fECG es el basado en análisis de componentes independientes (ICA) o separación ciega de fuentes (BSS). El primer trabajo reportado para la extracción de fECG usando BSS fue en (De Lathauwer et al., 2000). El BSS para la extracción de fECG, y en general, pueden fallar al separar las señales deseadas (mECG ó fECG), en especial cuando las suposiciones de BSS sobre el modelo estadístico de las señales o el modelo que mezcla (abdomen) las señales no se cumplen. Es por esto que aunque ICA/BSS presentan un futuro prometedor dentro de la biomedicina, su confiabilidad puede verse ampliamente influenciada por la ubicación de los sensores.

Finalmente, se enuncian las contribuciones del presente trabajo.

- Se propone una metodología para la extracción del fECG a partir de aECG sin la utilización de un electrodo de referencia en el tórax.
- Se emplea un algoritmo BSS y una máscara binaria para la extracción del mECG a partir de electrocardiogramas abdominales.
- Posteriormente la mECG recuperada es usada para la extracción de la fECG mediante un método adaptivo tal como el LMS (mínimos cuadrados).
- Si se conoce *a priori* el ancho de banda de frecuencias de las señales de interés, se puede crear una máscara binaria que les brinde una mayor ponderación.

La organización del artículo queda de la siguiente manera. En la Sección 2 se establece el modelo y suposiciones bajo las cuales se desarrolló el algoritmo. También, se muestra la función de costo propuesta y se presentan los pseudo-algoritmos de la metodología. En la Sección 3 se muestra la extracción de un fECG con datos reales obtenidos a partir de 4 canales de electrocardiograma abdominal.

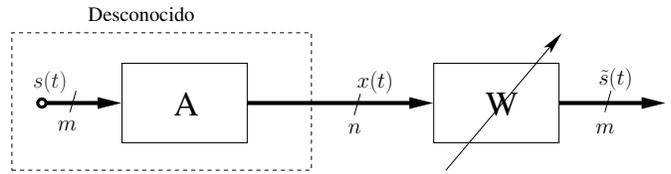


Figura 2. Esquema general de BSS de mezclas instantáneas (modelo sin ruido).

La Sección 4 muestra las conclusiones y se menciona el trabajo que aun queda por realizar.

2. METODOLOGÍA

El caso más sencillo de separación ciega de fuentes, BSS de mezclas instantáneas, supone que cada observación consiste en la suma ponderada de las fuentes originales las cuales están descorrelacionadas o son estadísticamente independientes (Hyvärinen and Oja, 2000; Tong et al., 1991; Cardoso and Souloumiac, 1993). Este fenómeno puede representarse por el siguiente modelo:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{v}(t), \quad t = 1, 2, \dots \quad (1)$$

donde $\mathbf{x}(t) \in \mathbb{R}^n$ son las observaciones, $\mathbf{s}(t) \in \mathbb{R}^m$ son las fuentes desconocidas, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times m}$ es la matriz que modela al proceso de mezclado, la cual también es desconocida, $\mathbf{v}(t) \in \mathbb{R}^m$ es ruido blanco gaussiano adherido y t es el índice de tiempo.

En el desarrollo de este trabajo haremos las siguientes suposiciones sobre las señales originales y sobre el modelo de mezclado:

1. La matriz \mathbf{A} es de rango pleno y \mathbf{W} es su inversa.
2. Las señales $\mathbf{s}(t)$ están mutuamente descorrelacionadas y temporalmente autocorrelacionadas.
3. $\mathbf{v}(t)$ es ruido blanco gaussiano aditivo y descorrelacionado de las fuentes originales.
4. Existe f en donde $X(f) \gg V(f)$.

El punto 1 indica que al menos el número de fuentes es igual al número de señales que deseamos recuperar, y que éstas fueron mezcladas instantáneamente. Es decir, que la señales que provienen del corazón materno, feto y músculos abdominales, pudieron haber sufrido alguna atenuación al propagarse por el medio (abdomen) pero que éstos no sufrieron un retardo. La suposición 2 establece que no hay correlación entre el pulso cardíaco del feto, el pulso cardíaco de la madre, y la actividad electromiográfica de la zona abdominal. La suposición 3 hace referencia al posible ruido blanco que puede ser atribuido a la digitalización de la señal junto con otras señales electromiográficas. La suposición 4 expresa que existe cierto ancho de banda de frecuencias en donde las señales originales tienen relativamente más energía en comparación con la energía de las señales de ruido.

El objetivo de BSS con ruido es el de encontrar una transformación lineal \mathbf{W} a partir de las observaciones sin la influencia del ruido adherido:

$$\tilde{\mathbf{s}}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t) = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{W}\mathbf{v}(t), \quad t = 1, 2, \dots \quad (2)$$

donde $\tilde{\mathbf{s}} \in \mathbb{R}^m$ es el estimado ruidoso de las fuentes \mathbf{s} , y $\mathbf{W} = \mathbf{A}^{-1}$. Comúnmente, la matriz de separación \mathbf{W}

Algorithm 1 Máscara Binaria $\varphi(f)$

Require: vector de observaciones \mathbf{x} **Ensure:** Función $\varphi(f)$

- 1: Calcula la PSD del vector de observación $\mathbf{x}(n)$, $P_{xx}(f)$, mediante el método de Welch.
 - 2: Calcula la media y la desviación estándar de $P_{xx}(f)$, $\mu_{P_{xx}}$ y $\sigma_{P_{xx}}$ respectivamente.
 - 3: Calcula ψ , mediante la ecuación (4).
 - 4: **for all** f **do**
 - 5: **if** $P_{xx}(f) \geq \psi$ **then**
 - 6: $\varphi(f) = 1$
 - 7: **else**
 - 8: $\varphi(f) = 0$
 - 9: **end if**
 - 10: **end for**
 - 11: $\varphi(f)$ selecciona el ancho de banda con la mayor SNR.
-

no será exactamente \mathbf{A}^{-1} , si no que estará dada por $\mathbf{W} = \mathbf{DPA}^{-1}$, donde \mathbf{P} es una matriz de permutación y \mathbf{D} es una matriz diagonal. \mathbf{P} y \mathbf{D} se introducen para tomar en cuenta las ambigüedades de escalamiento, signo y permutación de BSS.

La función de costo que usaremos para encontrar la transformación \mathbf{W} que minimiza la correlación entre las señales de salida del sistema MIMO es la suma de la MSC (Magnitude-Squared Coherence), usada previamente en (Fancourt and Parra, 2001; Villavicencio-Navarro et al., 2014; Oku and Sano, 2003). Sin embargo, hemos realizado una modificación al añadir una máscara binaria en el dominio de la frecuencia. De esta manera, la función de costo denotada por \mathbf{J} está dada por

$$\mathbf{J} = \sum_{l,k} \sum_{f=0}^p |\gamma_{\hat{s}_l \hat{s}_k}(f)|^2 \varphi(f) \quad (3)$$

donde $|\gamma_{\hat{s}_l \hat{s}_k}(f)|^2$ es la MSC y $\varphi(f)$ es la máscara binaria en el dominio de la frecuencia y f es el índice de la frecuencia. De esta manera, la ecuación (3) se centra en calcular la suma de la coherencia en aquellas frecuencias en donde hay una relación de señal a ruido relativamente grande, seleccionada por la función $\varphi(f)$.

La máscara binaria $\varphi(f)$ selecciona las frecuencias en donde la relación señal-ruido de las observaciones es relativamente mayor que la del ruido blanco gaussiano adherido. El Algoritmo 1 muestra la creación de la máscara binaria. Debido a que el espectro del ruido blanco gaussiano tiene una distribución uniforme, es relativamente sencillo obtener una estimación de él en la frecuencia y por lo tanto crear un algoritmo que estime el umbral del ruido. La densidad espectral de las observaciones se calcula mediante el método de Welch y los componentes frecuenciales en donde la SNR es grande se seleccionan de acuerdo a un umbral ψ calculado de la siguiente manera

$$\psi = \mu_{P_{xx}} + \lambda \sigma_{P_{xx}} \quad (4)$$

donde $\mu_{P_{xx}}$, y $\sigma_{P_{xx}}$ son la media y la desviación estándar de la densidad espectral de potencia (PSD, por sus siglas en inglés) del vector de observación, respectivamente. λ es una constante de ajuste del umbral. Debido a que se conoce perfectamente el ancho de banda de la fECG y mECG se puede utilizar esta información *a priori* para la separación de las señales.

Algorithm 2 Algoritmo nMSC-BSS

Require: vector de observaciones \mathbf{x} **Ensure:** vector estimado $\tilde{\mathbf{s}}$

- 1: Remueve la media de las observaciones.
 - 2: Normaliza el vector de observación.
 - 3: Calcula la máscara binaria $\varphi(f)$ con $\lambda = 0$ (Algoritmo 1).
 - 4: **procedimiento** Evolución diferencial
 - 5: Inicializa la población con soluciones (\mathbf{W}) generadas aleatoriamente.
 - 6: Evalúa la población Inicial.
 - 7: **while** mientras el número máximo de generaciones no se alcance **do**
 - 8: Selecciona tres padres(soluciones \mathbf{W}) de la población.
 - 9: Aplica cruzamiento con una probabilidad para generar el hijo (nueva solución \mathbf{W}).
 - 10: Calcula el costo del hijo \mathbf{J} , ecuación (3).
 - 11: La solución aceptada es aquella que tenga el mejor costo entre los padres e hijos.
 - 12: **end while**
 - 13: **fin procedimiento**
 - 14: \mathbf{W}^* es la mejor solución encontrada.
-

3. EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

En esta sección mostramos la separación de fECG con datos reales. Los datos se obtuvieron de la base de datos *Abdominal and Direct Fetal Electrocardiogram Database*, que contiene grabaciones multicanal de electrocardiogramas fetales (Jezewski et al., 2012). La Figura 3 muestra 15000 muestras de los cuatro canales usados en el experimento. Cada sensor proporciona una señal en la que el fECG, mECG y otras señales de ruido están mezcladas. Cada grabación se compone de cuatro señales diferenciales adquiridas del abdomen de la madre y además cuenta con el electrocardiograma fetal directo usado como referencia obtenido directamente de la cabeza del feto durante labor de parto.

Información adicional sobre la adquisición y preprocesamiento de las señales (Goldberger et al. (2000)):

- Las señales fueron registradas durante el parto, entre 38 y 41 semanas de gestación.
- Cuatro señales adquiridas del abdomen materno.
- Electrocardiograma directo grabado simultáneamente desde la cabeza fetal.
- El posicionamiento de los electrodos fue constante durante todas las grabaciones.
- Los electrodos fueron de Ag-AgCl (3M Red Dot 2271).
- Se utilizó material abrasivo para mejorar la conductancia cutánea (3M Red Dot rastro Prep 2236).
- El ancho de banda fue de 1 Hz - 150 Hz con un muestreo sincrónico de todas las señales.
- Se realizó un filtrado digital adicional para la eliminación de interferencias de la línea eléctrica (50 Hz) y deriva de referencia.
- Se utilizó una frecuencia de muestreo de 1 kHz.
- Resolución de 16 Bits.

La función de costo, ecuación (3), fue optimizada usando el algoritmo de Evolución Diferencial (DE) (Storn and Price, 1997). Se trata de una técnica no determinista basada en la evolución de una población de vectores de

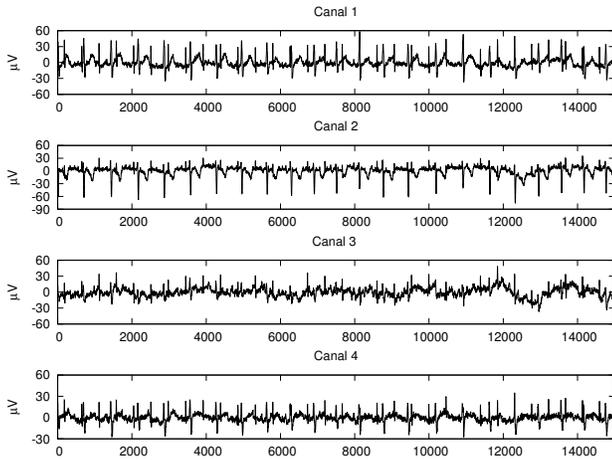


Figura 3. Señales aECG obtenidas del abdomen de la madre usadas en la metodología propuesta.

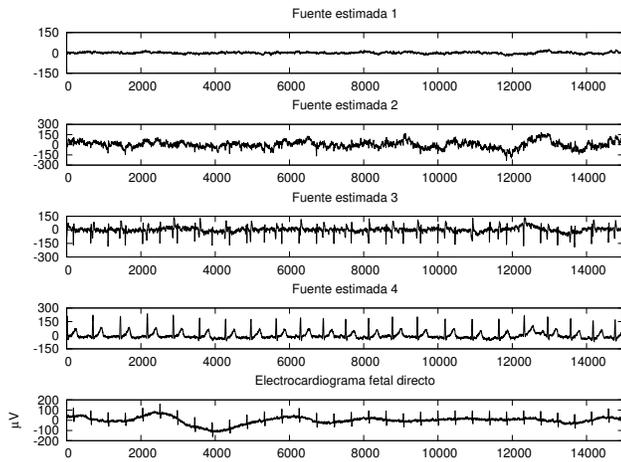


Figura 4. Señales extraídas por el método propuesto. Fuente 1, 2, 3, 4 muestran las señales originales extraídas con $(\lambda = 0)$. La señal 5, mostrada en μV , es el fECG obtenido directamente de la coronilla del feto durante labor de parto y se agrega con fines de comparación.

valores reales que representan las soluciones en el espacio de búsqueda. El Algoritmo 2 muestra el procedimiento para la extracción de las señales originales.

La Figura 4 muestra la salida del algoritmo BSS. El electrocardiograma fetal directo se muestra en el canal 5 para fines de comparación con la señal de fECG extraído. El estimado de la fuente 4 muestra la mECG mejorada y sin ruido. Las fuentes estimadas 1 y 2 muestran ruido de fondo o señales no deseadas. La fuente estimada 3 muestra en mayor medida la fECG pero todavía se observa mezclada con el mECG. Sin embargo, a partir de este punto se puede utilizar la mECG extraída para eliminar la señal espuria del fECG. La Figura 5 muestra el fECG extraído en comparación con el fECG directo mediante el algoritmo LMS. Se observan una extracción exitosa.

4. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

En este trabajo se extrajo el mECG a partir de aECG utilizando un algoritmo basado en BSS. Se puede observar que la señal mECG recibió una mejora de la calidad de la

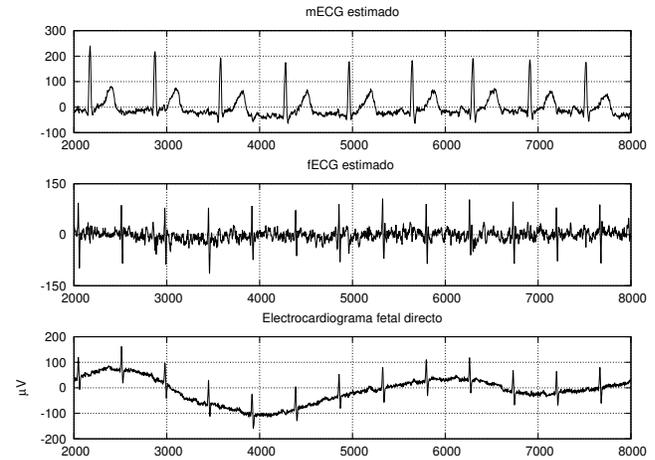


Figura 5. En la parte superior de la figura se muestra el mECG estimado por el método BSS y el cual se utilizó posteriormente, como señal de error, en un algoritmo adaptivo LMS para extraer la fECG. La mECG fue utilizada para remover la mECG del canal 3 mediante la implementación de un filtro FIR adaptivo LMS con 1000 coeficientes de longitud. La señal 5, mostrada en μV , es el fECG obtenido directamente de la coronilla del feto durante labor de parto. Se muestra para comparar el desempeño del método propuesto.

señal, esto se puede inferir porque se puede observar el complejo QRS y la onda T (fuente estimada 4). Después, el fECG fue extraído totalmente por el método LMS al usar el mECG extraído como ruido de referencia. En la Figura 5 se puede corroborar los pulsos que corresponden al fECG comparándolo con la señal de referencia, el ECG directo fetal. También es interesante conocer hasta que grado, la BSS es capaz de extraer la mECG ¿Cuáles de las suposiciones fueron débiles a la hora de aplicar el algoritmo que impidieron separar el fECG? ¿Cómo se podría comprobar si los aECG son mezclados por un modelo convolutivo o instantáneo o no-lineal? Finalmente, la señal mECG extraída a partir de aECG puede ser usada posteriormente para la extracción de fECG, apoyando así al mejoramiento en el acondicionamiento de fECG dentro de las aplicaciones biomédicas. También queda por realizar un análisis de convergencia de la función de costo así como una comparación contra otros algoritmos del estado del arte.

REFERENCIAS

- Adam, D. and Shavit, D. (1990). Complete foetal ecg morphology recording by synchronised adaptive filtration. *Medical and biological engineering and computing*, 28(4), 287–292.
- Andreotti, F., Riedl, M., Himmelsbach, T., Wedekind, D., Wessel, N., Stepan, H., Schmieder, C., Jank, A., Malberg, H., and Zaunseder, S. (2014). Robust fetal ecg extraction and detection from abdominal leads. *Physiological measurement*, 35(8), 1551.
- Barnett, S. and Maulik, D. (2001). Guidelines and recommendations for safe use of doppler ultrasound in perinatal applications. *Journal of Maternal-Fetal Medicine*, 10(2), 75–84.
- Behar, J., Johnson, A., Clifford, G.D., and Oster, J. (2014). A comparison of single channel fetal ecg

- extraction methods. *Annals of biomedical engineering*, 42(6), 1340–1353.
- Camps, G., Martinez, M., and Soria, E. (2001). Fetal ecg extraction using an fir neural network. In *Computers in Cardiology 2001*, 249–252. IEEE.
- Cardoso, J. and Souloumiac, A. (1993). Blind beamforming for non-gaussian signals. *Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F*, 140(6), 362–370.
- Cohen, W.R., Ommani, S., Hassan, S., Mirza, F.G., Solomon, M., Brown, R., Schiffrin, B.S., Himsworth, J.M., and HAYES-GILL, B.R. (2012). Accuracy and reliability of fetal heart rate monitoring using maternal abdominal surface electrodes. *Acta obstetrica et gynecologica Scandinavica*, 91(11), 1306–1313.
- De Lathauwer, L., De Moor, B., and Vandewalle, J. (2000). Fetal electrocardiogram extraction by blind source subspace separation. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 47(5), 567–572.
- Fancourt, C. and Parra, L. (2001). The coherence function in blind source separation of convolutive mixtures of non-stationary signals. In *in Proc. NNSP*, 303–312.
- Goldberger, A.L., Amaral, L.A., Glass, L., Hausdorff, J.M., Ivanov, P.C., Mark, R.G., Mietus, J.E., Moody, G.B., Peng, C.K., and Stanley, H.E. (2000). Physiobank, physiotoolkit, and physionet. *Circulation*, 101(23), e215–e220.
- Hyvärinen, A. and Oja, E. (2000). Independent component analysis: algorithms and applications. *Neural Networks*, 13(4-5), 411 – 430.
- Jezewski, J., Matonia, A., Kupka, T., Roj, D., and Czabanski, R. (2012). Determination of fetal heart rate from abdominal signals: evaluation of beat-to-beat accuracy in relation to the direct fetal electrocardiogram. *Biomedizinische Technik/Biomedical Engineering*, 57(5), 383–394.
- Jia, W., Yang, C., Zhong, G., Zhou, M., and Wu, S. (2010). Fetal ecg extraction based on adaptive linear neural network. In *Biomedical Engineering and Informatics (BMEI), 2010 3rd International Conference on*, volume 2, 899–902. IEEE.
- Oku, T. and Sano, A. (2003). Nonlinear blind source separation using coherence function. In *SICE 2003 Annual Conference*, volume 3, 2550–2560.
- Oudijk, M.A., Kwee, A., Visser, G.H., Blad, S., Meijboom, E.J., and Rosén, K.G. (2004). The effects of intrapartum hypoxia on the fetal qt interval. *BJOG: An International Journal of Obstetrics & Gynaecology*, 111(7), 656–660.
- Richter, M., Schreiber, T., and Kaplan, D.T. (1998). Fetal ecg extraction with nonlinear state-space projections. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 45(1), 133–137.
- Sameni, R., Clifford, G.D., Jutten, C., and Shamsollahi, M.B. (2007). Multichannel ecg and noise modeling: application to maternal and fetal ecg signals. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2007(1), 94–94.
- Sameni, R., Jutten, C., and Shamsollahi, M.B. (2006). What ica provides for ecg processing: Application to noninvasive fetal ecg extraction. In *Signal Processing and Information Technology, 2006 IEEE International Symposium on*, 656–661. IEEE.
- Sevim, Y. and Atasoy, A. (2011). Performance evaluation of nonparametric ica algorithm for fetal ecg extraction. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 19(4), 657–666.
- Storn, R. and Price, K. (1997). Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *Journal of global optimization*, 11(4), 341–359.
- Tong, L., Liu, R.w., Soon, V., and Huang, Y.F. (1991). Indeterminacy and identifiability of blind identification. *Circuits and Systems, IEEE Transactions on*, 38(5), 499–509. doi:10.1109/31.76486.
- Villavicencio-Navarro, J.R., Márquez-Martínez, L., and Álvarez, J. (2014). A heuristic approach for blind source separation of instant mixtures. *Computación y Sistemas*, 18(4), 719–730.
- Wu, S., Shen, Y., Zhou, Z., Lin, L., Zeng, Y., and Gao, X. (2013). Research of fetal ecg extraction using wavelet analysis and adaptive filtering. *Computers in biology and medicine*, 43(10), 1622–1627.