

## Extracción del electrocardiograma fetal mediante técnicas de separación ciega de fuentes: una implementación para registros abdominales de cuatro canales

E. Méndez Rubio, N. Castañeda Villa, A. Jiménez González

Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad Autónoma Metropolitana-Iztapalapa, Ciudad de México, México  
aidaj@xanum.uam.mx

**Resumen**—En este trabajo se estudia una versión modificada del Análisis por Componentes Independientes (MICA) para procesar registros de ECG abdominal (ECGa) de 4 canales y extraer el ECG fetal (ECGf). Usando una base de datos de Physionet con 5 registros compuestos de ECGa y ECG directo, el MICA se aplicó con base en tres algoritmos de ICA (FastICA, Infomax y TDSEP) y, en los ECGf extraídos, se calcularon la relación señal interferencia (SIR) y el error de medición del intervalo R-R. Los resultados indican que FastICA tiene el mejor desempeño en la extracción del ECGf y en la medición de la frecuencia cardíaca fetal.

**Palabras clave**—Análisis por componentes independientes (ICA), Bienestar fetal, Intervalo R-R, ICA-multidimensional, Relación señal interferencia

### I. INTRODUCCIÓN

El electrocardiograma fetal (ECGf) es una señal que representa la actividad eléctrica cardíaca del feto y puede ser utilizada para medir la frecuencia cardíaca fetal (FCf), un parámetro útil para estudiar el bienestar fetal y determinar posibles problemas de oxigenación [1]. Contrario al ultrasonido Doppler, que irradia al tejido fetal con una señal ultrasónica, la electrocardiografía fetal no le aplica ninguna forma de energía, lo que permite el monitoreo continuo de la FCf en condiciones anteparto o durante el trabajo de parto [1]. La técnica es no invasiva y se implementa con relativa facilidad mediante la colocación de electrodos sobre el abdomen materno. Esto permite el registro del ECGf, pero con baja relación señal a ruido (S/R) debido a la presencia de interferencias de origen materno (ECGm y EMGm), de artefactos de movimiento y del ruido de la línea [1]. La señal registrada se conoce como ECG abdominal (ECGa) y sus características principales son (1) que la energía de las fuentes maternas y los artefactos de movimiento suele ser superior a la del ECGf y (2) que el ECGm y el EMGm pueden traslaparse con el ECGf tanto temporal como espectralmente, por lo que las técnicas tradicionales de filtrado digital son incapaces de recuperar el ECGf.

Entre las diversas técnicas que se han explorado para la extracción del ECGf a partir del ECGa destacan las basadas en filtrado espacial, cancelación de ruido, sustracción del ECGm o en la Separación Ciega de Fuentes (SCF). Las

primeras han sido incapaces de resolver el problema de la extracción al fallar en la eliminación del ECGm y generar falsos positivos durante la medición de la FCf [1]. Por su parte, la SCF (mediante el Análisis por Componentes Independientes, ACI) ha sido exitosa en la tarea de separar las fuentes asociadas a las actividades de origen cardíaco fetal y materno, permitiendo así el análisis del ECGf, la medición del intervalo R-R ( $I_{RR}$ ) y, así, de la FCf latido a latido [1]. Los resultados de la SCF han sido prometedores, pero altamente dependientes de la dimensionalidad de los datos, por lo que su aplicación eficiente a bancos de datos con pocos canales de registro (como suelen ser los bancos de ECGa y otras señales biomédicas) se ha visto limitada.

Atender al requerimiento de una alta dimensionalidad en los datos para una buena separación de las fuentes constitutivas mediante el ACI se ha logrado al incluir el modelo propuesto en [2], que consiste en incorporar una etapa de preprocesamiento para proyectar el banco de datos de interés a un espacio de mayor dimensión y producir así una representación multidimensional lo suficientemente robusta como para ser analizada exitosamente con el ACI. Esta aproximación, referida como ACI-Multidimensional (MICA, por sus siglas en inglés) [2], fue aplicada en el análisis de señales de ECGa con tres canales de registro, pero sin una evaluación cuantitativa del desempeño de la separación (i.e., calidad del ECGf extraído,  $ECGf_e$ ) ni de la utilidad del  $ECGf_e$  en la medición del  $I_{RR}$ . Así, el propósito del presente trabajo fue evaluar el desempeño del MICA en un banco de datos de ECGa de cuatro canales, esto mediante el uso de tres algoritmos populares para la SCF (FastICA [3], Infomax [4] y TDSEP [5]) y la cuantificación de la relación señal/interferencia (SIR, por sus siglas en inglés [6]) y del error en la medición del  $I_{RR}$  ( $EI_{RR}$ ).

### II. METODOLOGÍA

#### A. Banco de datos

Se trabajó con la base de datos pública “Abdominal and Direct Fetal Electrocardiogram Database” de Physionet, que contiene 5 registros de ECGa adquiridos durante trabajo de parto. Cada registro se compone de 4 canales abdominales y de un ECGf directo adquirido mediante electrodo de Hon

(ECG<sub>II</sub>). Los registros fueron adquiridos durante 5 minutos a una frecuencia de muestreo ( $fm$ ) de 1 kHz [7].

## B. Extracción del ECGf

Para empezar, a los cinco canales de cada registro se les quitó la media y se les normalizó para tener varianza= 1. Después se submuestrearon a 200 Hz y se filtraron con un filtro FIR pasa-banda de orden 20 y una banda de paso de 11 a 40 Hz, lo que eliminó artefactos de movimiento y ruido electromiográfico. Una vez realizado esto, para procesar las señales mediante del MICA, se usaron tres etapas:

1) *Representación multidimensional del ECGa*: Esto se realizó mediante el método de los retardos (MR) [8], que permite construir una matriz  $m$ -dimensional a partir de vectores tomados de una serie de tiempo  $N_T$ -escalar  $\{x_i\}_{i=1, \dots, N_T}$ . Para ello, a partir del canal 1 submuestreado de ECGa (i.e.,  $fm=200$  Hz), se extrajeron segmentos consecutivos de longitud  $m$  y se usaron como vectores  $\mathbf{v}_k = \{x_k, x_{k+1}, \dots, x_{k+m-1}\}_{k=1, \dots, N}$ , para construir la matriz de corrimientos  $\mathbf{V}_{c1} = [\mathbf{v}_1^T, \mathbf{v}_2^T, \dots, \mathbf{v}_N^T]$ , donde  $N$  es el número de vectores de retardo consecutivos extraídos del ECGa ( $N = N_T - m + 1$ ) y  $m$  se calcula dividiendo  $fm$  entre la frecuencia del componente periódico más lento ( $f_l$ ) que se busque en la serie de tiempo ( $m \geq fm/f_l$ ) [9]. En particular, ya que la frecuencia de corte inferior del filtro digital fue de 11 Hz ( $f_l = 11$  Hz), esto produjo un valor de  $m \geq 18.2$  (que se redondeó a  $m = 20$ ). Para  $N_T$  se buscó que las tres implementaciones del ACI convergieran, lo que se logró utilizando una  $N_T = 15,000$  muestras (i.e., 30 s de registro).

Finalmente, para incorporar a nuestra matriz de retardos la información espacial dada por los cuatro canales abdominales, se aplicó el MR a los canales 2, 3, 4 y, con las matrices  $\mathbf{V}_{c2}$ ,  $\mathbf{V}_{c3}$ , y  $\mathbf{V}_{c4}$  generadas, se formó una matriz de retardos total  $\mathbf{V} = [\mathbf{V}_{c1}; \mathbf{V}_{c2}; \mathbf{V}_{c3}; \mathbf{V}_{c4}]$ . Esta nueva representación multidimensional ( $80 \times 14981$ ), construida con la selección cuidadosa de  $m$  y  $N_T$ , preserva la información de la dinámica de los sistemas generadores cardiacos materno y fetal en el ECGa, por lo que puede ser procesada con una implementación para SCF como el ACI.

2) *Separación en componentes independientes*: El ACI trabaja bajo la premisa de que un grupo de observaciones,  $\mathbf{x}$ , medidas por un conjunto de  $p$  sensores, pueden modelarse como una mezcla lineal, instantánea y libre de ruido de  $q$  fuentes desconocidas,  $\mathbf{s}$ , como  $\mathbf{x}(t) = \mathbf{A} \cdot \mathbf{s}(t)$ , donde  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_p]^T$ ,  $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_q]^T$ , y  $p \geq q$ . Adicionalmente, asume que las fuentes poseen funciones de distribución de probabilidad no-Gaussianas con media cero y, que al ser generadas por procesos físicos no relacionados, son estadísticamente independientes [3]. Estas suposiciones permiten que el ACI estime las fuentes,  $\hat{\mathbf{s}}$ , cuando únicamente se dispone de  $\mathbf{x}$ , lo que se logra mediante la

búsqueda de una matriz de separación  $\mathbf{W} = \mathbf{A}^{-1}$  que, al ser aplicada a las observaciones, maximice la independencia estadística y la no-Gaussianidad de las estimaciones tal que  $\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{W} \mathbf{x} = \mathbf{W} \mathbf{A} \mathbf{s} \approx \mathbf{s}$ .

A la fecha, numerosos algoritmos para el ACI han sido reportados en la literatura, y una diferencia fundamental entre ellos radica en el criterio utilizado para cuantificar la independencia de  $\hat{\mathbf{s}}$  y obtener la matriz  $\mathbf{W}$ , lo que afecta el desempeño de cada implementación y la calidad de las fuentes estimadas. En particular:

i). **FastICA** utiliza estimadores simples de la entropía negativa para la búsqueda de  $\mathbf{W}$ , por lo que al ser aplicada a  $\mathbf{x}$  maximiza esta propiedad en las componentes resultantes, permitiendo así la estimación de fuentes con distribuciones de probabilidad no-Gaussianas [3].

ii). **Infomax** busca  $\mathbf{W}$  usando como criterio la minimización de la información mutua entre las fuentes estimadas, con lo que la entropía negativa conjunta se maximiza. Este criterio permite separar  $\mathbf{x}$  en fuentes con distribuciones de probabilidad sub y súper-Gaussianas [4].

iii). **TDSep** no es estrictamente un algoritmo para el ACI, pero al ser una técnica de SCF muy utilizada se incluyó en este trabajo. En esta implementación se utiliza la ausencia de correlación temporal y espacial entre las fuentes como criterio para definir su independencia, por lo que aprovecha la estructura temporal de las señales para calcular  $\mathbf{W}$ . Para ello, el algoritmo trabaja sobre una pila de matrices de corrimiento (que construye a partir de  $\mathbf{x}$ ) y las diagonaliza simultáneamente mediante una matriz de transformación que resulta ser  $\mathbf{A}$ , la matriz de mezcla e inversa de  $\mathbf{W}$  [5].

En este trabajo se procesó a la matriz  $\mathbf{V}$  con cada una de estas implementaciones del ACI, con lo que se obtuvieron los componentes independientes (CIs) por medio de FastICA (CIS<sub>FastICA</sub>), Infomax (CIS<sub>Infomax</sub>) y TDSep (CIS<sub>TDSep</sub>).

3) *Construcción del ECGf*: De acuerdo a [2], una característica importante de los CIs recuperados a partir de la representación multidimensional  $\mathbf{V}$  es que algunos pertenecen al mismo proceso fisiológico, por lo que deben agruparse para construir la serie de tiempo correspondiente a cada fuente independiente (i.e., las fuentes independientes en MICA son multidimensionales). Para ello, cada conjunto de CIs (e.g., CIS<sub>FastICA</sub>) se procesó de la siguiente manera:

i). Los CIs fueron proyectados de regreso al espacio de medición utilizando  $\mathbf{Y}^i = \mathbf{a}_i \mathbf{c}_i^T$ , donde  $\mathbf{c}_i$  es el  $i$ -ésimo CI ( $i = 1, 2, \dots, p$ ),  $p$  es el número de CIs estimados por la implementación del ACI,  $\mathbf{a}_i$  es la  $i$ -ésima columna de la matriz  $\mathbf{A}$  ( $\mathbf{W}^{-1}$ ) y  $\mathbf{Y}^i$  es la matriz de retardos resultante de proyectar ese CI [9]. A ella se le aplicó una transformación lineal conocida como promediación diagonal para recuperar al  $i$ -ésimo CI proyectado ( $\text{CI}_p^i$ ) mediante  $\text{CI}_p^i = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \mathbf{Y}_{k,(t+k-1)}^i$ , donde  $t = 1, 2, \dots, N$ , y  $\mathbf{Y}_{k,(t+k-1)}^i$  es el elemento de  $\mathbf{Y}^i$  en la fila  $k$  y en la columna  $t+k-1$  [9].

ii). Los  $CI_p$  fueron analizados para identificar el proceso fisiológico que les dio origen y etiquetarlos como componentes del espacio cardíaco fetal, del espacio cardíaco materno o ruido. Esto se realizó aprovechando la alta estructura temporal que caracteriza a las señales de origen cardíaco, por lo que se usó la “ritmicidad” de los  $CI_p$  como indicador del generador fisiológico que los produjo [10]. Para ello, primero se generó la envolvente del CI utilizando la transformada de Hilbert, se obtuvo el autocorrelograma y luego su densidad de potencia espectral ( $S_{xx}$ ). Después, en  $S_{xx}$ , se determinó la frecuencia del pico de mayor amplitud como indicador del ritmo dominante. Finalmente, si el ritmo del CI estaba entre 2.3 y 2.6 Hz, éste fue automáticamente clasificado como fetal, pero si estaba entre 1.3 y 1.5 Hz, entonces fue clasificado como materno.

iii). La construcción del ECGf se realizó al sumar las contribuciones de todos los  $CI_p$  etiquetados como fetales. Esto se realizó para cada canal, donde el grupo de los primeros  $m$   $CI_p$  se usó para reconstruir el ECGf del canal 1, el grupo de los  $m+1$  a  $2m$  se usó para reconstruir el ECGf del canal 2 y así sucesivamente hasta recuperar los ECGf correspondientes a cada canal de ECGa en el registro.

Las etapas 1, 2 y 3 se aplicaron a cada segmento de 30 s hasta haber procesado todo el registro, por lo que los segmentos de ECGf obtenidos por canal se concatenaron para finalmente construir las señales de los ECGf extraídos (ECGf<sub>e</sub>) correspondientes a los canales 1, 2, 3 y 4.

### C. Evaluación de la calidad del ECGf<sub>e</sub>

La principal ventaja del banco de datos estudiado es la disponibilidad de una señal patrón dada ECG<sub>H</sub>, pues permitió evaluar cuantitativamente la calidad y utilidad del ECGf<sub>e</sub> en cada implementación del ACI. Así, se midieron:

1) SIR: Para determinar la similitud entre el ECGf<sub>e</sub> y la señal patrón (i.e., la calidad de la señal), lo que se hizo con  $SIR(dB) = 10\log(|\langle \hat{s}_i, s_i \rangle|^2 / (\|\hat{s}_i\|^2 \|s_i\|^2 - |\langle \hat{s}_i, s_i \rangle|^2))$ , donde  $\hat{s}_i$  es el ECGf<sub>e</sub> a evaluar,  $s_i$  es el ECG<sub>H</sub> y  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  es el producto punto. Nótese que valores altos del SIR indican similitud entre el componente estimado y el patrón [6].

2) EI<sub>RR</sub>: Como el propósito del ECGf<sub>e</sub> en el seguimiento fetal es medir confiablemente la FCf, en este trabajo se compararon las mediciones I<sub>RR</sub> arrojadas por cada ECGf<sub>e</sub> contra las mediciones producidas por ECG<sub>H</sub> (I<sub>RRH</sub>), lo que permitió estudiar el efecto de cada implementación del ACI en la medición del I<sub>RR</sub>. Para ello se siguieron dos pasos:

i). Detección de la onda R en cada ECGf<sub>e</sub> (con ayuda de una implementación del algoritmo Pan-Tompkins [11]) y corrección manual de los falsos positivos y negativos.

ii). Evaluación de la concordancia entre las mediciones I<sub>RR</sub> vs I<sub>RRH</sub> mediante la técnica de Bland-Altman [12], un método estadístico que permitió conocer la media y la dispersión del error (i.e.,  $EI_{RR} = I_{RRH} - I_{RR}$ ), expresadas en

este trabajo como el intervalo en el que cayeron el 95.7 % de las mediciones EI<sub>RR</sub> (i.e.,  $2\sigma$ ).

### III. RESULTADOS

La Fig. 1 presenta los resultados obtenidos en el registro 5 mediante un segmento con duración de 5 s (a) de los ECGa decimados y filtrados, y (b) de los ECGf<sub>e</sub> mediante MICA (FastICA, por deflación y con la función pow<sup>3</sup>). En ambos casos, de arriba hacia abajo, se muestran el ECG<sub>H</sub> y los ECGs correspondientes a los canales 1, 2, 3 y 4 (las unidades del eje Y son volts). Por su parte, en (c), de arriba abajo, se presentan los trazos correspondientes a los I<sub>RR</sub> obtenidos a partir del ECG<sub>H</sub> y del canal 4 del ECGf<sub>e</sub> mediante FastICA, Infomax y TDSEP (I<sub>RRH</sub>, I<sub>RRFastICA</sub>, I<sub>RRInfomax</sub> e I<sub>RRTDSEP</sub>, donde las unidades del eje Y son ms). En (a) puede distinguirse que, en los cuatro canales abdominales, la amplitud del complejo QRSm siempre es mayor que la del complejo QRSf, donde las flechas negras apuntan hacia casos en que el QRSm coincidió con el QRSf enmascarándolo completamente (o casi completamente del lado derecho). Además, puede verse que el canal 3 del ECGa presenta más ruido que los otros canales del registro. En (b), por su parte, puede observarse la extracción exitosa del QRSf en los cuatro canales, incluso en los casos con traslape materno-fetal (indicados por las flechas apuntando hacia abajo). Adicionalmente, como lo indican las flechas apuntando hacia arriba en el canal 4, aún existe cierta contribución de la componente materna en el ECGf<sub>e</sub>. En (c), como puede verse, todos los trazos presentan las mismas tendencias de aumento y disminución del I<sub>RR</sub>, aunque con particularidades en I<sub>RRH</sub>, I<sub>RRInfomax</sub> e I<sub>RRTDSEP</sub> como lo marcan las flechas. En I<sub>RRH</sub>, los espacios en blanco corresponden a dos segmentos del ECG<sub>H</sub> donde hubo una desconexión del electrodo y se perdieron complejos QRSf, por lo que no se tienen puntos de referencia. En I<sub>RRFastICA</sub>, se puede ver que es muy parecido al trazo de referencia, con la ventaja de no haber perdido complejos fetales. Sucede casi lo mismo en I<sub>RRInfomax</sub> e I<sub>RRTDSEP</sub>, aunque mientras I<sub>RRInfomax</sub> solo muestra un par de alteraciones en los intervalos R-R, I<sub>RRTDSEP</sub> presenta múltiples alteraciones con amplitudes diferentes a lo largo del registro.

La Tabla I presenta los valores SIR y EI<sub>RR</sub> (SIR y EI<sub>RR</sub>) usados para evaluar la confiabilidad y utilidad del ECGf<sub>e</sub> por MICA. Por limitaciones de espacio, solo se presentan el SIR promedio (obtenido a partir de los valores parciales del SIR) y el EI<sub>RR</sub> más grande) de los cuatro canales de cada registro. Como puede verse, FastICA produjo los valores más altos del SIR en todos los registros, seguida por Infomax y TDSEP, que casi siempre tuvo los más bajos (a excepción del registro 4, donde Infomax presentó el valor más pequeño). Respecto al EI<sub>RR</sub>, la tabla indica que el 97.5 % de las mediciones a partir del ECGf<sub>eFastICA</sub> se alejó solo una

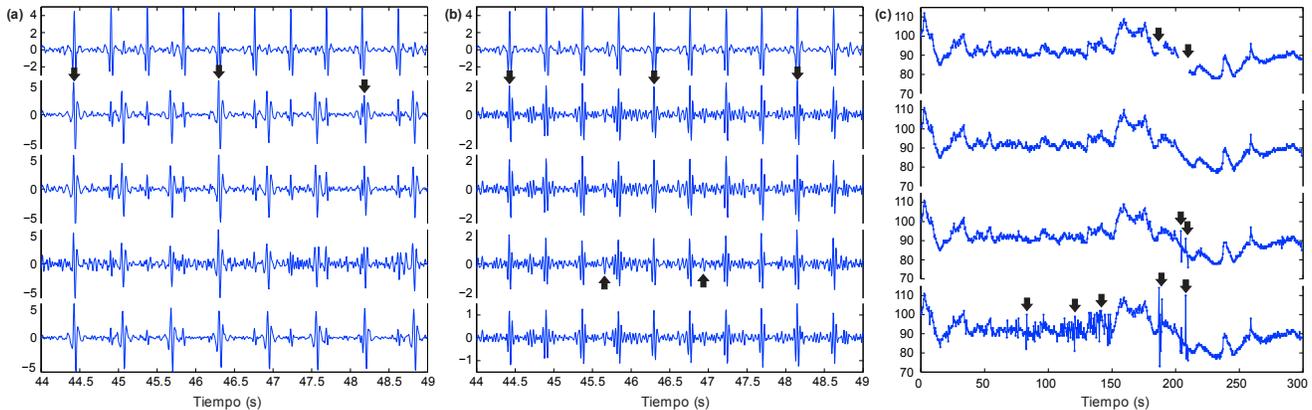


Fig. 1. Segmento conteniendo 5 s del registro 5 con (a) los ECGa decimados y filtrados y (b) los ECGf extraídos mediante MICA (FastICA-deflación-pow3). De arriba hacia abajo, el ECG<sub>H</sub> y los ECGs correspondientes a los canales 1, 2, 3 y 4 (las unidades del eje Y son volts). En (c), I<sub>RR</sub> obtenidos a partir del ECGf<sub>c</sub> (mediante FastICA, Infomax y TDSep) del canal 4 (de arriba abajo, I<sub>RR</sub>Hon, I<sub>RR</sub>FastICA, I<sub>RR</sub>Infomax e I<sub>RR</sub>TDSep, con unidades de ms en el eje Y).

muestra en los registros 1, 2, 3, 4, y hasta tres muestras en el registro 5 respecto a las mediciones a partir del ECG<sub>H</sub>, seguido por ECGf<sub>e</sub>Infomax y ECGf<sub>e</sub>TDSep, que se alejaron entre 1 y 3 muestras y entre 1 y 8 muestras del ECG<sub>H</sub>.

#### IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

Este trabajo evaluó el desempeño de una modificación del ACI para extraer el ECGf a partir de bancos de datos de ECGa de cuatro canales. Esta modificación fue exitosa en la separación del ECGf y, entre tres algoritmos evaluados del ACI, se encontró que FastICA produjo ECGfs más parecidos a la señal patrón, dejando en segundo y tercer lugar a Infomax y TDSep respectivamente. Adicionalmente, FastICA mostró el menor error en la medición del intervalo R-R, seguido por Infomax y TDSep. Estos resultados son prometedores, pues han mostrado la posibilidad de usar una metodología basada en el ACI en la extracción de ECGfs que son confiables para la medición de la frecuencia cardiaca fetal, esto a partir de bancos de datos de baja dimensión. Además, han indicado que el desempeño de FastICA es superior, pues generalmente generó un error máximo de una muestra en el intervalo R-R medido. El trabajo actual estudia las diferentes configuraciones de FastICA e incorporará índices de la calidad del ECGf para evaluar la utilidad del ECGf<sub>c</sub> para fines de seguimiento fetal.

TABLA I  
VALORES (SIR<sub>promedio</sub>, EI<sub>RRmáximo</sub>) CALCULADOS

	Sin ACI	FastICA	Infomax	TDSep
<b>Registro 1</b>	(0.5, -)	(4.0, 1)	(1.1, 1)	(1.3, 1)
<b>Registro 2</b>	(0.1, -)	(1.6, 1)	(0.5, 2)	(0.2, 8)
<b>Registro 3</b>	(0.1, -)	(1.9, 1)	(0.6, 2)	(0.3, 2)
<b>Registro 4</b>	(0.6, -)	(3.5, 1)	(1.1, 1)	(1.2, 2)
<b>Registro 5</b>	(0.0, -)	(0.6, 3)	(0.5, 3)	(0.2, 4)
<b>(Media, max)</b>	(0.2, -)	(2.3, 3)	(0.8, 3)	(0.6, 8)

NOTA: El EI<sub>RRmáximo</sub> está expresado en muestras

#### BIBLIOGRAFÍA

- Hasan MA, Reaz MBI, et al. Detection and processing techniques of FECG signal for fetal monitoring. *Biol Proced Online*. 11(1): 263–295, 2009. DOI: 10.1109/TBME.2002.807642
- Cardoso JF. “Multidimensional independent component analysis” en *Proc. of ICASSP*. Seattle, WA, pp. 1941-1944, 1998. DOI: 10.1109/ICASSP.1998.681443
- Hyvarinen A, Oja E. A fast fixed-point algorithm for Independent Component Analysis. *Neural Comput*. 9: 1483-1492, 1997. DOI: 10.1162/neco.1997.9.7.1483
- Bell AJ, Sejnowski TJ. An information-maximisation approach to blind separation and blind deconvolution. *Neural Comput*. 7(6): 1129–1159, 1995. DOI: 10.1162/neco.1995.7.6.1129
- Ziehe A, Müller KR. “TDSEP — an efficient algorithm for blind separation using time structure” en *Proc. of ICANN*. *Perspectives in Neural Computing*. Springer, London, pp. 675-680, 1998. DOI: 10.1007/978-1-4471-1599-1\_103
- Gotchev A, Egiuzarian K. “Distortion measures for sparse signals” en *Proc. of CompSysTech*. 2: 1-6, 2005.
- Goldberger AL, Amaral LAN, et al. *PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals*. *Circulation*. 101(23): e215–e220, 2000. DOI: 10.1161/01.CIR.101.23.e215
- Broomhead DS, King GP. Extracting qualitative dynamics from experimental data. *Phys D*. 20(2–3): 217–236, 1986. DOI: 10.1016/0167-2789(86)90031-X
- Jiménez-González A, James CJ. Extracting sources from noisy abdominal phonograms: A single-channel blind source separation method. *Med Biol Eng Comput*. 47(6):655–664, 2009. DOI: 10.1007/s11517-009-0474-8
- Jiménez-González A, James CJ. Time-structure based reconstruction of physiological independent sources extracted from noisy abdominal phonograms. *IEEE Trans Biomed Eng*. 57(9): 2322–2330, 2010. DOI: 10.1109/TBME.2010.2051226
- Sedghamiz H. Matlab implementation of Pan Tompkins ECG QRS detector. [https://www.researchgate.net/publication/313673153\\_Matlab\\_Implementation\\_of\\_Pan\\_Tompkins\\_ECG\\_QRS\\_detector](https://www.researchgate.net/publication/313673153_Matlab_Implementation_of_Pan_Tompkins_ECG_QRS_detector). 2014. DOI: 10.13140/RG.2.2.14202.59841
- Bland JM, Altman DG. Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement. *Lancet*. 1(8476): 307–310, 1986. DOI: 10.1016/S0140-6736(86)90837-8