



UASLP
Universidad Autónoma
de San Luis Potosí



FACULTAD DE
CIENCIAS
UASLP

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE SAN LUIS POTOSÍ

FACULTAD DE CIENCIAS, POSGRADO EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA - PIE

Maestría en Ingeniería Electrónica

SISTEMA MULTICANAL DE ADQUISICIÓN Y SEPARACIÓN DEL ECG MATERNO Y FETAL

TESIS PARA OBTENER EL GRADO DE:
Maestría en Ingeniería Electrónica

Presenta:

I.B. Edgar Eduardo Arellano Zuvieta

Directores de tesis:

Dr. Bersaín Alexander Reyes

Dr. José Sergio Camacho Juárez

San Luis Potosí, S.L.P.

Noviembre 2025



Sistema multicanal de adquisición y separación del ECG materno y fetal © 2025

by Edgar Eduardo Arellano Zuvieta

is licensed under CC BY-NC-ND 4.0.

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>

Agradecimientos

La culminación del presente trabajo de tesis no habría sido posible sin el apoyo constante de personas fundamentales en mi vida. Cada una de ellas ha contribuido de alguna forma en este camino, guiándome, inspirándome y motivándome a alcanzar este objetivo. No obstante, deseo aprovechar este espacio para mencionar de manera especial a quienes, a mi parecer, tuvieron un impacto decisivo en mi trayecto durante el posgrado.

En primer lugar, agradezco al Dr. Juan Manuel Hernández Meza, quien me introdujo al mundo de las ciencias cuando tenía tan solo 15 años. Su valioso acompañamiento en la elaboración de mis primeros proyectos científicos en secundaria, junto con sus explicaciones que despertaron en mí una profunda curiosidad, fueron clave para cultivar el interés por la ciencia que me acompaña hasta el día de hoy.

Mi sincero agradecimiento también a mis asesores de tesis, el Dr. Bersain A. Reyes y el Dr. José S. Camacho Juárez, por confiar en mí desde la etapa de licenciatura e invitarme a integrarme a su grupo de trabajo. Sus constantes palabras de aliento y reconocimiento me impulsaron a dar lo mejor de mí durante este proyecto. Gracias a ellos, descubrí en la investigación una vocación que no solo disfruto profundamente, sino en la que también me siento capaz.

A mis amigas y amigos de la generación de maestría, gracias por su valiosa compañía. En una etapa tan demandante como el posgrado, su presencia fue esencial para mantener el equilibrio, brindándome apoyo emocional y momentos de descanso cuando más lo necesitaba.

Un agradecimiento muy especial a mi familia. A mis padres, por ser un pilar incondicional durante mi licenciatura y maestría; su amor y apoyo constante han sido una fuente inagotable de motivación para seguir persiguiendo mis metas. A mi hermana, quien además de acompañar siempre mis decisiones, me enseñó la importancia de cuidar mi salud mental. Y a mi hermano, con quien siempre he compartido una relación marcada por la competencia, lo que ha convertido esa rivalidad en un punto de referencia constante para superarme y no conformarme.

Finalmente, agradezco a la Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación por el apoyo económico brindado con número de CVU 1318135, el cual me permitió cubrir todos los gastos relacionados con mis estudios de posgrado.

Abstract

Fetal heart rate (fHR) is a crucial parameter for assessing fetal well-being, both before and during labor. Currently, the most widely used techniques for monitoring fHR are fetal Doppler and cardiotocography—clinically validated technologies that, nonetheless, present certain accuracy limitations due to the lack of an explicit reference when compared to the fetal electrocardiogram (fECG). The latter enables more precise measurement of fHR by allowing direct identification of the R-peaks, but its use is restricted due to the highly invasive nature of the procedure. These limitations have motivated the exploration of non-invasive strategies for fHR monitoring, such as extracting the fECG from the maternal abdominal ECG (aECG).

This thesis presents the design, development, and implementation of a portable multichannel system for the simultaneous acquisition and separation of maternal and fetal ECG signals. The methodological approach combines Blind Source Separation (BSS) techniques, particularly Principal Component Analysis (PCA), and adaptive filtering based on the Recursive Least Squares (RLS) method to extract the fECG from the aECG. The system consists of a four-channel simulator that reproduces signal mixtures based on the PhysioNet ADFECGDB database, a four-channel acquisition device, and an embedded system that executes the separation algorithm.

The proposed algorithm begins with a preprocessing stage applied to the four input channels, aimed at enhancing both maternal and fetal QRS complexes while attenuating irrelevant components. PCA is then applied to the preprocessed signals to extract two principal components that capture the most variability in the data. The first component primarily contains fetal information with residual maternal content, whereas the second component mainly represents maternal activity. These two components are used as input to an RLS adaptive filter: the maternal component as the reference signal and the fetal component as the desired signal. The filter estimates a fetal-dominant ECG signal with minimal maternal interference. Finally, the Pan-Tompkins algorithm is applied to detect fetal R-peaks, from which both the fHR signal and the average fECG waveform are derived.

In the performance analysis for fetal R-peak detection, the algorithm achieved values above 90% in key metrics such as positive predictive value (PPV), sensitivity (SEN), accuracy (ACC), and F1-score, along with low localization errors and high correlation values with the reference annotations from the database. Additionally, the morphological similarity of the estimated fECG compared to the reference one was evaluated using metrics such as normalized root mean square error (NRMSE), mean absolute error (MAE), and correlation coefficient, yielding favorable results across all patients and channels. Moreover, the results obtained from the embedded implementation were comparable to those obtained in a computer environment, supporting the feasibility of running the proposed algorithm on low-power embedded platforms.

These results support that the hybrid implementation based on PCA and RLS filtering is a promising alternative for non-invasive fetal monitoring. The proposed method demonstrates competitive performance compared to state-of-the-art approaches and provides a solid foundation for future clinical validation and improvements.

Resumen

La frecuencia cardiaca fetal (fHR) es un parámetro crucial para evaluar el bienestar fetal, tanto antes como durante el parto. Actualmente, las técnicas más utilizadas para el monitoreo de la fHR son el Doppler fetal y la cardiotocografía, tecnologías validadas clínicamente pero que presentan ciertas limitaciones en precisión debido a la falta de una referencia explícita en comparación con el electrocardiograma fetal (fECG), el cual tiene un uso limitado ya que es un procedimiento sumamente invasivo. El fECG proporciona una medición más precisa de la fHR gracias a la identificación exacta del pico R. Estas restricciones han motivado la exploración de estrategias no invasivas para el monitoreo de la fHR, como lo es la extracción del fECG a partir del ECG abdominal materno (aECG).

En esta tesis se diseña, desarrolla e implementa un sistema multicanal portátil para la adquisición y separación simultánea de ECG materno y fetal. El enfoque metodológico combina técnicas de Separación Ciega de Fuentes (BSS), con énfasis en Análisis de Componentes Principales (PCA), y filtrado adaptativo basado en el método *Minimos Cuadradros Recursivo* (RLS) para la extracción del fECG a partir del aECG. El sistema consta de un simulador de cuatro canales que reproduce mezclas de señales basadas en la base de datos ADFECGDB de PhysioNet y un dispositivo de adquisición de cuatro canales, y un sistema embebido que ejecuta el algoritmo de separación.

El algoritmo propuesto comienza con una etapa de preprocesamiento aplicada a los cuatro canales de entrada, cuyo objetivo es resaltar los complejos QRS tanto maternos como fetales, al tiempo que se atenúan componentes irrelevantes de la señal. A continuación, se aplica PCA sobre las señales preprocesadas, extrayendo dos componentes principales que capturan la mayor variabilidad del conjunto de datos. El primer componente contiene principalmente información fetal con residuos maternos, mientras que el segundo componente representa predominantemente actividad materna. Ambos componentes se emplean como señales de entrada para un filtro adaptativo RLS: el componente materno se utiliza como señal de referencia y el componente fetal como señal deseada. De esta forma, el filtro estima una señal de ECG con predominancia fetal, con mínima interferencia materna. Finalmente, se aplica el algoritmo de Pan-Tompkins para detectar los picos R fetales, a partir de los cuales se calcula tanto la señal de frecuencia cardiaca fetal como el ECG fetal promedio.

En el análisis de desempeño para la detección de picos R fetales, se alcanzaron valores superiores al 90% en métricas clave como precisión (PPV), sensibilidad (SEN), exactitud (ACC) y F1-score, junto con errores de localización reducidos y una alta correlación con las anotaciones de referencia de la base de datos. Asimismo, se evaluó la similitud morfológica del ECG fetal promedio estimado frente al de referencia, empleando métricas como el error cuadrático medio normalizado (NRMSE), el error absoluto medio (MAE) y el coeficiente de correlación, obteniéndose resultados favorables en todos los pacientes y canales analizados. Además, los datos obtenidos a partir de la implementación en el sistema embebido fueron comparables con los resultados obtenidos en un entorno de cómputo, lo que respalda la viabilidad de ejecutar el algoritmo propuesto en plataformas embebidas portátiles.

Estos resultados respaldan que la implementación híbrida basada en PCA y filtrado RLS representa una alternativa prometedora para el monitoreo fetal no invasivo. La propuesta demuestra un desempeño competitivo frente a métodos del estado del arte, y establece una base sólida para futuras validaciones clínicas, así como para la mejora en la robustez del algoritmo y del sistema embebido.

Índice general

Índice general	I
Índice de figuras	IV
Índice de tablas	VII
Lista de abreviaturas	VIII
1 Introducción	1
1.1 Antecedentes	1
1.1.1 Monitoreo cardíaco fetal	1
1.1.2 Monitorización no invasiva del sistema cardíaco fetal durante el embarazo	2
1.1.3 Tecnologías existentes y sus limitaciones	3
1.2 Estado del arte	5
1.2.1 Fundamentos fisiológicos y eléctricos del ECG abdominal materno	5
1.2.2 Naturaleza de la mezcla entra el ECG materno y el ECG fetal	6
1.2.3 Técnicas mas utilizadas en la extracción del ECG fetal a partir del ECG abdominal materno	7
1.2.4 ICA y PCA como técnicas de extracción de fECG a partir del aECG	12
1.3 Justificación y planteamiento del problema	15
1.3.1 Motivación tecnológica para un dispositivo de adquisición de ECG fetal no invasivo	15
1.3.2 Problema de investigación	16
1.4 Objetivos	18
1.4.1 Objetivo general	18
1.4.2 Objetivos específicos	18
1.5 Estructura del documento	18
2 Metodología y Desarrollo	20
2.1 Base de datos	20

2.1.1	<i>Abdominal and Direct Fetal ECG Database</i>	20
2.2	Diseño del algoritmo de separación del ECG materno y fetal	23
2.2.1	Preprocesamiento de los datos	23
2.2.2	Análisis de componentes principales (PCA)	24
2.2.3	Filtro adaptativo RLS	25
2.2.4	Algoritmo de detección de picos R	26
2.2.5	Cálculo de la fHR y ECG Fetal Promedio	26
2.3	Diseño e implementación del sistema en hardware	28
2.3.1	Simulador de cuatro canales de ECG abdominal materno	29
2.3.2	Sistema de adquisición de señales de ECG abdominal materno	31
2.3.3	Sistema de separación del ECG materno y fetal	33
2.4	Evaluación y análisis de los resultados	35
2.4.1	Métricas de desempeño de localización de picos R fetales	36
2.4.2	Error en la localización de los picos R	37
2.4.3	Comparación de las series de tiempo de la fHR	38
2.4.4	Morfología del ECG promedio	39
2.4.5	Desempeño del sistema embebido	40
3	Resultados y Discusión	43
3.1	Vista general del proceso de separación del ECG materno y fetal del método propuesto	43
3.1.1	Preprocesamiento de los datos	43
3.1.2	Separación de las señales mediante PCA	44
3.1.3	Filtrado RLS	45
3.1.4	Detección de los picos R fetales	46
3.1.5	Serie temporal de la fHR y ECG Fetal Promedio	46
3.2	Implementación física del sistema propuesto	48
3.2.1	Prototipo hardware del simulador de ECG abdominal de cuatro canales	48
3.2.2	Prototipo hardware del sistema de adquisición de ECG abdominal	52
3.2.3	Prototipo hardware del sistema de separación ECG materno y fetal	53
3.3	Evaluación cuantitativa del sistema	56
3.3.1	Precisión en la detección de picos R fetales	56
3.3.2	Análisis del error en la localización de picos R	59
3.3.3	Concordancia de los intervalos RR	60
3.3.4	Análisis de la morfología promedio del ECG fetal	61
3.3.5	Desempeño del sistema embebido	63

4 Conclusiones y trabajo a futuro	73
4.1 Conclusiones principales	73
4.2 Limitaciones y trabajo futuro	75
Bibliografía	78
Apéndice A Pseudocódigo del algoritmo de separación	86
A.1 Pseudocódigo del algoritmo de separación del ECG materno y fetal	87
Apéndice B Participaciones académicas	88
B.1 Participación en el Concurso Enseñanza e investigación 2025, "Fis. Candelario Pérez Rosales", Nivel Investigación, IICO	89
B.2 Participación en el Congreso Nacional de INGENIERÍA BIOMÉ- DICA 2025	91

Índice de figuras

1.1	Electrocardiograma Fetal invasivo. Tomada de [6].	2
1.2	Registro de electrocardiograma abdominal de un embarazo de 38 a 41 semanas de gestación. Los complejos QRS maternos y fetales fueron marcados con las letras M y F, respectivamente. Tomado de [11].	3
1.3	Planteamiento del problema BSS para la extracción del ECG fetal. Imagen modificada de [41].	11
2.1	Diagrama de bloques del algoritmo propuesto para la extracción del fECG a partir del aECG.	21
2.2	Diagrama de bloques del hardware que conformó el sistema embebido de pruebas en línea.	21
2.3	Sistema de instrumentación y procesamiento para la adquisición de las señales de aECG y fECG de la base de datos ADFECGDB . (A) la posición de los electrodos para el registro de las señales de aECG. (B) diagrama de bloques del dispositivo de adquisición y procesamiento de las señales bioeléctricas. Tomado de [28].	22
2.4	Diagrama esquemático de las conexiones eléctricas que componen el simulador de señales de ECG abdominales materno.	31
2.5	Diagrama esquemático de las conexiones eléctricas que componen el sistema de adquisición de señales de aECG.	33
3.1	Segmento correspondiente a los primeros 10s al registro de aECG del sujeto r01. De arriba hacia abajo, las graficas corresponden a los Canales 1 a 4 del registro de aECG. Por cuestiones de visualización, cada señal presenta una escala de amplitud diferente.	43
3.2	Segmento correspondiente a los primeros 10s al registro de aECG del sujeto r01 posterior a la etapa de preprocesamiento. De arriba hacia abajo, las gráficas corresponden a los Canales 1 a 4 del registro.	44
3.3	Segmento correspondiente a los primeros 10s al registro de aECG del sujeto r01 posterior a la etapa de PCA. (A) primer componente principal con información fetal y materna. (B) segundo componente principal con unicamente información materna.	45

3.4	Segmento de 10 s correspondiente a la señal de fECG estimada después de la etapa del filtro RLS.	46
3.5	Segmento de 10 s correspondiente a la etapa de detección de picos R fetales a partir de la señal de fECG estimada en la etapa anterior. La señal fue rectificadada y se buscaron los picos R fetales con la etapa de umbral adaptativo del algoritmo de Pan-Tompkins.	47
3.6	Ejemplo de estimación de la fHR y el fECG promedio por el algoritmo propuesto. (A) Segmento de 100 s de la fHR. (B) fECG promedio alineado a los picos R detectados, mostrado para la estimación en cada canal.	48
3.7	Diseño en software de la PCB para el simulador de aECG de cuatro canales. (A) Vista superior del diseño. (B) Vista inferior del diseño.	49
3.8	Implementación física de la PCB para el simulador de aECG de cuatro canales. (A) Vista superior de la implementación física. (B) Vista inferior de la implementación física.	49
3.9	Menú de selección de parámetros del simulador de aECG.	50
3.10	Carcasa personalizada para el simulador de aECG. (A) Vista del interior. (B) Vista exterior con medidas de la carcasa.	51
3.11	Montaje final del dispositivo simulador de aECG. (A) Vista del interior. (B) Vista exterior del dispositivo.	51
3.12	Vista general del diseño de la PCB para el simulador de aECG de cuatro canales. (A) Diseño en software de la PCB. (B) Implementación física de la PCB.	52
3.13	Implementación en hardware del sistema de separación del ECG materno y fetal y la interfaz de visualización de datos.	53
3.14	Carcasa personalizada del dispositivo de adquisición y separación del ECG materno y fetal. (A) Vista del interior. (B) Vista exterior con medidas de la carcasa.	54
3.15	Montaje final del dispositivo de adquisición y separación del ECG materno y fetal. (A) vista interior. (B) vista exterior del dispositivo.	55
3.16	Sistema completo en funcionamiento. (A) Simulador de señales de aECG. (B) Dispositivo de adquisición y separación del ECG materno-fetal.	55
3.17	Gráficas de desempeño del algoritmo en función de diferentes niveles de relación señal-ruido para ruido gaussiano. (A) gráficas de las métricas diferenciando cada paciente. (B) diagramas de cajas de todos los sujetos en conjunto.	58
3.18	Histograma de diferencias de ubicación de picos R Fetales. (A) histograma general perteneciente al paciente r01. (B) histograma de todos los pacientes por separado. (C) histograma juntando las diferencias de todos los pacientes.	60
3.19	Análisis gráfico comparativo de la fHR entre MATLAB y la referencia. (A) regresión lineal. (B) diagrama de Bland-Altman.	61
3.20	Comparativa entre las graficas de fECG promedio de los 4 canales (MATLAB vs Referencia).	62

3.21	Histogramas de diferencias de ubicación de picos R fetales. (A) El histograma de diferencias de los picos R detectados en la plataforma MATLAB. (B) El histograma de diferencias detectados en la Raspberry.	67
3.22	Análisis gráfico comparativo de la fHR entre Raspberry y la referencia. (A) Regresión lineal. (B) Diagrama de Bland-Altman.	68
3.23	Análisis gráfico comparativo de la fHR entre Raspberry y MATLAB. (A) Regresión lineal. (B) Diagrama de Bland-Altman.	68
3.24	Comparativa entre las graficas de fECG promedio de los 4 canales (Raspberry vs Referencia).	70
3.25	Comparativa entre las graficas de fECG promedio de los 4 canales (Raspberry vs MATLAB).	71

Índice de tablas

1.1	Valores de conductividad de los tejidos por los que se propaga el ECG fetal	7
2.1	Especificaciones relevantes de los componentes del simulador de ECG abdominal materno.	30
2.2	Características técnicas del módulo AD8232 de SparkFun	32
2.3	Características técnicas de la Raspberry Pi Zero 2W	34
3.1	Comparativa de resultados obtenidos de métricas de detección de picos R fetales contra distintos métodos	57
3.2	Métricas de desempeño del estimador del fECG promedio (MATLAB vs Referencia) por paciente y canal, con su media y desviación estándar.	62
3.3	Comparación de tiempos de ejecución entre las plataformas MATLAB y la Raspberry.	63
3.4	Métricas de detección de picos R fetales obtenidos en MATLAB y en Raspberry por paciente.	66
3.5	Métricas de desempeño del estimador del fECG promedio (Raspberry vs Referencia) por paciente y canal, con su media y desviación estándar.	70
3.6	Métricas de desempeño del estimador del fECG promedio (Raspberry vs MATLAB) por paciente y canal, con su media y desviación estándar.	71

Lista de abreviaturas

fHR	Frecuencia Cardíaca Fetal (<i>Fetal Heart Rate</i>)
fHRV	Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca Fetal (<i>Fetal Heart Rate Variability</i>)
ECG	Electrocardiograma
fECG	Electrocardiograma Fetal (<i>Fetal Electrocardiogram</i>)
mECG	Electrocardiograma Materno (<i>Maternal Electrocardiogram</i>)
aECG	Electrocardiograma Abdominal Materno (<i>Maternal Abdominal Electrocardiogram</i>)
MFCC	Acoplamiento Cardíaco Materno-Fetal (<i>Maternal-Fetal Cardiac Coupling</i>)
mHR	Frecuencia Cardíaca Materna (<i>Maternal Heart Rate</i>)
LMS	Filtro de Mínimos Cuadrados Medios (<i>Least Mean Square</i>)
RLS	Filtro de Mínimos Cuadrados Recursivos (<i>Recursive Least Squares</i>)
BSS	Separación Ciega de Fuentes (<i>Blind Source Separation</i>)
ICA	Análisis de Componentes Independientes (<i>Independent Components Analysis</i>)
PCA	Análisis de Componentes Principales (<i>Principal Components Analysis</i>)
PC	Componentes Principales (<i>Principal Components</i>)
ADFECGDB	<i>Abdominal and Direct Fetal Electrocardiogram Database</i>
FIR	Filtro de Respuesta al Impulso Finita (<i>Finite Impulse Response</i>)
RLD	Circuito Manejador de Pierna Derecha (<i>Right Leg Drive</i>)
SPI	Interfaz Periférica Serial (<i>Serial Peripheral Interface</i>)
UART	Transmisor-Receptor Asíncrono Universal (<i>Universal Asynchronous Receiver-Transmitter</i>)
TP	Verdadero Positivo (<i>True Positive</i>)
FN	Falso Negativo (<i>False Negative</i>)
FP	Falso Positivo (<i>False Positive</i>)
PPV	Precisión (<i>Precision</i>)

SEN	Sensibilidad (<i>Sensitivity</i>)
ACC	Exactitud (<i>Accuracy</i>)
NRMSE	Error Cuadrático Medio Normalizado (<i>Normalized Root Mean Squared Error</i>)
MAE	Error Absoluto Medio (<i>Mean Absolute Error</i>)
PCB	Placa de Circuito Impreso (<i>Printed Circuit Board</i>)
SNR	Relación Señal-Ruido (<i>Signal-to-Noise Ratio</i>)
bpm	Latidos Por Minuto (<i>Beats-per-minute</i>)

Capítulo 1

Introducción

1.1. Antecedentes

1.1.1. Monitoreo cardíaco fetal

El monitoreo del bienestar fetal es un conjunto de pruebas y procedimientos diseñados para evaluar el estado de salud del feto durante el embarazo y el trabajo de parto. Entre las herramientas más utilizadas en la práctica clínica destaca el perfil biofísico, propuesto por Frank A. Manning en 1980, como un método integral para distinguir fetos sanos de aquellos con signos de una condición médica que requiera intervención, como lo es la hipoxia o acidosis. Este perfil se basa en cinco parámetros cuantificables que reflejan el funcionamiento neurológico y metabólico del feto: los movimientos respiratorios, los movimientos corporales, el tono muscular, el volumen del líquido amniótico y la frecuencia cardíaca fetal [1].

En particular, la monitorización de la frecuencia cardíaca fetal (fHR, *Fetal Heart Rate*) juega un papel crucial en el seguimiento del bienestar del feto durante el embarazo y el parto. Se reporta que para el año 2002, el 85 % de los partos asistidos en Estados Unidos incluían el monitoreo de la frecuencia cardíaca fetal. Esto se debe a que el cerebro fetal regula la frecuencia cardíaca a través de interacciones entre los sistemas nerviosos simpático y parasimpático, y su monitoreo permite evaluar si el feto está adecuadamente oxigenado [2]. Por otro lado, la monitorización de la frecuencia cardíaca fetal ha sido un pilar en la evaluación del bienestar fetal, innovando continuamente en las técnicas de monitoreo. En particular, la frecuencia cardíaca fetal es el punto de partida para analizar la variabilidad de la frecuencia cardíaca fetal (fHRV, *Fetal Heart Rate Variability*). La fHRV se refiere a los pequeños cambios en el intervalo entre los latidos del corazón, que reflejan el equilibrio entre los sistemas nerviosos simpático y parasimpático [3]. Una variabilidad adecuada es un indicador de que el sistema nervioso del feto está funcionando correctamente y que el feto está recibiendo suficiente oxígeno.

Una disminución o pérdida de esta variabilidad puede ser un signo de compromiso fetal, lo que puede requerir intervenciones médicas inmediatas [4].

1.1.2. Monitorización no invasiva del sistema cardíaco fetal durante el embarazo

Actualmente, el método más preciso para medir la fHR, y por ende su fHRV, es el electrocardiograma fetal directo (fECG, *Fetal Electrocardiogram*). Este procedimiento consiste en colocar un electrodo directamente en el cuero cabelludo del feto a través del canal de parto una vez que se ha roto la membrana amniótica. Este proceso se ilustra en la **Figura 1.1**. Al estar en contacto directo con el feto, el fECG permite obtener señales de alta calidad, minimizando las interferencias de origen materno o ambiental. Sin embargo, debido a su naturaleza invasiva, se utiliza únicamente durante la labor de parto [5], lo que limita la capacidad de evaluar y asegurar el bienestar del feto en las fases más tempranas del desarrollo.

Debido a los riesgos asociados con el registro directo del fECG, se han explorado nuevas formas de analizar la actividad eléctrica del corazón del feto sin recurrir a técnicas invasivas. Una de las opciones que ha ganado relevancia es la extracción del electrocardiograma fetal a partir del electrocardiograma materno (mECG, *Matern Electrocardiogram*). Cuando se registra el ECG desde el abdomen, la señal obtenida contiene información superpuesta del corazón de la madre y del feto, lo que permite monitorear la actividad cardíaca fetal de manera no invasiva [7]. Esta señal, que incluye tanto la actividad cardíaca materna como la fetal, se denomina electrocardiograma abdominal (aECG).

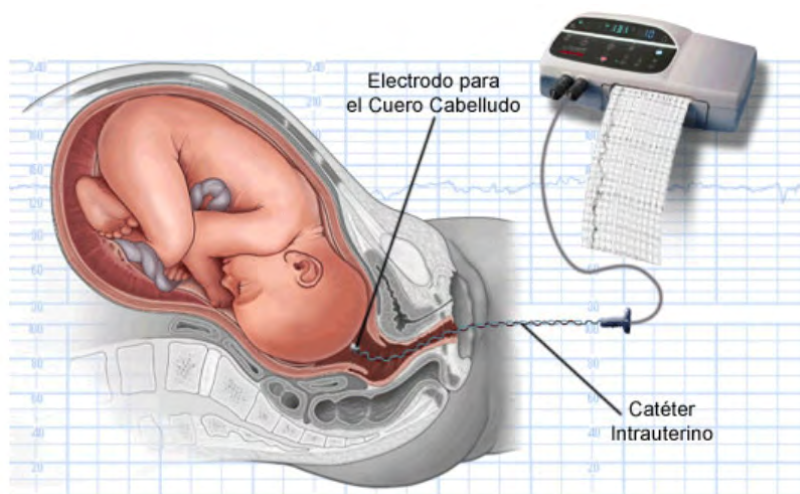


Figura 1.1: Electrocardiograma Fetal invasivo. Tomada de [6].

Las características del fECG en comparación con el aECG varían principalmente en las fuentes de ruido que afectan los registros. En el caso del fECG, los artefactos se deben principalmente a los movimientos fetales y las contracciones maternas [5]. Por otro lado, las principales fuentes de ruido que complican la extracción del fECG a partir del aECG incluyen el componente materno, el cual domina el aECG debido a su intensidad y traslape en el espectro de frecuencias con el fECG. Este solapamiento frecuencial dificulta la aplicación de métodos de filtrado tradicionales, ya que estos no logran suprimir adecuadamente el componente materno sin comprometer la calidad del fECG. Además, otras fuentes de ruido que interfieren incluyen la red eléctrica, ruido electromiográfico materno, problemas de contacto en los electrodos, artefactos de movimiento, ruido propio de los dispositivos electrónicos, ruido electromagnético ambiental y la modulación de amplitud del ECG debido a la respiración [8]. Del mismo modo, la morfología del fECG está influenciada por la colocación de los electrodos, ya que no existe una colocación estándar para la adquisición óptima del fECG [9], la edad gestacional y la posición del feto [10].

En la **Figura 1.2** se presenta un segmento de 3.25 s de un registro de ECG abdominal obtenido entre las semanas 38 y 41 de gestación. En este segmento, se pueden identificar con claridad los complejos QRS maternos, marcados con la letra **M**, y los complejos QRS fetales, señalados con la letra **F**. Es importante notar que en algunos casos los complejos QRS fetales no se aprecian fácilmente debido al traslape con los complejos QRS maternos, los cuales se han marcado como **F+M**.

1.1.3. Tecnologías existentes y sus limitaciones

En la actualidad, diversas tecnologías se han convertido en un estándar para el monitoreo del bienestar fetal y se siguen utilizando hasta el día de hoy. A continuación, se describen tres de las más utilizadas en la práctica clínica, sin aludir

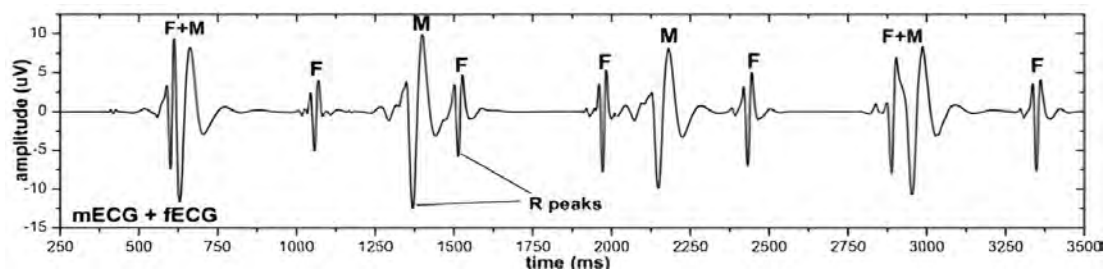


Figura 1.2: Registro de electrocardiograma abdominal de un embarazo de 38 a 41 semanas de gestación. Los complejos QRS maternos y fetales fueron marcados con las letras M y F, respectivamente. Tomado de [11].

a marcas específicas debido a la amplia disponibilidad comercial: el **ultrasonido obstétrico**, el **Doppler fetal** y el **cardiotocógrafo**. Asimismo, se presentan dos dispositivos con un enfoque particular en la estimación del ECG fetal a partir del registro abdominal materno: **Monica AN24** y **Meridian M110**.

Ultrasonido obstétrico

Esta técnica permite evaluar la morfología fetal y sus movimientos mediante un transductor piezoeléctrico que emite y recibe ondas sonoras de alta frecuencia. Su principio físico se basa en la reflexión de estas ondas sobre los tejidos, generando imágenes bidimensionales. Su principal limitación radica en la baja resolución temporal, lo que dificulta la captura de eventos transitorios, y en la fuerte dependencia de la habilidad del operador para obtener imágenes diagnósticas confiables [12].

Doppler fetal

Este método mide el flujo sanguíneo en los vasos fetales y la fHR utilizando un transductor ultrasónico que aplica el efecto Doppler para detectar variaciones en la frecuencia de las ondas reflejadas. Aunque ofrece buena sensibilidad en la detección de latidos, su precisión se ve afectada por movimientos maternos o fetales, así como por una mala alineación del haz respecto a los vasos, lo que puede generar artefactos y errores en las mediciones [13].

Cardiotocógrafo

Este dispositivo combina un transductor de ultrasonido para el registro continuo de la frecuencia cardíaca fetal con un tocodinamómetro para medir la actividad uterina. A diferencia del Doppler fetal convencional, el cardiotocógrafo está diseñado para registros continuos de larga duración. No obstante, es susceptible a interferencias por movimientos y requiere una adecuada colocación del transductor, lo que puede comprometer la fiabilidad de los datos obtenidos [14].

Monica AN24

El dispositivo médico Monica AN24 utiliza una configuración de cinco electrodos abdominales para monitorear simultáneamente las frecuencias cardíacas materna y fetal. Sin embargo, su principal desventaja radica en el bajo rendimiento que presenta cuando la relación señal-ruido entre el fECG y el mECG es baja, especialmente en gestaciones tempranas, lo que limita su viabilidad para monitoreos prematuros. Además, la calidad de la señal depende en gran medida de una colocación precisa de los electrodos abdominales [15] [16]. Cabe señalar que este

dispositivo no proporciona una visualización directa del fECG, sino que se limita a mostrar únicamente la curva de cambios de la frecuencia cardíaca en latidos por minuto [17].

Meridian M110

El Meridian M110 es el único dispositivo médico disponible en el mercado que, según la información encontrada, tiene la capacidad de mostrar el fECG con una alta precisión en comparación con el electrodo del cuero cabelludo fetal. No obstante, una desventaja de este dispositivo, además de su alto costo, es su enfoque exclusivamente clínico. En la revisión bibliográfica no se encontró evidencia de que el dispositivo permita el acceso a los datos crudos, lo cual representa una limitación importante para su uso para fines de investigación [18].

1.2. Estado del arte

1.2.1. Fundamentos fisiológicos y eléctricos del ECG abdominal materno

El desarrollo del corazón fetal comienza en la tercera semana de gestación con la formación del tubo cardíaco primitivo, derivado del mesodermo lateral esplácnico. Este tubo sufre procesos de plegamiento y tabicación que dan origen a una estructura de cuatro cámaras. Hacia la cuarta semana, se desarrolla el nodo sinoauricular y el corazón adquiere una forma más compleja, con la diferenciación inicial de las aurículas y los ventrículos. En esta etapa, también inicia la actividad contráctil espontánea, aunque todavía de manera irregular. Para la séptima semana, la septación de las cavidades cardíacas está casi completa y el sistema de conducción comienza a organizarse, lo que permite la generación de un ritmo cardíaco más coordinado. A partir de entonces, el corazón fetal mantiene una actividad contráctil regular y funcional [19].

El aECG es una señal compuesta que engloba el mECG, el fECG, la actividad electromiográfica del útero, la interferencia de la línea eléctrica y artefactos de movimiento. El componente materno domina la señal, con un ancho de banda típico de 0.05 a 100 Hz según estándares de electrocardiografía clínica. El fECG comparte un rango de frecuencia similar, con un ancho de banda de 0.5 a 100 Hz reportado en estudios de extracción de señales fetales [8]. La amplitud del mECG en superficie torácica oscila alrededor de 100 a 150 μV pico a pico, mientras que el complejo QRS fetal emergente en el abdomen materno presenta amplitudes muy inferiores, entre 3 y 25 μV pico a pico, dependiendo de la posición fetal, la configuración de los electrodos y el nivel de impedancia de la piel abdominal [20].

La relación señal-ruido puede empeorar cuando la *vernix caseosa*¹ se acumula alrededor del feto entre las semanas 27 y 32, provocando una atenuación significativa de la señal fECG. La distribución asimétrica de la vernix, especialmente sobre la región dorsal fetal, puede modificar la morfología del ECG abdominal y alterar la relación T/QRS, según simulaciones computacionales recientes [21] [22].

1.2.2. Naturaleza de la mezcla entra el ECG materno y el ECG fetal

La señal electrocardiográfica registrada en la superficie abdominal materna es el resultado de la superposición de dos fuentes bioeléctricas independientes: el miocardio materno y el miocardio fetal, cuya energía viaja por un volumen conductor formado por múltiples capas de tejidos con conductividades heterogéneas. El corazón materno, situado en el tórax, genera potenciales de 1 a 2 mV que se propagan a través del diafragma, el útero y la pared abdominal hasta los electrodos. Por su parte, el corazón fetal apenas produce amplitudes de 0.05 – 0.1 mV; estas corrientes atraviesan el cuerpo del feto, la piel fetal recubierta de *vernix caseosa*, el líquido amniótico, la placenta y las mismas capas maternas antes de alcanzar la superficie [23]. En la **Tabla 1.1** se presentan los valores de conductividad eléctrica de los tejidos previamente mencionados en unidades de Siemens por metro (S/m) [24].

Dado que el ancho de banda de las señales de ECG presentes en la adquisición abdominal materna es menor a 1 kHz, y considerando que la distancia entre los electrodos de registro y las fuentes cardíacas es relativamente corta, el cuerpo materno puede considerarse un medio de propagación lineal e instantáneo [23]. En consecuencia, las señales registradas sobre el abdomen pueden modelarse como una combinación lineal de las señales fuente, expresada matemáticamente como:

$$ECG_a(t) = a_m ECG_m(t) + a_f ECG_f(t) + n(t), \quad (1.1)$$

donde $ECG_m(t)$ y $ECG_f(t)$ son los ECG materno y fetal respectivamente, a_m y a_f son las ganancias de cada fuente correspondiente que dependen de los factores fisiológicos previamente comentados, $n(t)$ es el ruido generado por las fuentes de información que no son de interés y $ECG_a(t)$ es la señal de aECG [25]. No obstante, es importante señalar que la impedancia eléctrica del cuerpo puede variar debido a factores fisiológicos como la respiración. Esto implica que el medio de propagación no siempre es constante, sino que puede cambiar con el tiempo bajo

¹**vernix caseosa:** Sustancia blanquecina, grasa y cerosa que recubre la piel del feto en el último trimestre del embarazo compuesta principalmente por formada por lípidos, proteínas y células epidérmicas muertas.

Tabla 1.1: Valores de conductividad de los tejidos por los que se propaga el ECG fetal

Tejido	Conductividad (S/m)
Cuerpo fetal	0.5
<i>Vernix caseosa</i>	10^{-5}
Líquido amniótico	1.6
Placenta	0.17
Cuerpo materno	0.2

ciertas condiciones. Como resultado, las señales de ECG registradas a nivel abdominal materno presentan características no estacionarias.

Otro concepto que ha tomado relevancia en los últimos años en relación con la interacción entre los sistemas cardíacos materno y fetal es el acoplamiento cardíaco materno-fetal (MFCC, *Maternal-Fetal Cardiac Coupling*). Este término hace referencia a la influencia mutua que puede ejercer la frecuencia cardíaca materna (mHR, *Maternal Heart Rate*) y la fHR [26]. Si bien madre y feto son organismos distintos, ambos se encuentran estrechamente conectados a través del cordón umbilical y la placenta, estructuras que permiten el intercambio de nutrientes y oxígeno. En este contexto, se ha observado que tanto la mHR como la fHR responden a estímulos internos y externos. Por ejemplo, la mHR puede variar según factores como la temperatura ambiental o el nivel de estrés materno, mientras que la fHR puede verse afectada por la oxigenación fetal o estímulos externos como la luz y el sonido. Más allá de estas influencias independientes, investigaciones recientes han mostrado que también existen respuestas cruzadas entre ambos sistemas. Un ejemplo es el aumento de la mHR en reacción al movimiento fetal, lo que sugiere una interacción dinámica entre los dos corazones [27]. Este tipo de hallazgos respalda la hipótesis de que la mHR puede responder a cambios en la fHR y viceversa, siendo esta interacción recíproca lo que se define como MFCC.

El estudio del MFCC, al ser una línea de investigación emergente, aún cuenta con un número limitado de trabajos publicados. Además, la mayoría de ellos emplea metodologías similares, lo que limita la diversidad de enfoques disponibles [27]. En consecuencia, hasta el momento no existe un consenso claro sobre la manera más adecuada de cuantificar ni de interpretar el MFCC.

1.2.3. Técnicas más utilizadas en la extracción del ECG fetal a partir del ECG abdominal materno

Como se comentó en la sección anterior, la señal $ECG_a(t)$ es, en esencia, una combinación lineal de la actividad eléctrica materna $ECG_m(t)$, la fetal $ECG_f(t)$

y el ruido $n(t)$: $ECG_a(t) = a_m ECG_m(t) + a_f ECG_f(t) + n(t)$. A lo largo de las últimas décadas se han propuesto distintas metodologías para estimar $ECG_f(t)$, cada una partiendo de un principio diferente, con sus respectivas ventajas y limitaciones. A continuación, se describen brevemente algunos de los enfoques que más han tomado relevancia en la extracción del $ECG_f(t)$ a partir del $ECG_a(t)$:

Métodos basados en transformaciones lineales y no lineales

Como se mencionó en secciones anteriores, una de las principales dificultades para extraer el fECG a partir del aECG es la imposibilidad de aplicar filtros tradicionales, ya que tanto el mECG como el fECG comparten información en el mismo ancho de banda. Por ello, se han explorado técnicas más avanzadas que buscan proyectar la señal abdominal a un dominio en el que las componentes maternas y fetales presenten características espectro-temporales diferenciables. Por ejemplo, la sustracción de plantilla crea una plantilla promedio del ciclo materno y la resta de la señal abdominal para atenuar el mECG para así obtener una señal con únicamente el fECG [28].

Otros ejemplos de herramientas utilizadas son la Transformada de Fourier, la Transformada de Wavelet y la Descomposición Empírica de Modos [29] [30]. La principal ventaja de estos enfoques es que pueden operar sobre señales mono-canal y permiten extraer el fECG preservando, en buena medida, su morfología. No obstante, su rendimiento depende de parámetros que varían entre registros, lo que dificulta su ajuste óptimo de manera generalizada.

Una vez realizada la proyección de los datos, generalmente se aplica un algoritmo heurístico con el objetivo de suprimir la información materna y reconstruir la señal restante, presumiblemente una señal de ECG con únicamente información fetal.

Métodos basados en sistemas adaptativos

Los métodos basados en sistemas adaptativos utilizan filtros que actualizan sus coeficientes en tiempo real con el objetivo de minimizar el error entre una señal de referencia y la señal de entrada filtrada en el ciclo anterior. La estrategia más común consiste en emplear una señal de mECG como señal de entrada, registrada directamente desde el tórax de la madre de tal forma que haya una mínima o nula presencia de componentes fetales. Por otro lado, se utiliza una señal de aECG como señal deseada. De esta forma, el algoritmo adapta los coeficientes para que la salida del filtro se asemeje lo más posible a la señal deseada, y el error resultante contenga principalmente las componentes no presentes en la entrada, es decir, el

ECG fetal [31]. Este modelo puede representarse matemáticamente de la siguiente manera:

$$ECG_f[n] = ECG_a[n] - \sum_k \mathbf{w}_k[n] ECG_m[n - k], \quad (1.2)$$

donde \mathbf{w} es el vector con los coeficientes del filtro. La principal diferencia entre los distintos sistemas adaptativos radica en el algoritmo utilizado para actualizar los coeficientes en función del error calculado. Entre los algoritmos clásicos se encuentra el método de mínimos cuadrados medios (LMS, *Least Mean Square*) y el método de mínimos cuadrados recursivos (RLS, *Recursive Least Squares*). El filtro LMS actualiza los coeficientes según la expresión $\mathbf{w}[n + 1] = \mathbf{w}[n] + \mu \mathbf{e}[n] \mathbf{x}[n]$, donde $\mathbf{e}[n]$ es la señal de error ($ECG_f[n]$ en este contexto), $\mathbf{x}[n]$ es la señal de entrada ($ECG_m[n]$), y μ es la tasa de aprendizaje, un parámetro entre 0 y 1 que indica qué tanto se ajustan los coeficientes del filtro en cada iteración. Por otro lado, el filtro RLS minimiza una suma ponderada de errores pasados con una complejidad mayor pero convergencia más rápida [32].

La eficacia de este enfoque ha sido demostrada en diversos estudios. En particular, se han implementado sistemas adaptativos para comparar el desempeño del filtrado LMS con el filtrado RLS en la cancelación del mECG, utilizando señales adquiridas en el tórax materno como referencia. Los resultados muestran que el filtrado RLS ofrece un rendimiento superior al LMS en este contexto [33]. De forma similar, se ha propuesto una arquitectura con múltiples subfiltros LMS trabajando en paralelo, cada uno adaptado a diferentes características del ruido, logrando una separación más robusta y precisa del fECG [34].

La principal ventaja de este enfoque radica en su bajo costo computacional, lo que facilita su implementación en sistemas en tiempo real. No obstante, es crucial seleccionar de manera adecuada los parámetros de convergencia, como la tasa de aprendizaje μ en el algoritmo LMS o el factor de olvido λ en el RLS, así como asegurar que la señal deseada esté completamente limpia y sincronizada con la señal de entrada. Esto se debe a que los sistemas adaptativos son altamente sensibles a perturbaciones, y la presencia de artefactos en la señal de referencia puede provocar inestabilidad e incluso la divergencia del sistema [35].

Métodos basados en redes neuronales

El auge del aprendizaje profundo ha impulsado la aplicación de modelos basados en redes neuronales e inteligencia artificial para abordar diversos problemas tanto dentro como fuera del ámbito médico. En el contexto de la extracción del fECG

a partir del aECG, se han desarrollado modelos de aprendizaje profundo, como redes convolucionales o redes recurrentes, que aprenden a mapear la señal de aECG hacia una estimación del fECG o hacia características específicas, como la localización de los picos R. Por ejemplo, se han empleado arquitecturas tipo U-Net y R2W-Net, las cuales procesan múltiples canales abdominales para predecir la ubicación de los picos R o reconstruir una señal aproximada del fECG [36] [37]. La idea general es que la red aprenda patrones complejos de superposición y variabilidad temporal/morfológica, permitiendo la detección directa de picos R o la reconstrucción completa del fECG. Sin embargo, estas redes exigen conjuntos masivos y balanceados de entrenamiento, potencia de cómputo considerable para el ajuste de millones de parámetros y un entorno de software especializado en redes neuronales, aspectos que complican su implementación en dispositivos portátiles y plantean retos regulatorios en ámbitos biomédicos.

Métodos basados en Separación Ciega de Fuentes

La Separación Ciega de Fuentes (BSS, *Blind Source Separation*) es un problema que consiste en separar información de un conjunto de señales mezcladas sin conocer de antemano las señales originales ni el proceso por el cual fueron combinadas [38]. En el contexto de la extracción del ECG fetal, si se dispone de un conjunto de n combinaciones lineales como las descritas en la **ecuación 1.1**, registradas mediante n electrodos abdominales, es posible modelar el sistema como un conjunto de ecuaciones lineales de la forma:

$$\begin{aligned}
 x_1(t) &= a_{11}s_1(t) + a_{12}s_2(t) + \cdots + a_{1n}s_n(t) \\
 x_2(t) &= a_{21}s_1(t) + a_{22}s_2(t) + \cdots + a_{2n}s_n(t) \\
 &\vdots \\
 x_n(t) &= a_{n1}s_1(t) + a_{n2}s_2(t) + \cdots + a_{nn}s_n(t)
 \end{aligned} \tag{1.3}$$

donde x_n representa la n -ésima adquisición de aECG, la cual está compuesta por una combinación lineal de varias fuentes s_n . En este caso, s_1 corresponde al mECG, s_2 al fECG, y las fuentes restantes representan señales de ruido o interferencias no deseadas. Los coeficientes a_{ij} denotan las ganancias asociadas a cada fuente, las cuales pueden variar en función de factores fisiológicos y condiciones específicas del entorno de adquisición. Inicialmente, debido a la naturaleza aleatoria del proceso de mezcla, los coeficientes a_{ij} son desconocidos. Sin embargo, en un escenario hipotético donde dichos coeficientes fueran conocidos, sería posible resolver directamente el sistema de ecuaciones lineales para recuperar los valores de las fuentes originales en cada instante de tiempo.

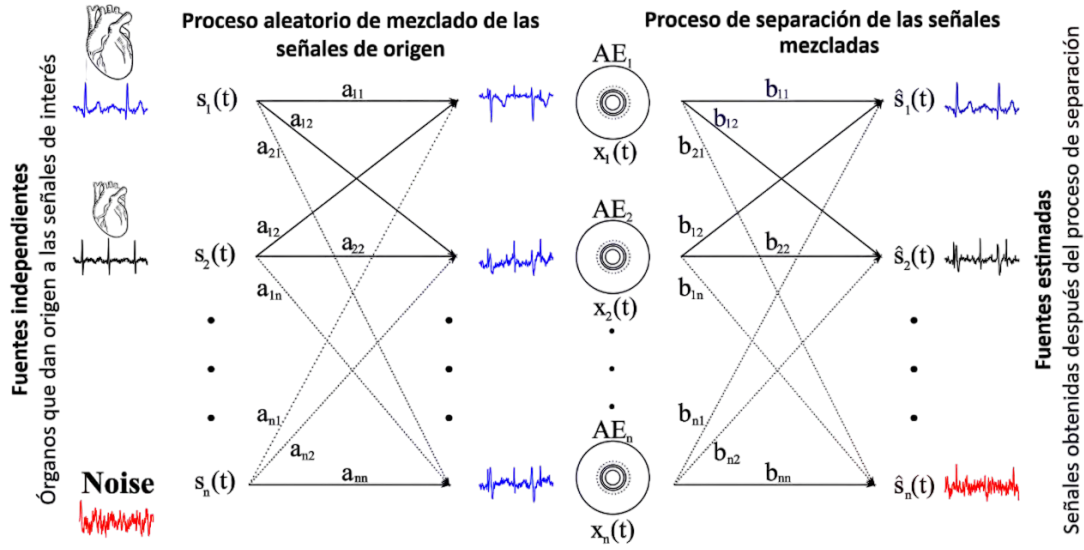


Figura 1.3: Planteamiento del problema BSS para la extracción del ECG fetal. Imagen modificada de [41].

Expresando el modelo como $\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t)$, donde $\mathbf{x}(t)$ es el vector de señales observadas en los electrodos abdominales en el instante t , $\mathbf{s}(t)$ es el vector de las fuentes originales (mECG, fECG, fuentes de ruido) y \mathbf{A} es la matriz de mezclado que contiene los coeficientes, el objetivo es estimar una matriz $\mathbf{W} \approx \mathbf{A}^{-1}$ sin información previa sobre \mathbf{A} , de tal forma que se puedan estimar las fuentes originales haciendo $\hat{\mathbf{s}}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t)$. La **Figura 1.3** muestra un diagrama representativo del proceso de extracción del fECG utilizando el enfoque de BSS. Dentro de este marco, destacan dos enfoques para la separación de las fuentes: Análisis de Componentes Independientes (ICA, *Independent Components Analysis*) y el Análisis de Componentes Principales (PCA, *Principal Components Analysis*) [39] [40], descritos a continuación.

- **PCA:** Es una técnica estadística que transforma un conjunto de observaciones de variables posiblemente correlacionadas en un conjunto de variables linealmente no correlacionadas y ortogonales entre sí llamadas componentes principales (PC, *Principal Components*). Las PC's representan las direcciones de mayor variabilidad en los datos, ordenadas de mayor a menor. Este método busca reducir la dimensionalidad de los datos al identificar las direcciones en las que los datos varían más [42].
- **ICA:** Esta técnica parte del mismo modelo de mezcla lineal $\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t)$, pero asume que las fuentes $\mathbf{s}(t)$ son no gaussianas y estadísticamente independientes entre sí. ICA estima una matriz de separación \mathbf{W} , típicamente inicializada de forma aleatoria, y ajusta sus coeficientes mediante un algoritmo iterativo que maximiza la independencia estadística de las señales

recuperadas $\mathbf{s}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t)$, utilizando medidas de no gaussianidad como la kurtosis o negentropía [43].

Métodos mixtos o híbridos

Los enfoques previamente descritos han demostrado ser funcionales para la extracción del fECG a partir del aECG pero manteniendo sus propias ventajas y desventajas. Con el fin de superar estas restricciones, en los últimos años ha surgido un creciente interés por combinar diferentes metodologías para mejorar la calidad de la separación. En este contexto, uno de los enfoques más prometedores consiste en integrar técnicas de BSS con sistemas adaptativos. La idea principal de esta estrategia es aprovechar la capacidad de BSS para realizar una primera descomposición de las señales abdominales en componentes dominantes, de manera que uno concentre principalmente la información del mECG y otro contenga en mayor proporción el fECG. Posteriormente, estos componentes se emplean como señal de entrada y referencia dentro de un sistema adaptativo, el cual ajusta sus parámetros en tiempo real para atenuar los residuos maternos y resaltar las características fetales. Con ello, se logra obtener un fECG más limpio y representativo, mitigando las limitaciones que presentan ambos enfoques cuando se utilizan de manera aislada [44].

Es importante señalar que los métodos híbridos no se limitan únicamente a la combinación de técnicas BSS con filtrado adaptativo. En ese sentido, se ha explorado la integración de estrategias adicionales o incluso el diseño de enfoques híbridos completamente distintos. Un ejemplo del primer caso se encuentra en un estudio donde se implementó un esquema ICA-FTF-CEEMDAN: inicialmente, la ICA se aplicó para obtener una primera descomposición en componentes independientes; posteriormente, los componentes seleccionados se procesaron mediante un filtro adaptativo FTF; y finalmente, se empleó la descomposición empírica en modos de tipo CEEMDAN para estimar una señal con principalmente información fetal [45]. Por otro lado, un enfoque híbrido alternativo se presentó en un trabajo que propuso la combinación ICA-EMD-WAVELET, en la cual no se recurre a filtrado adaptativo. En este caso, tras la descomposición EMD de la señal, se aplicó la transformada de WAVELET sobre cada componente recuperado con el objetivo de suprimir el ruido residual [46].

1.2.4. ICA y PCA como técnicas de extracción de fECG a partir del aECG

El ICA ha sido una de las técnicas más exploradas en la literatura para la separación del fECG a partir del aECG. El atractivo principal de ICA radica en su capacidad para descomponer señales observadas en un conjunto de componentes

estadísticamente independientes, lo cual se ajusta al problema de separar las contribuciones materna y fetal en las mediciones abdominales. Desde un punto de vista matemático, ICA parte del modelo de mezcla lineal:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A} \mathbf{s}(t), \quad (1.4)$$

donde $\mathbf{x}(t)$ es el vector de señales observadas (en este caso, los registros multicanal del aECG), \mathbf{A} es la matriz de mezcla desconocida y $\mathbf{s}(t)$ corresponde al conjunto de fuentes independientes (señales maternas, fetales y ruido). El objetivo de ICA es estimar una matriz de separación \mathbf{W} tal que:

$$\hat{\mathbf{s}}(t) = \mathbf{W} \mathbf{x}(t) \quad (1.5)$$

donde $\hat{\mathbf{s}}(t)$ aproxima a las fuentes originales $\mathbf{s}(t)$ bajo el criterio de maximizar la independencia estadística de sus componentes [43]. En el contexto de ICA, se han diseñado varios algoritmos que buscan maximizar la independencia estadística a partir de un conjunto de señales de entrada, entre los más destacados se encuentran: *FastICA*, *Infomax*, *JADE*, entre otros. Cada uno con sus pros y contras en términos de velocidad de convergencia, robustez y sensibilidad al ruido [47].

Para que ICA funcione adecuadamente, idealmente los datos deben cumplir ciertas condiciones: (1) las fuentes deben ser estadísticamente independientes entre sí, (2) al menos una de ellas debe tener distribución no gaussiana, y (3) el número de canales observados debe ser igual o mayor al número de fuentes a recuperar. En el contexto del aECG, estas condiciones pueden solo cumplirse de manera parcial: El fenómeno de MFCC sugiere la existencia de una influencia fisiológica del ritmo cardíaco materno sobre el fetal, o viceversa, lo cual implica que el mECG y el fECG podrían no ser completamente independientes, aunque este aspecto continúa en investigación. No obstante, ambas señales poseen una naturaleza no gaussiana, lo que favorece su separación. Aun así, el número limitado de canales disponibles y la presencia de ruido constituyen factores que dificultan la recuperación exacta de las señales [48].

Entre las principales ventajas de ICA destaca su capacidad para extraer componentes ocultos sin requerir información previa sobre la forma en que se mezclan las señales, lo que lo convierte en un método versátil y aplicable en diversos ámbitos, incluido el clínico, como en el caso de la extracción del fECG. Sin embargo, en este contexto también presenta limitaciones importantes: es altamente sensible al ruido, depende del supuesto de independencia estadística entre las fuentes y sus resultados pueden mostrar en cuanto a que el orden de los componentes obtenidos no puede predecirse de antemano y, adicionalmente, algunos o todos

los componentes estimados pueden aparecer invertidos en su polaridad, es decir, multiplicados por -1 [44].

En contraste, PCA ha sido considerado como una alternativa a ICA, a pesar de que esta última es más reconocida en la literatura. PCA no busca independencia estadística, sino maximizar la varianza explicada por cada componente. Matemáticamente, dado un conjunto de datos \mathbf{X} , se calcula su matriz de covarianza $\mathbf{R}_x = \frac{1}{N} \mathbf{X}^T \mathbf{X}$ y se realiza una descomposición en eigenvalores:

$$\mathbf{R}_x \mathbf{v}_i = \lambda_i \mathbf{v}_i, \quad (1.6)$$

donde λ_i son los eigenvalores (varianza explicada) y \mathbf{v}_i los eigenvectores (direcciones principales). Los componentes principales se obtienen como proyecciones:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}_c \mathbf{V}, \quad (1.7)$$

donde \mathbf{X}_c es el conjunto de datos inicial centrados y normalizados, \mathbf{V} es la matriz de eigenvectores ya ordenados y \mathbf{Y} es la matriz con los componentes principales. El método organiza los componentes de forma descendente según la varianza capturada, garantizando siempre la misma descomposición para un conjunto de datos dado, a diferencia de ICA, cuyos resultados pueden variar al cambiar las condiciones iniciales [44]. Las condiciones necesarias para aplicar PCA son menos estrictas: basta con que exista correlación lineal entre las variables para que la transformación sea útil. Entre las ventajas de PCA se destaca su simplicidad computacional, su robustez en condiciones de ruido moderado y la descomposición organizada de los datos.

A diferencia de ICA, en PCA los componentes extraídos son reproducibles, ya que dependen únicamente de la varianza. Sin embargo, en el contexto del ECG abdominal, PCA presenta limitaciones relevantes. Por un lado, no puede garantizar la separación total y efectiva del fECG, ya que no existe evidencia sólida de que el mECG y el fECG estén correlacionados de manera lineal [27]. Por otro lado, la señal fetal tiende a concentrarse en componentes asociados a baja energía, donde también se acumula gran parte del ruido [49]. Esto hace indispensable una etapa de preprocesamiento que permita descartar fuentes de interferencia antes de aplicar la descomposición, con el fin de mejorar las posibilidades de recuperación del fECG.

El uso de técnicas como ICA y PCA para la extracción del fECG a partir del aECG cuenta con numerosos antecedentes en la literatura. Desde inicios de la década del 2000 se ha mostrado un interés constante en comparar y evaluar

el desempeño de ambos métodos. En uno de los primeros estudios se contrastó directamente la eficacia de ICA y PCA, estableciendo observaciones que siguen siendo relevantes en la actualidad: la ICA suele ofrecer mejores resultados, aunque depende fuertemente de la dimensionalidad de los datos de entrada y exige una mayor complejidad computacional; en cambio, el desempeño del PCA tiende a deteriorarse cuando la relación señal-ruido entre la fuente materna y la fuente fetal es baja [49]. Bajo la premisa de que el mECG y el fECG constituyen fuentes independientes entre sí, el uso de ICA se popularizó debido a que este método parte precisamente de la suposición de independencia estadística entre las señales originales. A lo largo de los años, numerosos estudios se han centrado en aplicar y adaptar ICA, introduciendo diversas modificaciones. Por ejemplo, en un trabajo se propuso una mejora al algoritmo FastICA con el objetivo de optimizar tanto el tiempo de ejecución como la actualización de los pesos del vector de transformación [50]. En otra línea de investigación, se ha explorado la estrategia de transformar los datos iniciales hacia un espacio de mayor dimensionalidad, con la finalidad de incrementar la calidad en la extracción del fECG [48].

En lo que respecta al PCA, el número de trabajos que se centran exclusivamente en esta técnica es limitado, principalmente debido a las restricciones inherentes a emplearla como único enfoque. Entre los estudios más relevantes destaca uno que implementa una variación denominada Kernel Principal Component Analysis, la cual busca compensar la no linealidad de los datos al utilizar una función núcleo para el mapeo de los datos a un espacio de mayor dimensión [51].

1.3. Justificación y planteamiento del problema

1.3.1. Motivación tecnológica para un dispositivo de adquisición de ECG fetal no invasivo

La monitorización simultánea del ECG materno y fetal se ha convertido en un recurso valioso para el seguimiento de la salud cardiovascular de la madre y el feto durante la gestación. La capacidad de adquirir y separar ambas señales posibilita la detección temprana de anomalías que, de otra forma, podrían pasar inadvertidas. Las enfermedades cardiovasculares ya figuran entre las primeras causas de mortalidad materna [52], mientras que las arritmias fetales, como la taquicardia supraventricular o el bloqueo auriculoventricular completo, pueden derivar en hidropesía, insuficiencia cardíaca o incluso muerte intrauterina si no se tratan con rapidez [53] [54]. En consecuencia, disponer de un dispositivo que proporcione registros confiables y continuos del mECG y fECG resulta de gran valor clínico.

En el ámbito de la investigación, la adquisición y separación eficiente del ECG materno-fetal abre puertas a numerosos estudios sobre el desarrollo cardiovascular fetal y las influencias maternas en la salud fetal. Comprender cómo factores como el estrés, la nutrición o la exposición a toxinas que afectan el ritmo y la función cardíaca del feto puede conducir a intervenciones preventivas y terapéuticas que mejoren los resultados a largo plazo.

La detección de cardiopatías congénitas es otro ámbito prometedor. Si bien la ecocardiografía sigue siendo la prueba estándar para identificar anomalías estructurales, un fECG de alta resolución aporta información complementaria sobre la conducción y la función eléctrica cardíaca que puede ayudar a planificar intervenciones inmediatas tras el nacimiento [55].

Asimismo, en el contexto de la telemedicina y la atención en áreas rurales o con recursos limitados, un dispositivo portátil y fácil de usar para la adquisición del ECG materno-fetal podría revolucionar la atención prenatal. Permitiría a los profesionales de la salud monitorear a distancia a pacientes que, de otra manera, tendrían acceso limitado a servicios especializados [56]. Esto es especialmente relevante en países en desarrollo, donde las tasas de mortalidad materna y perinatal son altas [57].

En el marco del grupo de trabajo asociado a este proyecto de investigación, resulta esencial contar con un dispositivo que admita actualizaciones a nivel de software, así como un diseño que sirva como base para la incorporación de mejoras de hardware en futuras versiones. Esta flexibilidad abre la posibilidad de mantener un entorno de experimentación continua en el cual se puedan implementar y validar algoritmos avanzados de procesamiento de señales, probar nuevas configuraciones electrónicas, y explorar mejoras en la adquisición multicanal. En este contexto, el desarrollo e implementación de una plataforma modular constituye un recurso importante para asegurar la continuidad de la línea de investigación que sustenta este proyecto.

1.3.2. Problema de investigación

El monitoreo de la fHR constituye una herramienta esencial en la evaluación del bienestar fetal, permitiendo detectar oportunamente alteraciones que puedan poner en riesgo la salud del feto. Aunque técnicas como el Doppler fetal y la cardiotocografía son ampliamente utilizadas en la práctica clínica [58], presentan

limitaciones importantes en cuanto a la precisión para estimar correctamente los ciclos cardíacos fetales [59]. En este sentido, el fECG se ha posicionado como una alternativa de gran valor, al permitir el análisis directo de los complejos QRS fetales. No obstante, su adquisición directa mediante electrodos en el cuero cabelludo fetal durante el trabajo de parto representa un procedimiento invasivo y restringido a contextos hospitalarios específicos.

Como alternativa, la obtención del fECG a partir del registro del aECG se ha convertido en una línea de investigación prometedora, aunque con retos técnicos significativos debido a la superposición de señales y la presencia de múltiples fuentes de ruido. En este contexto, uno de los enfoques más utilizados para abordar el problema es tratar el problema como uno de BSS, debido a su capacidad para extraer componentes independientes o que maximizan la varianza a partir de mezclas lineales sin requerir información previa sobre las fuentes originales. Técnicas como ICA y PCA han demostrado ser eficaces para la separación del ECG materno y fetal. No obstante, el rendimiento de estas metodologías puede verse comprometido por factores intrínsecos a las señales, como la presencia de artefactos, el nivel de ruido o las condiciones específicas durante la adquisición, lo que limita su aplicabilidad directa en escenarios clínicos reales.

Ante esta limitación, ha surgido una tendencia creciente hacia la combinación de métodos de separación con otras técnicas de extracción, con el objetivo de desarrollar herramientas más robustas y eficaces para la obtención del ECG fetal. En este sentido, el presente trabajo plantea la siguiente pregunta de investigación:

¿Puede un dispositivo electrónico no invasivo, que incorpore un algoritmo de procesamiento híbrido basado en técnicas de separación ciega de fuentes y filtrado adaptativo embebido en su sistema, extraer el ECG fetal a partir del ECG abdominal materno con resultados equiparables a los métodos actuales del estado del arte, permitiendo un análisis confiable de la frecuencia cardíaca fetal y del ECG fetal promedio?

Para dar respuesta a esta interrogante, en este trabajo de tesis se propuso un sistema no invasivo capaz de adquirir, separar y visualizar en tiempo real el ECG materno y fetal. La metodología se basó en el uso de técnicas de BSS y filtrado adaptativo, particularmente el PCA y el filtrado adaptativo RLS, con el objetivo de aislar de forma eficaz el componente fetal a partir de registros abdominales.

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo general

Diseñar, implementar y evaluar un prototipo de dispositivo médico para la adquisición multicanal del mECG y fECG que permita el procesamiento y separación de ambas señales, a partir de registros obtenidos de una base de datos pública.

1.4.2. Objetivos específicos

- Diseñar e implementar un simulador de cuatro canales capaz de generar señales combinadas de ECG fetal y materno a partir de datos obtenidos de una base de datos.
- Diseñar e implementar un sistema de adquisición de aECG de cuatro canales.
- Diseñar e implementar un algoritmo de separación del electrocardiograma materno-fetal basado en técnicas de Separación Ciega de Fuentes y filtrado adaptativo.
- Incorporar las implementaciones de la adquisición y procesamiento en un hardware dedicado.
- Analizar el desempeño del sistema implementado para los diferentes tipos de análisis.

1.5. Estructura del documento

A continuación, se describe brevemente el contenido de los diversos capítulos de esta tesis.

Introducción

En este capítulo se abordan los antecedentes y motivaciones que dieron origen al presente trabajo, así como el estado del arte relacionado con las tecnologías actuales empleadas en la monitorización del bienestar fetal, con énfasis particular en la monitorización de la actividad cardíaca. Asimismo, se describen las principales tendencias en investigación, destacando los avances en la extracción del fECG a partir del aECG como una alternativa no invasiva de creciente interés. Finalmente, se presenta el planteamiento del problema, junto con los objetivos generales y específicos que guían el desarrollo del proyecto.

Metodología y Desarrollo

Este capítulo presenta en detalle el enfoque metodológico adoptado para abordar el problema de investigación. Se describe la base de datos empleada, así como el desarrollo del algoritmo propuesto para la extracción del fECG a partir de registros abdominales. Asimismo, se expone el diseño del sistema embebido, que incluye tanto el dispositivo simulador de señales de aECG como el dispositivo de adquisición y separación de las señales materna y fetal. Se abordan aspectos clave del diseño a nivel de hardware y software, incluyendo la selección de componentes, la arquitectura general del sistema y la implementación del algoritmo de separación en un sistema embebido.

Resultados y Discusión

Aquí se presentan los resultados obtenidos a partir de la evaluación del algoritmo propuesto en comparación con otras técnicas existentes, utilizando métricas de desempeño cuantitativas. Asimismo, se muestran los resultados funcionales y operativos del sistema embebido desarrollado. Se discuten los hallazgos obtenidos, se interpretan los comportamientos observados y se analizan las ventajas y limitaciones de la propuesta.

Conclusiones y trabajo a futuro

En este último capítulo se resumen los principales hallazgos de la investigación, destacando las contribuciones logradas en términos del desempeño en la separación del fECG y viabilidad del sistema embebido. Finalmente, se plantean posibles líneas de trabajo futuro, incluyendo mejoras en la robustez del algoritmo, validaciones clínicas y la optimización del diseño del dispositivo de adquisición y separación de fuentes.

Capítulo 2

Metodología y Desarrollo

En este capítulo, se describe la metodología empleada para lograr la separación del ECG materno y fetal. En primer lugar, se presenta la base de datos *Abdominal and Direct Fetal ECG Database*, destacando sus características principales y el modo en que se empleó para evaluar el desempeño del algoritmo en la localización y extracción del fECG. A continuación, se introduce el algoritmo propuesto, el cual comprende las etapas de preprocesamiento, análisis de componentes principales, filtrado adaptativo RLS, así como el cálculo de la fHR y la construcción del ECG promedio fetal. En la **Figura 2.1** se ilustra un diagrama de bloques con las etapas que conforman el algoritmo. Finalmente, se describe la implementación en hardware, la cual comprende un simulador de señales para reproducir cuatro canales de aECG a partir de información de la base de datos, un sistema de adquisición encargado de registrar y transmitir las señales a un sistema embebido, y la plataforma de procesamiento donde se ejecuta el algoritmo de separación del ECG materno y fetal. Este enfoque permitió contar con un entorno de pruebas reproducible y totalmente portátil sin la necesidad de un equipo de cómputo convencional. En la **Figura 2.2** se muestran los diferentes componentes que conforman el simulador de señales y el dispositivo de adquisición y separación.

2.1. Base de datos

2.1.1. *Abdominal and Direct Fetal ECG Database*

El uso de datos previamente registrados resulta indispensable para disponer de un conjunto de referencia que permita evaluar el desempeño del método de forma objetiva y sistemática. La base de datos empleada para la validación preliminar tanto del algoritmo como del simulador de señales de aECG es la *Abdominal and Direct Fetal Electrocardiogram Database (ADFECGDB)* de Physionet. Este conjunto de datos proviene de un trabajo del *Department of Biomedical Signal Processing of Institute of Medical Technology and Equipment* en Polonia, que

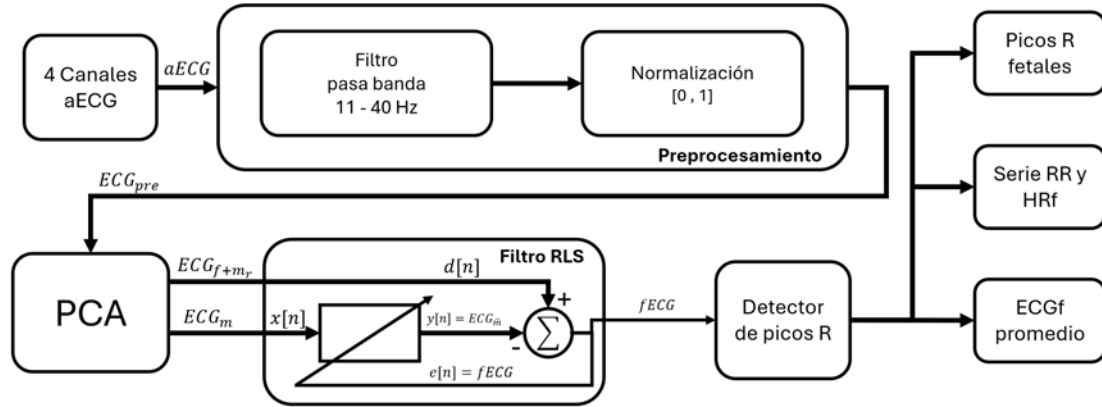


Figura 2.1: Diagrama de bloques del algoritmo propuesto para la extracción del fECG a partir del aECG.

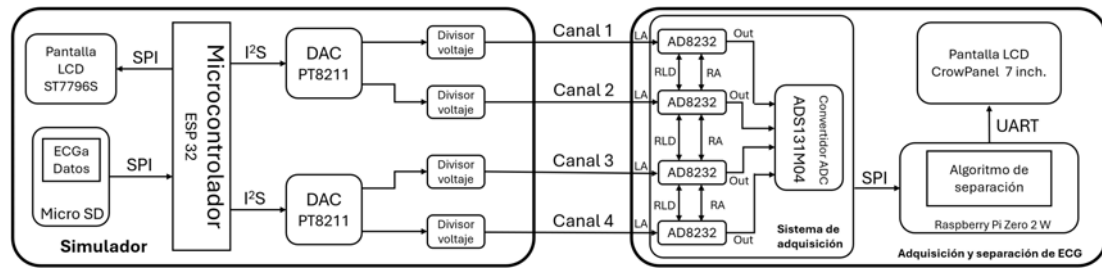


Figura 2.2: Diagrama de bloques del hardware que conformó el sistema embebido de pruebas en línea.

pretende evaluar la precisión en la medición de la fHR mediante la adquisición y análisis de señales provenientes del electrocardiograma abdominal materno. De esta manera, busca determinar si esta técnica representa una alternativa más confiable y precisa en comparación con el monitoreo tradicional de la fHR por ultrasonido Doppler [28][60].

Los datos fueron recolectados en el *Department of Obstetrics at the Medical University of Silesia*. El estudio original contemplaba grabaciones de 12 mujeres (identificadas como r01 a r12) durante el trabajo de parto, entre las semanas 38 y 41 de gestación. Sin embargo, la base de datos publicada únicamente incluye a las pacientes r01, r04, r07, r08 y r10. Para cada paciente, el conjunto de datos consta de cuatro señales simultáneas de cinco minutos adquiridas desde el abdomen materno, así como una señal de fECG de referencia obtenida mediante un electrodo helicoidal colocado en la cabeza fetal [28]. En la **Figura 2.3** se ilustra la posición de los electrodos para el registro de las señales, así como el sistema de instrumentación implementado para la adquisición de las señales.

La adquisición de las señales de aECG la llevaron a cabo empleando cuatro electrodos ubicados alrededor del ombligo, uno de referencia situado por encima

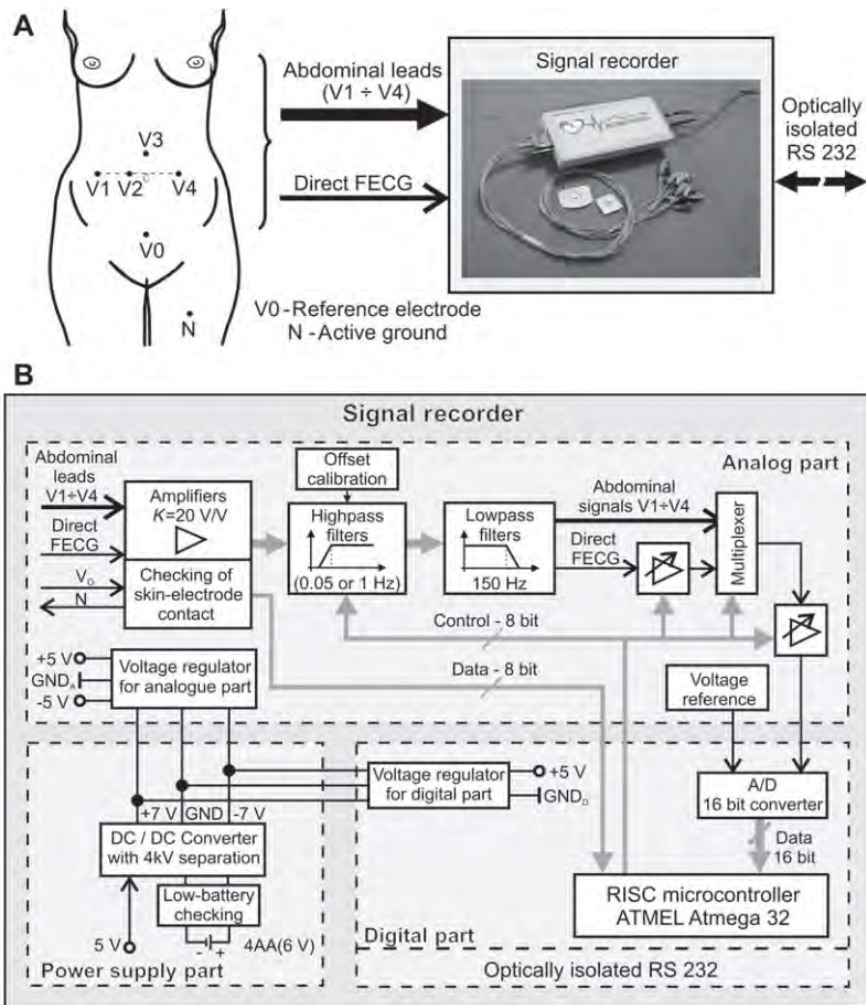


Figura 2.3: Sistema de instrumentación y procesamiento para la adquisición de las señales de aECG y fECG de la base de datos **ADFECGDB**. (A) la posición de los electrodos para el registro de las señales de aECG. (B) diagrama de bloques del dispositivo de adquisición y procesamiento de las señales bioeléctricas. Tomado de [28].

de la sínfisis del pubis y otro de referencia de modo común en la pierna izquierda. Dichos electrodos, fabricados en Ag/AgCl, fueron colocados con gel conductor para optimizar la conectividad con la piel. Para registrar tanto el aECG como el fECG, los autores diseñaron e implementaron un sistema de instrumentación y procesamiento. Este sistema contó con cinco amplificadores de instrumentación, a los que se conectan los cuatro canales de aECG y la señal de fECG.

Las señales resultantes fueron enviados primero a un filtro pasa-altas con frecuencia de corte ajustable entre 0.05 y 1 Hz, y posteriormente a un filtro pasabajos con una frecuencia de corte de 150 Hz. Finalmente, las señales fueron digitalizadas mediante un convertidor analógico-digital de 16 bits a una frecuencia de muestreo de 1 kHz. A continuación, las señales fueron digitalizadas fueron recibidas en un microcontrolador RISC y se transmitieron a una computadora de

escritorio a través de un puerto RS232. Por último, aplicaron filtros digitales para eliminar interferencias de baja frecuencia y la interferencia de línea eléctrica [28]. Las señales de esta base de datos se utilizaron principalmente para el diseño y la validación del algoritmo de separación del ECG materno y fetal. Además, sirvieron como fuente de información para el simulador de señales, lo cual permitió realizar pruebas posteriores del funcionamiento del sistema embebido de adquisición y separación de señales de ECG materno-fetal.

2.2. Diseño del algoritmo de separación del ECG materno y fetal

2.2.1. Preprocesamiento de los datos

Como se ilustra en la **Figura 2.1**, la primera etapa del algoritmo para la extracción del fECG a partir del aECG tiene como objetivo eliminar las interferencias y ruidos presentes en las señales, de tal forma que los procesos posteriores para la extracción del fECG tengan un mejor desempeño. Esto es, realizar una serie de procesos que mejoren la calidad de la señal original, reduciendo artefactos como el ruido de línea de energía, las tendencias no deseadas, y asegurando que la señal esté en el rango de frecuencias adecuado para la detección de los picos R fetales. El preprocesamiento, en orden de aplicación, consiste en:

1. **Filtro pasabanda:** Para aislar mejor la componente de la señal relacionada con los picos R fetales, se utiliza un filtro de respuesta al impulso finita (FIR, *Finite Impulse Response*) de orden 250 que atenúa las frecuencias por debajo y por encima del rango de interés. Los complejos QRS, tanto maternos como fetales, suelen concentrar su energía en el rango aproximado de [11, 40] Hz [48]. Por tanto, emplear un filtro que preserve justamente esta banda de frecuencias ayuda a acentuar los complejos QRS, además de eliminar otros artefactos como el ruido de línea, ruido térmico, ruido electromiográfico, entre otros.
2. **Normalización:** Finalmente, se elimina la media de cada canal y se ajusta la desviación estándar a uno. Este paso resulta particularmente beneficioso cuando se va a aplicar el método de PCA, pues dicho método se basa en maximizar la varianza y capturar la correlación entre variables. Al normalizar, todas las señales contribuyen de forma equitativa en el cálculo de las componentes principales, evitando que canales con valores de gran magnitud dominen la descomposición y, por ende, la extracción del fECG.

2.2.2. Análisis de componentes principales (PCA)

El PCA es una técnica estadística que permite reducir la dimensionalidad de un conjunto de datos, capturando la mayor parte de la variabilidad en un número menor de componentes principales. En esta tesis, se partió de 4 canales de aECG, por lo que se dispuso de una matriz de datos con dimensiones $N \times 4$, donde N es el número de muestras en el tiempo y 4 es el número de canales. El objetivo fue extraer los dos primeros componentes principales que contuvieron la mayor información materna y fetal para posteriormente utilizarlos en el proceso de separación de la señal fetal.

Sea $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times 4}$ la matriz que contiene las cuatro señales de ECG abdominal. Cada fila de \mathbf{X} corresponde a un instante de tiempo t , con $t = 1, 2, \dots, N$, y cada columna corresponde a uno de los cuatro canales, i.e.,

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & x_{1,3} & x_{1,4} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & x_{2,3} & x_{2,4} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N,1} & x_{N,2} & x_{N,3} & x_{N,4} \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

donde cada $x_{t,k}$ representa una muestra de la señal en el canal k en el instante t . Para aplicar PCA, es esencial que los datos estén normalizados, lo cual se realizó en el último paso de la etapa de preprocesamiento. El paso siguiente consistió en calcular la matriz de covarianza de los datos normalizados mediante:

$$\mathbf{R}_{\mathbf{X}} = \frac{1}{N} X_c^\top X_c, \quad (2.2)$$

donde $\mathbf{R}_{\mathbf{X}}$ es una matriz 4×4 . Lo siguiente es la descomposición de la matriz de covarianza en sus eigenvalores y eigenvectores, ya que las direcciones de mayor varianza son aquellas asociadas a los eigenvalores más grandes. Al ordenar los eigenvalores de manera decreciente, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_4$, se eligen los eigenvectores correspondientes a los mayores eigenvalores para proyectar los datos. La descomposición de eigenvalores y eigenvectores se puede expresar como:

$$\mathbf{R}_{\mathbf{X}} \mathbf{v}_i = \lambda_i \mathbf{v}_i, \quad (2.3)$$

donde λ_i es el i -ésimo eigenvalor y \mathbf{v}_i es el i -ésimo eigenvector asociado a λ_i . Si $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1 \ \mathbf{v}_2 \ \mathbf{v}_3 \ \mathbf{v}_4]$ es la matriz de eigenvector donde cada $\mathbf{v}_i \in \mathbb{R}^4$ está asociado a λ_i , entonces los dos primeros componentes se obtienen tomando:

$$\mathbf{V}_2 = [\mathbf{v}_1 \ \mathbf{v}_2], \quad (2.4)$$

que es una matriz de dimensiones 4×2 . La proyección de los datos centrados \mathbf{X}_c sobre estos dos componentes principales se calcula como:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}_c \mathbf{V}_2 = \begin{bmatrix} y_{1,1} & y_{1,2} \\ y_{2,1} & y_{2,2} \\ \vdots & \vdots \\ y_{N,1} & y_{N,2} \end{bmatrix}, \quad (2.5)$$

donde $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{N \times 2}$. De este modo, cada columna de \mathbf{Y} representa un **componente principal**. En el contexto de este trabajo, los dos primeros componentes principales se pueden explicar como:

- **Primer componente principal (PC1):** Es la dirección en el espacio definido por los cuatro canales que explica la mayor parte de la varianza en los datos. Este componente contiene principalmente información del fECG, aunque aún incluye algunos residuos del mECG.
- **Segundo componente principal (PC2):** Es la dirección ortogonal a PC1 que captura la mayor cantidad de varianza restante. Este componente representa exclusivamente información del mECG.

2.2.3. Filtro adaptativo RLS

Tras obtener los componentes principales mediante PCA, el siguiente paso en el algoritmo es aplicar un filtro adaptativo RLS. El objetivo de este paso es eliminar la interferencia materna residual que permanece en el PC1, obteniendo así una señal con únicamente información de fECG.

El filtrado RLS es una técnica de filtrado adaptativo que actualiza sus coeficientes de forma recursiva, minimizando el error cuadrático a lo largo de las muestras. A diferencia de otros filtros adaptativos como el LMS, el RLS tiende a converger más rápido a expensas de un mayor costo computacional, lo cual resulta beneficioso cuando se busca una respuesta adaptativa rápida.

En términos generales, se define una *señal deseada* $d[n]$ y una *señal de entrada* $x[n]$ que pasa por el filtro. La salida del filtro se expresa como:

$$y[n] = \mathbf{w}^\top[n] x[n], \quad (2.6)$$

donde $\mathbf{w}[n]$ es el vector de coeficientes adaptativos en el instante n . El *error* $e[n]$ es la diferencia entre la señal deseada y la salida filtrada:

$$e[n] = d[n] - y[n]. \quad (2.7)$$

La técnica RLS ajusta $\mathbf{w}[n]$ en cada instante de tiempo para minimizar la suma de los errores cuadrados, ponderados por un factor de olvido λ , que le permite adaptarse a cambios en la estadística de las señales. En este caso, se utilizó $\lambda = 0.9999$ para un filtro RLS de orden 5, lo cual determinó el comportamiento del filtro implementado. En nuestro caso, con el fin de atenuar la contribución materna remanente en la señal fetal, se empleó el filtro RLS de la siguiente forma:

- **Señal deseada** $d[n]$: Primer componente principal con información fetal y residuos de información materna.
- **Señal de entrada** $x[n]$: Segundo componente principal con información únicamente materna.
- **Señal de salida** $y[n]$: Señal de salida con únicamente información materna estimada por el filtro RLS a partir de $x[n]$.
- **Error** $e[n]$: Señal con componentes fetales en la que la interferencia materna fue removida.

La idea es que, al estimar la porción materna en $d[n]$ mediante el componente que contiene mayormente información del mECG (es decir, $x[n]$), la resta $e[n]$ contendrá la información atenuada que haga que la señal de entrada se parezca a la señal deseada, que en este caso son los componentes fetales.

2.2.4. Algoritmo de detección de picos R

Para la detección de los picos R fetales a partir de la señal de fECG estimada, se implementó la etapa final del algoritmo clásico de Pan-Tompkins, específicamente la fase de rectificación y umbral adaptativo aplicada sobre la señal derivada previamente procesada. En este caso, se omitieron las etapas iniciales de dicho algoritmo, tradicionalmente destinadas a resaltar los complejos QRS, ya que el método propuesto logra esta amplificación por un mecanismo distinto. De este modo, a la salida del filtrado RLS las señales ingresan directamente a la etapa de rectificación. Esta etapa consistió en elevar al cuadrado todos los valores de la señal y, posteriormente, identificar los máximos locales que superaban un umbral dinámico, el cual se actualiza en función de las características que la señal va adquiriendo a lo largo del tiempo [61].

2.2.5. Cálculo de la fHR y ECG Fetal Promedio

Una vez obtenida la señal fetal filtrada y detectados los picos R correspondientes, se llevan a cabo dos procedimientos adicionales de interés clínico y analítico:

1. **Cálculo de la fHR**, mediante la serie RR al obtener la diferencia entre los intervalos entre picos R consecutivos, y luego transformándolos de unidades de segundos a latidos por minuto (bpm, *Beats Per Minute*).
2. **Construcción del ECG promedio fetal**, alineando y promediando temporalmente las señales de los cuatro canales con referencia a los picos R detectados.

Cálculo de la fHR

La serie RR se obtiene a partir de la posición temporal de cada pico R. Así, si t_i es el instante en el cual se localiza i -ésimo pico R y t_{i+1} el del pico siguiente, la duración del intervalo RR (en milisegundos o segundos, según la unidad de tiempo empleada) se define como:

$$RR_i = t_{i+1} - t_i. \quad (2.8)$$

Posteriormente, se puede representar estas mismas diferencias en unidades de bpm para obtener la fHR al aplicar la operación:

$$fHR = \frac{60}{RR} bpm. \quad (2.9)$$

Construcción del ECG Fetal Promedio

Además de la serie RR, es deseable visualizar y caracterizar la forma promedio del fECG en cada uno de los cuatro canales de aECG. Para ello, se realiza el siguiente procedimiento:

1. **Selección de ventanas**: Alrededor de cada pico R fetal detectado, se toma una ventana temporal de duración de 400 ms que capture un latido completo en los cuatro canales.
2. **Alineamiento**: Se alinean todos los complejos ECG fetales tomando el pico R como de referencia común para cada complejo ECG.
3. **Promediado muestra-a-muestra**: Una vez apilados y alineados los segmentos de cada latido, se calcula la media en cada instante para cada canal, generando así el llamado fECG promedio. Esto puede expresarse matemáticamente como:

$$\overline{ECG}_k[m] = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L ECG_k^{(i)}[m], \quad (2.10)$$

donde $k \in \{1, 2, 3, 4\}$ indica el canal de ECG abdominal, m es el índice de muestra relativo al pico R, $ECG_k^{(i)}[m]$ representa la m -ésima muestra del i -ésimo latido capturado en el canal k y L es el número total de latidos considerados.

Este fECG promedio ofrece una representación clara y general de la morfología cardíaca, ya que el promediado enmascara el ruido residual y resalta los complejos característicos del latido. Además, proporciona información morfológica valiosa, facilitando la inspección de las ondas P, QRS y T, así como el análisis de intervalos de conducción, por ejemplo, PR o QT, aspectos cruciales para el diagnóstico perinatal [62].

2.3. Diseño e implementación del sistema en hardware

Una vez desarrollado el algoritmo principal para la separación del ECG materno y fetal, el siguiente paso consistió en crear e implementar un sistema de hardware independiente a una computadora personal que permitiera validar dicho algoritmo en un entorno completamente embebido. Este sistema se divide en tres etapas: 1) simulador de señales de aECG, 2) sistema de adquisición multicanal de señales, y 3) sistema de separación del ECG materno y fetal. En las secciones siguientes, se describen cada una de estas etapas, incluyendo las especificaciones de diseño e implementación correspondientes.

Cabe señalar que, tras el desarrollo del simulador de señales de aECG implementado en este proyecto, se identificó la existencia de un sistema comercial, el simulador de señales de aECG **MECG 2.0 (WhaleTeq, Taipei City, Taiwan)**, diseñado para la generación de señales de ECG y la validación de equipos médicos. Sin embargo, la adquisición de dicho sistema resultó inviable debido a su elevado costo [63]. Las diferencias principales entre el dispositivo comercial y el sistema aquí desarrollado radican en su propósito y alcance. El **MECG 2.0** está orientado principalmente a pruebas de cumplimiento normativo y a la validación de dispositivos y algoritmos de ECG, ofreciendo múltiples configuraciones de simulación y protocolos de prueba estandarizados. En contraste, el sistema propuesto en este trabajo fue concebido específicamente para la validación inicial del sistema de adquisición y separación del ECG materno y fetal implementado en este trabajo. Adicionalmente, mientras que el sistema comercial proporciona un equipo con la capacidad de generar hasta 12 derivaciones simultáneas con resolución de 16 bits, administrado desde una interfaz gráfica que permite tanto la modificación de parámetros de simulación así como la carga de señales de aECG de bases de datos en diversos formatos [63], el dispositivo desarrollado en este proyecto integra un sistema de simulación funcional adaptado a los objetivos planteados, construido

con módulos y circuitos de bajo costo. Dicho sistema permite un manejo básico de parámetros, como la adición de ruido, contemplando dos tipos principales: ruido blanco gaussiano, configurable en tres niveles de relación señal-ruido (SNR, *Signal-to-Noise Ratio*) de 10, 20 y 30 dB, y ruido de línea a 50 Hz o 60 Hz, con el fin de emular interferencias típicas del entorno eléctrico. Además, ofrece la flexibilidad de cargar señales provenientes de cualquier base de datos, siempre que se ajusten al formato definido por el software. Este formato requiere archivos de texto (.txt) nombrados según el identificador del paciente o caso a simular, codificados en enteros de 16 bits con signo y organizados en cuatro columnas, donde cada columna representa un canal de adquisición.

De esta forma, aunque el sistema comercial representa una solución robusta en términos de simulación y pruebas normativas, el dispositivo diseñado en este proyecto presenta un enfoque más accesible, orientado a la investigación y experimentación de algoritmos de separación de ECG materno y fetal en un entorno embebido.

2.3.1. Simulador de cuatro canales de ECG abdominal materno

Debido a las limitaciones de tiempo inherentes al desarrollo de una tesis de maestría, la adquisición de datos reales, satisfaciendo los requerimientos éticos, no resultó factible. Por esta razón, se diseñó e implementó un simulador de señales analógicas de aECG, con el propósito de realizar las pruebas del dispositivo en tiempo real. Este simulador permite generar simultáneamente señales analógicas de los cuatro canales de aECG de cada paciente de la base de datos **ADFECGDB**, ofreciendo además la posibilidad de ajustar algunos parámetros de simulación, tales como la duración total de la señal generada o la adición de distintos tipos de ruido, como ruido gaussiano con diferentes relaciones señal-a-ruido o ruido de línea a 50 o 60 Hz. A continuación, se describe la función de cada componente y en la **Tabla 2.1** se muestran sus especificaciones técnicas.

1. **Microcontrolador ESP32 (Espressif, Shanghái, China):** Actúa como la unidad de procesamiento central del simulador, encargándose de la generación y sincronización de las señales, así como de la comunicación con los demás periféricos (módulo MicroSD, DAC y pantalla).
2. **Módulo MicroSD (Generica):** Permite el almacenamiento masivo y lectura de datos, en este caso, los archivos con señales pregrabadas de aECG que se utilizan para la simulación.
3. **Convertidor D/A PT8211 (Princeton Technology Corporation, New Taipei City, Taiwan):** Convierte las señales digitales generadas por el ESP32 en señales analógicas, que simulan el aECG en las salidas.

4. **Pantalla LCD ST7796S (Adafruit Industries, Nueva York, USA):** Muestra información en tiempo real acerca de la señal que se está generando, la configuración de parámetros de simulación y cualquier otro dato relevante.
5. **Módulo de carga y batería (Genérica):** Proporciona alimentación autónoma al sistema mediante una batería recargable, permitiendo su operación sin depender de una fuente externa.

Tabla 2.1: Especificaciones relevantes de los componentes del simulador de ECG abdominal materno.

Componente	Parámetro	Especificación
Microcontrolador ESP32	Arquitectura interna	Doble núcleo de 32 bits
	Velocidad de reloj	240 MHz
	Memoria SRAM	520 KB
	Memoria Flash	4 MB
	Interfaz de programación	Arduino
	Alimentación	5 V
Módulo MicroSD	Interfaz de comunicación	SPI
	Capacidad máxima	32 GB
	Capacidad utilizada	16 GB
	Velocidad de transferencia	80 MHz
	Alimentación	3.3 V
Convertidor D/A PT8211	Resolución	16 bits
	Número de canales	2 (estéreo)
	Interfaz de comunicación	I2S
	Rango dinámico	90 dB
	Relación SNR	95 dB
	Alimentación	3.3 V
	Frecuencia de muestreo	1 kHz
Pantalla LCD ST7796S	Resolución	320×480 píxeles
	Interfaz de comunicación	SPI
	Profundidad de color	16 bits
	Tamaño	3.5 pulgadas
	Alimentación	3.3 V
Modulo de carga	IC central	IP5306
	Voltaje de entrada	5 ~ 5.5 V
	Voltaje de salida	5 V
	Tensión de corte	4.2 V ± 0.5 %
	Eficiencia de conversión	92.5 % (3.7 V → 5 V)
	Corriente de carga	2.4 A
	Corriente de salida	2 A
Batería de litio	Tipo de batería	LiPo
	Capacidad	4000 mah
	Modelo	606090

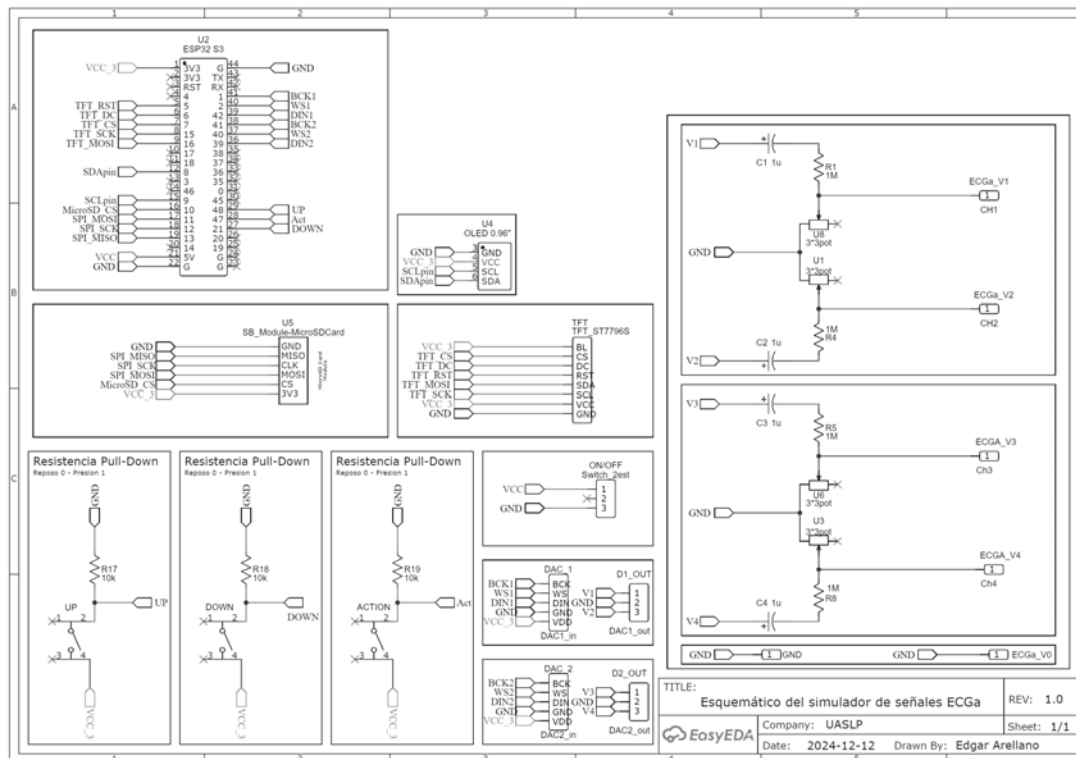


Figura 2.4: Diagrama esquemático de las conexiones eléctricas que componen el simulador de señales de ECG abdominales materno.

La amplitud de las señales de ECG consideradas generalmente se encuentra en el orden de milivoltios. Por esta razón, para simular correctamente los niveles fisiológicos de voltaje, se implementó un divisor de tensión con una relación de 1:1000 a la salida de los convertidores digital-analógicos. En la **Figura 2.4** se muestra el esquemático con las conexiones eléctricas.

2.3.2. Sistema de adquisición de señales de ECG abdominal materno

Las señales bioeléctricas, debido a su baja amplitud, son altamente susceptibles al ruido proveniente de diversas fuentes externas. En el caso particular de las señales de aECG, estas presentan características eléctricas particulares; por ejemplo, la información más relevante se encuentra contenida en un ancho de banda que va desde los 0.05 hasta los 100 Hz, rango frecuentemente afectado por interferencias provenientes de la actividad eléctrica muscular, ruido térmico y perturbaciones asociadas a la red eléctrica. Respecto a la amplitud, el complejo QRS materno suele alcanzar valores máximos que oscilan entre 0.1 y 0.15 mV, mientras que el complejo QRS fetal alcanza una amplitud máxima aproximada de 0.06 mV [8].

Por las razones anteriores, es indispensable que la adquisición del aECG sea mediante sistemas diseñados específicamente para este propósito. El circuito in-

Tabla 2.2: Características técnicas del módulo AD8232 de SparkFun

Parámetro	Especificación
Voltaje de operación	3.3 V
Consumo de corriente	170 μ A
Tipo de salida de datos	Analógica
Rechazo de ruido a 60 Hz	80 dB
Ganancia	$G = 100$, con bloqueo de componente DC

tegrado **AD8232 (Analog Devices, Wilmington, USA)** representa una buena opción debido a sus características especialmente adaptadas para la adquisición y el acondicionamiento de señales de ECG. Este dispositivo ofrece una alta relación señal-ruido gracias a su amplificador de instrumentación integrado, permitiendo una amplificación precisa y limpia de señales de baja amplitud. Además, el AD8232 cuenta con filtros integrados que ayudan a eliminar interferencias tales como ruido muscular y ruido de línea.

Debido a lo anteriormente mencionado, se seleccionó el circuito integrado AD8232 como dispositivo encargado de adquirir las señales de aECG. Concretamente, se emplearon cuatro módulos **SparkFun Single Lead Heart Rate Monitor (SparkFun Electronics, Boulder, USA)**, los cuales incorporan al AD8232 como chip central, dado que cada módulo únicamente permite la adquisición de un canal de ECG. Los cuatro módulos se interconectaron compartiendo las líneas del electrodo de referencia y del electrodo para el circuito manejador de pierna derecha (RLD, *Right Leg Drive*). En la **Tabla 2.2** se describen las características técnicas principales del módulo AD8232.

Además, para ofrecer una alta resolución en los datos registrados, el diseño incorporó el circuito integrado **ADS131M04 (Texas Instruments, Texas, Estados Unidos)**, un convertidor analógico-digital con resolución de 24 bits, ideal para registrar con precisión señales analógicas de muy baja amplitud. Entre sus características técnicas más destacables, se encuentran su bajo consumo energético, amplificador programable integrado con ganancias configurables entre 1 y 128, tasa de muestreo ajustable hasta 32 kSPS, y comunicación digital mediante la Interfaz Periférica Serial (SPI, *Serial Peripheral Interface*). Este módulo actuó como interfaz de comunicación para transmitir los datos hacia el sistema encargado de la separación del ECG materno y fetal. La **Figura 2.5** ilustra el diagrama de conexiones eléctricas, poniendo énfasis en la interfaz entre los módulos AD8232 y el circuito integrado ADS131M04. Asimismo, aparecen los componentes eléctricos mínimos que especifica el fabricante del ADS131M04 para su funcionamiento.

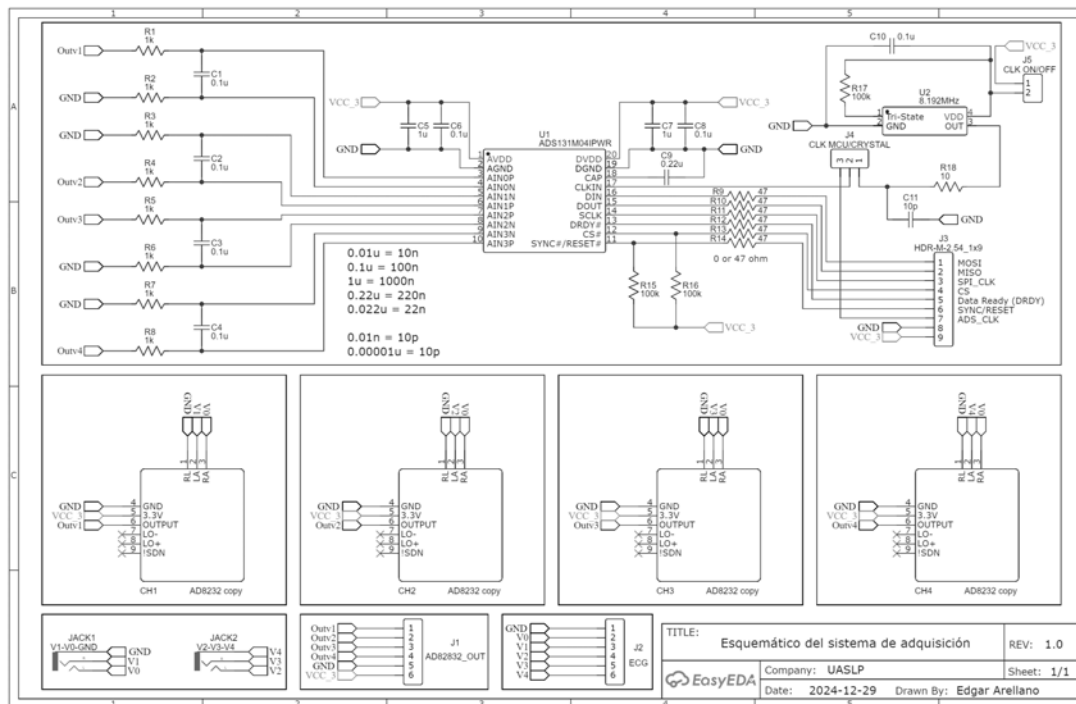


Figura 2.5: Diagrama esquemático de las conexiones eléctricas que componen el sistema de adquisición de señales de aECG.

2.3.3. Sistema de separación del ECG materno y fetal

Raspberry Pi Zero 2W

La **Raspberry Pi Zero 2W** (**Raspberry Pi Holdings, Cambridge, Inglaterra**) fue elegida como plataforma principal de procesamiento debido a la combinación de memoria RAM y capacidad de cómputo que ofrece, características difíciles de lograr con microcontroladores convencionales. En el desarrollo de este prototipo, se requirió un entorno donde el algoritmo de separación del ECG se ejecute de manera eficiente y, al mismo tiempo, sea posible mostrar información en tiempo real en una pantalla LCD. La Raspberry Pi Zero 2W integra los periféricos necesarios para comunicación mediante el puerto Transmisor-Receptor Asíncrono Universal (UART, *Universal Asynchronous Receiver-Transmitter*) y el puerto SPI, interfaces esenciales para interactuar con el sistema de adquisición de señales y la pantalla LCD.

En contraste, un microcontrolador tradicional, aunque más económico y de menor consumo, suele ofrecer recursos de memoria y velocidad de procesamiento limitados, lo cual podría restringir la eficiencia y fluidez de la ejecución del algoritmo propuesto. Además, tareas como la implementación de interfaces gráficas o la gestión simultánea de múltiples procesos (lectura de señales, filtrado, visualización y almacenamiento de datos) podrían resultar significativamente limitadas,

requiriendo desarrollos de firmware más complejos que alejarían el proyecto de su objetivo principal en el tiempo disponible para realizar la tesis.

La Raspberry Pi Zero 2W proporciona un sistema operativo Linux completo que permite un desarrollo flexible y una gestión de librerías más avanzada que la típica en sistemas embebidos de bajo nivel. Con ello, no solo se alcanza la velocidad de cómputo necesaria para operar el algoritmo de separación del ECG materno y fetal, sino que también se facilita la integración de componentes de visualización y comunicación.

Adicionalmente, al trabajar sobre Linux es posible emplear diversos lenguajes y paradigmas de programación según las necesidades del proyecto. En este caso, la implementación del algoritmo se desarrolló íntegramente en C++, aprovechando su orientación a objetos, lo que resultó compatible tanto con el uso de librerías externas como con el manejo de periféricos. En la **Tabla 2.3** se describen las características técnicas principales de la Raspberry Pi Zero 2W.

Respecto a la alimentación del dispositivo, se reutilizó el mismo esquema empleado en el simulador de aECG, basado en una batería recargable de litio y un módulo de carga. Este sistema suministra energía a la Raspberry Pi Zero 2W, la cual, a su vez, proporciona las líneas de alimentación necesarias para el módulo de adquisición de señales de aECG y la pantalla LCD, garantizando así un funcionamiento de los diferentes bloques del sistema de adquisición y separación de ECG materno y fetal a partir de una sola fuente de alimentación.

Finalmente, es importante destacar que, en la implementación sobre la Raspberry Pi Zero 2W, el algoritmo de separación no se ejecuta sobre un registro de ECG completo, como ocurre en las pruebas realizadas en MATLAB, sino de manera segmentada. Para permitir una visualización continua y con retraso mí-

Tabla 2.3: Características técnicas de la Raspberry Pi Zero 2W

Parámetro	Especificación
Procesador	BCM2710A1 de cuatro núcleos a 1 GHz de 64 bits basado en ARM Cortex-A53
Memoria RAM	512 MB LPDDR2
Red inalámbrica	WLAN 802.11 b/g/n a 2.4 GHz
Bluetooth	4.2 BLE
GPIOs	40 pines configurables
Puerto de video	Mini HDMI
Consumo promedio	250 mA

nimo, el procesamiento de la señal se lleva a cabo mediante ventanas móviles de una duración elegida de manera heurística de 5 segundos. Esta estrategia permite procesar fragmentos de la señal a medida que se adquieren, facilitando así la actualización dinámica de la información en pantalla sin necesidad de almacenar primero el registro completo para su posterior procesamiento.

Pantalla LCD CrowPanel

La pantalla seleccionada como interfaz principal de usuario es la **CrowPanel de 7 inch (Elecrow, Shenzhen, China)**, elegida por sus destacadas características técnicas y facilidad de integración. Este dispositivo incorpora un procesador ESP32-S3 como núcleo central, lo que proporciona una alta eficiencia y velocidad de procesamiento, ideal para aplicaciones que requieren mostrar información en tiempo real sin latencia.

La resolución de 800x480 píxeles, combinada con tecnología táctil capacitiva, facilita una interacción intuitiva, mientras que su amplio ángulo de visión permite una visualización clara desde cualquier posición. Además, esta pantalla ofrece flexibilidad para integrarse con diversos entornos de desarrollo, como Arduino IDE, PlatformIO y MicroPython. Asimismo, su compatibilidad con librerías gráficas como LVGL simplifica notablemente la implementación de interfaces gráficas complejas y amigables para el usuario final.

La pantalla dispone de múltiples periféricos de comunicación que ofrecen diversas opciones de protocolos de comunicación; para este trabajo se optó por utilizar el puerto UART debido a su sencillez y rapidez en la implementación, facilitando así la conexión con la Raspberry Pi Zero 2W.

2.4. Evaluación y análisis de los resultados

En esta sección, se describen los criterios y procedimientos empleados para evaluar y analizar los resultados del sistema de separación de ECG materno-fetal. Primero, se exponen las métricas de desempeño relacionadas con la localización de picos R (sensibilidad, precisión, exactitud y *F1-score*), así como el error en la localización de dichos picos entre los encontrados por el algoritmo y los incluidos en la base de datos. Posteriormente, se presentan las comparaciones de las series de tiempo de la fHR por medio de gráficos de Bland–Altman, regresión lineal y coeficiente de correlación. Se continúa con la evaluación de la morfología del fECG promedio, comparando la señal promedio obtenida a través del algo-

ritmo con aquella derivada de la base de datos, utilizando las métricas NRMSE, MAE y el índice de correlación. Finalmente, se analiza el desempeño del sistema embebido, comparando los tiempos de ejecución del algoritmo implementado en MATLAB (The Mathworks Inc., Natick, MA, USA) y en la plataforma Raspberry Pi Zero 2W, así como evaluando la equivalencia de la fHR y el fECG promedio obtenidos en ambas implementaciones mediante las métricas NRMSE y el índice de correlación.

2.4.1. Métricas de desempeño de localización de picos R fetales

En la validación del algoritmo propuesto, se emplearon cuatro métricas fundamentales: precisión, sensibilidad, exactitud y *F1-score*. Todas ellas se calculan a partir de la comparación entre los picos R detectados por el algoritmo y los picos R detectados a partir del fECG de referencia (proporcionados por la base de datos).

Para cada latido fetal real marcado en la base de datos, se consideró un verdadero positivo (TP) cuando el algoritmo detecta un pico R dentro de una ventana de 100 ms alrededor de la ubicación real del pico. De manera análoga, si en esa ventana no se detecta ningún pico, se considera un falso negativo (FN). Por último, un falso positivo (FP) ocurre cuando el algoritmo detecta un pico que no corresponde a ningún pico R real en un radio de 100 ms. A continuación, se muestran las expresiones matemáticas de cada métrica:

$$\text{Precisión (PPV)} = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (2.11)$$

$$\text{Sensibilidad (SEN)} = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (2.12)$$

$$\text{Exactitud (ACC)} = \frac{TP}{TP + FP + FN}. \quad (2.13)$$

$$\text{F1-score} = 2 \cdot \frac{\text{Precisión} \cdot \text{Sensibilidad}}{\text{Precisión} + \text{Sensibilidad}}. \quad (2.14)$$

donde:

- TP es el número de verdaderos positivos (picos R detectados que coinciden con picos reales),
- FN es el número de falsos negativos (picos R reales no detectados por el algoritmo).

- FP es el número de falsos positivos (detecciones de picos que no corresponden a un pico R real).

La combinación de las métricas anteriores proporciona una visión cuantitativa de la eficacia del método de separación y detección. En particular:

- Alta sensibilidad significa que casi todos los picos reales son detectados.
- Alta precisión significa que pocos picos detectados son falsos.
- Alta exactitud integra ambas perspectivas (aciertos y errores) en relación al universo total.
- $F1-score$ equilibra la sensibilidad y la precisión cuando ambas son igual de importantes.

El algoritmo se aplicó 100 veces por cada paciente, y en cada iteración se calcularon las métricas de precisión, sensibilidad, exactitud y $F1-score$. Posteriormente, los resultados fueron promediados y representados en función del nivel de SNR. En particular, se emplearon siete niveles de SNR: 0, 5, 10, 15, 20, 25 y 30 dB. En conjunto, estas métricas permiten estimar qué tan efectiva es la implementación del algoritmo para extraer y detectar los componentes de ECG fetales a partir de la señal de aECG. Adicionalmente, se investigaron otros trabajos relacionados con la separación del ECG materno-fetal que empleen métodos distintos y reporten estas mismas métricas, con el fin de comparar sus resultados con los obtenidos por el método propuesto en esta tesis. El criterio de selección de los estudios utilizados para la comparación se basó en dos consideraciones principales. Primero, que emplearan la misma base de datos utilizada en el presente trabajo. Y segundo, que las señales analizadas no hubieran sido alteradas antes de su procesamiento, es decir, que no se les haya añadido ruido ni se haya aplicado ningún otro tipo de manipulación externa previa al análisis.

2.4.2. Error en la localización de los picos R

En los estudios del ritmo cardíaco fetal, no sólo es relevante cuántos picos se detectan correctamente, sino que tan cerca de la ubicación real se registran. Una detección con errores de localización muy grandes podría afectar el cálculo de la frecuencia cardíaca fetal, así como otros análisis clínicos que dependen del tiempo exacto entre latidos. El error en la localización de los picos R es una métrica que se define como la diferencia en el tiempo entre la posición real del pico R (registrada en la base de datos) y la posición del pico R detectado por el algoritmo. Para cada pico i , se puede expresar como:

$$e_i = n_{\text{detectado},i} - n_{\text{real},i}, \quad (2.15)$$

donde $n_{\text{real},i}$ representa el instante de tiempo real (en muestras) en el que ocurre el pico R según la anotación de la base de datos y $n_{\text{detectado},i}$ corresponde al instante de tiempo en el que el algoritmo detecta el pico R.

El valor de e_i indica qué tan cerca o qué tan desfasada se encuentra la detección respecto a la ubicación verdadera del latido fetal. Un valor cercano a cero implica que el algoritmo está alineado con la anotación real, mientras que valores positivos o negativos indican, respectivamente, un retardo o un adelantamiento en la detección.

Al obtener el error promedio y la desviación estándar de todos los errores obtenidos, se puede destacar que el algoritmo hizo una buena estimación si se obtiene que:

- Error promedio bajo: Implica que el algoritmo permite una estimación de la fHR más precisa.
- Desviación estándar baja: Indica que la variabilidad en la localización del pico detectado es mínima.

Para evaluar de forma más detallada el comportamiento del error, se construyeron histogramas de los valores e_i . Un histograma que muestre la mayor parte de los errores concentrados alrededor de cero indicará una buena alineación en la detección de picos R fetales. Por el contrario, si el histograma se desplaza hacia la derecha o la izquierda, se podrá detectar un sesgo sistemático (retardo o anticipación constante) en la detección. Con este análisis, no sólo es posible observar cuántos picos fueron detectados correctamente, sino también la precisión temporal en la que se realizan dichas detecciones.

2.4.3. Comparación de las series de tiempo de la fHR

Para evaluar el desempeño del algoritmo en la detección precisa de los latidos fetales, se determinarán las señales de las series de tiempo de la fHR a partir de las ubicaciones de los picos R fetales obtenidas por el algoritmo y se compararán con las señales de fHR derivadas de las ubicaciones reales contenidas en la base de datos. Para ello, se realizarán dos tipos de análisis gráfico y estadístico: un gráfico de Bland-Altman y un análisis de regresión lineal.

El gráfico de Bland-Altman

La gráfica de Bland-Altman es una herramienta ampliamente utilizada para evaluar la concordancia entre dos métodos de medición. En este caso, se utilizó para comparar la serie de tiempo de la fHR calculados a partir de la detección de los picos R fetales por el algoritmo propuesto ($fHR_{\text{algoritmo}}$) y la fHR obtenida a partir de las ubicaciones de los picos R fetales provenientes de la base de datos (fHR_{real}). El gráfico permite identificar la presencia de sesgos sistemáticos y la dispersión de las diferencias, lo cual es crucial para validar la precisión temporal de la detección.

Análisis de regresión lineal y coeficiente de correlación

Complementariamente, se llevó a cabo un análisis de regresión lineal entre la serie de tiempo de la fHR obtenida a partir del algoritmo propuesto y la fHR real. Este análisis tiene como objetivo cuantificar la relación lineal entre ambas variables. Se determinará la ecuación de la recta de regresión, que se utiliza para ajustar la relación entre los valores de $fHR_{\text{algoritmo}}$ y fHR_{real} , y el coeficiente de correlación lineal con el fin de evaluar la relación existente entre la serie temporal $fHR_{\text{algoritmo}}$ y la serie de referencia fHR_{real} . El coeficiente de correlación r indica la fuerza y dirección de la relación entre los dos métodos.

2.4.4. Morfología del ECG promedio

Con el objetivo de evaluar la exactitud del fECG promedio obtenido por el algoritmo, se realizó un análisis comparativo entre el fECG promedio generado a partir de los picos R estimados por el método propuesto y el fECG promedio obtenido utilizando los picos R reales de referencia incluidos en la base de datos. Para esta comparación se emplearon las métricas NRMSE, MAE y el índice de correlación ρ . A continuación, se muestran las expresiones matemáticas de cada métrica:

1. Error cuadrático medio normalizado (NRMSE, *Normalized Root Mean Squared Error*): Proporciona una medida relativa del error cuadrático medio entre ambas señales. Se define como:

$$\text{NRMSE} = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}}{y_{\max} - y_{\min}}, \quad (2.16)$$

donde y_i es la muestra i del ECG promedio fetal de referencia, \hat{y}_i es la muestra i del ECG promedio fetal obtenido por el algoritmo, y $y_{\max} - y_{\min}$ representa la diferencia entre el máximo y mínimo de la señal de referencia.

2. Error medio absoluto (MAE, *Mean Absolute Error*): Mide el promedio de las diferencias absolutas entre ambas señales:

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|. \quad (2.17)$$

3. Índice de correlación (ρ): Cuantifica la similitud y relación lineal entre las dos señales promedio:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2}}, \quad (2.18)$$

donde \bar{y} y $\bar{\hat{y}}$ representan, respectivamente, los valores promedio del ECG fetal promedio de referencia y el obtenido por el algoritmo.

Estas métricas permitieron realizar una evaluación objetiva y completa sobre qué tan precisa es la localización de los picos R detectados por el algoritmo propuesto, al reflejarse directamente en la calidad morfológica del ECG fetal promedio estimado. Valores bajos del NRMSE y del MAE, así como un índice de correlación cercano a 1, indicarán que el algoritmo es confiable en la recuperación del ECG fetal.

2.4.5. Desempeño del sistema embebido

Un objetivo esencial de este proyecto consiste en verificar que el algoritmo propuesto sea capaz de ejecutarse de manera confiable en un sistema embebido, en particular sobre una Raspberry Pi Zero 2W. Para ello, se contemplaron dos aspectos clave: Tiempos de Ejecución y Consumo Energético.

Se realizó una medición del tiempo de ejecución del algoritmo en dos entornos diferentes:

- Entorno MATLAB (Computador personal): Sirve como referencia inicial debido a la facilidad de desarrollo y depuración en un entorno de alto nivel.
- Sistema embebido (Raspberry Pi Zero 2W): Permite validar la factibilidad de implementar el procesamiento de señales ECG directamente en una plataforma portátil.

Se midió el tiempo de ejecución de dos formas diferentes: (i) el tiempo promedio requerido por el algoritmo para procesar una ventana de 5s (duración correspondiente a la configuración utilizada en la implementación embebida) de la base de datos, y (ii) el tiempo total de procesamiento de un registro completo.

Ambos enfoques se aplicarán en las dos plataformas con el fin de comparar el tiempo de cómputo y establecer si la Raspberry Pi Zero 2W puede llevar a cabo el procesamiento en un escenario de adquisición de datos en línea o si serán necesarios ajustes adicionales. La estación de cómputo empleada para la prueba en MATLAB estuvo equipada con un procesador AMD Ryzen 9 7900X a 4.70 GHz y 32 GB de memoria RAM.

En cuanto al consumo energético, se evaluará tanto el simulador de señales de aECG como el dispositivo de adquisición y separación del ECG materno y fetal. Para ello, se midió la corriente consumida en dos escenarios: (i) estado de reposo, correspondiente al dispositivo encendido sin ejecutar tareas, y (ii) estado de operación, cuando el dispositivo esta realizando la ejecución de tareas de procesamiento. De esta manera se obtendrá una estimación del consumo real del sistema en condiciones de uso.

El análisis conjunto de los tiempos de ejecución y el consumo energético permitirá determinar la viabilidad del sistema embebido como herramienta para el procesamiento de señales biomédicas. Además, estos resultados aportarán evidencia sobre el potencial del prototipo para su futura integración en dispositivos portátiles orientados a la monitorización materno-fetal.

Validación de resultados obtenidos en el sistema embebido

Además del tiempo de ejecución, resulta fundamental verificar que la implementación en el sistema embebido produzca resultados equivalentes a los obtenidos en MATLAB. Para ello, se contemplaron tres comparaciones:

- **Detección de picos R fetales:** Se evaluaron que los picos R fetales identificados por el sistema embebido coincidan en posición y cantidad con los obtenidos en MATLAB. Para este fin se emplearon las métricas de Precisión, Sensibilidad, Exactitud y F1-Score, así como el análisis del desfase en la localización mediante histogramas de error.
- **Serie RR:** Se compararon los intervalos RR derivados de ambas implementaciones utilizando la gráfica de Bland-Altman y la recta de correlación lineal. En este caso se realizaron dos evaluaciones: Raspberry frente a la referencia, y Raspberry frente a MATLAB.
- **fECG promedio:** Se analizaron la concordancia entre las señales promedio de ECG fetal obtenidas en los cuatro canales, considerando las métricas de NRMSE, MAE e índice de correlación lineal. Al igual que en el caso

anterior, se realizaron comparaciones de Raspberry frente a la referencia y de Raspberry frente a MATLAB.

La combinación de estos análisis permitió establecer el grado de equivalencia entre la implementación de referencia en MATLAB y la ejecución en la Raspberry Pi Zero 2W. En caso de confirmarse una alta similitud, se podrá concluir que el sistema embebido no solo ejecuta el algoritmo de manera eficiente, sino que también preserva la fidelidad de los resultados.

Capítulo 3

Resultados y Discusión

3.1. Vista general del proceso de separación del ECG materno y fetal del método propuesto

En esta sección se presenta un ejemplo ilustrativo de la aplicación del método propuesto para la extracción del fECG. Los resultados corresponden al sujeto r01 de la base de datos **ADFECGDB**. En la **Figura 3.1** se muestra un segmento de 10s de las señales registradas para dicho sujeto, el cual se utilizará como caso demostrativo para las gráficas de esta sección. De arriba a abajo, se presentan las señales de aECG correspondientes a los canales 1, 2, 3 y 4 con su amplitud original en μV .

3.1.1. Preprocesamiento de los datos

En la **Figura 3.2** se muestran las señales tras la etapa de preprocesamiento. En dicha figura se distinguen únicamente las formas de onda que resaltan la ubicación

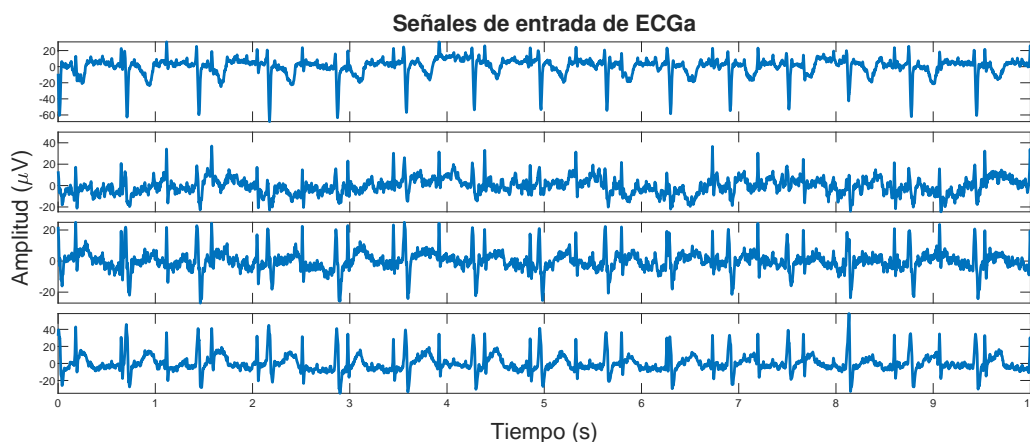


Figura 3.1: Segmento correspondiente a los primeros 10s al registro de aECG del sujeto r01. De arriba hacia abajo, las graficas corresponden a los Canales 1 a 4 del registro de aECG. Por cuestiones de visualización, cada señal presenta una escala de amplitud diferente.

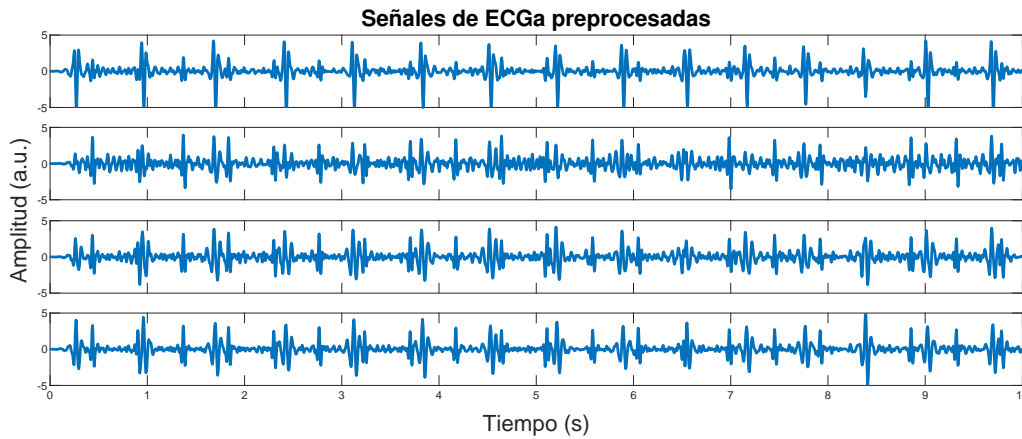


Figura 3.2: Segmento correspondiente a los primeros 10 s al registro de aECG del sujeto r01 posterior a la etapa de preprocesamiento. De arriba hacia abajo, las gráficas corresponden a los Canales 1 a 4 del registro.

de los complejos QRS maternos y fetales. Esto se logra mediante un filtro pasa-banda con banda de paso de 11 a 40 Hz, el cual aísla las fuentes de información no deseadas y deja solo la señal correspondiente a los complejos QRS maternos y fetales. Además, las señales se normalizan, eliminando su media y ajustando su desviación estándar a 1. Esta normalización se resalta como un paso importante, ya que garantiza que todas las variables contribuyan por igual durante el PCA, evitando que diferencias en amplitud sesguen la extracción de los componentes principales.

3.1.2. Separación de las señales mediante PCA

Los PCs obtenidos tras la aplicación de PCA se presentan en la **Figura 3.3**. La imagen superior corresponde al primer componente principal, que explica la mayor variabilidad de los datos. Este componente incluye fundamentalmente información de los picos R fetales, aunque conserva residuos de los complejos QRS maternos. La imagen inferior muestra el segundo componente principal, ortogonal al primero y asociado a la segunda mayor variabilidad de la señal. Este resultado resulta especialmente relevante, ya que en diversos estudios se ha observado que el PC1 recoge principalmente información materna, dado que el mECG suele presentar mayor amplitud y dominancia en los registros [64]. Por el contrario, la información fetal, debido a su menor potencia, tiende a manifestarse en componentes de orden inferior; por ejemplo, en un análisis multicanal previo, el componente fetal apareció en el quinto componente [49]. La discrepancia entre estos hallazgos y los reportados en la literatura puede atribuirse principalmente a dos factores. Primero, las condiciones de adquisición de datos, en particular la posición de los electrodos, ya que todos los sujetos compartieron la misma posición de

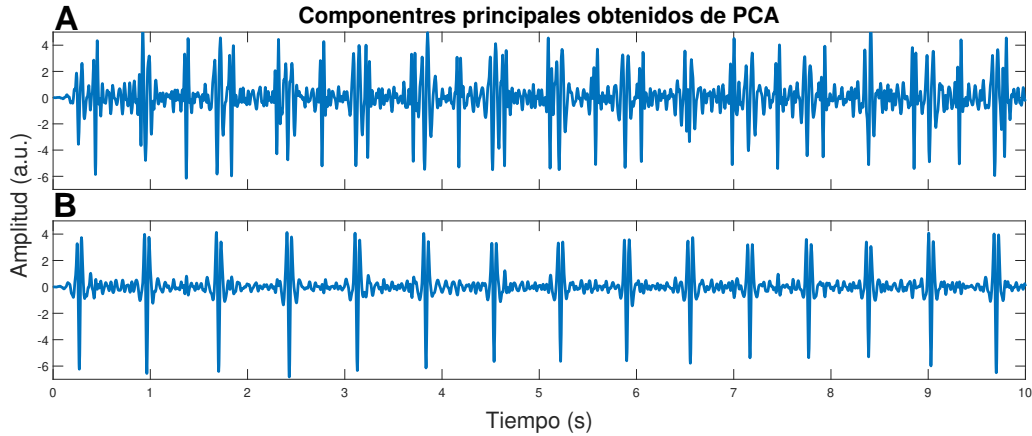


Figura 3.3: Segmento correspondiente a los primeros 10 s al registro de aECG del sujeto r01 posterior a la etapa de PCA. (A) primer componente principal con información fetal y materna. (B) segundo componente principal con únicamente información materna.

electrodos y de igual forma todos reprodujeron el mismo comportamiento en la separación de componentes principales. Asimismo, la posición del feto representa un factor relevante, dado que su orientación puede influir significativamente en la calidad del fECG registrado de forma no invasiva [46]. Segundo, el preprocesamiento empleado: el filtro pasa-banda de 11 – 40 Hz concentra la información de los complejos QRS maternos y fetales, realzando ambos orígenes; además, la normalización iguala la contribución de cada derivación independientemente de su amplitud original, de modo que tanto mECG como fECG tienen un peso comparable en cada canal. En conjunto, estas condiciones de adquisición y etapas de preprocesamiento pudieron favorecer que la señal fetal aporte suficiente energía como para reflejarse en los componentes principales obtenidos por PCA.

3.1.3. Filtrado RLS

El PC1 obtenido en la etapa anterior se empleó como señal deseada $d[n]$, mientras que el segundo componente principal se utilizó como señal de entrada $x[n]$ para un filtro RLS. El objetivo del filtro fue estimar una señal compuesta únicamente por los complejos QRS fetales al estimar los componentes no deseados presentes en la señal de entrada para hacerla coincidir con la señal deseada, es decir, la señal de error $e[n]$. En la **Figura 3.4** se muestra la señal de fECG estimada por el filtro RLS. En la señal resultante se aprecian picos bien definidos que corresponden a los complejos QRS fetales. Sin embargo, se observa la presencia de oscilaciones residuales entre cada pico R, las cuales podrían deberse a interferencias no completamente eliminadas por el filtro adaptativo. Cabe señalar que, durante el proceso de implementación, se observó que variaciones en los parámetros del filtro, como el orden y el factor de olvido, impactaban directamente en

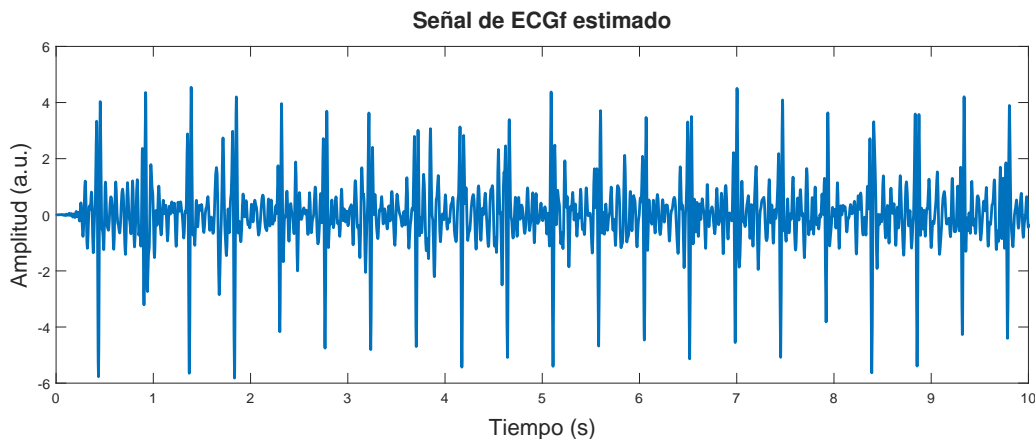


Figura 3.4: Segmento de 10s correspondiente a la señal de fECG estimada después de la etapa del filtro RLS.

el desempeño de la detección, e incluso podían comprometer la estabilidad del sistema cuando dichos valores se alejaban significativamente de los establecidos inicialmente. Sin embargo, no se realizó un análisis exhaustivo sobre su influencia en el desempeño. Asimismo, los filtros adaptativos presentan la limitación de ser particularmente sensibles a artefactos de alta frecuencia interferencias [35] [65], lo que resalta la importancia de realizar un adecuado acondicionamiento previo de las señales para mitigar dichas.

3.1.4. Detección de los picos R fetales

En esta etapa, la señal obtenida tras el filtrado RLS fue rectificada al elevar los valores de la señal al cuadrado, con el objetivo de resaltar los picos R de los complejos QRS fetales y facilitar su detección. Posteriormente, se aplicó un algoritmo de umbral adaptativo para identificar los picos R fetales. Este algoritmo ajusta dinámicamente los niveles de señal, niveles de ruido y umbral de decisión (*threshold*) en función de las características de la señal que van cambiando a lo largo del tiempo [61]. En la **Figura 3.5** se ilustra el proceso completo de detección. Se observa cómo los picos candidatos (puntos rojos) se evalúan y filtran conforme a los parámetros del algoritmo, resultando finalmente en la detección de los picos R verificados (triángulos negros). La línea verde representa el nivel de señal estimado, mientras que las líneas roja y negra indican el umbral y el nivel de ruido, respectivamente.

3.1.5. Serie temporal de la fHR y ECG Fetal Promedio

Una vez determinada la ubicación de los picos R fetales, la última etapa consistió en obtener dos representaciones clave para la evaluación del estado cardíaco fetal: la serie de tiempo de la fHR y el fECG promedio. La primera permite analizar

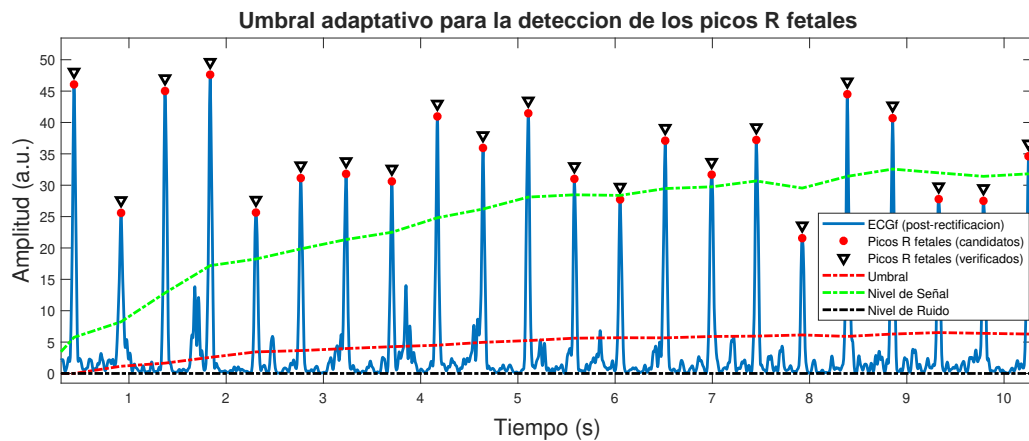


Figura 3.5: Segmento de 10s correspondiente a la etapa de detección de picos R fetales a partir de la señal de fECG estimada en la etapa anterior. La señal fue rectificadada y se buscaron los picos R fetales con la etapa de umbral adaptativo del algoritmo de Pan-Tompkins.

la variabilidad del ritmo cardíaco fetal a lo largo del tiempo, mientras que la segunda proporciona una representación morfológica típica del complejo QRS fetal, útil para identificar anomalías morfológicas.

En la **Figura 3.6** se presentan ambas representaciones. En la **Figura 3.6.A**, se muestra un segmento de la fHR correspondiente al intervalo entre los segundos 140 y 240, seleccionado por presentar una notable variabilidad en el sujeto r01. En general, la frecuencia cardíaca fetal oscila entre los 120 y 150 bpm, lo cual es consistente con los rangos fisiológicos esperados para un feto sano con más de 40 semanas de gestación, típicamente entre 110 y 160 bpm [66]. Valores por debajo de 110 bpm pueden indicar bradicardia fetal, mientras que frecuencias superiores a 180 bpm se asocian a taquicardia fetal [67]. No obstante, se observan artefactos de alta frecuencia en la señal de fHR, atribuibles principalmente a errores en la detección de picos R fetales, es decir, a la presencia de falsos positivos y falsos negativos. Estos errores pueden deberse en parte a la implementación directa del algoritmo de Pan-Tompkins, sin ajustes específicos para el contexto fetal. En este sentido, la implementación actual no contempla un rango específico de funcionamiento en términos de la fHR. Sin embargo, cabe señalar que en la presente tesis se emplearon datos reales adquiridos de voluntarias embarazadas en los cuales se encontró que el valor más bajo de fHR fue de 102.21 bpm y el más alto de 155.44 bpm. El empleo de otras bases de datos, así como la adquisición de datos con versiones futuras del prototipo, permitirá conocer más acerca del desempeño del sistema fuera de este rango de fHR.

Por otro lado, la **Figura 3.6.B** muestra el fECG promedio correspondiente a cada uno de los cuatro canales de adquisición. Se observa una morfología

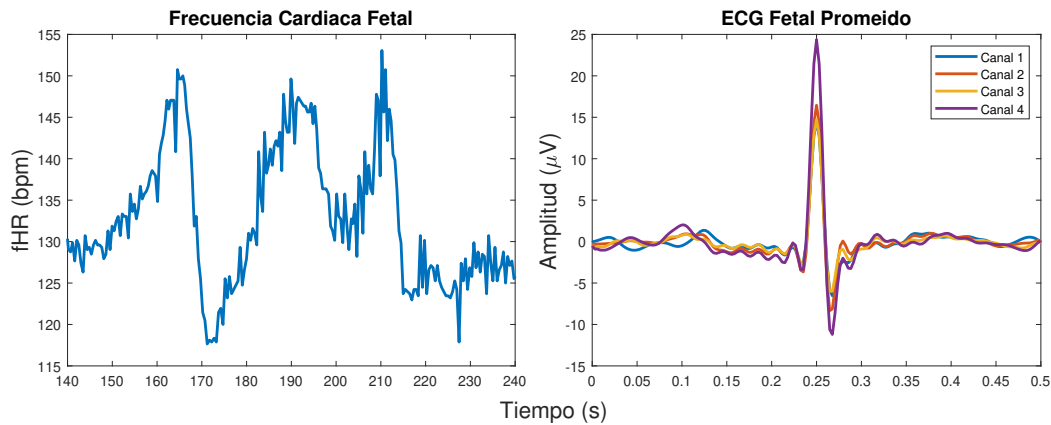


Figura 3.6: Ejemplo de estimación de la fHR y el fECG promedio por el algoritmo propuesto. (A) Segmento de 100s de la fHR. (B) fECG promedio alineado a los picos R detectados, mostrado para la estimación en cada canal.

coherente entre los canales, con un complejo QRS fetal bien definido y alineado temporalmente. Sin embargo, las ondas P y T presentan muy baja amplitud o son prácticamente inexistentes en todos los fECG promedio. Esta ausencia puede deberse principalmente a la baja presencia de dichas ondas en el fECG adquirido desde el aECG, ya que, a diferencia del complejo QRS, las ondas P y T poseen una amplitud considerablemente menor y son más susceptibles a ser enmascaradas por ruido o interferencias residuales.

3.2. Implementación física del sistema propuesto

3.2.1. Prototipo hardware del simulador de ECG abdominal de cuatro canales

En la **Figura 3.7** se muestra el diseño de la placa de circuito impreso (PCB, *Printed Circuit Board*) elaborado a partir del diagrama esquemático descrito en la sección de metodología (ver **Figura 2.4**), correspondiente al simulador de señales de aECG. En la **Figura 3.7.A**, se presenta la vista superior del diseño en software, donde se aprecian las rutas de conexión entre los diferentes bloques del sistema, incluyendo el microcontrolador ESP32-S3, los convertidores DAC, los divisores de voltaje, los pines de comunicación a la pantalla SPI, y los conectores para los canales de salida. **Figura 3.7.B**, se ilustra la vista inferior del diseño en software, donde se destacan las conexiones para el módulo Micro SD.

La **Figura 3.8** ilustra el montaje físico del sistema sobre la PCB. En ella se puede observar la correcta integración de todos los componentes previamente descritos: el ESP32-S3 como unidad de control principal, los módulos DAC para la generación de las señales analógicas, los divisores resistivos que ajustan la amplitud de salida y los conectores tipo snap que permiten la conexión de cada canal

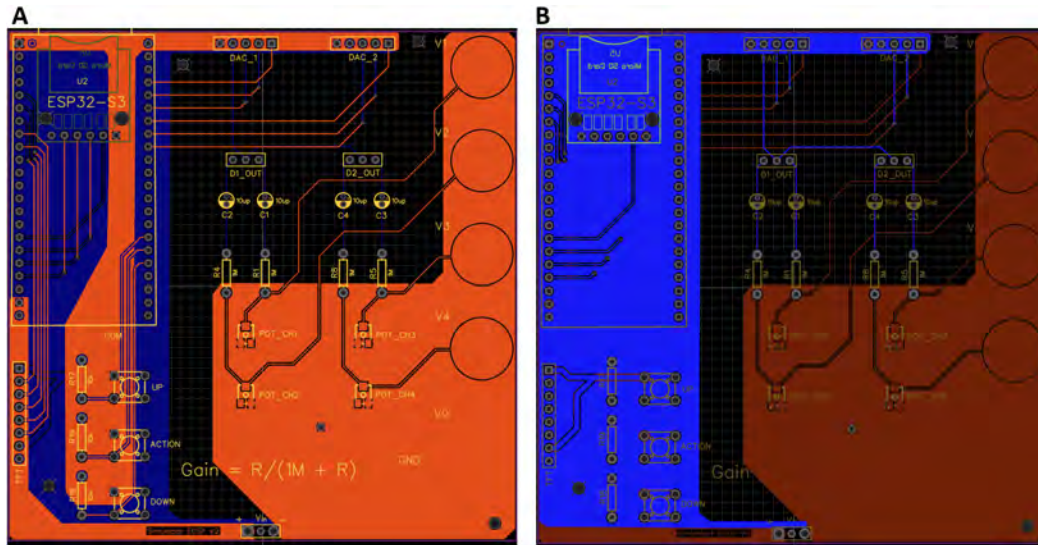


Figura 3.7: Diseño en software de la PCB para el simulador de aECG de cuatro canales. (A) Vista superior del diseño. (B) Vista inferior del diseño.

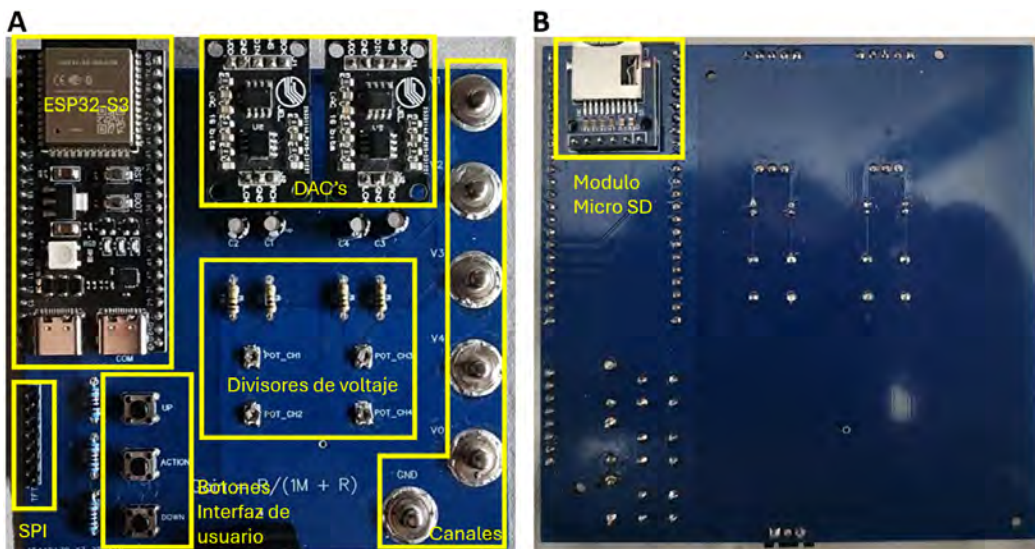


Figura 3.8: Implementación física de la PCB para el simulador de aECG de cuatro canales. (A) Vista superior de la implementación física. (B) Vista inferior de la implementación física.

con el sistema de adquisición mediante cables de conector a presión. También se incluyen botones para la interfaz de usuario (UP, DOWN y ACTION), así como el conector SPI para una pantalla TFT y el módulo lector de tarjeta microSD en la parte posterior de la placa.

En la **Figura 3.9** se muestra la interfaz de usuario implementada en la pantalla LCD ST7796S. Esta permite al usuario configurar tres parámetros para la simulación. Primero, es posible seleccionar los datos a simular, los cuales se encuentran almacenados en archivos de texto organizados en carpetas dentro de la

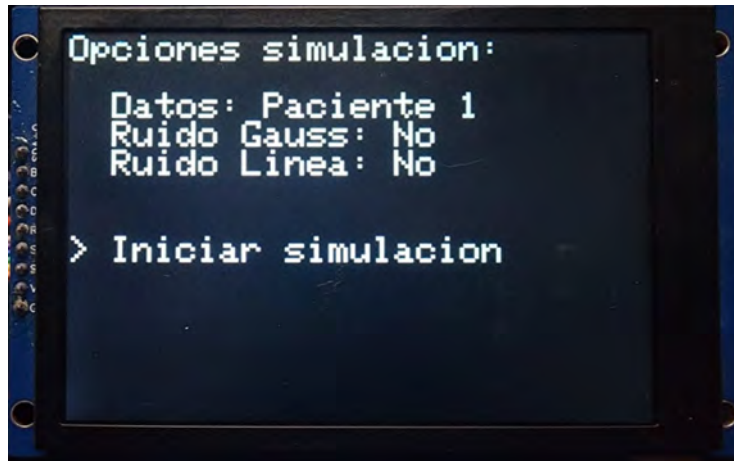


Figura 3.9: Menú de selección de parámetros del simulador de aECG.

Micro SD que llevan el nombre correspondiente a cada conjunto de señales. Además, se puede activar la adición de ruido gaussiano, deshabilitado por defecto, el cual ofrece tres niveles de SNR: 10, 20 y 30 dB. Por último, también se puede incorporar ruido de línea, igualmente desactivado de forma predeterminada, con opciones de frecuencia de 50 o 60 Hz para simular interferencias eléctricas típicas. Esta interfaz fue diseñada para ofrecer un control intuitivo y flexible del entorno de simulación.

Para el montaje de los componentes del simulador en un solo espacio, se diseñó una carcasa personalizada utilizando el software de modelado tridimensional Autodesk Fusion 360. El diseño consideró las dimensiones de la placa principal, la pantalla LCD y los módulos periféricos, con el fin de asegurar una integración compacta y funcional. Posteriormente, la carcasa fue fabricada mediante impresión 3D utilizando filamento PLA, debido a su buena resistencia mecánica y bajo costo.

La carcasa incluye orificios y recortes específicamente ubicados para permitir el acceso y la interacción con los componentes del sistema, entre ellos:

- Una ventana frontal para la pantalla LCD.
- Un puerto para el conector USB tipo C correspondiente al módulo de carga de la batería.
- Un orificio para el interruptor de encendido y apagado.
- Recortes frontales para acceder a los botones de la interfaz de usuario.
- Un recorte en la parte inferior para acceder al módulo microSD.

- Una sección transversal abierta en el costado derecho, destinada a permitir el acceso a las pestañas tipo snap utilizadas en el despliegue y visualización de las señales simuladas.

El diseño contempla además un mecanismo de apertura mediante bisagras en la parte posterior, lo que facilita el desmontaje y ajuste interno de los componentes. Finalmente, se incorporaron agujeros de montaje para asegurar, mediante tornillería, tanto la placa electrónica principal como la pantalla LCD dentro de la carcasa. La **Figura 3.10** ilustra el diseño interior y exterior de la carcasa diseñada.

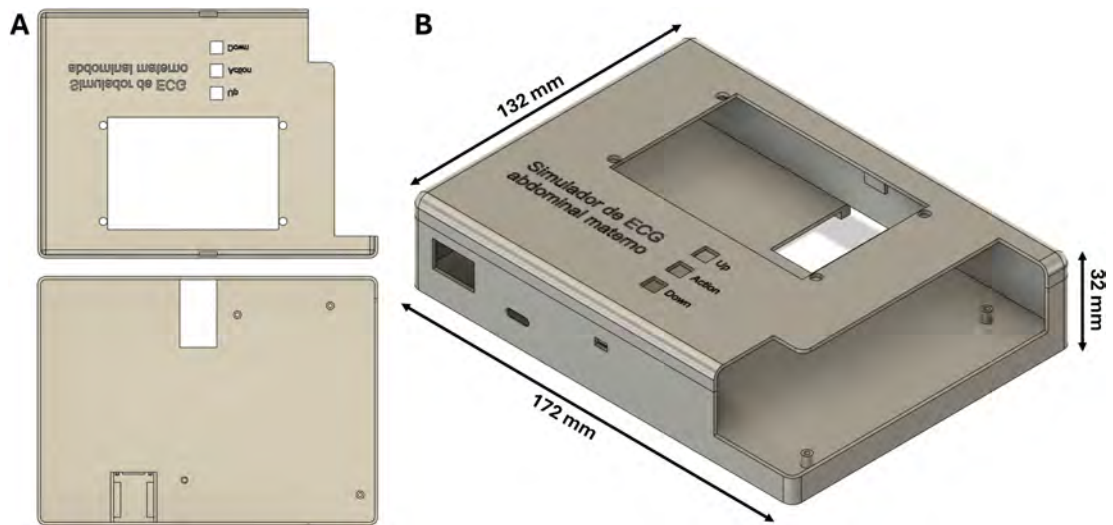


Figura 3.10: Carcasa personalizada para el simulador de aECG. (A) Vista del interior. (B) Vista exterior con medidas de la carcasa.

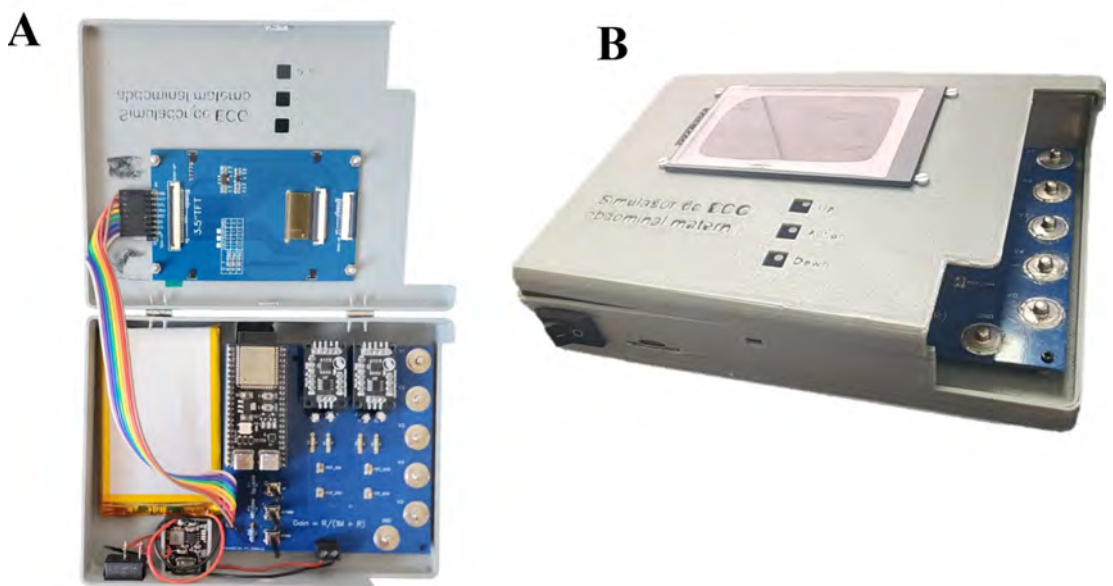


Figura 3.11: Montaje final del dispositivo simulador de aECG. (A) Vista del interior. (B) Vista exterior del dispositivo.

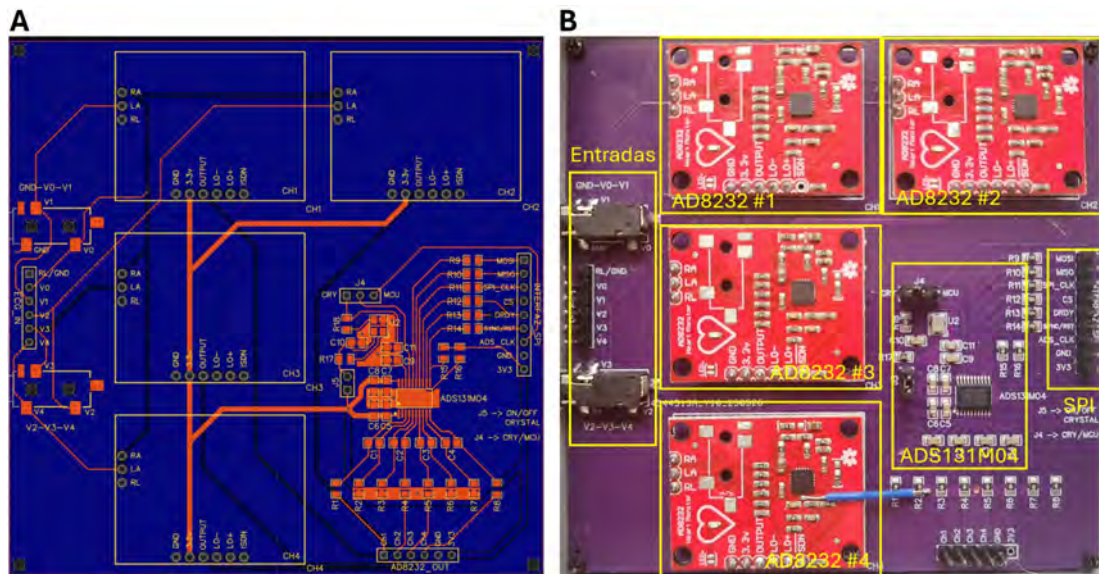


Figura 3.12: Vista general del diseño de la PCB para el simulador de aECG de cuatro canales. (A) Diseño en software de la PCB. (B) Implementación física de la PCB.

da. La **Figura 3.11** ilustra el montaje final del simulador de aECG, mostrando los diferentes componentes montados sobre la carcasa diseñada para el dispositivo.

3.2.2. Prototipo hardware del sistema de adquisición de ECG abdominal

El diseño de la PCB perteneciente al sistema de adquisición de señales de aECG se muestra en la **Figura 3.12**, elaborado a partir del diagrama esquemático descrito en la sección de metodología (ver **Figura 2.5**). En la **Figura 3.12.A** se presenta la vista del diseño en software, donde se observan las pistas que interconectan los distintos componentes: dos entradas tipo jack de 3.5 mm, cuatro módulos AD8232 y el circuito integrado ADS131M04, junto con los componentes pasivos necesarios para su funcionamiento.

Desde el punto de vista eléctrico, se estableció que la capa inferior de la PCB actuaría como plano de tierra común para todos los módulos, mientras que la distribución de voltaje a 3.3 V se realizó mediante una pista de mayor grosor, diseñada para alimentar tanto al ADS131M04 como a los cuatro módulos AD8232. Cabe destacar que, aunque cada módulo AD8232 cuenta originalmente con su propio conector jack de 3.5 mm para la conexión de electrodos, en este diseño se optó por reutilizar los pines RA, LA y RL de los cuatro módulos, interconectándolos de manera que se requieren únicamente dos conectores *jack* para registrar las seis señales de entrada (V0 – V4 y GND).

La modificación anterior permite una implementación más compacta y efi-

ciente del sistema sin sacrificar funcionalidad. En la **Figura 3.12.B** se muestra el montaje físico final de los componentes sobre la PCB. Es importante destacar que el sistema de adquisición fue diseñado para operar de forma automática, sin requerir intervención por parte del usuario. Para ello, se decidió que la placa se active de manera inmediata al recibir la alimentación de 3.3 V, simplificando la operación y evitando dependencias adicionales en el software. De esta forma, la adquisición de datos inicia de manera directa a través de la interfaz SPI ubicada en el extremo derecho de la placa.

3.2.3. Prototipo hardware del sistema de separación ECG materno y fetal

En la **Figura 3.13** se muestra la conexión entre la Raspberry Pi Zero 2W y la pantalla LCD CrowPanel de 7 pulgadas mediante comunicación UART. Dado que ambos dispositivos son módulos comerciales, la conexión se realizó únicamente con cables para alimentación y comunicación serial, sin necesidad de una PCB intermedia. En esta implementación, la Raspberry Pi ejecuta el algoritmo de separación de señales en ventanas de 5 s y transmite los resultados a la pantalla para su visualización.

La interfaz gráfica, desplegada en la pantalla LCD, está organizada en múltiples secciones. El recuadro superior de mayor tamaño muestra la curva de la fHR, la cual se actualiza cada 5 s conforme se procesa una nueva ventana. Del lado derecho superior, se indica el valor promedio de la fHR correspondiente a dicha ventana. El primer arreglo de recuadros pequeños de la parte inferior representan los ECG fetales promedio acumulados, es decir, el promedio global generado a partir de todas las ventanas procesadas hasta ese momento, propor-

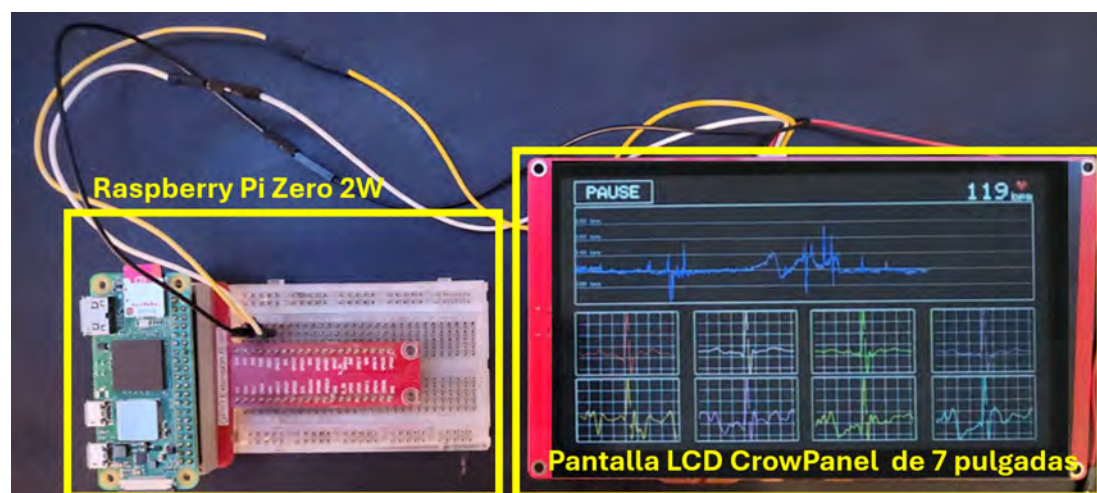


Figura 3.13: Implementación en hardware del sistema de separación del ECG materno y fetal y la interfaz de visualización de datos.

cionando una visión consolidada de la señal a lo largo del tiempo. Por otro lado, el segundo arreglo de recuadros son los ECG fetales promedio obtenidos para cada uno de los cuatro canales de adquisición durante la ventana actual. Estos permiten observar la morfología típica del complejo QRS fetal para cada canal de forma individual. Esta visualización permite evaluar la estabilidad del algoritmo y la consistencia morfológica del fECG en distintos canales, lo cual es de utilidad tanto para validación técnica como para aplicaciones clínicas potenciales.

Al igual que en el caso del simulador de aECG, se diseñó una carcasa personalizada utilizando el software de modelado tridimensional Autodesk Fusion 360 para organizar los componentes en un mismo espacio, la cual fue fabricada de igual forma mediante impresión 3D utilizando material PLA. El diseño incorpora un recorte frontal destinado a la pantalla táctil principal, a través de la cual se visualiza la interfaz gráfica del dispositivo. Asimismo, se incorporaron orificios específicos para el puerto USB tipo C correspondiente al módulo de carga, así como para el interruptor de encendido/apagado. Adicionalmente, se diseñaron dos aberturas laterales correspondientes a la salida de los cables de conexión de los electrodos de ECG. Finalmente, de lado derecho al recorte de la pantalla se integró un módulo con un arreglo de LEDs, incluido como elemento opcional para futuras funcionalidades; sin embargo, en la versión actual del dispositivo dicho módulo no se encuentra activo, manteniéndose instalado únicamente como reserva para posibles ampliaciones posteriores.

Con el fin de facilitar el acceso al interior del dispositivo, la carcasa se diseñó con un sistema de bisagras ubicadas en la parte posterior, permitiendo su apertura de manera cómoda y segura. Finalmente, se integraron soportes y perforaciones

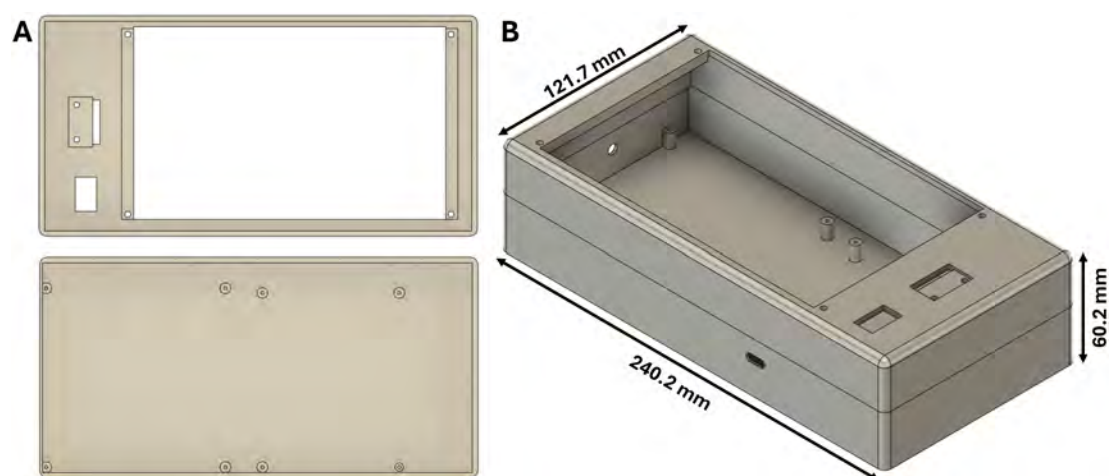


Figura 3.14: Carcasa personalizada del dispositivo de adquisición y separación del ECG materno y fetal. (A) Vista del interior. (B) Vista exterior con medidas de la carcasa.

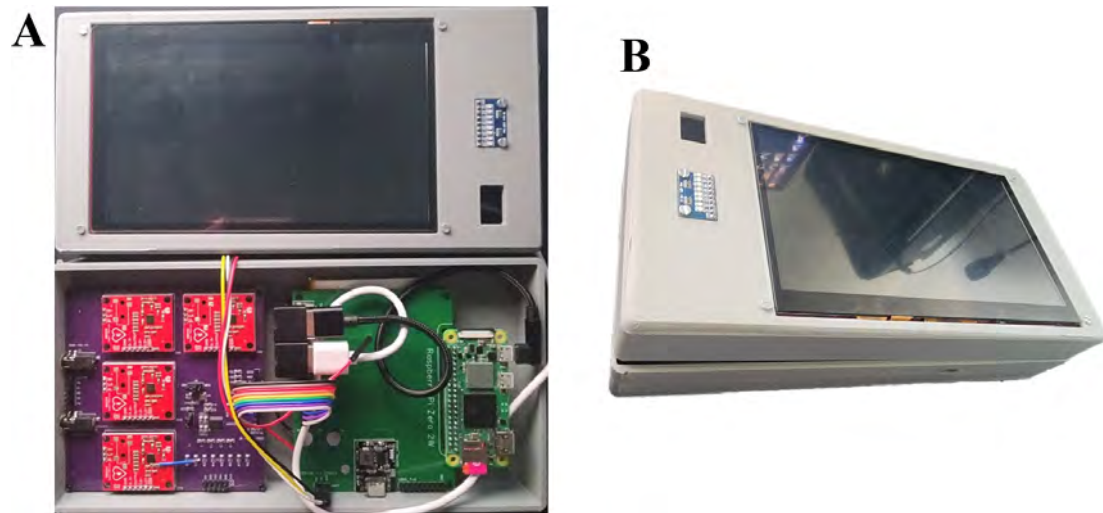


Figura 3.15: Montaje final del dispositivo de adquisición y separación del ECG materno y fetal. (A) vista interior. (B) vista exterior del dispositivo.

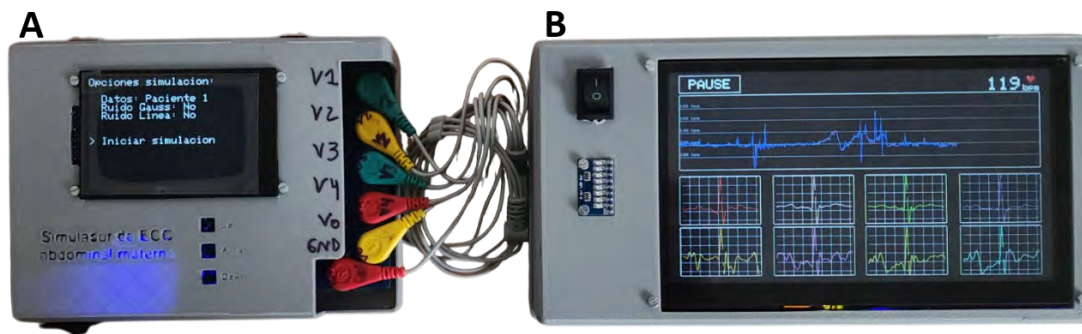


Figura 3.16: Sistema completo en funcionamiento. (A) Simulador de señales de aECG. (B) Dispositivo de adquisición y separación del ECG materno-fetal.

específicas para atornillar firmemente la PCB y la pantalla LCD, asegurando su fijación estable durante la operación del dispositivo. En la **Figura 3.14** se ilustra el diseño interior y exterior de la carcasa diseñada.

La **Figura 3.15** ilustra el montaje final del dispositivo de adquisición y separación del ECG materno y fetal, mostrando los diferentes componentes montados sobre una carcasa diseñada únicamente para el dispositivo. Finalmente, la **Figura 3.16** presenta un ejemplo del sistema completo en funcionamiento, el cual incluye tanto el simulador de señales de aECG como el dispositivo de adquisición y separación del ECG materno-fetal.

3.3. Evaluación cuantitativa del sistema

3.3.1. Precisión en la detección de picos R fetales

En la **Tabla 3.1** se presenta una comparativa de las métricas de desempeño en la detección de picos R fetales entre el método propuesto y diversos enfoques reportados en la literatura. Como puede observarse, los métodos basados en redes neuronales alcanzan las métricas más altas en términos de precisión, sensibilidad, exactitud y *F1-score*, superando consistentemente el 98 % en la mayoría de los casos [37] [68] [69]. Sin embargo, estos enfoques suelen requerir grandes bases de datos para su entrenamiento, así como una elevada capacidad computacional durante la ejecución, lo que dificulta su implementación en sistemas embebidos o en entornos con recursos limitados. Estudios recientes en la integración de redes neuronales en sistemas embebidos han reportado que los modelos de *deep learning* suelen ser demasiado complejos para ejecutarse eficientemente en hardware con memoria y procesamiento restringidos. Por ello, es necesario reducir drásticamente el número de parámetros, lo que a su vez puede comprometer el desempeño. En consecuencia, los esfuerzos actuales se enfocan en encontrar un equilibrio óptimo entre la complejidad del modelo y su rendimiento [70].

Por otro lado, el método propuesto muestra un rendimiento competitivo frente a los enfoques basados en separación ciega de fuentes [18] [45] [46] [71] [72]. En particular, el método alcanza métricas promedio mayores del 96 %, comparable al de los trabajos reportados dentro de la categoría de BSS en la **Tabla 3.1**, pero con una implementación más sencilla y con menor costo computacional. Esto evidencia que el enfoque basado en PCA combinado con filtrado adaptativo RLS constituye una alternativa viable y eficiente para la detección de picos R fetales. Cabe mencionar que, al pie de la **Tabla 3.1** se indican detalles sobre las condiciones particulares en que fueron calculadas las métricas de desempeño en cada estudio, de acuerdo con lo reportado en el trabajo correspondiente.

En cuanto a los métodos agrupados bajo la categoría de sistemas adaptativos, lineales y no lineales, si bien algunos reportan resultados destacados [73] [74] [75] [76], estos suelen estar basados en configuraciones monocal o condiciones específicas de evaluación (por ejemplo, cortos intervalos de tiempo o métricas promediadas por canal), lo que puede limitar su aplicabilidad en contextos multicanal o en pruebas más exigentes. Además, varios de estos trabajos presentan una alta variabilidad entre sujetos, lo que contrasta con la consistencia observada en el método propuesto.

Tabla 3.1: Comparativa de resultados obtenidos de métricas de detección de picos R fetales contra distintos métodos

Referencia	Paciente	VP	FP	FN	PPV (%)	SEN (%)	ACC (%)	F1 (%)
<i>Métodos basados en redes neuronales</i>								
Zhuya Huang et a., 2024 [68]	r01	-	-	-	-	-	-	-
	r04	-	-	-	-	-	-	-
	r07	-	-	-	-	-	-	-
	r08	-	-	-	-	-	-	-
	r10	-	-	-	-	-	-	-
Total	-	-	-	98.00	97.00	97.89	93.00	
Lin Chen et a., 2025 [37]	r01	-	-	-	99.34	99.46	-	99.40
	r04	-	-	-	99.22	99.14	-	99.18
	r07	-	-	-	99.18	99.30	-	99.24
	r08	-	-	-	98.94	99.23	-	99.08
	r10	-	-	-	98.85	99.07	-	98.96
Total	-	-	-	99.11	99.24	-	99.17	
Ko-Tsung Hsu et a., 2025 [69]	r01	-	-	-	100.00	99.22	99.22	99.61
	r04	-	-	-	99.03	97.46	96.54	98.24
	r07	-	-	-	100.00	99.36	99.36	99.68
	r08	-	-	-	100.00	99.08	99.08	99.54
	r10	-	-	-	95.33	96.69	92.32	96.01
Total	-	-	-	98.87	98.36	97.30	98.62	
<i>Métodos basados en separación ciega de fuentes</i>								
Rene Jaros et a., 2019 [71]	r01	-	-	-	-	-	-	-
	r04	-	-	-	-	-	-	-
	r07	-	-	-	-	-	-	-
	r08	-	-	-	-	-	-	-
	r10	-	-	-	-	-	-	-
Total	3014	163	177	94.86	94.45	89.86	94.66	
Theodoros Lampros et a., 2023 [46]	r01	-	-	-	94.41	97.05	91.78	95.71
	r04	-	-	-	94.68	87.34	84.01	90.86
	r07	-	-	-	97.95	92.19	87.18	93.15
	r08	-	-	-	94.13	93.55	88.39	84
	r10	-	-	-	93.17	92.15	87.32	92.66
Total	-	-	-	94.86	92.45	87.73	93.24	
Taji Le et a., 2019 [18]	r01	-	-	-	96.24	96.54	-	96.39
	r04	-	-	-	20.98	14.42	-	17.09
	r07	-	-	-	22.58	20.36	-	21.41
	r08	-	-	-	98.76	99.22	-	98.99
	r10	-	-	-	47.77	56.21	-	51.65
Total	-	-	-	-	-	-	-	
Giulia Da Poian et a., 2015 [72]	r01	628	21	15	97	98	-	97.5
	r04	508	142	123	78	80	-	79
	r07	572	63	55	90	91	-	90.5
	r08	638	18	12	97	98	-	97.5
	r10	519	154	117	77	82	-	79.5
Total	-	-	-	-	-	-	-	
Katerina Bianova et a., 2021 [45]	r01	644	0	0	100	100	100	100
	r04	570	26	62	95.64	90.19	86.63	92.83
	r07	595	18	32	97.06	94.90	92.25	95.67
	r08	651	0	0	100	100	100	100
	r10	630	27	7	95.89	98.90	94.88	97.37
Total	3090	71	101	97.75	96.83	94.72	97.29	
<i>Métodos basados en sistemas adaptativos, lineales y no lineales</i>								
Nannan Zhang et a., 2017 [†] [73]	r01	639	2	3	99.69	99.53	99.22	99.61
	r04	-	-	-	-	-	-	-
	r07	620	4	5	99.36	99.20	98.57	99.28
	r08	-	-	-	-	-	-	-
	r10	-	-	-	-	-	-	-
Total	-	-	-	-	-	-	-	
Li Su et a., 2017 ^{†1} [74]	r01	-	-	-	83.91	86.62	-	85.23
	r04	-	-	-	94.02	94.43	-	94.22
	r07	-	-	-	95.25	95.75	-	95.50
	r08	-	-	-	80.34	81.44	-	80.85
	r10	-	-	-	91.89	93.59	-	92.72
Total	-	-	-	-	-	-	-	
Roland Gini John et a., 2019 ^{†2} [75]	r01	21	0	1	-	95.45	95.45	-
	r04	19	0	2	-	90.48	90.48	-
	r07	19	3	1	-	95.00	82.61	-
	r08	19	0	3	-	86.36	86.36	-
	r10	21	1	1	-	95.45	91.30	-
Total	-	-	-	-	-	-	-	
Abdullah Bin Queyam et a., 2017 ^{†3} [76]	r01	42	3	1	93.33	97.67	91.30	95.00
	r04	38	0	0	100	100	100	100
	r07	35	0	0	100	100	100	100
	r08	42	1	1	97.67	98.00	95.45	98.00
	r10	53	0	0	100	100	100	100
Total	-	-	-	-	-	-	-	
<i>Método propuesto</i>								
Método propuesto	r01	637	6	6	99.06	99.06	98.15	99.07
	r04	612	16	19	97.45	96.98	94.59	97.22
	r07	617	10	10	98.40	98.40	96.86	98.40
	r08	647	5	3	99.23	98.53	98.77	99.38
	r10	637	21	22	96.80	96.66	94.67	96.73
Total	3150	58	60	98.19	98.13	96.38	98.16	

[†] Métodos centrados en técnicas monocanal.

¹ Métricas obtenidas al promediar los resultados de cada canal para todos los sujetos.

² Las métricas se calcularon únicamente con los primeros 20 segundos; aquí se muestran las que obtuvieron el mejor desempeño según lo reportado en el documento original.

³ Las métricas se calcularon únicamente con los primeros 30 segundos.

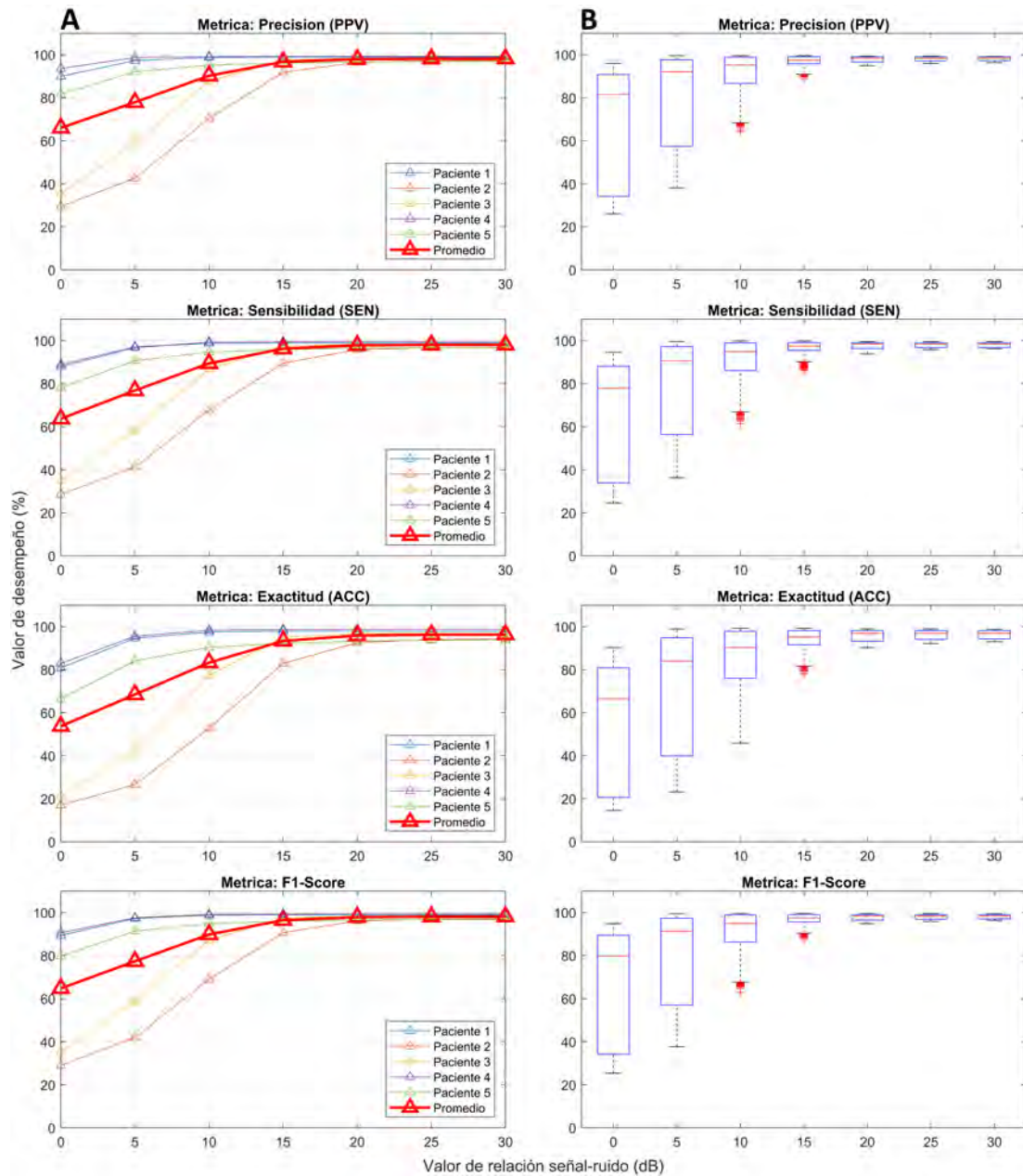


Figura 3.17: Gráficas de desempeño del algoritmo en función de diferentes niveles de relación señal-ruido para ruido gaussiano. (A) gráficas de las métricas diferenciando cada paciente. (B) diagramas de cajas de todos los sujetos en conjunto.

Con el objetivo de evaluar la robustez del algoritmo propuesto, se realizó un análisis en el que se añadió ruido aleatorio de distribución gaussiana a las señales de aECG, considerando distintos niveles de SNR. En la **Figura 3.17** se presentan los resultados del análisis. Las gráficas de la columna izquierda muestran el promedio de cada métrica por paciente, así como el promedio global. Se observa que los pacientes 1 y 4 mantuvieron un desempeño superior al 80% en todas las métricas para todos los niveles de SNR, mientras que el paciente 2 presentó el peor rendimiento en los niveles bajos de SNR. No obstante, todos los pacientes

alcanzaron valores superiores al 90 % cuando la relación señal-ruido fue mayor a 20 dB. Por el otro lado, las gráficas de la columna derecha se incluyen los diagramas de caja que resumen el comportamiento global considerando a todos los pacientes en cada nivel de SNR. Se aprecia que en niveles bajos de SNR la variabilidad es muy alta, lo cual refleja que el algoritmo puede comportarse de manera inconsistente dependiendo del paciente y la iteración. Conforme el SNR aumenta, las cajas se hacen más compactas y las medianas se acercan al 100 %, lo que indica tanto una mejora en el desempeño como una reducción en la dispersión de los resultados. A partir de un SNR de 20 dB, la variabilidad prácticamente desaparece y el algoritmo alcanza un comportamiento estable y consistente en todos los casos.

3.3.2. Análisis del error en la localización de picos R

En la **Figura 3.18** se muestran tres histogramas que representan los errores de localización en la detección de los picos R fetales. La **Figura 3.18.A** corresponde al caso particular del paciente *r01*, donde se observa que los valores de mayor frecuencia se concentran alrededor de cero, con una media de diferencia temporal de detección de -0.53 ± 4.78 muestras. En la **Figura 3.18.B** se presenta el análisis global, diferenciando cada paciente mediante colores. Se aprecia que la mayor parte de las diferencias se encuentran en el rango de ± 10 muestras. Considerando una frecuencia de muestreo de 1 kHz, esto implica que la mayoría de los picos R detectados por el algoritmo no se desvían más de 10 ms de su posición real. Dentro de este análisis, el paciente *r04* presentó la mayor media de error, con -5.51 ± 2.89 muestras, mientras que el paciente *r08* registró la menor, con 0.13 ± 2.91 muestras. Finalmente, en la **Figura 3.18.C** se agrupan los valores de todos los sujetos. En este caso se identifican incrementos notables en la frecuencia de errores alrededor de 1 y -6 muestras, lo que indica que en múltiples registros el algoritmo tendió a presentar un retraso de 1 o -6 ms. Al calcular la media global, se obtuvo un valor de -2.46 ± 4.71 muestras, es decir, que en promedio los picos R fetales detectados presentan un retraso de aproximadamente -2.46 ± 4.71 ms respecto a su ubicación real.

Los resultados observados en los histogramas muestran que, en general, el algoritmo logró una detección bastante precisa de los picos R fetales, con errores de localización que rara vez superan los 10 ms. Este comportamiento confirma la robustez del algoritmo propuesto para detecciones precisas de picos R fetales. Sin embargo, se identificaron ciertos patrones sistemáticos: por ejemplo, el paciente *r04* presentó un sesgo negativo más pronunciado, lo que sugiere una ligera tendencia del algoritmo a detectar los picos de forma adelantada en ese caso

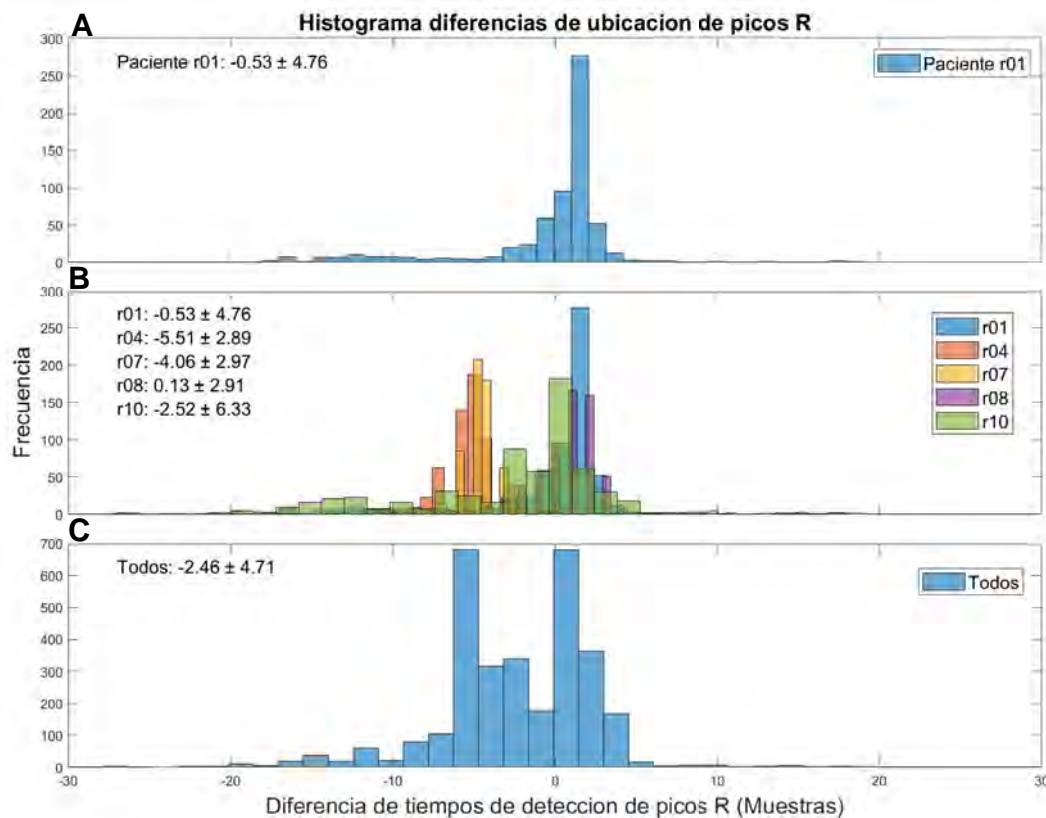


Figura 3.18: Histograma de diferencias de ubicación de picos R Fetales. (A) histograma general perteneciente al paciente r01. (B) histograma de todos los pacientes por separado. (C) histograma juntando las diferencias de todos los pacientes.

particular. Asimismo, en el histograma global se observan picos de frecuencia en torno a -6 y 1 ms, lo que podría reflejar un retraso recurrente en la alineación de los picos R fetales. Este retraso puede deberse a los diferentes procesos a los que se somete las señales para la detección de los picos R fetales. A pesar de estas desviaciones, la media global de -2.46 ± 4.71 ms indica que, en promedio, el algoritmo mantiene un desfase pequeño y clínicamente aceptable respecto a la referencia, ya que, según el estándar internacional IEC 60601-2-47:2001, un pico R detectado se considera correcta si ocurre dentro de un intervalo de ± 150 ms respecto al momento anotado como referencia [77], lo que refuerza su utilidad para aplicaciones de monitoreo fetal no invasivo.

3.3.3. Concordancia de los intervalos RR

En la **Figura 3.19** se presentan los resultados de la comparación entre la fHR estimada mediante el método propuesto y la fHR obtenida utilizando como referencia los picos R fetales etiquetados en la base de datos. Específicamente, en la **Figura 3.19.A** se muestra la gráfica de correlación lineal la cual muestra una asociación casi perfecta entre el HR fetal estimado por el método propuesto y el

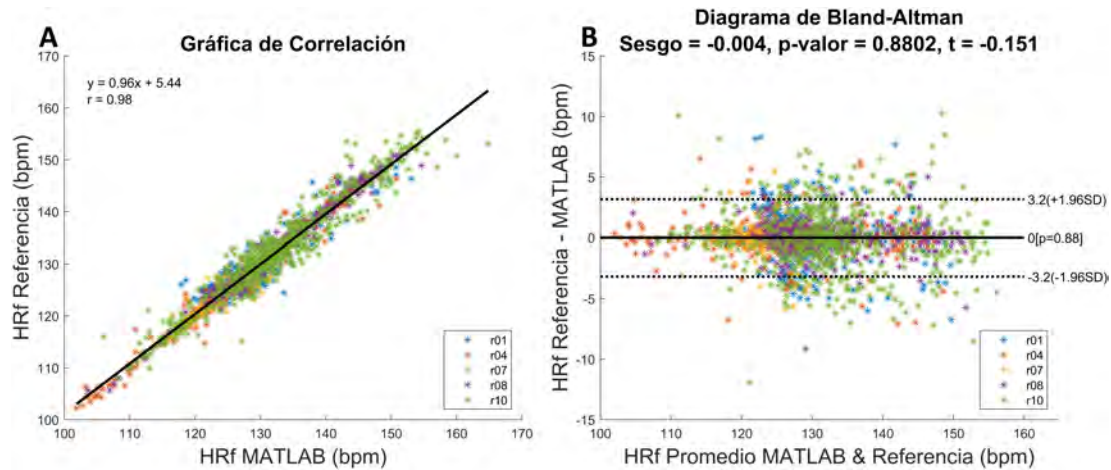


Figura 3.19: Análisis gráfico comparativo de la fHR entre MATLAB y la referencia. (A) regresión lineal. (B) diagrama de Bland-Altman.

HR de referencia a lo largo de todos los sujetos, con una recta de regresión de $y = 0.98x + 5.44$ y un coeficiente de correlación lineal de $\rho = 0.98$. Por el otro lado, en la **Figura 3.19.B** se presenta la grafica de bland-altman entre la fHR estimada y la fHR de referencia. El sesgo fue prácticamente nulo de -0.004 bpm, con límites de concordancia de entre aproximadamente $[-3.2, 3.2]$ bpm. Además, una prueba estadística con $p = 0.8802$ indica que el sesgo no es estadísticamente diferente de un sesgo nulo, considerando la HRf obtenida por el fECG como referencia.

Los resultados evidencian una buena concordancia entre la frecuencia cardiaca fetal estimada mediante los picos R detectados por el algoritmo propuesto y la frecuencia de referencia. La alta correlación obtenida de $\rho = 0.98$ sugiere que el método es capaz de captar de forma confiable las variaciones del ritmo cardíaco fetal. Asimismo, el sesgo cercano a cero en el análisis de Bland-Altman respalda la ausencia de tendencia sistemática en la estimación del fHR. La mayoría de los puntos se encuentran dentro de los límites de concordancia, lo que confirma que las discrepancias entre ambas mediciones son en general mínimas. Sin embargo, se observan algunos valores de fHR fuera de estos límites, los cuales pueden atribuirse a artefactos en la señal RR. Dichos artefactos suelen originarse por variaciones abruptas en la detección, particularmente cuando la diferencia de tiempo entre dos picos R consecutivos incluye un retraso, lo que impide obtener una estimación consistente de la fHR.

3.3.4. Análisis de la morfología promedio del ECG fetal

En la **Figura 3.20** se presenta un ejemplo del fECG promedio perteneciente al paciente r01 obtenido tomando como referencia los picos obtenidos por el mé-

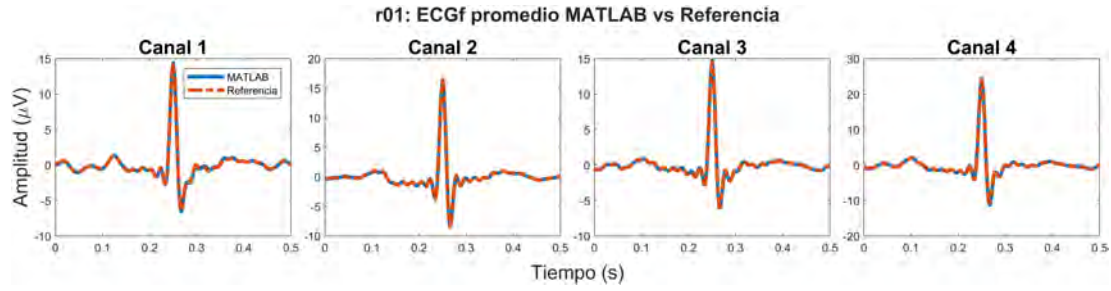


Figura 3.20: Comparativa entre las graficas de fECG promedio de los 4 canales (MATLAB vs Referencia).

Tabla 3.2: Métricas de desempeño del estimador del fECG promedio (MATLAB vs Referencia) por paciente y canal, con su media y desviación estándar.

Paciente	Canal	NRMSE (%)	MAE (μV)	Índice de Correlación (ρ)
r01	Canal 1	0.52	0.08	0.99
	Canal 2	0.28	0.05	0.99
	Canal 3	0.40	0.06	0.99
	Canal 4	0.55	0.12	0.99
	$\mu \pm \sigma$	0.44 ± 0.13	0.08 ± 0.03	$0.99 \pm 3.1 \times 10^{-4}$
r04	Canal 1	2.38	0.15	0.98
	Canal 2	1.00	0.15	0.99
	Canal 3	0.93	0.10	0.99
	Canal 4	1.22	0.21	0.99
	$\mu \pm \sigma$	1.38 ± 0.68	0.15 ± 0.04	$0.99 \pm 4.97 \times 10^{-3}$
r07	Canal 1	2.65	0.17	0.98
	Canal 2	1.04	0.13	0.99
	Canal 3	0.85	0.08	0.99
	Canal 4	0.93	0.18	0.99
	$\mu \pm \sigma$	1.37 ± 0.86	0.14 ± 0.05	$0.99 \pm 6.26 \times 10^{-3}$
r08	Canal 1	0.45	0.08	0.99
	Canal 2	0.37	0.09	0.99
	Canal 3	0.43	0.07	0.99
	Canal 4	0.19	0.05	0.99
	$\mu \pm \sigma$	0.36 ± 0.12	0.08 ± 0.02	$0.99 \pm 3.1 \times 10^{-4}$
r10	Canal 1	0.87	0.31	0.99
	Canal 2	0.83	0.24	0.99
	Canal 3	0.97	0.09	0.99
	Canal 4	0.78	0.18	0.99
	$\mu \pm \sigma$	0.86 ± 0.08	0.20 ± 0.09	$0.99 \pm 6.8 \times 10^{-4}$

todo propuesto en comparación con el fECG promedio generado a partir de la ubicación de los picos R fetales etiquetados en la base de datos. Se observa una superposición casi exacta entre ambas señales, lo que indica una alta fidelidad en la reconstrucción de la morfología de los complejos QRS fetales. Estos hallazgos se cuantifican en la **Tabla 3.2**, donde se presentan los valores de NRMSE, MAE e ρ para cada paciente y canal. En general, el paciente r08 obtuvo los valores mas

Tabla 3.3: Comparación de tiempos de ejecución entre las plataformas MATLAB y la Raspberry.

Métrica	MATLAB	Raspberry
Ventana de 5 s	35.6 ± 1.15 ms	1030.4 ± 0.7 ms
Registro completo	$1.96 \pm 3.01 \times 10^{-3}$ s	61.97 ± 0.03 s

bajos con $\text{NRMSE} = 0.36 \pm 0.12$ %, $\text{MAE} = 0.08 \pm 0.02$ μV y $\rho = 0.99 \pm 3.1 \times 10^{-4}$, mientras que el paciente que mostró los errores mas grandes fue el paciente r04 con $\text{NRMSE} = 1.38 \pm 0.68$ %, $\text{MAE} = 0.15 \pm 0.04$ μV y $\rho = 0.99 \pm 4.67 \times 10^{-3}$.

La superposición observada, junto con las métricas obtenidas, confirma que el método propuesto replica de manera fiel la morfología del fECG promedio. En particular, el NRMSE registrado en todos los pacientes se mantuvo por debajo del 1.5 %, mientras que el MAE fue inferior a 0.2 μV , valores que reflejan errores de bajo nivel y respaldan la fidelidad de la reconstrucción. Asimismo, los coeficientes de correlación cercanos a la unidad evidencian una alta robustez del método frente a la variabilidad interpaciente. Cabe destacar que los pacientes r04 y r07 presentaron un desempeño ligeramente inferior en comparación con el resto, posiblemente debido a diferencias en la calidad de los registros abdominales o a una mayor presencia de ruido. Esto sugiere que la efectividad del algoritmo puede verse influenciada por la relación señal-ruido en la adquisición. No obstante, los errores permanecen lo suficientemente reducidos como para no comprometer la calidad general de la reconstrucción del fECG promedio.

3.3.5. Desempeño del sistema embebido

Tiempos de ejecución y consumo energético

En la **Tabla 3.3** se muestran los resultados de la prueba de tiempo de ejecución del algoritmo tanto en MATLAB como en la Raspberry Pi Zero 2W. Para evaluar el rendimiento, se concatenaron todos los registros de la base de datos y se procesaron en ventanas de 5 s, obteniéndose un tiempo promedio de ejecución de 35.6 ± 1.15 ms por ventana. Posteriormente, se calculó el tiempo promedio de ejecución por registro completo, con un valor de $1.96 \pm 3.01 \times 10^{-3}$ s. En el caso de la Raspberry Pi Zero 2W, los tiempos obtenidos fueron de 1030.4 ± 0.7 ms por ventana de 5 s y de 61.97 ± 0.03 s por registro completo.

Por otra parte, el sistema embebido presentó un consumo de 123 mA en reposo y de 145 mA durante la simulación, a 5 V. El dispositivo es alimentado mediante una batería Li-Po de 4000 mAh y 3.7 V conectada a un convertidor elevador con

una eficiencia del 92.5 %. La energía disponible de la batería se estima como:

$$E_{\text{bat}} = 4000 \text{ mah} \cdot 3.7 \text{ V} = 14.8 \text{ Wh}. \quad (3.1)$$

La potencia consumida por el sistema es $P = V \cdot I$, resultando en un $P_{\text{min}} = 0.615 \text{ W}$ la potencia del dispositivo en estado de reposo y en un $P_{\text{max}} = 0.725 \text{ W}$ la potencia en estado de operación. Considerando la eficiencia de 92.5 % del convertidor especificada por el fabricante, la potencia de la batería es:

$$P_{\text{bat}} = \frac{P}{0.925}. \quad (3.2)$$

Finalmente, la autonomía se obtiene como $t = \frac{E_{\text{bat}}}{P_{\text{bat}}}$, resultando en un tiempo estimado de operación entre $t_{\text{min}} \approx 18.9 \text{ h}$ y $t_{\text{max}} \approx 22.3 \text{ h}$. Por lo tanto, la autonomía del simulador de aECG se encuentra en un rango aproximado de 19 a 22 horas.

De manera similar, el dispositivo de adquisición y separación del ECG materno y fetal mostró un consumo de entre 300 y 450 mA en reposo, mientras que durante la ejecución del algoritmo de separación el consumo osciló entre 500 y 600 mA con un pico máximo de 800 mA. Debido a la alta variabilidad en la corriente consumida del sistema, y con el fin de obtener una estimación más realista de la autonomía, se optó por realizar mediciones experimentales directas. Para ello, se cronometró el tiempo de descarga de la batería mientras el dispositivo adquiría y procesaba las señales correspondientes a los cinco pacientes. El procedimiento se repitió dos veces por cada paciente obteniendo un total de *diez* ensayos independientes y se promedió el tiempo de funcionamiento. El promedio obtenido de las mediciones fue de aproximadamente 6 horas de autonomía.

En términos generales, los resultados obtenidos demuestran que el algoritmo propuesto presenta un desempeño sólido tanto en un entorno de cómputo de alto rendimiento como en un sistema embebido portátil. En particular, los tiempos de ejecución en MATLAB fueron considerablemente menores, lo cual se atribuye al uso de un procesador de última generación y una amplia capacidad de memoria RAM, factores que favorecieron una mayor velocidad de procesamiento. No obstante, los resultados alcanzados en la Raspberry Pi Zero 2 W, con tiempos promedio de ejecución de $1030.4 \pm 0.7 \text{ ms}$ por ventana de 5 s y de $61.97 \pm 0.03 \text{ s}$ por registro completo, resultan alentadores. Aunque no igualan la velocidad de la estación de cómputo, dichos valores son suficientemente bajos para evitar retrasos entre ventanas consecutivas de adquisición, lo que confirma la viabilidad de la implementación en hardware de bajo costo para aplicaciones prácticas. En conjunto, estos resultados sugieren que el algoritmo mantiene un desempeño competitivo

incluso bajo restricciones de procesamiento y memoria, respaldando su potencial uso en escenarios portátiles y de monitoreo continuo.

En lo que respecta al consumo energético, los valores registrados reflejan un comportamiento esperado. El simulador de señales de aECG mostró una diferencia moderada entre el estado de reposo y el de simulación activa (123 mA vs. 145 mA), lo que representa un incremento del 17.8 % en la demanda energética. Bajo una alimentación de 5 V, esto equivale a un consumo aproximado de 0.615 W en reposo y 0.725 W durante la generación activa de señales. Con base en la capacidad de la batería utilizada, estos valores permiten una autonomía estimada de entre 19 y 22 horas, lo cual se considera altamente eficiente, ya que posibilita realizar un número considerable de sesiones de simulación antes de requerir una recarga. Por su parte, el dispositivo de adquisición y separación del ECG materno y fetal presentó un consumo mayor, con un promedio de 375 mA en reposo y de 550 mA durante la ejecución del algoritmo, con picos máximos cercanos a 800 mA. Bajo una alimentación de 5 V, estos valores equivalen a aproximadamente 1.875 W en reposo, 2.750 W en operación activa, y hasta 4 W en picos máximos. Estos valores se consideran adecuados en términos de autonomía, teniendo en cuenta la necesidad de procesamiento en línea y la operación de múltiples módulos electrónicos durante períodos prolongados de tiempo. Estudios relacionados con el análisis de la fHR, como las pruebas de estrés fetal o el fHRV, utilizan registros de entre 20 y 40 minutos, y hasta un máximo de una hora [78] [79]. Por lo tanto, una autonomía estimada de 6 horas es suficiente para este tipo de aplicaciones.

Métricas de detección de picos R fetales

En la **Tabla 3.4** se presentan los resultados de las métricas de precisión, sensibilidad, exactitud y F1-score. En general, se alcanzaron valores elevados de desempeño, con precisiones superiores al 94 % y sensibilidades que oscilaron entre 95.30 % y 98.60 %. La exactitud se mantuvo dentro de un rango de 89.98 % a 96.79 %, mientras que el F1-Score se situó consistentemente por encima de 94 %. Asimismo, la aplicación de una prueba estadística paramétrica para cada métrica arrojó valores de p mayores a 0.05, lo que indica que las diferencias observadas no son estadísticamente significativas respecto a un sesgo nulo. Estos resultados confirman que el algoritmo mantiene un rendimiento robusto al ejecutarse en el sistema embebido, mostrando un comportamiento homogéneo entre pacientes y sin pérdidas significativas en las métricas principales.

Los resultados obtenidos en la Raspberry Pi Zero 2W reflejan un desempeño

Tabla 3.4: Métricas de detección de picos R fetales obtenidos en MATLAB y en Raspberry por paciente.

Paciente	MATLAB				Raspberry			
	PPV (%)	SEN (%)	ACC (%)	F1-Score (%)	PPV (%)	SEN (%)	ACC (%)	F1-Score (%)
r01	99.06	99.06	98.15	99.06	98.14	98.60	96.79	98.37
r04	97.45	96.98	94.59	97.22	96.36	96.51	93.12	96.44
r07	98.40	98.40	96.86	98.40	97.78	98.56	96.41	98.17
r08	99.23	99.53	98.77	99.38	98.77	99.38	98.17	99.08
r10	96.80	96.66	93.67	96.73	94.16	95.30	89.98	94.72
<i>p</i> -valor (MATLAB vs Raspberry)	0.0625	0.1471	0.0594	0.0665				

competitivo frente a la implementación en MATLAB, lo que confirma la viabilidad de ejecutar el algoritmo en un sistema embebido. Aunque se observa una ligera disminución en la exactitud y en algunos valores de precisión respecto a la estación de cómputo, las métricas globales se mantienen dentro de rangos aceptables para la detección de picos R en el ECG abdominal. Esta disminución podría explicarse principalmente por dos factores: 1) el procesamiento por ventanas de 5 s empleado en la Raspberry, a diferencia de MATLAB, donde las métricas se calcularon en una sola ventana con el registro completo, y 2) las limitaciones propias de la simulación, ya que, aunque el DAC empleado cuenta con una resolución de 16 bits (misma que la de las señales originales de la base de datos ADFECGDB), la configuración de atenuación puede no reproducir con total fidelidad la amplitud de las señales, generando leves variaciones en la morfología de la onda. Adicionalmente, es importante considerar que MATLAB y la Raspberry Pi emplean arquitecturas distintas y manejan cálculos numéricos con diferente precisión, lo cual también podría influir en los resultados obtenidos. No obstante, las pruebas estadísticas sugieren que estas diferencias en los resultados no comprometen de manera significativa la calidad del algoritmo.

Error de localización de picos R fetales

En la **Figura 3.21** se muestra el histograma de errores de localización en la detección de picos R fetales, comparando los resultados obtenidos con la implementación en la Raspberry Pi Zero 2W frente a los generados en MATLAB utilizando el mismo método. En particular en la implementación en la Raspberry, las distribuciones por sujeto se agrupan mayormente alrededor de 0 muestras, con la mayor densidad entre aproximadamente -10 y $+10$ muestras. Los sesgos medios por registro fueron: $r01 = -0.19 \pm 4.93$, $r04 = -5.44 \pm 3.17$, $r07 = -3.80 \pm 3.61$, $r08 = 0.37 \pm 3.40$ y $r10 = -2.71 \pm 6.99$. Destaca que $r08$ y $r01$ presentan sesgos cercanos a cero, mientras que $r04$ y $r07$ muestran desplazamientos negativos consistentes. El registro $r10$ conserva un sesgo moderado con la dispersión más amplia.

En general, los histogramas muestran una alta consistencia entre los resulta-

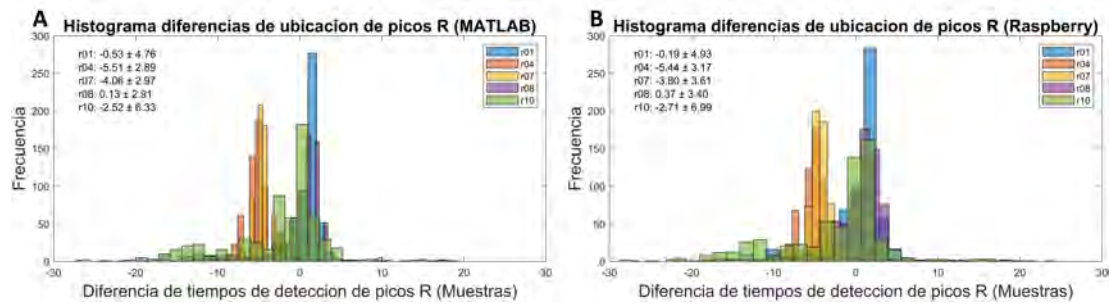


Figura 3.21: Histogramas de diferencias de ubicación de picos R fetales. (A) El histograma de diferencias de los picos R detectados en la plataforma MATLAB. (B) El histograma de diferencias detectados en la Raspberry.

dos de MATLAB y de la Raspberry Pi Zero 2W, lo que confirma que la implementación embebida reproduce de manera confiable el desempeño observado en la simulación. La mayor parte de las diferencias en la localización de picos R se concentran alrededor de cero, con una dispersión acotada principalmente en el rango de ± 10 muestras, lo que indica que los sesgos introducidos por la ejecución en hardware son mínimos.

Sin embargo, se observan ciertos patrones particulares por sujeto. Por un lado, r01 y r08 presentan sesgos cercanos a cero en ambas plataformas, reflejando una detección estable y sin desplazamientos relevantes. En contraste, r04 y r07 muestran un sesgo negativo consistente, lo que sugiere un adelanto sistemático en la detección de picos R que podría estar relacionado con características específicas de las señales de esos registros, como la morfología del complejo QRS o la presencia de ruido residual. El caso de r10 es destacable por presentar la mayor dispersión, lo que indica mayor variabilidad en la localización de los picos, posiblemente asociado a variaciones en la calidad de la señal o a una dinámica más compleja de los latidos fetales en dicho registro.

Gráficos de Bland-Altman y de correlación

En la **Figura 3.22** se presentan los resultados de la comparación entre la fHR estimada en la Raspberry Pi mediante el algoritmo propuesto y la fHR obtenida directamente de la base de datos. Similar a la comparación realizada con MATLAB, en el panel izquierdo se muestra la gráfica de correlación lineal, donde se observa una fuerte relación entre ambos valores, con una recta de regresión de $y = 0.95x + 6.47$ y un coeficiente de correlación de $\rho = 0.97$. En el panel derecho se presenta la gráfica de Bland-Altman, con un sesgo de -0.016 bpm y límites de concordancia de aproximadamente $[-3.4, 3.4]$ bpm. Adicionalmente, una prueba estadística ($p = 0.6068$) indica que no existen diferencias estadísticamente significativas entre ambos resultados.

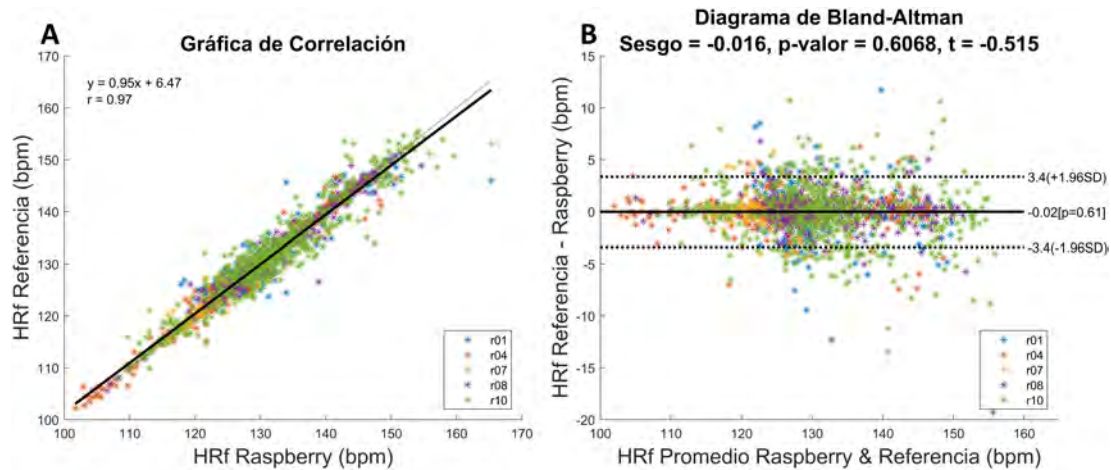


Figura 3.22: Análisis gráfico comparativo de la fHR entre Raspberry y la referencia. (A) Regresión lineal. (B) Diagrama de Bland-Altman.

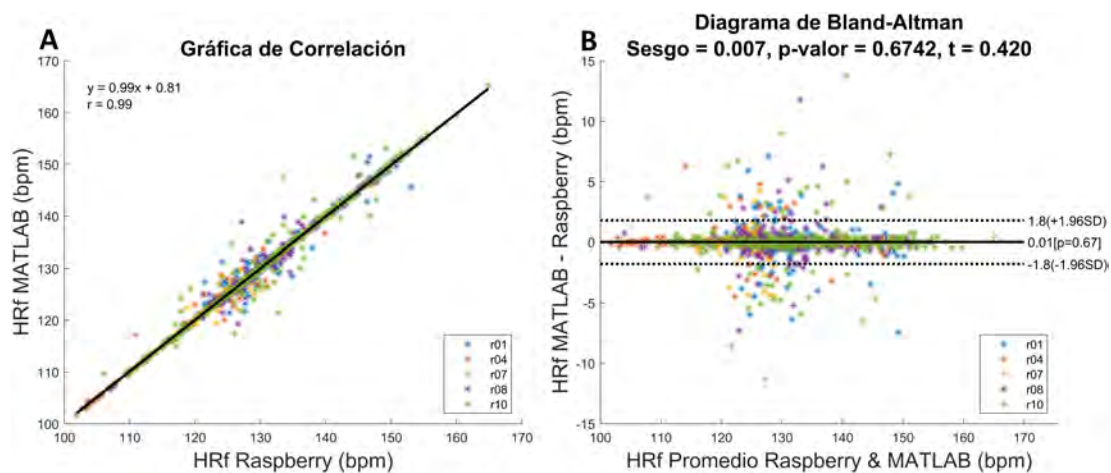


Figura 3.23: Análisis gráfico comparativo de la fHR entre Raspberry y MATLAB. (A) Regresión lineal. (B) Diagrama de Bland-Altman.

Por otra parte, en la **Figura 3.23** se muestra el mismo análisis, ahora comparando la fHR obtenida mediante el algoritmo implementado en la Raspberry Pi con la fHR estimada al ejecutar el mismo método en MATLAB. En este caso, la gráfica de correlación evidencia una relación prácticamente perfecta, con una recta de regresión de $y = 0.99x + 0.81$ y un coeficiente de correlación de $\rho = 0.99$. En la gráfica de Bland-Altman se observa un sesgo de 0.007 bpm, y la prueba estadística correspondiente ($p = 0.6762$) confirma nuevamente que no hay diferencias estadísticamente significativas entre ambas estimaciones.

Los resultados obtenidos demuestran que la implementación del algoritmo en la Raspberry PiZero 2W mantiene una alta concordancia tanto con la referencia de la base de datos como con la ejecución en MATLAB. La fuerte correlación

lineal y el reducido sesgo observados en la comparación con los valores de la base de datos confirman que el sistema embebido es capaz de estimar la fHR de manera precisa y consistente, dentro de márgenes aceptables. Asimismo, el análisis frente a la plataforma de MATLAB evidencia prácticamente una equivalencia entre ambas implementaciones, lo que sugiere que las limitaciones de procesamiento de la Raspberry Pi no afectan de forma significativa la exactitud de las estimaciones.

Métricas de desempeño para el fECG promedio

En la **Figura 3.24** se muestra un ejemplo del fECG promedio del paciente r10 obtenido mediante la implementación embebida en la Raspberry Pi Zero 2W, en comparación con el fECG promedio generado a partir de los datos de referencia. Se aprecia un traslape prácticamente exacto entre ambas señales, lo que respalda la fidelidad en la reconstrucción de los complejos QRS fetales por parte del sistema embebido. La **Tabla 3.5** resume los valores de NRMSE, MAE y ρ para cada paciente y canal. A diferencia de lo observado en MATLAB, el paciente r01 fue el que presentó los valores de error más bajos con $\text{NRMSE} = 0.94 \pm 0.31 \%$, $\text{MAE} = 0.17 \pm 0.06 \mu\text{V}$ y un coeficiente de correlación promedio más alto con $\rho = 0.99 \pm 2.33 \times 10^{-3}$. En contraste, el paciente r07 mostró el peor desempeño, con $\text{NRMSE} = 5.22 \pm 2.87 \%$, $\text{MAE} = 0.67 \pm 0.04 \mu\text{V}$ y $\rho = 0.93 \pm 0.06$.

Por otra parte, en la **Figura 3.25** se presenta la comparación del fECG promedio del paciente r08 obtenido mediante el método propuesto en MATLAB y su implementación en la Raspberry Pi. En general, se observa una superposición adecuada entre ambas señales, con la excepción del canal 3, donde si bien la morfología global del complejo QRS se preserva, el segmento posterior presenta una elevación anómala respecto a la forma obtenida en MATLAB. La **Tabla 3.6** muestra los valores de NRMSE, MAE y ρ para la comparación entre ambas plataformas. De manera consistente con los resultados frente a la referencia, el paciente r01 obtuvo los mejores valores de desempeño con $\text{NRMSE} = 0.86 \pm 0.31 \%$, $\text{MAE} = 0.15 \pm 0.06 \mu\text{V}$ y $\rho = 0.99 \pm 2.18 \times 10^{-3}$, mientras que el paciente r07 presentó los mayores errores con $\text{NRMSE} = 5.09 \pm 2.90 \%$, $\text{MAE} = 0.67 \pm 0.04 \mu\text{V}$ y $\rho = 0.93532 \pm 0.06683$. Cabe resaltar que, tanto en la comparación de la Raspberry con la referencia como frente a MATLAB, el canal 3 del sujeto r08 fue el que registró los mayores niveles de error y el coeficiente de correlación más bajo.

En términos generales, los resultados obtenidos demuestran que la implementación embebida en la Raspberry Pi Zero 2W mantiene una alta fidelidad en la reconstrucción del ECG fetal cuando se compara tanto con los datos de referencia como con la versión desarrollada en MATLAB. El traslape casi exacto de las seña-

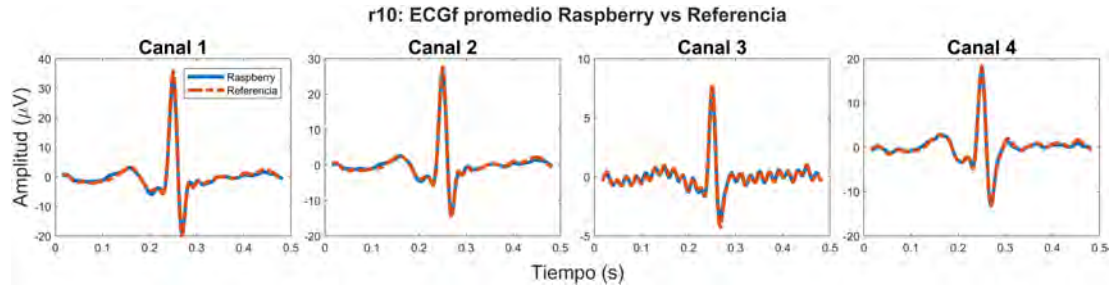


Figura 3.24: Comparativa entre las graficas de fECG promedio de los 4 canales (Raspberry vs Referencia).

Tabla 3.5: Métricas de desempeño del estimador del fECG promedio (Raspberry vs Referencia) por paciente y canal, con su media y desviación estándar.

Paciente	Canal	NRMSE (%)	MAE (μV)	Índice de Correlación (ρ)
r01	Canal 1	1.40	0.23	0.99
	Canal 2	0.72	0.12	0.99
	Canal 3	0.78	0.11	0.99
	Canal 4	0.84	0.20	0.99
	$\mu \pm \sigma$	0.94 ± 0.31	0.17 ± 0.06	$0.99 \pm 2.33 \times 10^{-3}$
r04	Canal 1	7.15	0.45	0.88
	Canal 2	3.11	0.57	0.97
	Canal 3	4.73	0.60	0.94
	Canal 4	2.39	0.57	0.98
	$\mu \pm \sigma$	4.35 ± 2.11	0.55 ± 0.07	0.94 ± 0.04
r07	Canal 1	9.14	0.64	0.83
	Canal 2	3.68	0.71	0.96
	Canal 3	5.48	0.71	0.93
	Canal 4	2.58	0.64	0.98
	$\mu \pm \sigma$	5.22 ± 2.87	0.67 ± 0.04	0.92 ± 0.06
r08	Canal 1	2.84	0.57	0.97
	Canal 2	1.17	0.32	0.99
	Canal 3	9.09	1.89	0.76
	Canal 4	1.06	0.36	0.99
	$\mu \pm \sigma$	3.54 ± 3.79	0.78 ± 0.74	0.92 ± 0.11
r10	Canal 1	1.25	0.48	0.99
	Canal 2	1.16	0.35	0.99
	Canal 3	1.37	0.11	0.99
	Canal 4	1.07	0.26	0.99
	$\mu \pm \sigma$	1.21 ± 0.13	0.30 ± 0.16	$0.99 \pm 5.7 \times 10^{-4}$

les promedio, particularmente evidente en el paciente r10, confirma que el sistema propuesto es capaz de preservar la morfología de los complejos QRS fetales con errores mínimos, lo que refuerza su validez para aplicaciones en tiempo real. No obstante, se observó variabilidad en el desempeño entre sujetos, siendo r01 el que presentó los valores más bajos de error y las correlaciones más altas en ambas comparaciones. Este comportamiento podría atribuirse a características propias

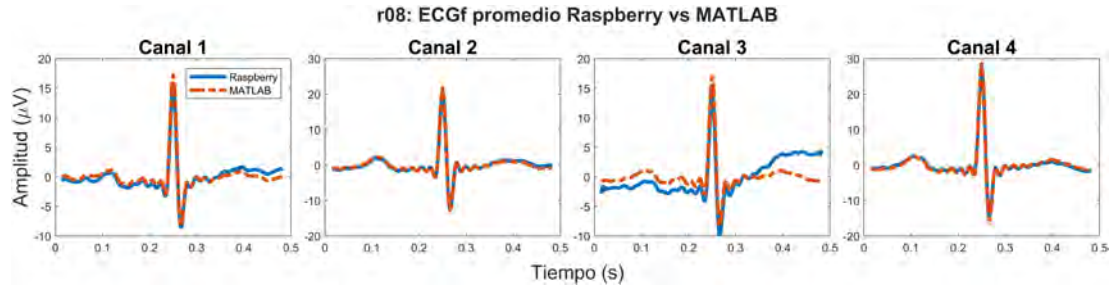


Figura 3.25: Comparativa entre las graficas de fECG promedio de los 4 canales (Raspberry vs MATLAB).

Tabla 3.6: Métricas de desempeño del estimador del fECG promedio (Raspberry vs MATLAB) por paciente y canal, con su media y desviación estándar.

Paciente	Canal	NRMSE (%)	MAE (μV)	Índice de Correlación (ρ)
r01	Canal 1	1.32	0.23	0.99
	Canal 2	0.67	0.10	0.99
	Canal 3	0.74	0.09	0.99
	Canal 4	0.71	0.17	0.99
	$\mu \pm \sigma$	0.86 ± 0.31	0.15 ± 0.06	$0.99 \pm 2.18 \times 10^{-3}$
r04	Canal 1	6.94	0.47	0.89
	Canal 2	2.91	0.54	0.98
	Canal 3	4.47	0.57	0.95
	Canal 4	2.20	0.50	0.99
	$\mu \pm \sigma$	4.13 ± 2.10	0.52 ± 0.05	0.95 ± 0.04
r07	Canal 1	9.06	0.70	0.83
	Canal 2	3.57	0.70	0.97
	Canal 3	5.31	0.69	0.93
	Canal 4	2.42	0.61	0.98
	$\mu \pm \sigma$	5.09 ± 2.90	0.67 ± 0.04	0.92 ± 0.06
r08	Canal 1	2.84	0.58	0.97
	Canal 2	1.20	0.31	0.99
	Canal 3	9.13	1.90	0.76
	Canal 4	1.01	0.35	0.99
	$\mu \pm \sigma$	3.54 ± 3.81	0.78 ± 0.75	0.92 ± 0.11
r10	Canal 1	1.07	0.40	0.99
	Canal 2	1.00	0.29	0.99
	Canal 3	1.01	0.08	0.99
	Canal 4	1.13	0.29	0.99
	$\mu \pm \sigma$	1.05 ± 0.06	0.27 ± 0.14	$0.99 \pm 7.9 \times 10^{-4}$

del registro de dicho paciente, como una mejor relación señal-ruido o una menor superposición entre las actividades eléctricas materna y fetal. En contraste, r07 exhibió los mayores niveles de error, lo que sugiere que, en casos con mayor ruido o mayor interferencia de la señal materna, el algoritmo enfrenta limitaciones para mantener una reconstrucción precisa. Por otro lado, el análisis detallado del paciente r08 evidenció que, si bien la superposición entre plataformas fue satisfac-

toria en la mayoría de los canales, el canal 3 presentó discrepancias específicas en el segmento posterior al complejo QRS. Este hallazgo sugiere que pueden existir condiciones particulares de ciertos canales o configuraciones de adquisición que pueden impactar de manera diferencial en el desempeño.

En este sentido, un estudio que comparó distintas configuraciones de electrodos para el registro del aECG indicó que las disposiciones más eficientes emplean entre 8 y 10 electrodos distribuidos alrededor del abdomen materno, complementados con al menos una referencia torácica para registrar el mECG. En dicho estudio se señala que utilizar un número menor de electrodos puede resultar insuficiente para capturar la variabilidad espacial del fECG, lo que dificulta la separación entre la actividad eléctrica materna y fetal. Por otro lado, incrementar excesivamente la cantidad de electrodos puede generar redundancia en la información, aumentar los costos y reducir la comodidad de uso, sin aportar mejoras significativas en la calidad de la señal obtenida [80].

Capítulo 4

Conclusiones y trabajo a futuro

4.1. Conclusiones principales

En este proyecto de tesis se abordó el desarrollo e implementación de un sistema para la adquisición y separación del ECG fetal a partir de señales de ECG abdominal materno, con el objetivo de ofrecer una alternativa no invasiva y precisa para el monitoreo de la frecuencia cardíaca fetal. El proyecto se sustentó en una revisión exhaustiva de los antecedentes y del estado del arte, en la que se analizó la relevancia clínica del monitoreo fetal y las limitaciones de las tecnologías actualmente utilizadas, tales como la cardiotocografía y el Doppler fetal. Aunque estas técnicas son ampliamente empleadas, presentan limitaciones importantes en la precisión para estimar eventos cardíacos específicos. En este sentido, el fECG se posiciona como la herramienta más precisa para la obtención de la fHR, ya que permite identificar directamente los complejos QRS fetales. No obstante, su implementación clínica es invasiva y restringida al solo poder usarse durante el labor de parto, lo que ha impulsado el interés por métodos alternativos basados en la extracción del fECG a partir del aECG. Entre los enfoques propuestos, destacan las técnicas de separación ciega de fuentes como ICA y PCA, siendo esta última la base del enfoque adoptado en este proyecto.

Como aportación principal de este proyecto, se propuso un algoritmo híbrido que combina técnicas de PCA con filtrado adaptativo RLS, logrando una separación adecuada de las señales fECG y mECG. Las métricas de evaluación utilizadas incluyeron PPV, SEN, ACC y F1-score, las cuales mostraron un desempeño superior al de otros métodos basados en ICA reportados en la literatura [18] [45] [46] [71] [72]. En particular, se destaca que las métricas de PPV, SEN y F1-score, calculadas a partir de los datos de todos los pacientes, superaron el 98 %, mientras que la métrica de ACC alcanzó valores superiores al 96 %. Si bien los resultados fueron ligeramente inferiores a los reportados en estudios con

redes neuronales, las diferencias fueron pequeñas, destacando la competitividad del algoritmo considerando su bajo costo computacional. Además, el análisis del error en la localización de los picos R fetales reveló que, en promedio para todos los pacientes, los picos R fetales presentaron un desfase de -2.46 ± 4.71 muestras respecto a su posición real. Este resultado indica que, cuando los picos fueron correctamente detectados, su ubicación coincidió estrechamente con las posiciones de referencia etiquetadas en la base de datos.

Como aportación adicional de este trabajo, se realizaron análisis complementarios para evaluar la concordancia entre los valores extraídos por el algoritmo y los datos de referencia. Entre estos, se aplicaron el análisis gráfico de Bland–Altman y los gráficos de correlación de intervalos RR, los cuales evidenciaron una alta consistencia y concordancia entre ambas series. Cabe destacar que, hasta donde se ha documentado, solo se ha reportado un estudio previo que emplea el análisis de Bland–Altman para la evaluación de la fHR [71]. Asimismo, se obtuvieron errores reducidos en las métricas NRMSE y MAE, destacando los valores de -2.46 ± 4.71 % y -2.46 ± 0.02 μV , respectivamente, para el paciente r08, considerado el mejor caso, además de coeficientes de correlación de aproximadamente $\rho \approx 0.99$ en todos los pacientes. En conjunto, estos resultados respaldan el adecuado desempeño del algoritmo tanto en la estimación no invasiva de la frecuencia cardíaca fetal como en la reconstrucción de la morfología del ECG fetal promedio.

Durante el proceso de validación se identificaron discrepancias entre los resultados obtenidos en este trabajo y los reportados en la literatura. Se sospecha que estas diferencias se deben, principalmente, al enfoque del algoritmo implementado, particularmente en la etapa de preprocesamiento. En la presente implementación, el componente principal con mayor varianza suele contener información fetal junto con residuos de señal materna. Esto contrasta con lo descrito en la literatura, donde típicamente el PC1 representa exclusivamente la señal materna y los componentes con información fetal se manifiestan después del PC5 [49]. Esta discrepancia podría estar relacionada con la estrategia de preprocesamiento utilizada, la cual prioriza el realce de los complejos QRS tanto maternos como fetales para la detección de picos R, pero con un degradado en la preservación de su morfología. En contraste, otros enfoques en la literatura tienden a mantener la morfología de los complejos QRS con mayor fidelidad, pero a costa de tener un peor desempeño en la detección de picos R fetales [18] [45] [46] [71] [72].

En el ámbito del hardware, se diseñaron e implementaron dos componentes esenciales. El primero fue un simulador de señales aECG configurable, que per-

mitió generar señales de prueba con distintos niveles de ruido, facilitando así la evaluación funcional del sistema ante la imposibilidad de adquirir datos reales por limitaciones de tiempo. El segundo fue un dispositivo embebido de adquisición y separación de mECG y fECG, cuya implementación se basó en una Raspberry Pi Zero 2W. Al comparar los resultados obtenidos en este sistema con aquellos generados en MATLAB, se observó un buen nivel de concordancia. En particular, se registró un NRMSE de 0.86 ± 0.31 % y un MAE de 0.15 ± 0.06 μ V en el mejor caso (paciente r01), así como coeficientes de correlación cercanos a $\rho \approx 0.95$ en todos los pacientes, lo que valida su viabilidad técnica.

Finalmente, los resultados obtenidos respaldan la hipótesis inicial dando una respuesta afirmativa a la pregunta de investigación planteada. El dispositivo electrónico no invasivo desarrollado, que integra un algoritmo híbrido basado en PCA y filtrado adaptativo RLS embebido en su sistema, demostró ser capaz de extraer el ECG fetal a partir del ECG abdominal materno con un nivel de desempeño comparable al de métodos del estado del arte, tanto en la detección de la frecuencia cardíaca fetal como en la reconstrucción de la morfología promedio del fECG. Estos hallazgos confirman la viabilidad técnica del enfoque propuesto y respaldan su potencial para aplicaciones clínicas futuras, especialmente en el contexto de monitoreo continuo y no invasivo durante el embarazo.

4.2. Limitaciones y trabajo futuro

Una de las principales limitaciones del presente estudio fue el reducido periodo de tiempo disponible durante la maestría, lo que imposibilitó la adquisición de registros clínicos reales para validar el sistema en condiciones controladas. Además, la escasa disponibilidad de bases de datos de ECG materno-fetal adecuadamente documentadas restringió la posibilidad de analizar en profundidad cómo diversos factores fisiológicos (como la posición fetal, el movimiento materno o la presencia de arritmias) pueden influir en el desempeño del algoritmo propuesto.

Cabe señalar que el presente trabajo se centró exclusivamente en embarazos con un solo feto, por lo que no se evaluó su desempeño en contextos de gestaciones múltiples. Aunque en la literatura existen avances en la estimación de la frecuencia cardíaca fetal en embarazos gemelares, la mayoría de estas contribuciones se basa en escenarios simulados o en bases de datos sintéticas [81] [82]. Por otro lado, la investigación orientada a la separación de señales maternas y fetales en animales es escasa, con muy pocos trabajos que aborden esta problemática de manera sistemática o con validación experimental en condiciones reales. Como trabajo futuro, se plantea explorar estas problemáticas con el fin de evaluar la

factibilidad de adaptar y extender la presente metodología a escenarios con múltiples fetos y, potencialmente, a modelos animales [83].

En el ámbito del software, se propone continuar con la optimización del algoritmo, enfocando los esfuerzos en dos etapas clave: el preprocesamiento de la señal y la detección de picos R. Se ha observado que la calidad del preprocesamiento tiene un impacto directo en la efectividad de la separación de fuentes, por lo que se buscará incorporar técnicas más robustas para concentrar la información de interés, como la Descomposición Empírica de Modos o la Transformada Wavelet, ambas con antecedentes en la literatura [46] [71]. Asimismo, se contempla sustituir el algoritmo Pan–Tompkins clásico utilizado en esta implementación por variantes más específicas y robustas para señales de ECG fetales, como adaptaciones del propio Pan–Tompkins optimizadas para señales fetales [84], lo que podría mejorar la precisión en la detección de los picos R fetales.

Desde el punto de vista del hardware, se optó por componentes accesibles y versátiles que facilitaran la validación funcional del sistema, pero que no necesariamente representan la mejor opción para una versión final del dispositivo. Por ejemplo, la Raspberry Pi Zero 2W resultó eficaz para la implementación embebida; sin embargo, sus capacidades computacionales y módulos integrados exceden los requerimientos reales del sistema. En futuras versiones, se plantea migrar hacia un microcontrolador más compacto, eficiente y específicamente orientado a aplicaciones biomédicas. De igual forma, el dispositivo generador de señales aECG empleó DACs diseñados originalmente para aplicaciones de audio, seleccionados por su disponibilidad comercial. Para versiones futuras, se buscará integrar DACs con especificaciones más adecuadas para la generación de señales fisiológicas.

Otro aspecto fundamental para avanzar hacia una aplicación clínica es la incorporación de medidas de seguridad eléctrica. Dado que en esta etapa no se realizaron pruebas en personas reales, no se incluyeron mecanismos de protección frente a posibles riesgos eléctricos. No obstante, será indispensable integrar barreras de aislamiento, sistemas de protección contra sobrecorrientes, y asegurar el cumplimiento de las normativas internacionales de seguridad para dispositivos médicos.

En cuanto a la integración física del sistema, se considera prioritario avanzar hacia un diseño completamente compacto, en el que todos los módulos electrónicos se integren en una única PCB. En este sentido, también se planea refinar la gestión energética del sistema explorando estrategias para optimizar la gestión de energía y reducir el consumo total, con el objetivo de prolongar la autonomía

operativa del sistema en aplicaciones de monitoreo continuo.

Tal como se mencionó en el capítulo de Resultados y Discusión, la configuración de los electrodos puede influir en el desempeño del proceso de extracción del fECG. En este sentido, como parte del trabajo futuro, se plantea analizar distintas configuraciones de adquisición reportadas en la literatura que hayan demostrado un mejor desempeño. A partir de dichos hallazgos, se contempla actualizar el sistema de adquisición de señales aECG incorporando una disposición de electrodos optimizada que permita mejorar la calidad de las señales registradas y, con ello, favorecer una separación más precisa de los componentes maternos y fetales.

Finalmente, se planea realizar pruebas en escenarios reales de adquisición, documentando de manera sistemática las condiciones fisiológicas y contextuales que puedan influir en el desempeño del sistema, con el propósito de continuar con su validación clínica y avanzar hacia una futura implementación práctica en el monitoreo del bienestar fetal. Como trabajo futuro, se contempla la realización de estudios con otras bases de datos públicas, así como la adquisición de datos propios con versiones futuras del prototipo, que contemplen a un mayor número de participantes, incluyendo mujeres en distintas etapas gestacionales y con características maternas diversas (índice de masa corporal, posición fetal, edad de la madre, entre otros). Esto permitirá identificar las condiciones bajo las cuales el dispositivo presenta un desempeño óptimo, así como delimitar sus posibles restricciones de uso.

Bibliografía

- [1] M. Á. S. Berrones, I. B. Castillo y J. R. S. Berrones, «Perfil biofísico para conocer el bienestar fetal,» *Revista de Especialidades Médico-Quirúrgicas*, vol. 17, n.º 4, págs. 300-307, 2012.
- [2] J. Grytten, I. Skau, R. Sørensen y A. Eskild, «Does the use of diagnostic technology reduce fetal mortality?» *Health services research*, vol. 53, n.º 6, págs. 4437-4459, 2018.
- [3] M. David, M. Hirsch, J. Karin, E. Toledo y S. Akselrod, «An estimate of fetal autonomic state by time-frequency analysis of fetal heart rate variability,» *Journal of Applied Physiology*, vol. 102, n.º 3, págs. 1057-1064, 2007.
- [4] P. R. Stone et al., «Effect of maternal position on fetal behavioural state and heart rate variability in healthy late gestation pregnancy,» *The Journal of physiology*, vol. 595, n.º 4, págs. 1213-1221, 2017.
- [5] A. Matonia et al., «Fetal electrocardiograms, direct and abdominal with reference heartbeat annotations,» *Scientific data*, vol. 7, n.º 1, pág. 200, 2020.
- [6] J. Córdova, M. Ortiz y M. Gonzáles, «Guía Tecnológica No. 21: Cardiotocógrafos y Fonodetectores,» *México: Secretaría de Salud*, 2010.
- [7] G. D. Clifford, I. Silva, J. Behar y G. B. Moody, «Non-invasive fetal ECG analysis,» *Physiological measurement*, vol. 35, n.º 8, pág. 1521, 2014.
- [8] M. A. Hasan, M. Reaz, M. Ibrahimy, M. Hussain y J. Uddin, «Detection and processing techniques of FECG signal for fetal monitoring,» *Biological procedures online*, vol. 11, págs. 263-295, 2009.
- [9] F. Vrins, C. Jutten y M. Verleysen, «Sensor array and electrode selection for non-invasive fetal electrocardiogram extraction by independent component analysis,» en *Independent Component Analysis and Blind Signal Separation: Fifth International Conference, ICA 2004, Granada, Spain, September 22-24, 2004. Proceedings 5*, Springer, 2004, págs. 1017-1024.
- [10] E. Golbach, J. Stinstra, M. Peters y P. Grot, «Reference values for fetal MCG/ECG recordings in uncomplicated pregnancies,» en *12th International Conference on Biomagnetism, BIOMAG 2000*, 2001, págs. 495-498.

- [11] V. Ionescu y M. Hnatiuc, «Fetal heart rate detection and monitoring from non-invasive abdominal ECG recordings,» en *2015 E-Health and Bioengineering Conference (EHB)*, IEEE, 2015, págs. 1-4.
- [12] F. Recker, U. Gembruch y B. Strizek, *Clinical Ultrasound Applications in Obstetrics and Gynecology in the Year 2024*, 2024.
- [13] E. O’neill y J. Thorp, «Antepartum evaluation of the fetus and fetal well being,» *Clinical obstetrics and gynecology*, vol. 55, n.º 3, págs. 722-730, 2012.
- [14] Y.-J. Jia, X. Chen, H.-Y. Cui, V. Whelehan, A. Archer y E. Chandrachan, «Physiological CTG interpretation: the significance of baseline fetal heart rate changes after the onset of decelerations and associated perinatal outcomes,» *The Journal of Maternal-Fetal & Neonatal Medicine*, vol. 34, n.º 14, págs. 2349-2354, 2021.
- [15] U.S. Food and Drug Administration y Monica Healthcare Ltd, «510(k) Summary: Monica AN24,» U.S. Food y Drug Administration, Silver Spring, MD, USA, Pre-market Notification 510(k) K101801, ene. de 2011, Accessed from FDA public records.
- [16] U.S. Food and Drug Administration y Monica Healthcare Ltd, «510(k) Summary: Monica AN24,» U.S. Food y Drug Administration, Silver Spring, MD, USA, Pre-market Notification 510(k) K112390, mayo de 2012, Accessed from FDA public records.
- [17] J. Adam, «The future of fetal monitoring,» *Reviews in obstetrics and gynecology*, vol. 5, n.º 3-4, e132, 2012.
- [18] T. Le et al., «Home-based mobile fetal/maternal electrocardiogram acquisition and extraction with cloud assistance,» en *2019 IEEE MTT-S International Microwave Biomedical Conference (IMBioC)*, IEEE, vol. 1, 2019, págs. 1-4.
- [19] E. Hernandez-Andrade, M. Patwardhan, M. Cruz-Lemini y S. Luewan, «Early evaluation of the fetal heart,» *Fetal diagnosis and therapy*, vol. 42, n.º 3, págs. 161-173, 2017.
- [20] N. Marchon y G. Naik, «Electrode positioning for monitoring Fetal ECG: A review,» en *2015 International Conference on Information Processing (ICIP)*, IEEE, 2015, págs. 5-10.
- [21] V. Smith, S. Arunthavanathan, A. Nair, D. Ansermet, F. da Silva Costa y E. M. Wallace, «A systematic review of cardiac time intervals utilising non-invasive fetal electrocardiogram in normal fetuses,» *BMC pregnancy and childbirth*, vol. 18, págs. 1-15, 2018.

- [22] J. J. Uv, M. M. Maleckar y H. Arevalo, «Impact of Vernix Caseosa Distribution on Non-Invasive Fetal ECG Morphology: A Computational Study,» *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 72, n.º 3, págs. 846-855, 2025. DOI: 10.1109/TBME.2024.3476379.
- [23] R. Sameni y G. D. Clifford, «A review of fetal ECG signal processing; issues and promising directions,» *The open pacing, electrophysiology & therapy journal*, vol. 3, pág. 4, 2010.
- [24] E. Keenan, C. K. Karmakar y M. Palaniswami, «The effects of asymmetric volume conductor modeling on non-invasive fetal ECG extraction,» *Physiological measurement*, vol. 39, n.º 10, pág. 105 013, 2018.
- [25] A. Agostinelli et al., «Noninvasive fetal electrocardiography: an overview of the signal electrophysiological meaning, recording procedures, and processing techniques,» *Annals of Noninvasive Electrocardiology*, vol. 20, n.º 4, págs. 303-313, 2015.
- [26] C. A. Tepichin-Castro, C. I. Ledesma-Ramírez, M. A. Pena-Castillo, G. Pacheco-López, J. C. Echeverría y J. J. Reyes-Lagos, «Joint symbolic dynamics identifies differences in the maternal-fetal cardiac coupling between nonlaboring and laboring women,» *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 68, pág. 102 769, 2021.
- [27] T. J. Nichtig et al., «Evidence and clinical relevance of maternal-fetal cardiac coupling: A scoping review,» *Plos one*, vol. 18, n.º 7, e0287245, 2023.
- [28] J. Jezewski, A. Matonia, T. Kupka, D. Roj y R. Czabanski, «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*, vol. 57, n.º 5, págs. 383-394, 2012.
- [29] S. Wu, Y. Shen, Z. Zhou, L. Lin, Y. Zeng y X. Gao, «Research of fetal ECG extraction using wavelet analysis and adaptive filtering,» *Computers in biology and medicine*, vol. 43, n.º 10, págs. 1622-1627, 2013.
- [30] K. Barnova et al., «A novel algorithm based on ensemble empirical mode decomposition for non-invasive fetal ECG extraction,» *PloS one*, vol. 16, n.º 8, e0256154, 2021.
- [31] R. Kahankova, R. Martinek y P. Bilik, «Non-invasive fetal ECG extraction from maternal abdominal ECG using LMS and RLS adaptive algorithms,» en *Proceedings of the Third International Afro-European Conference for Industrial Advancement—AECIA 2016*, Springer, 2018, págs. 258-271.
- [32] S. Haykin, *Adaptive filter theory*, 4th. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2002.

- [33] R. Martínek y J. Zidek, «A System for Improving the Diagnostic Quality of Fetal Electrocardiogram,» *Przeegląd Elektrotechniczny*, vol. 88, págs. 164-173, 2012. dirección: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:52204376>.
- [34] J. D. K. Abel, D. Samiappan, R. Kumar y S. P. Kumar, «Multiple sub-filter adaptive noise canceller for fetal ECG extraction,» *Procedia Computer Science*, vol. 165, págs. 182-188, 2019, ISSN: 1877-0509. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.01.093>.
- [35] C. Somefun, S. Daramola y T. Somefun, «Advancements and Applications of Adaptive Filters in Signal Processing,» *Journal Européen des Systèmes Automatisés*, vol. 57, págs. 1259-1272, oct. de 2024. DOI: 10.18280/jesa.570502.
- [36] P. Zhou, B. Schwerin y S. So, «U-Net Based Fetal R-peak Prediction From Abdominal ECG Signals,» en *2024 9th International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP)*, IEEE, 2024, págs. 121-125.
- [37] L. Chen, S. Wu y Z. Zhou, «Fetal ECG Signal Extraction from Maternal Abdominal ECG Signals Using Attention R2W-Net,» *Sensors*, vol. 25, n.º 3, pág. 601, 2025.
- [38] X.-R. Cao y R.-w. Liu, «General approach to blind source separation,» *IEEE Transactions on signal Processing*, vol. 44, n.º 3, págs. 562-571, 1996.
- [39] C. Bugli y P. Lambert, «Comparison between principal component analysis and independent component analysis in electroencephalograms modelling,» *Biometrical Journal: Journal of Mathematical Methods in Biosciences*, vol. 49, n.º 2, págs. 312-327, 2007.
- [40] B. A. Draper, K. Baek, M. S. Bartlett y J. R. Beveridge, «Recognizing faces with PCA and ICA,» *Computer vision and image understanding*, vol. 91, n.º 1-2, págs. 115-137, 2003.
- [41] R. Kahankova et al., «A review of signal processing techniques for non-invasive fetal electrocardiography,» *IEEE reviews in biomedical engineering*, vol. 13, págs. 51-73, 2019.
- [42] H. Abdi y L. J. Williams, «Principal component analysis,» *Wiley interdisciplinary reviews: computational statistics*, vol. 2, n.º 4, págs. 433-459, 2010.
- [43] W. Kong, C. R. Vanderburg, H. Gunshin, J. T. Rogers y X. Huang, «A review of independent component analysis application to microarray gene expression data,» *Biotechniques*, vol. 45, n.º 5, págs. 501-520, 2008.
- [44] R. Martinek et al., «Comparative effectiveness of ICA and PCA in extraction of fetal ECG from abdominal signals: Toward non-invasive fetal monitoring,» *Frontiers in physiology*, vol. 9, pág. 648, 2018.

- [45] K. Barnova, R. Martinek, R. Jaros, R. Kahankova, K. Behbehani y V. Snasel, «System for adaptive extraction of non-invasive fetal electrocardiogram,» *Applied Soft Computing*, vol. 113, pág. 107940, 2021.
- [46] T. Lampros, K. Kalafatakis, N. Giannakeas, M. G. Tsipouras, E. Glavas y A. T. Tzallas, «An optimized hybrid methodology for non-invasive fetal electrocardiogram signal extraction and monitoring,» *Array*, vol. 19, pág. 100302, 2023.
- [47] G. Sahonero-Alvarez y H. Calderón, «A comparison of SOBI, FastICA, JADE and Infomax algorithms,» en *Proceedings of the 8th international multi-conference on complexity, informatics and cybernetics*, 2017, págs. 17-22.
- [48] A. Jiménez-González y N. Castaneda-Villa, «Blind extraction of fetal and maternal components from the abdominal electrocardiogram: An ICA implementation for low-dimensional recordings,» *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 58, pág. 101836, 2020.
- [49] L. De Lathauwer, B. De Moor y J. Vandewalle, «Fetal electrocardiogram extraction by blind source subspace separation,» *IEEE transactions on biomedical engineering*, vol. 47, n.º 5, págs. 567-572, 2002.
- [50] L. Yuan, Z. Zhou, Y. Yuan y S. Wu, «An improved FastICA method for fetal ECG extraction,» *Computational and mathematical methods in medicine*, vol. 2018, n.º 1, pág. 7061456, 2018.
- [51] W. Xueyun y Z. Wei, «Application of kernel PCA for foetal ECG estimation,» *Electronics Letters*, vol. 54, n.º 6, págs. 340-342, 2018.
- [52] A. C. of Obstetricians, Gynecologists et al., «ACOG practice bulletin no. 212: pregnancy and heart disease,» *Obstetrics and gynecology (New York. 1953)*, vol. 133, n.º 5, e320-e356, 2019.
- [53] A. Keepanasseril, B. Pfaller, A. Metcalfe, S. C. Siu, M. B. Davis y C. K. Silversides, «Cardiovascular deaths in pregnancy: growing concerns and preventive strategies,» *Canadian Journal of Cardiology*, vol. 37, n.º 12, págs. 1969-1978, 2021.
- [54] K. Hirata, H. Kato, F. Yoshioka y T. Matsunaga, «Successful treatment of fetal atrial flutter and congestive heart failure.,» *Archives of disease in childhood*, vol. 60, n.º 2, págs. 158-160, 1985.
- [55] I. R. de Vries, J. O. van Laar, M. B. van der Hout-van der Jagt, S.-A. B. Clur y R. Vullings, «Fetal electrocardiography and artificial intelligence for prenatal detection of congenital heart disease,» *Acta Obstetrica et Gynecologica Scandinavica*, vol. 102, n.º 11, págs. 1511-1520, 2023.
- [56] I. N. Odibo, P. J. Wendel y E. F. Magann, «Telemedicine in obstetrics,» *Clinical obstetrics and gynecology*, vol. 56, n.º 3, págs. 422-433, 2013.

- [57] World Health Organization, *Maternal mortality*, Available from: WHO. Last Update: April 26, 2024. dirección: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/maternal-mortality>.
- [58] A. L. David y R. N. Spencer, «Clinical Assessment of Fetal Well-Being and Fetal Safety Indicators,» *The Journal of Clinical Pharmacology*, vol. 62, S67-S78, 2022.
- [59] W. R. Cohen et al., «Accuracy and reliability of fetal heart rate monitoring using maternal abdominal surface electrodes,» *Acta obstetricia et gynecologica Scandinavica*, vol. 91, n.º 11, págs. 1306-1313, 2012.
- [60] A. L. Goldberger et al., «PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals,» *circulation*, vol. 101, n.º 23, e215-e220, 2000.
- [61] J. Pan y W. J. Tompkins, «A real-time QRS detection algorithm,» *IEEE transactions on biomedical engineering*, n.º 3, págs. 230-236, 2007.
- [62] P.-C. Su, S. Miller, S. Idriss, P. Barker y H.-T. Wu, «Recovery of the fetal electrocardiogram for morphological analysis from two trans-abdominal channels via optimal shrinkage,» *Physiological measurement*, vol. 40, n.º 11, pág. 115 005, 2019.
- [63] WhaleTeq Co., Ltd. «MECG-20 Multi-Channel ECG/EKG Simulator.» Accedido: 2 octubre 2025. dirección: <https://www.whaleteq.com/en/product/1/9-ecg-ekg-testing/view8-mecg-20>.
- [64] A. Raj et al., «Nature inspired method for noninvasive fetal ECG extraction,» *Scientific Reports*, vol. 12, n.º 1, pág. 20 159, 2022.
- [65] M. Rupp, «Adaptive filters: stable but divergent,» *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2015, n.º 1, pág. 104, 2015.
- [66] T. Ghi et al., «Intrapartum fetal heart rate between 150 and 160 bpm at or after 40 weeks and labor outcome,» *Acta obstetricia et gynecologica Scandinavica*, vol. 100, n.º 3, págs. 548-554, 2021.
- [67] N. J. Bravo-Valenzuela, L. A. Rocha, L. M. M. Nardoza y E. A. Júnior, «Fetal cardiac arrhythmias: Current evidence,» *Annals of pediatric cardiology*, vol. 11, n.º 2, págs. 148-163, 2018.
- [68] Z. Huang, J. Yu, Y. Shan y X. Wang, «A Non-Invasive Fetal QRS Complex Detection Method Based on a Multi-Feature Fusion Neural Network,» *Applied Sciences*, vol. 14, n.º 19, pág. 8987, 2024.
- [69] K.-T. Hsu, T. N. Nguyen, A. N. Krishnan, R. Govindan y R. Shekhar, «Maternal ECG-guided neural network for improved fetal electrocardiogram extraction,» *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 99, pág. 106 793, 2025.
- [70] M. Zhang, M. Li, L. Guo y J. Liu, «A low-cost AI-empowered stethoscope and a lightweight model for detecting cardiac and respiratory diseases from lung and heart auscultation sounds,» *Sensors*, vol. 23, n.º 5, pág. 2591, 2023.

- [71] R. Jaros, R. Martinek, R. Kahankova y J. Koziorek, «Novel hybrid extraction systems for fetal heart rate variability monitoring based on non-invasive fetal electrocardiogram,» *IEEE Access*, vol. 7, págs. 131 758-131 784, 2019.
- [72] G. Da Poian, R. Bernardini y R. Rinaldo, «Separation and analysis of fetal-ECG signals from compressed sensed abdominal ECG recordings,» *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 63, n.º 6, págs. 1269-1279, 2015.
- [73] N. Zhang et al., «A novel technique for fetal ECG extraction using single-channel abdominal recording,» *Sensors*, vol. 17, n.º 3, págs. 457, 2017.
- [74] L. Su y H.-T. Wu, «Extract fetal ECG from single-lead abdominal ECG by de-shape short time Fourier transform and nonlocal median,» *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics*, vol. 3, págs. 2, 2017.
- [75] R. G. John y K. Ramachandran, «Extraction of foetal ECG from abdominal ECG by nonlinear transformation and estimations,» *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 175, págs. 193-204, 2019.
- [76] A. Bin Queyam, S. Kumar Pahuja y D. Singh, «Quantification of feto-maternal heart rate from abdominal ECG signal using empirical mode decomposition for heart rate variability analysis,» *Technologies*, vol. 5, n.º 4, págs. 68, 2017.
- [77] D. Zhai, X. Bao, X. Long, T. Ru y G. Zhou, «Precise detection and localization of R-peaks from ECG signals,» *Mathematical Biosciences and Engineering*, vol. 20, n.º 11, págs. 19 191-19 208, 2023.
- [78] J. S. Moldenhauer, *Fetal Monitoring During Labor and Delivery*, Web Page, 2024/03 de 2024. dirección: <https://www.msmanuals.com/professional/gynecology-and-obstetrics/labor-and-delivery/fetal-monitoring-during-labor-and-delivery>.
- [79] J. Brändle et al., «Heart rate variability parameters and fetal movement complement fetal behavioral states detection via magnetography to monitor neurovegetative development,» *Frontiers in human neuroscience*, vol. 9, págs. 147, 2015.
- [80] N. Marchon, G. Naik y R. Pai, «ECG electrode configuration to extract real time FEKG signals,» *Procedia Computer Science*, vol. 125, págs. 501-508, 2018.
- [81] A. Fanelli, M. G. Signorini y T. Heldt, «Extraction of fetal heart rate from maternal surface ECG with provisions for multiple pregnancies,» en *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, IEEE, 2012, págs. 6165-6168.
- [82] M. Keralapura, M. Pourfathi y B. Sirkeci-Mergen, «Impact of Contrast Functions in Fast-ICA on Twin ECG Separation.,» *IAENG International Journal of Computer Science*, vol. 38, n.º 1, 2011.

- [83] C. Shen et al., «Non-invasive acquisition of fetal ECG from the maternal xyphoid process: a feasibility study in pregnant sheep and a call for open data sets,» *Physiological Measurement*, vol. 39, n.º 3, pág. 035 005, 2018.
- [84] A. Agostinelli et al., «Noninvasive fetal electrocardiography Part I: Pan-tompkins' algorithm adaptation to fetal R-peak identification,» *The open biomedical engineering journal*, vol. 11, pág. 17, 2017.

Apéndice A

Pseudocódigo del algoritmo de separación

A.1. Pseudocódigo del algoritmo de separación del ECG materno y fetal

Algorithm 1: Algoritmo de separación de ECG materno y fetal

Datos: \mathbf{X} : matriz de datos de ECG abdominal materno
Salida: \mathbf{fECG} : señal estimada de ECG fetal

```

1 // Etapa de preprocesamiento
2  $\mathbf{X}_p \leftarrow \text{bandpassFilter}(\mathbf{X}, [11, 40] \text{ Hz})$  // Filtrado pasa-banda
3  $\mathbf{X}_m \leftarrow \mathbf{X}_p - \text{mean}(\mathbf{X}_p)$  // Centrado
4  $\mathbf{ECG}_{\text{pre}} \leftarrow \frac{\mathbf{X}_m - \text{mean}(\mathbf{X}_p)}{\text{std}(\mathbf{X}_p)}$  // Normalización

5 // Etapa de Análisis de Componentes Principales
6  $\mathbf{COV} \leftarrow \text{cov}(\mathbf{ECG}_{\text{pre}})$  // Matriz de covarianza
7  $[\mathbf{V}, \mathbf{\Lambda}] \leftarrow \text{eig}(\mathbf{COV})$  // Vectores y valores propios
8  $\mathbf{V}_{\downarrow} \leftarrow \text{sortDescend}(\mathbf{V}, \mathbf{\Lambda})$  // Ordenar por valor propio
9  $\mathbf{ECG}_{\text{pca}} \leftarrow \mathbf{ECG}_{\text{pre}} \mathbf{V}_{\downarrow}$ 

10 // Etapa de filtrado adaptativo RLS
11  $\lambda \leftarrow 0.9999$  // Factor de olvido
12  $\text{order} \leftarrow 5$  // Orden del filtro
13  $N \leftarrow \text{length}(\mathbf{ECG}_{\text{pca}})$  // Número de muestras
14  $d \leftarrow \mathbf{ECG}_{\text{pca}}(:, 1)$  // Señal de referencia (PC1)
15  $x \leftarrow \mathbf{ECG}_{\text{pca}}(:, 2)$  // Señal de entrada (PC2)
16  $\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{0}_{\text{order} \times 1}$  // Coeficientes iniciales
17  $\mathbf{P} \leftarrow 10^3 \mathbf{I}_{\text{order} \times \text{order}}$  // Matriz de correlación inversa
18 for  $n \leftarrow \text{order}$  to  $N - 1$  do
19      $\mathbf{u}_n \leftarrow [x(n), x(n-1), \dots, x(n - \text{order} + 1)]^{\top}$  // Vector de
        entrada
20      $y(n) \leftarrow \mathbf{w}^{\top} \mathbf{u}_n$  // Salida del filtro
21      $e(n) \leftarrow d(n) - y(n)$  // Error
22      $\mathbf{k}_n \leftarrow \frac{\mathbf{P} \mathbf{u}_n}{\lambda + \mathbf{u}_n^{\top} \mathbf{P} \mathbf{u}_n}$  // Ganancia
23      $\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w} + \mathbf{k}_n e(n)$  // Actualización de coeficientes
24      $\mathbf{P} \leftarrow \frac{1}{\lambda} (\mathbf{P} - \mathbf{k}_n \mathbf{u}_n^{\top} \mathbf{P})$  // Actualización de P
25 end

26 // Salida
27  $\mathbf{fECG} \leftarrow e$  // Señal fetal estimada

```

Apéndice B

Participaciones académicas

B.1. Participación en el Concurso Enseñanza e investigación 2025, "Fis. Candelario Pérez Rosales", Nivel Investigación, IICO



La Universidad Autónoma de San Luis Potosí, a través del Instituto de Investigación en Comunicación Óptica, otorga el presente

RECONOCIMIENTO

a: I.B. Edgar E. Arellano Zuvieta, Dr. Bersaín A. Reyes, Dr. José S. Camacho Juárez

Por haber obtenido Mención Honorífica en el Concurso Enseñanza e Investigación 2025, "Fis. Candelario Pérez Rosales", nivel Investigación, Algoritmo de Extracción del ECG Fetal a partir del ECG Abdominal Materno; en el marco de la XXV Semana del IICO.

San Luis Potosí, SLP, a 8 de mayo de 2025.

Atentamente
Siempre Autónoma. Por mi Patria Educaré

A blue ink signature of Dra. Marisol Reyes Reyes over the IICO logo.

Dra. Marisol Reyes Reyes
Directora del IICO

A blue ink signature of Dr. Osvaldo Del Pozo Zamudio.

Dr. Osvaldo Del Pozo Zamudio
Coordinador General del Comité
Organizador de la XXV Semana del IICO



ALGORITMO DE EXTRACCIÓN DEL ECG FETAL A PARTIR DEL ECG ABDOMINAL MATERNO

I.B. Edgar E. Arellano Zuvieta[✉], Dr. Bersain A. Reyes^{**}, Dr. Jose S. Camacho Juárez^{***}
✉ Posgrado en Ing. Electrónica, Facultad de Ciencias, Universidad Autónoma de San Luis Potosí, San Luis Potosí, SLP, México.
✉ a282191@alumnos.uaslp.mx, **bersain.reyes@uaslp.mx, ***sergio.camacho@uaslp.mx



INTRODUCCIÓN

- La monitorización de la **frecuencia cardíaca fetal (HRf)** es esencial para evaluar el bienestar del feto.
- Técnicas tradicionales para medir la **HRf**, como el **Doppler Fetal** y la **Cardiotocografía**, presentan un **error considerable** [1].
- La **Separación Ciega de Fuentes (BSS)** descompone un conjunto de señales mezcladas sin conocer las fuentes originales [2].

OBJETIVO GENERAL DE LA TESIS

- El objetivo general de la tesis es el desarrollo de un dispositivo de adquisición del ECGm y ECGf en mujeres embarazadas que permita el procesamiento y separación de ambas señales.
- El presente trabajo describe el diseño e implementación de un algoritmo para la extracción del electrocardiograma fetal.

Figura 1 – Planteamiento del problema BSS para la extracción del ECG fetal



MATERIALES Y MÉTODOS

Base de datos

La base de datos utilizada para la validación del algoritmo es la base de datos *Abdominal and Direct Fetal Electrocardiogram Database* de Physionet [3]:

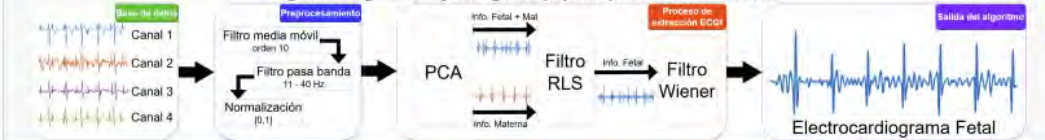
- Cinco pacientes.
- Obtenidos durante labor de parto, entre las semanas 38 y 41 de gestación.
- Cuatro señales adquiridas en el abdomen materno.
- Un registro directo desde la cabeza fetal.

Algoritmo de extracción del Electrocardiograma Fetal

El método propuesto para la extracción del **electrocardiograma fetal (ECGf)** a partir del **electrocardiograma abdominal materno (ECGa)** consta de las siguientes etapas:

- **Preprocesamiento:** Mejora de las características de interés, especialmente la identificación de los picos R maternos y fetales.
- **Extracción del ECGf:** Aplicación de un método basado en el **Análisis de Componentes Principales (PCA)** para separar la señal fetal.

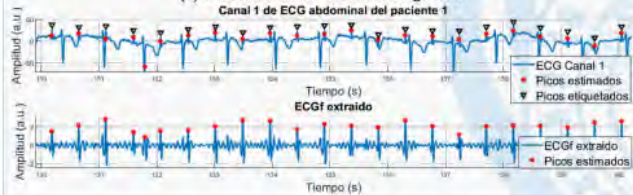
Figura 2 – Diagrama de flujo del algoritmo propuesto para la extracción del ECGf.



RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En la **Figura 3** se presentan los resultados obtenidos luego de aplicar el algoritmo para un segmento de 10 s correspondiente al paciente 1.

Figura 3 – Segmento de 10 s del paciente 1 con: (a) el ECGa del canal antes de aplicar el algoritmo y (b) el ECGf obtenido a la salida del algoritmo.



En la **Tabla 1** se presentan las métricas de **Precisión (PPV)**, **Sensibilidad (SE)** y **Exactitud (ACC)** del algoritmo, en comparación con otros estudios.

Tabla 1 – Métricas de desempeño del algoritmo para la detección de picos R Fetales.

Referencia	Paciente	PPV (%)	SE (%)	ACC (%)
Método propuesto	r01	99.22	99.06	98.30
	r04	96.50	96.19	92.95
	r07	98.08	98.08	96.24
	r08	99.53	98.61	98.16
	r10	97.10	96.81	94.10
Total		98.09	97.75	95.93
Theodoros L. et al. 2023 [4]	Total	94.86	92.45	87.736
Katerina B. et al. 2021 [5]	Total	97.71	96.79	94.75

CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

- El enfoque propuesto permite una identificación precisa de los picos R fetales, logrando **índices superiores al 90 %**.
- Actualmente se busca **implementar** el método propuesto en un **sistema embebido**, acompañado de un **simulador de Señales de ECGa** y un **sistema de adquisición**.

REFERENCIAS

- [1] A. L. David y R. N. Spencer, «Clinical Assessment of Fetal Well-Being and Fetal Safety Indicators.» *The Journal of Clinical Pharmacology*, vol. 62, 567-578, 2022.
- [2] X.-R. Cao y R.-w. Liu, «General approach to blind source separation,» *IEEE Transactions on signal Processing*, vol. 44, n.º 3, págs. 562-571, 1996.
- [3] A. L. Goldberger, A. Amaral, L. Glass et al., «PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiological signals.» *circulation*, vol. 101, n.º 23, e215-e220, 2000.
- [4] T. Lampros, K. Kalafatis, N. Giannakias, M. G. Tsipouras, E. Glavas y A. T. Tzallas, «An optimized hybrid methodology for non-invasive fetal electrocardiogram signal extraction and monitoring,» *Array*, vol. 19, 2023.
- [5] K. Baranova, R. Martinek, J. Jaroš, K. Kalkanová, K. Belbehani y V. Srna, «System for adaptive extraction of non-invasive fetal electrocardiogram,» *Applied Soft Computing*, vol. 113, 2021.

AGRADECIMIENTOS



Ciencia y Tecnología
Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación

Estudio financiado con una beca de posgrado del SECITI (N.º 1318135).

TESISTA

Edgar E. Arellano Zuvieta
Universidad Autónoma de San Luis Potosí
a282191@alumnos.uaslp.mx



B.2. Participación en el Congreso Nacional de INGENIERÍA BIOMÉDICA 2025

XLVIII
Congreso Nacional de INGENIERÍA BIOMÉDICA

 **SOMIB**
Sociedad Mexicana de Ingeniería Biomédica

 **IFMBE**

La Sociedad Mexicana de Ingeniería Biomédica A.C. junto con la Federación Internacional de Ingeniería Médica y Biológica

Otorgan el presente:

RECONOCIMIENTO

Edgar Eduardo Arellano Zuvieta, Jose Sergio Camacho
A: Juarez and Bersaín Alexander Reyes

Por su participación como **PONENTE MODALIDAD ORAL** titulado:

Hybrid algorithm based on PCA and RLS methods for extracting of fetal ECG from maternal abdominal ECG

SEPTIEMBRE 2025 / MONTERREY NUEVO LEÓN MEX.


Dra. Norma Patricia Puente Ramírez
Presidenta de la Sociedad Mexicana de Ingeniería Biomédica (SOMIB)


Dra. Esmeralda Zuñiga Aguilar
Presidente Comité Científico

Hybrid algorithm based on PCA and RLS methods for extracting of fetal ECG from maternal abdominal ECG

Edgar E. Arellano-Zuvieta¹[0009-0008-1537-2460], Jose S. Camacho-Juarez¹ [0000-0002-0698-2952] and Bersain A. Reyes¹ [0000-0001-6082-9767]

¹ Autonomous University of San Luis Potosí, School of Science, SLP, México.
a282191@alumnos.uaslp.mx

Abstract. Fetal heart rate monitoring is essential for assessing fetal health. Although the fetal electrocardiogram (fECG) is the most accurate method, it is invasive and limited to specialized settings. Therefore, extracting the fECG from the maternal abdominal ECG (aECG) has gained interest as a non-invasive alternative, despite challenges like overlap with maternal ECG and noise. This study proposes an algorithm with the following stages: 1) preprocessing for signal conditioning, 2) Principal Component Analysis (PCA) to isolate fetal components from maternal ones, 3) Recursive Least Squares (RLS) adaptive filtering to reduce interference, and 4) adaptive thresholding stage for fetal R-peak detection. Validation using the publicly available Abdominal and Direct Fetal Electrocardiogram database—which includes four 5-minute aECG channels and one 5-minute fECG signal sampled at 1 kHz from five different patients—showed promising performance: 98.19% precision, 98.13% sensitivity, 96.38% accuracy, and 98.16% F1-score. These results are comparable to the 94.72% and 97.89% accuracy reported in the literature for blind source separation and neural network-based methods, respectively. R-peak location errors were low, with the largest bias being -5.51 ± 2.89 ms. Compared to recently proposed neural network approaches, this method achieves comparable results with a computational complexity that makes it suitable for real-time embedded systems, in which we are currently working on.

Keywords: Fetal Electrocardiogram, Principal Component Analysis, Adaptive Filtering.

1 Introduction

Fetal heart rate (fHR) monitoring plays a key role in evaluating fetal well-being and detecting health risks. While fetal Doppler and cardiotocography are effective, they are less accurate than fetal electrocardiography (fECG) [1]. Although fECG offers accurate fetal cardiac measurements, its invasive acquisition through fetal scalp electrodes poses risks and is limited to specific clinical settings [2]. As a non-invasive alternative, extracting fECG from maternal abdominal ECG (aECG) has been explored [3], although

challenged by noise sources such as maternal ECG, electromyography, power-line interference, and motion artifacts from contractions [4]. To overcome these obstacles, hybrid techniques integrating Blind Source Separation (BSS) with advanced signal processing have been employed. The main advantage of BSS-based techniques over recent neural networks approaches lies in their ease of implementation and relatively low computational cost. Among them, Independent Component Analysis (ICA) and Principal Component Analysis (PCA) are widely used, with ICA being the most prominent. ICA has been combined with Empirical Mode Decomposition (EMD) and Wavelet Transform [5], as well as with Fast Transversal Filter and Complete Ensemble EMD with Adaptive Noise [6]. Although results are promising, using PCA alone remains limited, and ICA or PCA without complementary techniques tends to yield lower performance.

This work proposes a hybrid algorithm to separate maternal and fetal ECG based on PCA and Recursive Least Squares (RLS) adaptive filtering to isolate the fetal component from abdominal signals. The use of hybrid approaches combining BSS techniques with adaptive filtering has been previously explored for fECG estimation, e.g., combining PCA with an unspecified adaptive algorithm [7], or combining ICA, RLS filtering and EMD [8]. However, to the best of our knowledge, the integration of PCA and RLS along with other signal processing techniques, as proposed in this work, has not yet been explored. This work reports on some results of an ongoing project aimed at developing an embedded system for maternal-fetal cardiac monitoring.

2 Methodology

2.1 Database

For development and validation of the designed algorithm, the Abdominal and Direct Fetal Electrocardiogram Database (ADFECGDB) from Physionet was used [9]. This database includes recordings obtained during labor between gestational weeks 38 and 41. The data consists of five-minute recordings from five patients, acquired via four maternal aECG signals, a direct fECG from the fetal scalp, and expert-annotated fetal R-peaks. Recordings were digitally filtered to reject 50 Hz power-line interference. The sampling frequency was 1 kHz with 16-bit resolution.

2.2 Maternal-fetal ECG Separation Algorithm

As schematized in Fig. 1, for a single recording, the proposed hybrid algorithm preprocesses the four aECG channels by applying filters and normalizing them. Then, PCA is applied to the filtered channels, yielding two principal components (PCs). The resulting

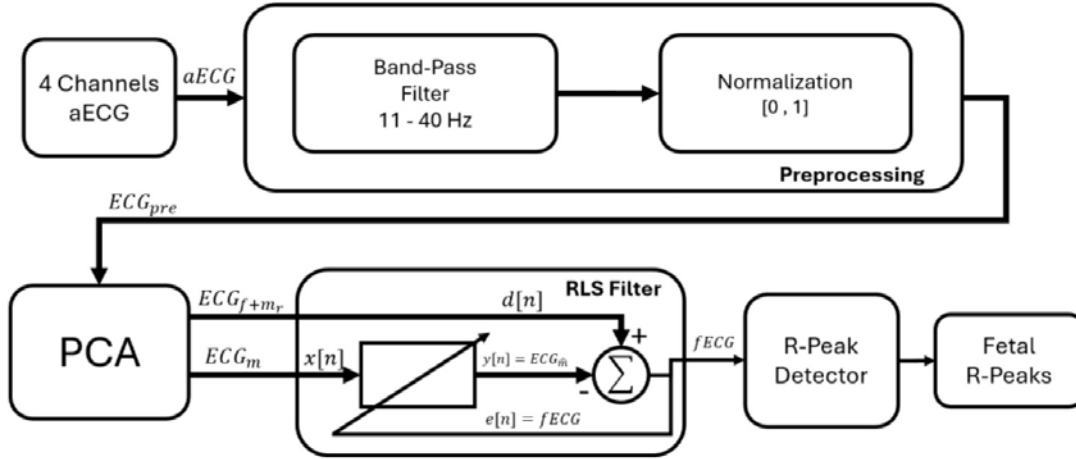


Fig. 1. Block diagram of the proposed algorithm for fetal ECG extraction from maternal abdominal ECG.

PCs are processed using RLS adaptive filter, aiming to estimate the fECG. Finally, an adaptive R-peak detector is applied. Each algorithm block is detailed next.

Data Preprocessing. This stage aims to improve signal quality by reducing artifacts like power-line noise and unwanted trends, ensuring the signal is within the frequency range for fetal R-peak detection. The processing steps are:

1. **Band-pass filter:** A 250th-order FIR filter designed with a Hamming window preserves the [11, 40] Hz band, where maternal and fetal QRS energy is concentrated. A window size of 250 offers a good balance between filtering quality and system delay, without introducing significant distortion in R-peaks or excessive computational load. This effectively removes power-line and electromyographic noise [10].
2. **Normalization:** Each channel is zero mean-centered and variance-normalized, ensuring equal contribution to principal component computation, preventing channels with larger magnitudes from dominating decomposition and, consequently, fECG extraction.

Principal Component Analysis. This statistical method reduces dataset dimensionality by capturing most variability with fewer principal components [11]. It uses four preprocessed aECG channels, forming an $N \times 4$ where N is the number of time samples. It extracts the first two PCs capturing key maternal and fetal information for fetal signal separation.

Let $X \in \mathbb{R}^{N \times 4}$ be the matrix containing the four preprocessed aECG signals. Each row of X represents a sample ($n = 1, 2, \dots, N$), and each column corresponds to one of the four channels:

$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & x_{1,3} & x_{1,4} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & x_{2,3} & x_{2,4} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N,1} & x_{N,2} & x_{N,3} & x_{N,4} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

where $x_{n,k}$ represents the signal sample from channel k at sample n . Next, the covariance matrix of the centered data X_c is computed as:

$$R_X = \frac{1}{N-1} X_c^T X_c, \quad (2)$$

where $R_X \in \mathbb{R}^{4 \times 4}$. The eigenvalue decomposition of R_X reveals the directions of maximum variance. By sorting the eigenvalues in descending order $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_4$ the corresponding eigenvectors are used to project the data. The decomposition is expressed by:

$$R_X v_i = \lambda_i v_i, \quad (3)$$

where λ_i is the i -th eigenvalue and v_i its associated eigenvector. If $V = [v_1 \ v_2 \ v_3 \ v_4]$, the projection matrix using the first two components is:

$$V_2 = [v_1 \ v_2], \quad (4)$$

with dimensions 4×2 . The projection of the centered data onto the two PCs is then:

$$Y = X_c V_2 = \begin{bmatrix} y_{1,1} & y_{1,2} \\ y_{2,1} & y_{2,2} \\ \vdots & \vdots \\ y_{N,1} & y_{N,2} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

where $Y \in \mathbb{R}^{N \times 4}$. Each column of Y corresponds to a PC. In this study, it was observed that after performing PCA on the entire database, the PCs shared the following characteristics:

- **First Principal Component (PC1):** Represents the direction in four-channel space capturing the largest variance. In this application, it mainly contains fetal ECG information, though some residual maternal activity may remain.
- **Second Principal Component (PC2):** Orthogonal to PC1, it captures next largest variance. In this case, it predominantly represents maternal ECG activity.

RLS Adaptive Filter. This filter is applied to PC1 to remove residual maternal interference and isolate the fetal ECG signal.

Given a desired signal $d[n]$ and an input signal $x[n]$ the RLS filter output is given by:

$$y[n] = w^T[n]x[n], \quad (6)$$

where $w[n]$ is the adaptive weight vector. The error is defined as:

$$e[n] = d[n] - y[n], \quad (7)$$

and it is minimized recursively with a forgetting factor λ [12], set to 0.9999, which was determined after testing performance with λ values from 0.9 to 1, using a 5th order transversal filter. In the context of this application, $d[n]$ denotes the PC1 containing fetal and residual maternal information, $x[n]$ the PC2 with only maternal information, $y[n]$ the output signal estimated by the RLS filter containing only maternal information from $x[n]$, and $e[n]$ the fECG signal preserving only the fetal components after elimination of maternal interference.

Fetal R-Peak Detection. Finally, the R-peaks of the estimated fECG were detected via Pan-Tompkins algorithm including a dynamic thresholding stage [13].

2.3 Performance Evaluation

Fetal R-Peak Detection Performance Metrics. By considering the reference R-peak locations available in the database, four key performance metrics were computed as follows,

$$Precision (PPV) = \frac{TP}{TP+FP}, \quad (8)$$

$$Sensitivity (SEN) = \frac{TP}{TP+FN}, \quad (9)$$

$$Accuracy (ACC) = \frac{TP}{TP + FP + FN}, \quad (10)$$

$$F1 \text{ Score} = 2 \cdot \frac{PPV \cdot SEN}{PPV + SEN}, \quad (11)$$

A true positive (TP) occurs if an R-peak is detected within a 100 ms window around the reference peak. A false negative (FN) occurs if no peak is detected within the window; and a false positive (FP) is a detected peak not matching any real peak. High PPV indicates accurate detections, high SEN reflects effective identification of true peaks, ACC measures overall correctness, and F1 Score balances precision and sensitivity.

Fetal R-Peak Localization Error. In addition to the correct number of R-peaks detected, their timing was compared to the true beat locations.

The localization error is the sample index, or time, difference between detected and true R-peak locations. For each beat i the error is given by:

$$e_i = n_{detected,i} - n_{true,i}, \quad (12)$$

where $n_{true,i}$ is the annotated time of the real peak and $n_{detected,i}$ is the time at which the algorithm detects it.

Frequency distribution of location errors was estimated via histogram. To assess whether the R-peak detector introduces systematic bias in the temporal localization of heartbeats, the non-parametric Wilcoxon signed-rank test was employed as data did not follow a normal distribution.

3 Results

3.1 Separation Algorithm Process

Fig. 2 exemplifies the overall process of the proposed fECG extraction algorithm. Fig. 2.A displays the four aECG signal channels analyzed, which are bandpass filtered and normalized before applying PCA to them. Fig. 2.B shows the preprocessed signals. Fig. 2.C displays the first two PCs. Next, an RLS adaptive filter processes them to estimate fECG, as shown in Fig. 2.D. Finally, an adaptive threshold detects and stores fetal R-peaks as depicted in Fig. 2.E.

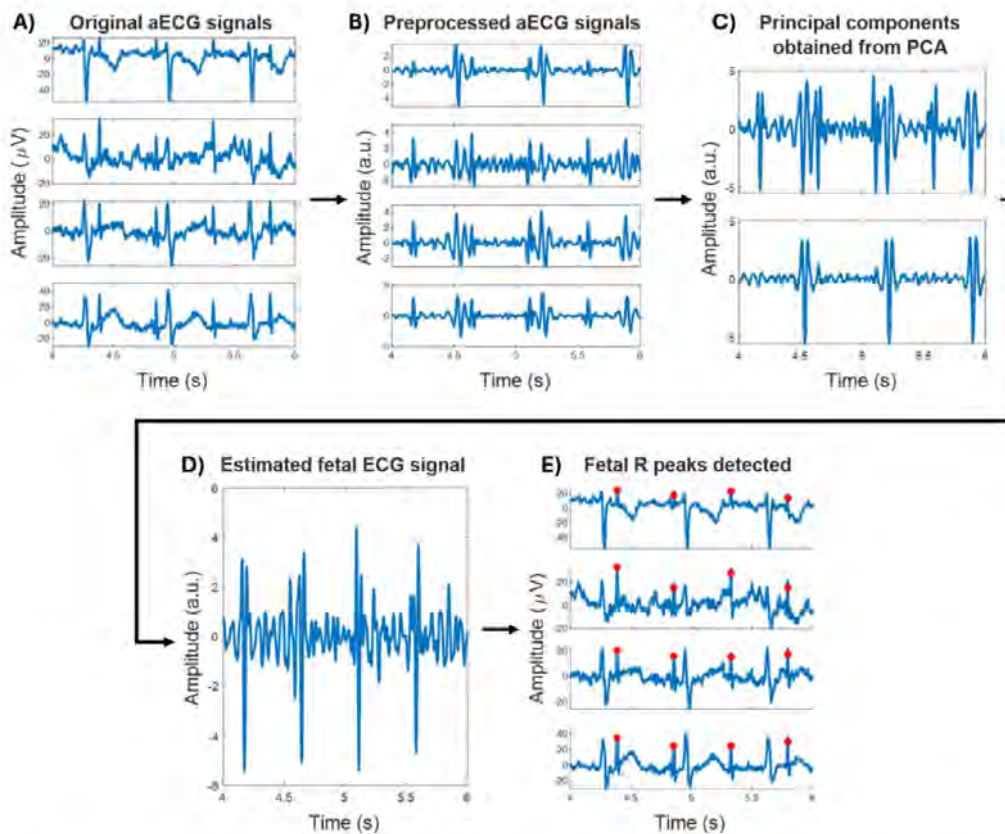


Fig. 2. Diagram illustrating the proposed algorithm process for extracting the fECG from the aECG recordings. A) Original aECG signals. B) Preprocessed aECG signals. C) Principal components obtained from PCA. D) Estimated fECG signal. E) Fetal R peaks detected.

3.2 Fetal R-peak Localization Performance Metrics

Table 1 summarizes performance metrics of fetal R-peak detection across five patients. Overall, the algorithm achieved an average precision of 98.19%, sensitivity of 98.13%, accuracy of 96.38%, and average F1-score of 98.16%. Table 1 also includes the performance metrics available in some recent studies using the same database, where unfortunately not all metrics computed here were reported. Three studies use neural networks [14],[15],[16], while two use BSS methods [5],[6].

3.3 Error in localization of fetal R-peaks

Fig. 3 shows histograms of R-peak localization errors compared to reference locations. Each color represents patient-specific errors; mean \pm SD (median) is shown in top-left corner.

Table 1. Performance metrics of the proposed method for fetal R-peak detection compared to those from previous studies using the same database.

Study	Patient	TP	FP	FN	PPV	SE	ACC	F1 Score
Proposed Method	r01	637	6	6	99.06	99.06	98.15	99.07
	r04	612	16	19	96.98	97.45	94.59	97.22
	r07	617	10	10	98.40	98.40	96.86	98.40
	r08	647	5	3	98.53	99.23	98.77	99.37
	r10	637	21	22	96.66	96.80	94.67	96.73
	Total	3150	58	60	98.19	98.13	96.38	98.16
BSS Methods								
Theodoros Lampros et al., 2023 [5]	Total	-	-	-	94.86	92.45	87.73	93.24
Katerina Barnova et al., 2021 [6]	Total	3090	71	101	97.75	96.83	94.72	97.29
Neural Network Methods								
Zhuya Huang et al., 2024 [14]	Total	-	-	-	98	97	97.89	93
Lin Chen et al., 2025 [15]	Total	-	-	-	99.11	99.24	-	99.17
Ko-Tsung Hsu et al., 2025 [16]	Total	-	-	-	98.87	98.36	97.30	98.62

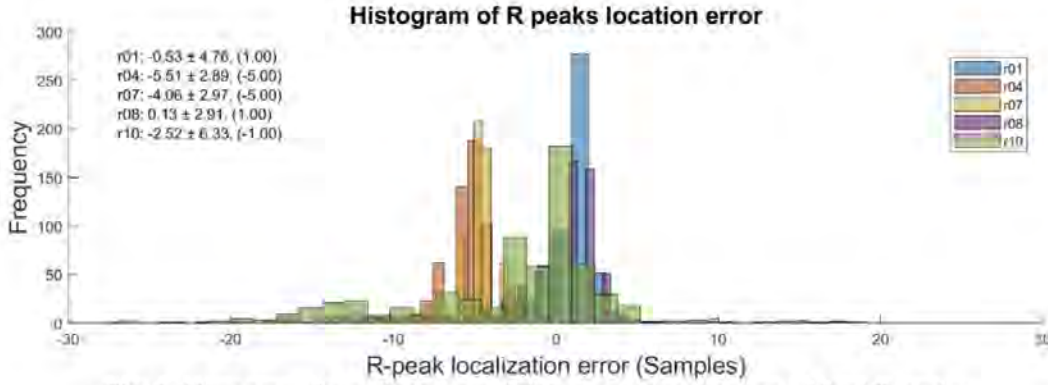


Fig. 3. Histogram for each patient of the error in localization of fetal R-peaks.

4 Discussion

As shown in Table 1, for most patients, the proposed algorithm exhibited metric values above 96%, except for patients r04 and r10, which showed slightly lower accuracy values of 94.59% and 94.67%, respectively. Patient r08 achieved the fewest FP and FN, while patient r10 showed the highest error values.

Regarding the results reported in similar studies, in general, neural network approaches do not explicitly report TP, FP, and FN values, but achieve the highest performance metrics, with all values exceeding 97%. In contrast, BSS-based methods present more variable results, with accuracy values ranging from 87.73% to 94.72%, all of which fall below average accuracy of 96.38% achieved by the proposed algorithm.

Although the neural network approaches achieved higher performance, it has been reported that the computational complexity of existing CNN models complicates their implementation in low-powered edge devices [17]. Hence, it is considered easier to embed the proposed algorithm in a limited resources system. As preliminary evidence supporting this feasibility, an average latency of 0.06 ± 0.01 seconds for a 5-second segment, and an average latency of 2.26 ± 0.089 s for an entire 5-minute recording, were found when running the MATLAB codes on a laptop with a RYZEN 5 7530U processor and 8 GB of RAM.

The proposed algorithm outperforms other BSS methods, such as ICA, in terms of PPV, SEN, ACC, and F1-score. Moreover, using PCA as an alternative to ICA is feasible and offers advantage of simplifying component selection. Specifically, in this study it was observed that the PC1 consistently contains mixed maternal-fetal information, while the PC2 contains exclusively maternal content, which greatly simplifies choosing the input signal for RLS filtering. It is worth mentioning that ICA generates mutually independent signals without predictable order [18], making it hard to anticipate which component corresponds to the fECG in each execution.

Regarding the R-peaks location errors of the proposed algorithm, as shown in Fig. 3, most errors cluster near zero samples, falling within ± 10 ms. Patient r08 showed best performance, with mean error close to zero (0.13 ± 2.91 samples), while patient r04 exhibited largest localization bias, with mean error of -5.51 ± 2.89 samples. The absolute value of median errors ranged between 1 to 5 samples, equivalent to 1 ms to 5 ms at 1 kHz. After statistical analysis, near-zero p -values were obtained indicating that the median of location errors were statistically different from zero. Further analysis is required to analyze if this bias could be attributed to phase shifts introduced by the algorithm or to potential inaccuracies in the reference annotations, which may not be perfectly centered on the peak of the QRS complex, as well as to test whether this bias is, or not, negligible in relevant applications such as HRV analysis.

Our research group is currently analyzing the performance of the algorithm versus signal-to-noise ratios and performing ablation studies to evaluate the contribution of each signal processing stage. Finally, ongoing efforts are focused on implementing the proposed method in hardware, with the objective of developing a dedicated device for fetal ECG monitoring.

5 Conclusions

This work proposed and validated a non-invasive hybrid algorithm for maternal-fetal ECG separation, combining PCA and RLS adaptive filtering. The evaluation, conducted using the ADFECGDB database from PhysioNet on five patients, resulted in an overall mean PPV of 98.19%, SEN of 98.13%, ACC of 96.38%, and F1-score of 98.16%, outperforming other BSS approaches, with foreseeing an easier implementation in embedded systems compared to neural networks.

Although the results are promising, the variability observed in some patients suggests that there is still room for improvement, particularly in analyzing the temporal bias in R-peak location and ablation studies.

We consider that, if successfully embedded in hardware, this effort would contribute to translating signal processing methods to the development of medical devices benefiting maternal and fetal well-being.

6 AI statement

AI was used only for language editing.

References

1. Cohen, W.R., Ommani, S., Hassan, S., et al.: Accuracy and reliability of fetal heart rate monitoring using maternal abdominal surface electrodes. *Acta Obstet. Gynecol. Scand.* 91(11), 1306–1313 (2012).
2. Matonia, A., Jezewski, J., Kupka, T., et al.: Fetal electrocardiograms, direct and abdominal with reference heartbeat annotations. *Sci. Data* 7, 200 (2020). <https://doi.org/10.1038/s41597-020-0538-z>
3. Clifford, G.D., Silva, I., Behar, J., Moody, G.B.: Non-invasive fetal ECG analysis. *Physiol. Meas.* 35(8), 1521–1536 (2014). <https://doi.org/10.1088/0967-3334/35/8/1521>
4. Sameni, R., Clifford, G.D.: A review of fetal ECG signal processing; issues and promising directions. *Open Pacing Electrophysiol. Ther. J.* 3, 4–20 (2010). <https://doi.org/10.2174/1876536X01003010004>
5. Lampros, T., Kalafatakis, K., Giannakeas, N., Tsipouras, M.G., Glavas, E., Tzallas, A.T.: An optimized hybrid methodology for non-invasive fetal electrocardiogram signal extraction and monitoring. *Array* 19, 100302 (2023). <https://doi.org/10.1016/j.array.2023.100302>
6. Barnova, K., Martinek, R., Jaros, R., Kahankova, R., Behbehani, K., Snasel, V.: System for adaptive extraction of non-invasive fetal electrocardiogram. *Appl. Soft Comput.* 113, 107940 (2021). <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107940>
7. Martinek, R. et al.: Comparative Effectiveness of ICA and PCA in Extraction of Fetal ECG From Abdominal Signals: Toward Non-invasive Fetal Monitoring. *Frontiers in Physiology.* 9, 648, 648 (2018). <https://doi.org/10.3389/FPHYS.2018.00648>.
8. Barnova, K. et al.: A novel algorithm based on ensemble empirical mode decomposition for non-invasive fetal ECG extraction. *PLOS ONE.* 16, 8, e0256154 (2021). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0256154>.
9. Jezewski, J., Matonia, A., Kupka, T., Roj, D., Czabanski, R.: Determination of the fetal heart rate from abdominal signals: evaluation of beat-to-beat accuracy in relation to the direct fetal electrocardiogram. *Biomed. Eng./Biomed. Tech.* 57(5), 383–394 (2012). <https://doi.org/10.1515/bmt-2011-0130>
10. Jiménez-González, A., Castaneda-Villa, N.: Blind extraction of fetal and maternal components from the abdominal electrocardiogram: an ICA implementation for low-dimensional recordings. *Biomed. Signal Process. Control* 58, 101836 (2020).
11. Abdi, H., Williams, L.J.: Principal component analysis. *WIREs Comput. Stat.* 2(4), 433–459 (2010). <https://doi.org/10.1002/wics.101>
12. Haykin, S.: Recursive Least-Squares Algorithm. In: *Adaptive Filter Theory*, 5th edn., chap. 13, pp. 562–587. Pearson, Upper Saddle River, NJ, USA (2013).
13. Pan, J., Tompkins, W.J.: A real-time QRS detection algorithm. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* BME-32(3), 230–236 (1985). <https://doi.org/10.1109/TBME.1985.325532>
14. Huang, Z., Yu, J., Shan, Y., Wang, X.: A non-invasive fetal QRS complex detection method based on a multi-feature fusion neural network. *Appl. Sci.* 14(19), 8987 (2024). <https://doi.org/10.3390/app14198987>
15. Chen, L., Wu, S., Zhou, Z.: Fetal ECG signal extraction from maternal abdominal ECG signals using Attention R2W-Net. *Sensors* 25(3), 601 (2025). <https://doi.org/10.3390/s25030601>
16. Hsu, K.-T., Nguyen, T.N., Krishnan, A.N., Govindan, R., Shekhar, R.: Maternal ECG-guided neural network for improved fetal electrocardiogram extraction. *Biomed. Signal Process. Control* 99, 106793 (2025). <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2024.106793>

17. Xiaolin, L., Panicker, R.C., Cardiff, B., John, D.: Multistage pruning of CNN based ECG classifiers for edge devices. In: 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC), pp. 1965–1968. IEEE, Mexico (2021). <https://doi.org/10.1109/EMBC46164.2021.9630588>
18. Hyvärinen, A., Oja, E.: Independent component analysis: algorithms and applications. *Neural Netw.* 13(4), 411–430 (2000). [https://doi.org/10.1016/S0893-6080\(00\)00026-5](https://doi.org/10.1016/S0893-6080(00)00026-5)