



Heart beating: una aplicación para el diagnóstico prenatal inteligente

Julio César Pérez Sansalvador

Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación, Ciudad de México, México.
Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica, Puebla, México.
ORCID: 0000-0002-2656-3659

Arelly Ornelas Vargas

Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación, Ciudad de México, México.
Instituto Politécnico Nacional, Centro interdisciplinario de Ciencias Marinas (CICIMAR-IPN),
Baja California Sur, México.
ORCID: 0000-0002-8371-699X

Alejandro Barreiro Valdez

Estudiante de Ingeniería en Computación en la Universidad Nacional Autónoma de México,
Facultad de Ingeniería, Ciudad de México, México.
ORCID: 0009-0000-4262-5912

Kernel Enrique Prieto Moreno

Realiza una estancia posdoctoral en The University of British Columbia, Centre for Disease Control,
Vancouver, Canadá.
ORCID: 0000-0002-3195-964X

Socrates Romero Reyes

Estudiante doctoral en el Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica, Puebla, México.
ORCID: 0000-0002-4153-4258

Recepción: 12 de noviembre de 2024.

Aceptación: 20 de agosto de 2025.

Septiembre 2025 • número de revista 13 • DOI: 10.22201/dgtic.26832968e.2025.13.56

Heart beating: una aplicación para el diagnóstico prenatal inteligente

Resumen

La electrocardiografía fetal no invasiva (NI-FECG, por sus siglas en inglés) es una técnica que captura la señal combinada del ritmo cardíaco materno y fetal. Esta señal es analizada por especialistas en señales y cardiólogos pediátricos en busca de anomalías cardíacas en el feto. En este trabajo, presentamos *Heart beating*, una aplicación para el análisis de señales NI-FECG que utiliza redes neuronales profundas para estimar el ritmo cardíaco del feto e identificar anomalías como la bradicardia o la taquicardia. A corto plazo, esta tecnología busca servir como una herramienta para el entrenamiento de cardiólogos pediátricos y en el diagnóstico médico asistido por computadora.

Palabras Clave: electrocardiografía fetal no invasiva, redes neuronales profundas, procesamiento de señales biomédicas, anomalías del ritmo cardíaco fetal, inteligencia artificial en medicina.

Heart beating: An Intelligent Prenatal Diagnosis Application

Abstract

Non-invasive fetal electrocardiography (NI-FECG) is a technique that captures the combined signal of both maternal and fetal heart rates. This signal is analyzed by signal processing specialists and pediatric cardiologists to detect cardiac anomalies in the fetus. In this article, we present Heart beating, an application for analyzing NI-FECG signals using deep neural networks to estimate the fetus heart rate and identify anomalies like the bradycardia or tachycardia. In the short term, this technology aims to serve as a tool for training pediatric cardiologists and for computer-assisted medical diagnosis.

Keywords: *non-invasive fetal electrocardiography, deep neural networks, biomedical signal processing, fetal heart rhythm anomalies, artificial intelligence in medicine.*

Introducción

En el año 2023, en México, se registraron alrededor de 23,000 muertes fetales, lo que corresponde a una tasa de 67.5 muertes por cada 100 mil mujeres de entre 15 a 49 años, de las cuales el 15% declaró no haber recibido atención prenatal [1, 2].

La detección de anomalías cardíacas en fetos requiere de especialistas en ecocardiografía obstétrica y cardiólogos pediátricos [3]. Con base en datos oficiales, en México, contamos con 107 especialistas por cada 100 mil habitantes, cifras por debajo del mínimo recomendado por la ONU, que es de 230 especialistas por cada 100 mil habitantes [4]. Esto es preocupante pues, a nivel global, se ha identificado que el 98% de las muertes fetales ocurren en poblaciones con acceso limitado a especialistas médicos, con escasos recursos o en vías de desarrollo [5].

Por otro lado, existe evidencia que la atención oportuna de anomalías en el ritmo cardíaco en fetos logra reducir la probabilidad de muerte y mejorar la calidad de vida de los neonatos [6, 7]. Los patrones anormales como aceleración o desaceleración del ritmo cardíaco son indicativos de alteraciones cardíacas como la bradicardia o la taquicardia. La manera de identificar estos patrones es a partir de técnicas de observación basadas en ecocardiografía (ECOs), electrocardiogramas (ECGs), estudio Doppler y magnetocardiografía [4].

El ECG es el procedimiento para medir la actividad eléctrica del corazón y ayuda a identificar alteraciones en el ritmo cardíaco [6]. Al practicar un ECG a una mujer embarazada, colocando los electrodos del sistema de monitoreo alrededor del vientre de la mujer, es posible obtener un ECG compuesto, es decir, con el ritmo cardíaco materno y fetal. A esta técnica, se le conoce como electrocardiograma fetal no invasivo (NI-FECG) [8].

El análisis de un ECG compuesto requiere de una colaboración multidisciplinaria: primero, especialistas en señales biomédicas separan la señal cardíaca fetal (fECG) de la materna (mECG); posteriormente, cardiólogos pediátricos y especialistas en ecocardiografía obstétrica analizan la fECG en busca de anomalías [7, 9, 10].

Heart beating

El desarrollo de tecnologías en el ámbito médico para automatizar, administrar y procesar grandes cantidades de datos son parte de los retos del *Healthcare* 4.0 [11, 12]. Para abordar estos retos, utilizamos tecnologías como el aprendizaje computacional profundo, que requiere de grandes cantidades de datos para generar resultados confiables. Con ayuda de éstas, desarrollamos *Heart beating*, una aplicación para la identificación de anomalías cardíacas en el feto a partir del análisis de señales NI-FECG.

La aplicación *Heart beating* busca reducir la probabilidad de muerte y mejorar la calidad de vida de neonatos con padecimientos cardíacos al reducir los tiempos en el proceso de detección de anomalías en el ritmo cardíaco de fetos.

Metodología para el desarrollo de Heart beating

El proceso de desarrollo contempla tres etapas principales:

1. Generación de señales NI-FECG.
2. Diseño de los modelos de redes neuronales.
3. Entrenamiento y evaluación de los modelos computacionales.

Generación de señales NI-FECG

De formar análoga al aprendizaje humano, el modelo de *Heart beating* requiere analizar un gran volumen de señales NI-FECG para identificar patrones y asociarlos al ritmo cardíaco fetal previamente anotado por un especialista.

Los modelos de redes neuronales de esta primera versión son entrenados con señales NI-FECG sintéticas, es decir, señales simuladas con anotaciones. Estas señales son generadas por el simulador *fecgsyn* de *PhysioNet* [13, 14, 15], el cual puede generar señales NI-FECG con una gran variedad de características. La selección de este simulador se basa en la variedad de parámetros que nos permite configurar como el tiempo de simulación para la señal, la

frecuencia de muestreo, el número de derivaciones, el ritmo cardíaco de la madre y del feto, movimiento fetal, contracciones uterinas en la madre y diferentes tipos de ruido en la señal.

Con ayuda del simulador, generamos más de ocho mil señales NI-FECG sintéticas con las siguientes características: tiempo de simulación de 60 segundos, frecuencia de muestreo de 1Mhz, treinta y cuatro derivaciones, ritmos cardíacos maternos en el rango de 65 a 120 *bpm*, ritmos cardíacos fetales en el rango de 60 a 200 *bpm*, sin movimiento fetal, sin contracciones uterinas de la madre y sin ruido.

Con las características anteriores, cada señal generada es representada como una matriz de 34 x 60,000 elementos. Las filas representan las lecturas obtenidas por cada uno de los 34 electrodos simulados colocados alrededor del vientre de la madre. Las columnas corresponden al número de lecturas realizadas en cada electrodo a la frecuencia de muestreo especificada. Los rangos para los ritmos cardíacos fetales corresponden a ritmos cardíacos en fetos con más de doce semanas de gestación.

Diseño de los modelos de redes neuronales

Luego de realizar un análisis de la literatura científica relacionada, identificamos varios trabajos que procesan señales NI-FECG para automatizar la extracción del complejo QRS materno y fetal a partir de un proceso de dos etapas. En la primera etapa, se elimina el QRS materno utilizando técnicas de procesamiento de señales como descomposición, reconstrucción, filtros adaptativos y eliminación de ruido [16, 17]. En la segunda etapa, se extrae el QRS fetal a partir de técnicas de filtrado de señales, entropía, extracción del espectro de la señal, aprendizaje computacional y combinaciones de éstas [18, 19]. A partir del QRS fetal, especialistas en cardiología pediátrica analizan la señal en busca de patologías del ritmo cardíaco del feto.

Durante el diseño de *Heart beating*, revisamos modelos clásicos de redes neuronales para señales en 2D como *U-Net Medical*, *FasterRCNN Resnet101* e *Inception v4*, sin embargo, ninguno de ellos se ha aplicado al procesamiento de señales de ECGs, lo que sugiere una ventana de oportunidad para esto. En esta primera versión de *Heart beating*, adaptamos la arquitectura de la red neuronal convolucional (CNN) presentada por Zhong *et. al.* en [20] para

la detección del factor QRS en señales NI-FECG. En la Tabla I, presentamos las diferencias con *Heart beating*.

Tabla I. Diferencias entre el trabajo de Zhong et. al. [20] y *Heart beating*.

Característica	Zhong et. al. [20]	<i>Heart beating</i>
Número de señales	75	>8,000
Número de derivaciones	4	34
Preprocesamiento de la señal de entrada	Sí, se descartan señales que no cumplen con criterios de calidad	No es necesario
Longitud de señal de entrada	100 ms	60,000 ms
Tipo de clasificación	Binaria (existe/no existe complejo QRS en la señal de entrada)	Multivariable (identificación del rango del ritmo cardíaco fetal)

Además, *Heart beating* explota la relación espacio-temporal de las señales generadas por el simulador. Esta relación surge de utilizar treinta y cuatro electrodos que capturan al mismo tiempo el ritmo cardíaco materno y fetal en diferentes posiciones del vientre de la madre. En la Tabla II, se describe la arquitectura de la CNN implementada.

Tabla II. Capas de la CNN implementada en *Heart beating*

Secuencia de capas	Descripción
Convolución 2D	Operación de convolución en la señal 2D de entrada
Batch normalization	Normalización de datos
ReLU	Función de activación ReLU
Convolución 2D	Operación de convolución en la señal 2D

Secuencia de capas	Descripción
Dropout	Eliminación de datos en la señal para evitar sobre ajuste
Maxpool	Extracción de valores máximos en la señal 2D
ReLU	Función de activación ReLU
Convolución 2D	Operación de convolución en la señal 2D
Dropout	Eliminación de datos en la señal para evitar sobre ajuste
Maxpool	Extracción de valores máximos en la señal
ReLU	Función de activación ReLU
Dense	Capa densa para preparar datos para la capa de salida
Softmax	Cómputo de pertenencia de la señal a las clases objetivo

Entrenamiento y evaluación del modelo neuronal *Heart beating*

La frecuencia cardíaca del feto permite identificar alteraciones cardíacas como la bradicardia, con frecuencia cardíaca menor a 100bpm, y la taquicardia, mayor a 160bpm [21]. Debido a que las señales NI-FECG fueron generadas por un simulador, las dividimos en siete grupos que nos permiten identificar estas alteraciones, ver Tabla III.

Tabla III. Correspondencia entre frecuencias cardíaca fetal y patología cardíaca

Rango de frecuencia cardíaca fetal	Patología cardíaca
60 – 79 bpm	Bradicardia severa
80 – 99 bpm	Bradicardia leve

Rango de frecuencia cardíaca fetal	Patología cardíaca
100 – 119 bpm	Sin patología
120 – 139 bpm	Sin patología
140 – 159 bpm	Sin patología
160 – 179 bpm	Taquicardia leve
180 – 200 bpm	Taquicardia severa

Los grupos de rangos de frecuencia cardíaca fetal son las clases objetivo del modelo entrenado. Para evitar el desbalance de clases, se generó un número similar de instancias para cada uno de los grupos propuestos.

Para el entrenamiento y la evaluación del modelo neuronal presentado, creamos tres grupos: “entrenamiento”, “validación” y “pruebas”, con el 70%, 20% y 10%, respectivamente, del total de señales NI-FECG generadas por el simulador. Los grupos “entrenamiento” y “validación” son utilizados durante la etapa de entrenamiento para monitorear el progreso de aprendizaje del modelo y evitar el sobreajuste. Al término de ésta, evaluamos el modelo neuronal con el grupo de “pruebas” para medir sus capacidades de generalización.

Los valores para los hiperparámetros de entrenamiento se presentan en la Tabla IV; observe que se utiliza un factor de aprendizaje bajo para asegurar la convergencia estable del modelo.

Tabla IV. Valores para los hiperparámetros de entrenamiento del modelo

Número de señales	8,806
Dimensiones de cada señal	34 x 60,000

Tamaño del lote (<i>batch size</i>)	64
Número de derivaciones	34
Número de épocas (<i>epochs</i>)	10
Factor de aprendizaje (<i>learning rate</i>)	1.0e-4
Factor de regularización (<i>weight decay</i>)	1.0e-3

Los resultados de la evaluación del modelo neuronal en el grupo de “pruebas” se presentan en la Tabla V. Los resultados son superiores a los reportados en la literatura que utilizan el complejo QRS para la predicción del ritmo cardíaco fetal. En la Figura 1, se presenta la matriz de confusión para el grupo “pruebas”, el eje horizontal presenta la clase predicha y el eje vertical la clase real. En esta matriz, observamos el número de señales NI-FECG clasificadas de manera correcta en la diagonal de ésta. Los elementos fuera de la diagonal representan a los falsos positivos y falsos negativos.

Tabla V. Resultados de evaluación del modelo neuronal

Exactitud	8,86%
AUROC	0.98
Sensibilidad	0.86
Especificidad	0.97

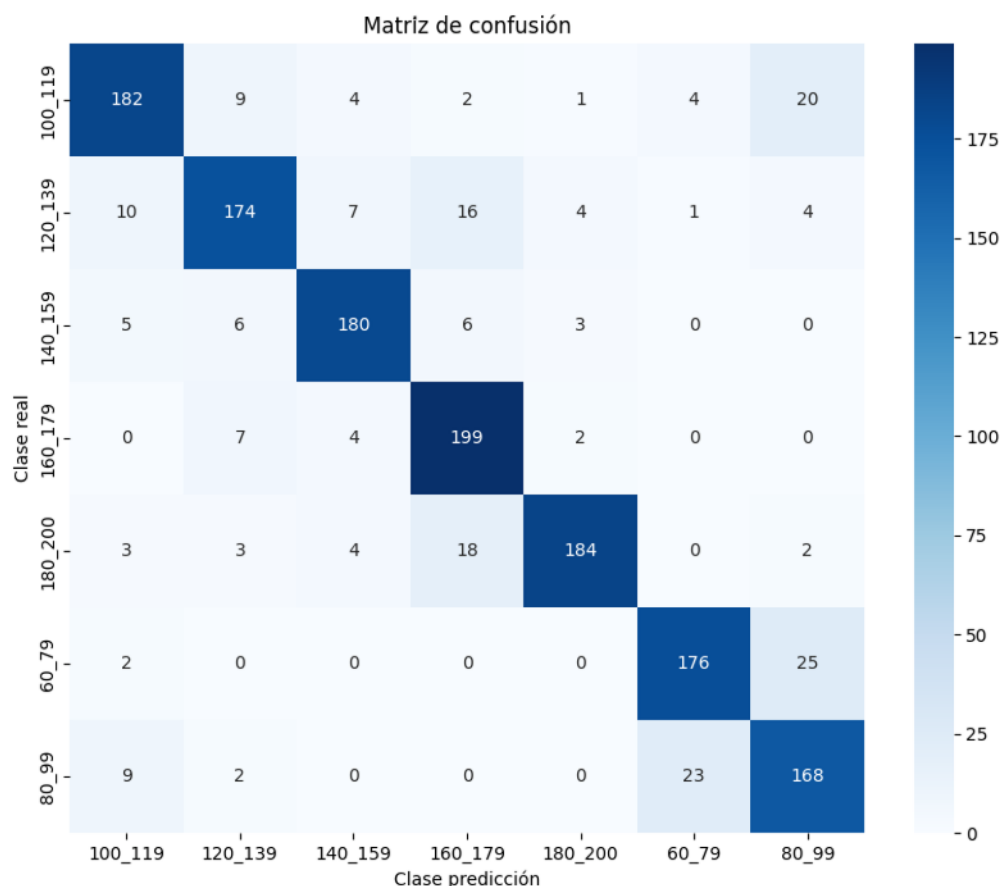


Fig. 1. Matriz de confusión para el grupo “pruebas”.

Infraestructura para el desarrollo de la aplicación *Heart beating*

Con el objetivo de apoyar e incentivar el desarrollo de proyectos de innovación tecnológica basados en inteligencia artificial, la Universidad Nacional Autónoma de México, con la participación de Huawei Technologies Mexico, la Secretaría de Relaciones Exteriores y la Cooperación Alemana para el Desarrollo Sostenible en México, invitó a la comunidad científica y sociedad en general a participar en la Convocatoria “Proyectos de investigación en Inteligencia Artificial en el Espacio de Innovación UNAM - HUAWEI” para obtener acceso a recursos de cómputo de alto desempeño con el fin de entrenar modelos de inteligencia artificial [22].

Entre los recursos a los que se tuvieron acceso durante el proyecto de desarrollo de la aplicación *Heart beating*, se encuentran servidores Huawei Atlas 800, códigos de ejemplo, modelos de redes neuronales Huawei-Ascend y cursos de capacitación.

Este tipo de esta infraestructura es fundamental en el desarrollo de aplicaciones basadas en inteligencia artificial, pues el entrenamiento de los modelos neuronales requiere de una gran cantidad de recursos computacionales, en capacidades tanto de almacenamiento como de procesamiento.

Conclusiones

La aplicación *Heart beating* permite la identificación de ritmos cardíacos fetales a partir de señales NI-FECG sin requerir preprocesamiento, esto permite la identificación de anomalías cardíacas como la bradicardia y la taquicardia. Los resultados de la evaluación del modelo superan a los reportados por los trabajos relacionados, sin embargo, aún se realizan mejoras para extender sus capacidades de aplicación para su uso clínico.

La primera versión de *Heart beating* ha sido desarrollada como una prueba de concepto por lo que, para versiones posteriores, se espera contar con señales NI-FECG más complejas, que incluyan movimientos del feto y contracciones uterinas de la madre. Además, para evaluar la robustez de *Heart beating*, se espera aplicarla en la predicción de ritmos cardíacos fetales en señales clínicas y, de ser necesario, ajustar tanto los parámetros como el diseño de los modelos neuronales con base en los resultados de predicción.

En particular, el desarrollo de la aplicación *Heart beating* es un primer paso para reducir los tiempos de diagnóstico y tratamiento, cruciales en el caso de anomalías cardíacas en fetos. La aplicación de la inteligencia artificial como apoyo en el diagnóstico médico se visualiza como un área con grandes oportunidades, pero también con grandes retos que, para superarlos, se requiere de la colaboración de especialistas en varios campos de la ciencia como la medicina, ciencias computacionales, matemáticas, física, biología, química, entre otras.

Por otro lado, es también importante dar crédito a las estrategias de colaboración y acceso a infraestructura de cómputo de alto desempeño como la propuesta por la Alianza UNAM-HUAWEI mediante la convocatoria "Proyectos de investigación en Inteligencia Artificial

en el Espacio de Innovación UNAM - HUAWEI", pues resultan esenciales para el desarrollo de tecnologías y proyectos de investigación que utilicen la inteligencia artificial como apoyo en el diagnóstico médico.

Referencias

- [1] INEGI "Estadísticas de defunciones fetales (EDF) 2023', Comunicado de prensa número 499/24. [online] 24/10/2024
Disponible:<https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/boletines/2024/EDF/EDF2023.pdf>
- [2] CONEVAL "Estimaciones de pobreza multidimensional 2018 y 2020, CONEVAL", Comunicado de prensa Num. 09. [online] 30/08/2024. Disponible:
https://www.coneval.org.mx/SalaPrensa/Comunicadosprensa/Documents/2021/COMUNICADO_009_MEDICION_POBREZA_2020.pdf
- [3] C. García-Guevara, J. Pérez-Pedregosa, M. Cazzaniga, "El diagnóstico en el feto cardiópata", *An Pediatr Contin*. Vol. 10, No. 6, pp. 324-333, 2012.
- [4] Secretaría de salud, Médicos especialistas en México, May, 2022. [online] 30/10/2024. Disponible:
https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/729437/CPM_Salud_Me_dicos_especialistas__31may22.pdf
- [5] Z. A. Bhutta, M.Y. Yakoob, J. E. Lawn, A. Rizvin, I. K. Friberg, E. Weissman, E. Buchmann, R. L. Goldenberg "Stillbirths Series steering committee. Stillbirths: what difference can we make and at what cost?", *Lancet*, Vol. 377, No. 9776, pp. 1523-1538, Apr 2011.
- [6] L. M. Garrido-García, M. G. Delgado-Onofre, "Trastornos del ritmo en el recién nacido", *Acta Pediatr Mex*. Vol. 35, No. 2, pp. 148-158, Jan 2014.
- [7] R. Vullings, "Fetal Electrocardiography and Deep Learning for Prenatal Detection of Congenital Heart Disease", 2019 Computing in Cardiology CinC, Singapore, 2019, pp. 1-4.

- [8] G. Aggarwal, Y. Wei, "Non-Invasive Fetal Electrocardiogram Monitoring Techniques: Potential a and Future Research Opportunities in Smart Textiles", *Signals* Vol. 2, No. 3. pp. 392-412. 2021.
- [9] J. Behar, J. Oster, G. D. Clifford. "Non-invasive FECG extraction from a set of abdominal sensors", *Computing in Cardiology 2013*, Zaragoza, Spain, 2013, pp. 297-300.
- [10] W. Lo, P. Y. Tsai "Deep Learning for Detection of Fetal ECG from MultiChannel Abdominal Leads", 2018 Asia-Pacific Signal and Information Processing, Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC), Honolulu, HI, USA, 2018, pp. 1397-1401.
- [11] A. Gupta, A. Singh, "Healthcare 4.0: recent advancements and futuristic research directions". *Wirel Pers Commun.* Vol. 29, No. 2, pp. 933-952. 2023.
- [12] J. N. Muñoz-Montes-de-Oca, H. Romero-Morales, J. J. Reyes-Lagos, "De estetoscopios a dispositivos inteligentes: una revolución del monitoreo materno-fetal", *Ciencia*, Vol. 75. No. 4, pp. 85-89, 2024
- [13] A. Goldberger, L. Amaral, L. Glass, J. Hausdorff, P. C. Ivanov, R. Mark, J. E. Mietus, G. B. Moody, C. K. Peng, H. E. Stanley. "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals", 2000, [online] 07/11/2024. Disponible: <https://physionet.org/content/challenge-2013/1.0.0>
- [14] F. Andreotti, J. Behar, S. Zaunseder, J. Oster, G.D. Clifford, "An open-source framework for stress-testing non-invasive foetal ECG extraction algorithms", *Physiological Measurement*, Vol. 37, No. 5, pp. 627-648, 2016.
- [15] J. Behar, F. Andreotti, S. Zaunseder, Q. Li, J. Oster, G. D. Clifford, "An ECG imulator for generating maternal-foetal activity mixtures on abdominal ECG recordings", *Physiological Measurement*, Vol. 35, No. 8. pp. 1537-1550, 2014.
- [16] I. Silva, J. Behar, R. Sameni, T. Zhu, J. Oster, G.D. Clifford, G. B. Moody, "Noninvasive Fetal ECG: the PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2013". *Computing in cardiology 2013*, Zaragoza, Spain, 2013, Vol. 40, pp. 149-152.

- [17] A. Georgieva, P. Abry, M. G. Frasc, I. M. Nunes, eds. (2022), *Fetal-Maternal Monitoring in the Age of Artificial Intelligence and Computer-Aided Decision Support: A Multidisciplinary Perspective*, Lausanne: Frontiers Media SA.
- [18] X. Li, J. Wan, & X. Peng, "Review of Non-Invasive Fetal Electrocardiography Monitoring Techniques", *Sensors*, 25(5), 1412, 2025.
- [19] F. Eleni, V. Rik, "Multi-Channel Fetal ECG Denoising With Deep Convolutional Neural Networks", *Frontiers in Pediatrics*, Vol. 8, 2020.
- [20] W. Zhong, L. Liao, X. Guo, G. Wang "A deep learning approach for fetal QRS complex detection", *Physiological Measurement*, Vol. 39, pp. 1-9. 2018.
- [21] "What is fetal heart monitoring", *Fetal Heart Monitoring*, Johns Hopkins, Medicine, [online] 13/08/2025. Available: <https://www.hopkinsmedicine.org/health/treatment-tests-and-therapies/fetal-heart-monitoring>
- [22] Alianza "Proyectos de Investigación en Inteligencia Artificial en el Espacio de Innovación UNAM-HUAWEI", [online] 13/08/2025 Disponible: <https://alianza.unam.mx/convocatoria-2022/>