

Bosque Aleatorio Basado en Rasgos Tiempo-Frecuencia de la VFC Fetal para la Clasificación de Actividad Uterina en Fetos a Término y Pretérmino

R. L. Olmos Ramírez¹, M.A. Peña Castillo¹, J.C. Echeverría Arjonilla¹, O. Yáñez Suárez¹, Hugo Mendieta-Zerón^{2,3}, J. J. Reyes Lagos²

¹División de Ciencias Básicas e Ingeniería, Universidad Autónoma Metropolitana, Ciudad de México, México

²Facultad de Medicina, Universidad Autónoma del Estado de México, Toluca de Lerdo, México

³Hospital Materno Perinatal “Mónica Pretelini Saénz”, Instituto de Salud del Estado de México, Toluca de Lerdo, México

Abstract—

The aim of this work was to discriminate contraction and rest periods during active labor by implementing a random forest classifier of time-frequency features from fetal heart rate variability (fHRV) data. fHRV time series from term (PT = 38) and preterm (PP = 25) fetuses were analyzed. Series were segmented according to the presence or absence of uterine activity. Subsequently, time-frequency indices of fHRV such as the flow (0°, 45° and 90°) and energy (very low, low and high frequency) were calculated. The classifier obtained an area under the ROC curve of 0.87 and 0.88 for PT and PP, respectively. Our results suggest that in both groups there is a different cardiac dynamic between periods of contraction and periods of rest. Therefore, it is important to consider the differences between the two periods to adequately characterize the fetal response to labor.

Palabras clave— **Bosque aleatorio, Fetal, VFC, Parto**

I. INTRODUCCIÓN

La evaluación del estado de bienestar fetal durante el trabajo de parto se considera fundamental para poder tomar decisiones a tiempo en caso de riesgo de muerte o de daño neurológico permanente. Particularmente, el parto pretérmino se reconoce como una complicación obstétrica a nivel mundial por las implicaciones que suele tener en la salud del infante que nace en estas condiciones [1].

Una forma que se ha propuesto para determinar el bienestar fetal de forma no invasiva, es el análisis de la variabilidad de la frecuencia cardiaca fetal (VFCf), pues se conoce que ésta se asocia al estado del sistema nervioso autónomo fetal [2]. El estudio de la VFCf involucra la implementación de índices que describen diferentes aspectos de la señal en el dominio del tiempo, la frecuencia, o ambos. De forma similar a los estudios en adultos, para el estudio de la función autonómica fetal se utilizan los índices basados en la potencia espectral en bandas de frecuencia representativas, que suelen ser la de alta, media, baja y muy baja frecuencia [3]. Sin embargo, se han encontrado varios retos con relación a la dificultad que involucra detectar y caracterizar la señal cardiaca fetal transabdominal sobre todo durante trabajo de parto activo. Además de que por sí

mismas las señales de la VFCf se describen como no estacionarias [4]. La señal de VFCf puede tener artefactos que suelen presentarse como latidos cardíacos detectados incorrectamente o latidos cardíacos no detectados. Es por ello que en algunos trabajos se ha propuesto el uso de índices definidos en el espacio tiempo-frecuencia que utilizan métodos que permiten contender con la no estacionariedad de la señal, y con los artefactos inherentes al registro de una señal de baja amplitud a través del abdomen [5]. La transformada wavelet (TW) es una herramienta que se ha utilizado para el análisis en el dominio tiempo-frecuencia. De acuerdo con Peters et al., la TW es útil para calcular de manera confiable parámetros espectrales incluso cuando se pierden segmentos de datos debido a artefactos [6].

Así mismo, para atender a las condiciones cambiantes materno-fetales durante el trabajo de parto, otros autores han propuesto la implementación de clasificadores basados en diferentes características de la VFCf para mejorar la detección del sufrimiento fetal durante el trabajo de parto [7], [8].

En 2018, Warmerdam et al.[8], implementaron una máquina de soporte vectorial para clasificar fetos con desenlaces favorables o desfavorables al nacer. Los autores encontraron que el clasificador obtenía mejores resultados cuando se distinguían los rasgos obtenidos en periodos de contracción de aquellos obtenidos en periodos de reposo. Mostrando así que separar las etapas de contracción y de reposo puede ayudar a caracterizar de forma más apropiada la respuesta fetal al trabajo de parto y mejorar así la detección de sufrimiento fetal.

El objetivo de este estudio fue implementar un clasificador tipo bosque aleatorio basado en rasgos tiempo-frecuencia de la señal de VFCf de fetos a término (PT) para discriminar periodos de contracción y periodos de reposo durante el trabajo de parto. El desempeño de éste se evaluó también en la clasificación de señales de VFCf de fetos pretérmino (PP). Nuestra hipótesis fue que utilizando un clasificador de bosque aleatorio es posible discriminar los periodos de contracción y de reposo tanto en fetos PT como en PP a partir de rasgos tiempo-frecuencia extraídos de la VFCf.

II. METODOLOGÍA

Se construyó un clasificador tipo bosque aleatorio basado en rasgos tiempo-frecuencia de la señal de la VFCf de PT para catalogar periodos de contracción y periodos de reposo. Posteriormente, el mismo clasificador se evaluó con los datos obtenidos de señales de la VFCf de PP para determinar si la capacidad de clasificación se mantenía similar. A continuación, se describe la base de datos utilizada, el preprocesamiento de las señales, la selección de rasgos, la construcción del clasificador y sus evaluaciones

A. Base de datos

Los datos se obtuvieron de registros electrofisiológicos transabdominales durante el trabajo de parto activo a término y durante trabajo de parto activo pretérmino. De estos se obtuvo la señal de variabilidad de la frecuencia cardíaca fetal (VFCf) y simultáneamente la envolvente de la actividad eléctrica uterina con el software Monica DK Monica Healthcare, Reino Unido). La base de datos fue obtenida en mujeres mexicanas de entre 18 y 32 años residentes del Valle de Toluca y atendidas en el Hospital Materno Perinatal "Mónica Pretelini" en la ciudad de Toluca. Ésta incluyó dos grupos: 25 mujeres en trabajo de parto pretérmino (edad gestacional <37 semanas) y 38 mujeres en trabajo de parto a término (edad gestacional 39 a 41 semanas). El registro de ECG transabdominal se realizó con un monitor materno-fetal Monica AN24® (Monica Healthcare, Reino Unido) con una frecuencia de muestreo de 900 Hz. Se consideró al trabajo de parto activo como la presencia de 3 a 4 contracciones uterinas en 10 minutos, dilatación cervical de al menos 4 cm y un borramiento del cérvix del 50%.

B. Preprocesamiento de las señales

Los registros transabdominales son propensos, entre otros factores, a artefactos causados por el movimiento en el contacto de electrodos y por los movimientos de la mujer embarazada o del feto [4],[9]. Por esto, se realizó un preprocesamiento de la VFCf obtenida de estos registros. Se utilizaron 20 minutos de cada una de estas series, a las que se les aplicó un algoritmo de filtrado, para la eliminación de artefactos que no fueran de origen sinusoidal, constituyente de dos filtros secuenciales (de porcentaje y control) basados en la media y desviación estándar adaptativas [10]. Se aplicó un muestreo a 4 Hz, de acuerdo con lo propuesto para la realización de un análisis espectral de la VFCf, a través de una interpolación *spline* cúbica [11].

C. Extracción de rasgos

Se utilizaron funciones programadas en MATLAB (The MathWorks, Inc.), versión 2020b para la extracción de los rasgos para clasificación obtenidos del espectro tiempo-frecuencia con la transformada wavelet continua (TWC) de los registros de VFCf. Esta transformada expande funciones en términos de funciones base, definidas en tiempo y frecuencia, generadas a partir de las traslaciones y el

escalamiento de una función fija llamada wavelet madre ψ . La TWC de una señal real $s(t)$ con respecto a la función Wavelet $\psi(t)$ se define como:

$$S(b, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} \psi' \left(\frac{t-b}{a} \right) s(t) dt \quad (1)$$

En donde ψ' es el complejo conjugado de ψ que está definido en el semiplano abierto (b, a) y las variables b y a son los parámetros de traslación y escalamiento, respectivamente.

Para obtener el espectrograma tiempo-frecuencia en este estudio, se utilizó la función Morlet analítica como wavelet madre. El espectrograma tiempo-frecuencia obtenido con la TWC se dividió en periodos de tiempo delimitados por la señal de contracciones uterinas. Para ello se consideraron como contracciones todos los periodos con aumento de la amplitud de la señal uterina cuyo valor máximo fuera mayor a 50 unidades arbitrarias (U.A.), lo que corresponde al rango de contracciones moderadas (51-100 U.A.) y fuertes (> 101 U.A.) [12]. De esa forma se definieron dos clases: la clase correspondiente a las series obtenidas durante los periodos de reposo y la clase correspondiente a las series obtenidas en periodos durante la contracción para los grupos de PT y PP.

En cada uno de estos periodos se extrajeron los rasgos que describen al espectrograma y los que describen la potencia espectral de las bandas de frecuencia representativas:

-Rasgos del espectrograma:

Flujo: Calcula la tasa de cambio de la potencia local del espectrograma $(p[n,m])$ tiempo-frecuencia. Se define como

$$flujo[k_1, k_2] = \sum_{n=1}^{N-k_1} \sum_{m=1}^{M-k_2} |p[n+k_1, n+k_2] - p[n, m]| \quad (2)$$

Donde n y m corresponden a la posición en tiempo y frecuencia respectivamente y, N y M al último elemento de los rangos estudiados en cada una de estas dimensiones. De tal forma que (k_1, k_2) es la dirección del flujo que puede ser $(0,1)$ de 0° , $(1,1)$ de 45° y $(1,0)$ de 90° [7].

Concentración de energía: refleja la concentración o escasez de energía, y se define como:

$$Energía = \frac{(\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \sqrt{|p[n,m]|})^2}{M} \quad (3)$$

La concentración de la energía en cada periodo de análisis se calculó tanto para todas las frecuencias en el periodo, como para las bandas de frecuencia representativas de la VFCf. Las bandas de frecuencia que se tomaron en cuenta fueron: muy baja frecuencia (0.003-0.05 Hz), baja frecuencia (0.05-0.2 Hz) y alta frecuencia (0.2-1 Hz) [3].

-Rasgos de potencia espectral:

Se determinaron las potencias de las bandas de baja y alta frecuencia de la señal de VFCf a partir del

espectrograma utilizando la TWC inversa siguiendo la metodología propuesta por Cartas-Rosado et al., [13].

D. Construcción del clasificador

El bosque aleatorio es un tipo de clasificador formado por un conjunto de árboles de decisión que se utilizan para compensar la inestabilidad de la decisión de un solo árbol a pequeñas variaciones en los datos. Los árboles de decisión funcionan mediante la separación y clasificación de los datos al hacer particiones con respecto a los rasgos o características [14]. Las divisiones se realizan de manera estratégica al implementar algoritmos que optimizan el desempeño de cada partición.

Para construir el clasificador se utilizó la implementación en Python de *Scikit-learn* [15]. En la construcción del clasificador se emplearon únicamente las series de datos de fetos PT, los cuales se separaron aleatoriamente en un subconjunto de entrenamiento (70%) y un subconjunto de prueba (30%). Con el subconjunto de entrenamiento se encontraron los mejores hiperparámetros a través de una validación cruzada de 10 vías. Se construyó como clasificador un bosque aleatorio de 15 árboles CART con máxima profundidad de 9 niveles, cuyo criterio de decisión para las particiones fue el índice Gini. Éste describe la capacidad de éxito o fracaso de clasificar correctamente los datos (periodos contracción vs no contracción) con cada uno de los rasgos.

E. Evaluación de calidad del clasificador

El clasificador fue evaluado por separado con un subconjunto de prueba de fetos PT (30%) y los datos de fetos PP (100%). Las métricas de evaluación de la clasificación que se utilizaron fueron precisión (ACC), sensibilidad (SE), especificidad (SPE), área bajo la curva ROC (AUROC) [16].

III. RESULTADOS

La tabla 1 muestra el número de periodos procesados para ambos grupos.

TABLA 1
RESUMEN DE PERIODOS PROCESADOS

Parámetro	Término (PT)	Pretérmino (PP)
Número de participantes	38	25
Periodos de contracción	267	197
Periodos de reposo	229	172
Periodos totales	496	369

La Fig.1 ilustra cómo se definieron los periodos de contracción y reposo para un caso PP. En la parte inferior se muestra la señal de actividad uterina sobre la que se somborean en rojo los periodos de contracción. Como se puede observar el inicio y fin de una contracción se definen desde el inicio del aumento en la amplitud con respecto a la línea basal, hasta que se recuperan los valores de esa misma referencia. Dichos periodos son los que se utilizaron para

extraer los rasgos del espectrograma mostrado como una superficie de diferentes tonalidades en la parte central de la Fig.1.

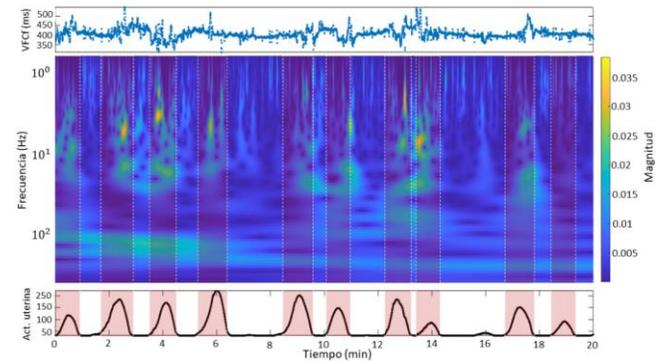


Fig. 1. Delimitación de periodos de contracción y no contracción. Gráfico superior: señal de variabilidad de la frecuencia cardiaca fetal (VFCf) del grupo pretérmino (PP). Gráfico central: espectrograma tiempo-frecuencia de la VFCf. Gráfico inferior: señal envolvente de la actividad eléctrica uterina.

Al hacer un conteo de cuántas veces el clasificador utilizó un rasgo para realizar la mejor partición en los nodos se pueden determinar los rasgos que resultaron más relevantes para la clasificación. Los rasgos más relevantes fueron los de Flujo a 0° (0.22), y la Energía en la banda de alta frecuencia (0.18), que en conjunto definieron el 40% de las particiones.

El AUROC es una métrica ampliamente usada para verificar el desempeño de un clasificador. El clasificador que se construyó aquí resultó tener buen desempeño (Fig. 2), pues para ambos grupos se obtuvo un AUROC cercana a 0.9 (siendo 1 el valor más alto posible).

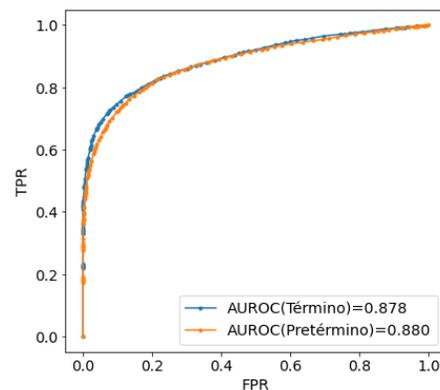


Fig. 2. Curvas ROC del clasificador de periodos de contracción y reposo para ambos grupos.

TABLA 2
MÉTRICAS DE EVALUACIÓN DE CLASIFICACIÓN

Métrica	Término (PT)	Pretérmino (PP)
Precisión (ACC)	0.820 [0.774,0.857]	0.816
Sensibilidad (SEN)	0.907 [0.852,0.961]	0.909

Especificidad (SPE)	0.733 [0.638,0.810]	0.709
Área bajo la curva ROC (AUROC)	0.878 [0.799, 0.956]	0.880

En la Tabla 2 se muestran los valores obtenidos por el árbol aleatorio al clasificar periodos de contracción y reposo para el grupo de señales de PP y PT. Además, para el grupo PT se reportan los intervalos de confianza obtenidos de la validación cruzada con el conjunto de entrenamiento. Se puede observar que bajo todas las métricas el desempeño del clasificador en ambos grupos es similar.

IV. DISCUSIÓN

De acuerdo con la literatura consultada, este es el primer estudio que utiliza un clasificador de bosque aleatorio basado en rasgos de tiempo-frecuencia de la VFCf para la identificación de actividad uterina en fetos a término y pretérmino. Los resultados obtenidos al evaluar el desempeño del bosque aleatorio en los datos de PP muestran que con éste es posible clasificar periodos de contracción y no contracción con desempeño similar en estas señales que con señales de PT a partir de las que el clasificador fue obtenido. Esto que sugiere que al igual que como describen Warmerdam y colaboradores [8], existe una diferencia de comportamiento en la VFCf entre los periodos de contracción y los periodos de no contracción en ambos grupos. Además, que los aspectos que generan esa separabilidad de los tipos de periodos podrían ser los mismos para el grupo PP que para el grupo PT. Estos resultados dirigen a tratar los periodos de contracción y reposo como dos fases distintas en la respuesta fetal al trabajo de parto, lo que debe ser considerado en futuros estudios de la actividad del sistema nervioso autónomo a través de la VFCf.

Además, se encontró que los rasgos más relevantes fueron el flujo a 0° y la energía en la banda de alta frecuencia del espectrograma. Es decir que son aquellos que pueden ayudar a diferenciar en mayor medida una actividad distinta entre periodos de contracción y no contracción. El primero muestra que el cambio de la energía instantánea en el tiempo es distinto, lo que podría atribuirse a las aceleraciones y desaceleraciones de la actividad cardiaca fetal en respuesta a las contracciones que se han descrito con anterioridad [17]. Mientras que la diferencia en la energía en la banda de alta frecuencia podría estar reflejando diferencias de la actividad vagal fetal o la arritmia sinusal respiratoria.

V. CONCLUSIONES

Se encontró que existe una diferencia en la VFCf entre los periodos de contracción y los periodos de reposo tanto en el trabajo de parto a término como en pretérmino. Así mismo, se identificó que los rasgos de mayor relevancia para identificar esta diferencia entre ambos periodos corresponden tanto a los cambios instantáneos de la energía

en el tiempo como a los relacionados con la respuesta cardiaca a la actividad parasimpática fetal. Nuestros resultados sugieren que es necesario distinguir entre los periodos de presencia y ausencia de contracción uterina para caracterizar adecuadamente y conocer a mayor profundidad la respuesta cardiaca fetal en el trabajo de parto.

REFERENCIAS

- [1] N. M. Nour, "Premature delivery and the millennium development goal.," *Rev. Obstet. Gynecol.*, vol. 5, no. 2, pp. 100–5, 2012, doi: 10.3909/riog0189.
- [2] C. Garabedian, J. De Jonckheere, L. Butruille, P. Deruelle, L. Storme, and V. Houfflin-Debarge, "Understanding fetal physiology and second line monitoring during labor," *J. Gynecol. Obstet. Hum. Reprod.*, vol. 46, no. 2, pp. 113–117, 2017, doi: 10.1016/j.jogoh.2016.11.005.
- [3] M. Romano, L. Iuppariello, A. M. Ponsiglione, G. Improta, P. Bifulco, and M. Cesarelli, "Frequency and Time Domain Analysis of Foetal Heart Rate Variability with Traditional Indexes: A Critical Survey," *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2016, pp. 16–19, 2016, doi: 10.1155/2016/9585431.
- [4] A. R. Zizzo, I. Kirkegaard, J. Hansen, N. Uldbjerg, and H. Mølgaard, "Fetal Heart Rate Variability Is Affected by Fetal Movements: A Systematic Review," *Front. Physiol.*, vol. 11, no. September, 2020, doi: 10.3389/fphys.2020.578898.
- [5] C. E. Valderrama Cuadros, N. Katebi, F. Marzbanrad, P. Rohloff, and G. D. Clifford, "A review of fetal cardiac monitoring, with a focus on low-and middle-income countries," *Physiol. Meas.*, Oct. 2020, doi: 10.1088/1361-6579/abc4c7.
- [6] C. H. L. Peters, R. Vullings, M. J. Rooijackers, J. W. M. Bergmans, S. G. Oei, and P. F. F. Wijn, "A continuous wavelet transform-based method for time-frequency analysis of artefact-corrected heart rate variability data," *Physiol. Meas.*, vol. 32, no. 10, pp. 1517–1527, 2011, doi: 10.1088/0967-3334/32/10/001.
- [7] R. Zeng, Y. Lu, S. Long, C. Wang, and J. Bai, "Cardiotocography signal abnormality classification using time-frequency features and Ensemble Cost-sensitive SVM classifier," *Comput. Biol. Med.*, vol. 130, no. September 2020, p. 104218, 2021, doi: 10.1016/j.combiomed.2021.104218.
- [8] G. J. J. Warmerdam *et al.*, "Detection rate of fetal distress using contraction-dependent fetal heart rate variability analysis," *Physiol. Meas.*, vol. 39, no. 2, p. aaa925, 2018, doi: 10.1088/1361-6579/aaa925.
- [9] J. Spilka *et al.*, "Automatic Evaluation of FHR Recordings from CTU-UHB CTG Database," in *Information Technology in Bio-and Medical Informatics*, 2013, pp. 47–61.
- [10] N. Wessel *et al.*, "Nonlinear analysis of complex phenomena in cardiological data," *Herzschrittmachertherapie und Elektrophysiologie*, vol. 11, no. 3, pp. 159–173, 2000, doi: 10.1007/s003990070035.
- [11] D. Singh, K. Vinod, and S. C. Saxena, "Sampling frequency of the RR interval time series for spectral analysis of heart rate variability.," *J. Med. Eng. Technol.*, vol. 28, no. 6, pp. 263–272, 2004, doi: 10.1080/03091900410001662350.
- [12] J. Sletten, T. Kiserud, and J. Org, "Effect of uterine contractions on fetal heart rate in pregnancy: a prospective observational study," vol. 95, pp. 1129–1135, 2016, doi: 10.1111/aogs.12949.
- [13] R. Cartas-Rosado *et al.*, "Continuous wavelet transform based processing for estimating the power spectrum content of heart rate variability during hemodiafiltration," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 62, 2020, doi: 10.1016/j.bspc.2020.102031.
- [14] R. Duda, P. Hart, and D. Stork, *Pattern Classification*, 2nd ed. New York, NY, USA: John Wiley & Sons, Inc, 2000.
- [15] P. Fabian *et al.*, "Scikit-learn: Machine Learning in Python," *J. of Machine Learn. Res.*, vol. 12, pp. 2825–2830, 2011, [Online]. Available: <http://jmlr.org/papers/v12/pedregosa11a.html>.
- [16] T. Fawcett, "An introduction to ROC analysis," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 27, no. 8, pp. 861–874, 2006, doi: 10.1016/j.patrec.2005.10.010.
- [17] E. Z. Zimmer, Y. Paz, J. A. Copel, and Z. Weiner, "The effect of uterine contractions on intrapartum fetal heart rate analyzed by a computerized system," *Am. J. Obstet. Gynecol.*, vol. 178, no. 3, pp. 436–440, 1998, doi: 10.1016/S0002-9378(98)70416-8.