

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MÉXICO  
FACULTAD DE MEDICINA  
LICENCIATURA EN BIOINGENIERÍA MÉDICA  
DEPARTAMENTO DE EVALUACIÓN PROFESIONAL



***ANÁLISIS DE RASGOS LINEALES Y NO LINEALES EN SEÑALES FISIOLÓGICAS  
MATERNO-FETALES COMO HERRAMIENTA AUXILIAR EN EL DIAGNÓSTICO DEL  
INICIO DEL TRABAJO DE PARTO.***

TESIS  
QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE LICENCIADO EN BIOINGENIERÍA MÉDICA

PRESENTA:

P.L.B.M. ESTUARDO PÉREZ BLANCO

DIRECTOR DE TESIS:

DR. EN C. JOSÉ JAVIER REYES LAGOS

REVISORES DE TESIS:

DRA. EN C. ADRIANA CRISTINA PLIEGO CARRILLO

M. EN C. CLAUDIA IVETTE LEDESMA RAMIREZ

TOLUCA, ESTADO DE MEXICO, 2023

1	Contenido	
1.	Resumen.....	5
2.	Abreviaturas.....	6
3.	Marco teórico.....	7
3.1.	El trabajo de parto.....	7
3.2.	Fisiología del corazón.....	8
3.3.	Monitorización materno fetal en el trabajo de parto.....	9
3.4.	Variabilidad de la frecuencia cardiaca (VFC).....	10
3.5.	Modificaciones autonómicas durante el trabajo de parto.....	11
3.6.	Análisis de la variabilidad de la frecuencia cardiaca materna y fetal.....	12
3.7.	Monitorización materno-fetal en el trabajo de parto.....	15
3.8.	Técnicas de clasificación.....	15
3.9.	Aplicación de las técnicas de clasificación en el análisis de señales fisiológicas.....	16
3.10.	Aplicación de las técnicas de la clasificación en el ámbito ginecológico.....	16
4.	Planteamiento del problema.....	18
5.	Justificación.....	19
6.	Meta de ingeniería.....	20
7.	Objetivos.....	20
7.1.	Objetivo general:.....	20
7.2.	Objetivos específicos:.....	20
8.	Método.....	21
8.1.	Universo de trabajo y muestra.....	21
8.2.	Instrumento de investigación.....	22
8.3.	Operacionalización de variables.....	22
8.4.	Diseño del estudio.....	25
8.4.1.	Preprocesamiento y acondicionamiento de las señales.....	25
8.4.2.	Entrenamiento de los clasificadores.....	27
8.4.3.	Evaluación de los clasificadores.....	30
9.	Resultados.....	31
10.	Discusión.....	37
11.	Conclusiones.....	41
12.	Trabajo futuro y recomendaciones.....	42

13. Anexos .....	43
13.1. Implicaciones éticas .....	43
13.2. Tablas complementarias .....	44
13.3. Tablas de resultados completos.....	48
14. Bibliografía .....	57

## 1. Resumen

El trabajo de parto es un proceso fisiológico natural. Sin embargo, existe evidencia limitada de los mecanismos de regulación fisiológicos maternos y fetales que se producen sobre la actividad del sistema nervioso autónomo (SNA) al momento de desencadenarse. La variabilidad de la frecuencia cardiaca (VFC) es una herramienta no invasiva que puede servir para medir de forma indirecta el SNA cardiaco.

El objetivo del trabajo fue implementar clasificadores basados en rasgos lineales y no lineales de la variabilidad de la frecuencia cardiaca materna y fetal como herramienta auxiliar en el diagnóstico del inicio del trabajo de parto. La meta del presente trabajo fue la obtención de un modelo de clasificador basado en rasgos lineales de la VFC materna y fetal que permitiera discriminar el inicio fisiológico del trabajo de parto, además de brindar una precisión de clasificación igual o superior al 75% y un área bajo la curva mayor o igual a 0.80.

Se analizó una base de datos de registros transabdominales de 45 mujeres en tercer trimestre de embarazo (sin manifestación de trabajo de parto), y 23 mujeres en trabajo de parto a término ( $39.6 \pm 1.2$  semanas de gestación por fecha de última menstruación o FUM) que fue previamente adquirida durante el periodo de 2015-2016 en el Centro de Investigación Materno-infantil del Grupo de estudios al nacimiento (CIMIGen) en la Ciudad de México. Se extrajeron segmentos de señales R-R de 2 y 5 minutos maternas y fetales de los registros para calcular índices lineales y no lineales de la VFC. Se entrenaron clasificadores de tipo Árbol de decisión, KNN, MSV, ENSAMBLE con el propósito de discriminar entre las clases de tercer trimestre y trabajo de parto.

El mejor resultado se encontró Implementado un clasificador KNN ponderado, usando segmentos RR maternos de 5 minutos, con 12 rasgos lineales y no lineales, con *Principal component analysis* (PCA) de 7 componentes numéricos, obteniendo los siguientes valores: 76% de precisión, 80% de verdaderos positivos 30% de falsos negativos con un área bajo la curva de 0.81.

Estos hallazgos sugieren que la implementación de clasificadores basados en rasgos lineales y no lineales de la VFC de corta duración (5 minutos) son capaces de discriminar entre las condiciones de tercer trimestre de embarazo (sin trabajo de parto) y trabajo de parto. Por lo que el desarrollo y uso de estas herramientas aplicadas al campo de la ginecología y obstetricia podrían ser usada para la detección de partos prematuros y el entendimiento de los mecanismos fisiológicos que involucra el trabajo de parto.

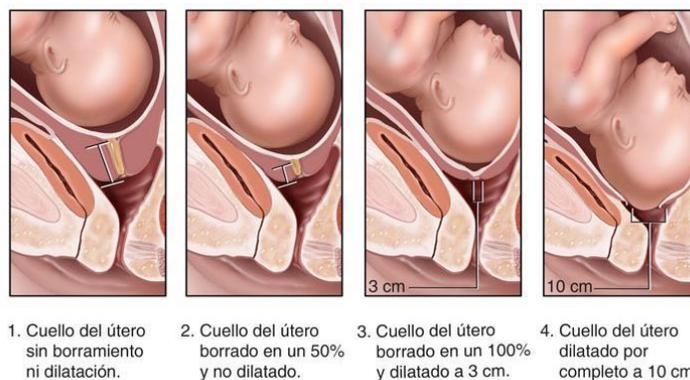
## 2. Abreviaturas

ECG	Electrocardiograma
VFC	Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca
SDNN	Desviación estándar de todos los intervalos RR identificados en el electrocardiograma
SDANN	Desviación estándar de los promedios de intervalos RR de segmentos de 5 minutos en un registro de largo plazo
RMSSD	Raíz cuadrada del promedio de la suma de las diferencias cuadráticas entre intervalos RR adyacentes
NNx	Número de diferencias entre intervalos RR adyacentes, mayores de x ms
pNNx	Se define como el porcentaje de diferencias absolutas en intervalos RR consecutivos que son mayores a x milisegundos
HF	Bandas espectrales de alta frecuencia
LF	Bandas espectrales de baja frecuencia
VLF	Bandas espectrales de muy baja frecuencia
OCDE	Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos
PIB	Producto Interno Bruto
AvRR	Valor promedio de picos RR
RRSD	Desviación estándar entre picos RR
alfa1	Exponente de escalamiento fractal de corto plazo
alfa2	Exponente de escalamiento fractal de largo plazo
alfa1mag	Exponente de escalamiento de magnitud de corto plazo
alfa2mag	Exponente de escalamiento de magnitud de largo plazo
alfa1sig	Exponente de escalamiento de signo de corto plazo
alfa2sig	Exponente de escalamiento de signo de largo plazo
MSV	Máquinas de soporte vectorial
KNN	k-vecinos más cercanos
DFA	Análisis de fluctuaciones sin tendencia
PCA	Análisis de principales componentes
ROC	Característica operativa del receptor
AUC	Área bajo la curva

### 3. Marco teórico

#### 3.1. El trabajo de parto

El trabajo de parto es un proceso fisiológico típico de los mamíferos y tiene como objetivo expulsar al feto desde el interior de la cavidad uterina hacia el exterior del cuerpo de la madre. Aunque el trabajo de parto es un proceso fisiológico natural, no se sabe con total precisión el momento en el que se desencadena ni qué lo provoca. La evidencia sugiere que el trabajo de parto ocurre en parte porque comienzan las contracciones uterinas, que aumentan en fuerza, frecuencia y duración hasta que el cuello uterino se dilata, lo que permite que el feto salga de la cavidad uterina a través del canal de parto. El embarazo es un proceso dinámico, con cambios morfológicos, estructurales, inmunológicos y principalmente bioquímicos en las fibras uterinas desde el inicio, que se manifiestan en las últimas etapas del embarazo, además de estos cambios, las contracciones uterinas. Desde el punto de vista clínico, si hay actividad uterina rítmica progresiva de cierta intensidad, al menos 2 contracciones uterinas (35 mmHg) cada 5 minutos, más del 50% de borramiento del cérvix y 2 cm de dilatación primípara (primer embarazo) y 3 cm productivos (embarazos subsecuentes) (1)



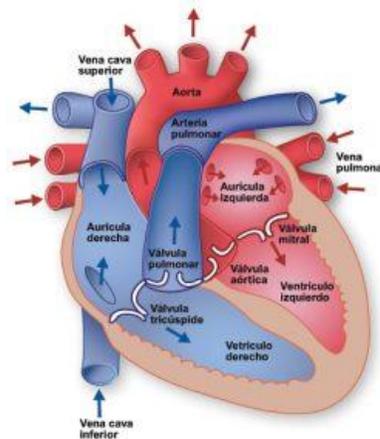
**Figura 1.** Fases del borramiento y dilatación del cérvix. Figura extraída de (2)

Las contracciones que se presentan en el trabajo de parto están asociadas con un aumento de la frecuencia cardíaca materna y la presión arterial media. En este sentido, al ser el corazón un órgano fundamental involucrado en el trabajo de parto, en la siguiente sección

se presenta una breve descripción de la fisiología cardíaca, en ella se describen los mecanismos electrofisiológicos involucrados en la generación y propagación de los potenciales de acción cardiacos.

### 3.2. Fisiología del corazón

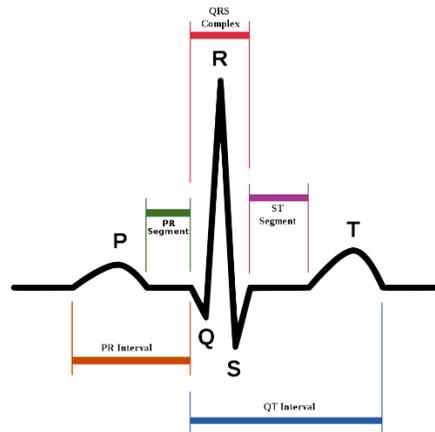
El corazón es un órgano de gran relevancia fisiológica, es posible estudiar al corazón desde 2 perspectivas principales, la primera es desde el punto de vista puramente fisiológico, que considera al corazón como el órgano encargado de asegurar un flujo óptimo de sangre por todo el sistema circulatorio para mantener los niveles fisiológicos normales de diversas sustancias como oxígeno, glucosa, entre otras. Está compuesto por 4 cámaras o compartimentos (2 aurículas y 2 ventrículos) y 4 válvulas las cuales se sincronizan para llevar a cabo el transporte en 2 circuitos diferentes, la circulación mayor (todos los tejidos) y a circulación menor (pulmonar), su anatomía se representa en la Figura 2. Esta actividad está regulada en general por la demanda de nutrientes en los tejidos, lo que desencadena una serie de respuestas por parte del sistema nervioso autónomo, tanto simpático como parasimpático.



**Figura 2.** Anatomía del corazón, imagen extraída de (3)

Es posible también estudiar al corazón desde el punto de vista eléctrico, siendo el electrocardiograma (ECG) el principal registro electrofisiológico para su estudio. El ECG se define como el registro de la actividad eléctrica del corazón, el cual aporta muchas

características cuantificables. Está compuesto por ondas (P, QRS, T, U, Figura 3) o curvaturas que forman el trazado del ECG hacia arriba o hacia debajo de una lineal basal llamada línea isoelectrica. Son producto de los potenciales de acción que se producen durante la estimulación cardiaca y se repiten de manera periódica con cada latido (4).



**Figura 3.** Morfología de un electrocardiograma (ECG), imagen extraída de (5).

### 3.3. Monitorización materno fetal en el trabajo de parto

El conocimiento del estado de salud materno fetal durante el embarazo, sobre todo durante el trabajo de parto ha impulsado el desarrollo de técnicas y tecnologías (6) entre las que se destacan.

- Control de la frecuencia cardiaca fetal
- Auscultación intermitente
- Electrocardiografía
- Ultrasonografía

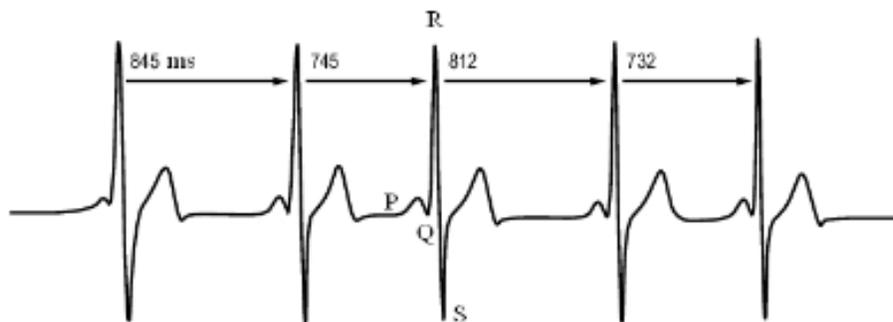
El trabajo de parto se divide en 3 etapas que forman parte de un proceso continuo, la primera etapa comienza con contracciones uterinas regulares y termina con una dilatación completa del cérvix de alrededor de 10 cm, la segunda etapa comienza con la dilatación completa del cérvix y termina con la expulsión del producto, la tercera etapa está definida por el periodo de tiempo entre la expulsión del producto y la expulsión de la placenta y las

membranas fetales. La monitorización del trabajo de parto ha permitido asociar algunas características analíticas con desenlaces probabilísticos del trabajo de parto (7)

Sin embargo, el estudio de estas características históricamente se somete a la interpretación del médico tratante (6). Esto puede incluir error humano, por esto algunos autores se han enfocado en el uso de clasificadores para el reconocimiento automatizado de patrones y la estimación probabilística del desenlace del trabajo de parto (8).

### 3.4. Variabilidad de la frecuencia cardiaca (VFC)

Existen diversos estudios que analizan las diferencias puntuales y generales entre los ciclos cardiacos, uno de estos análisis es la denominada variabilidad de la frecuencia cardiaca (VFC), que se define como el estudio de la variación de los intervalos de tiempo entre latido y latido, también conocidos como intervalos R-R donde R es el punto correspondiente al pico del complejo QRS de la onda ECG.



**Figura 4.** Cinco latidos cardíacos y cuatro intervalos RR entre ellos, imagen extraída de (9).

La VFC ha sido identificado como un estimador indirecto de la actividad del sistema nervioso autónomo (SNA) (10) y tiene como objetivo analizar los cambios en las aceleraciones y disminuciones del ritmo cardiaco.

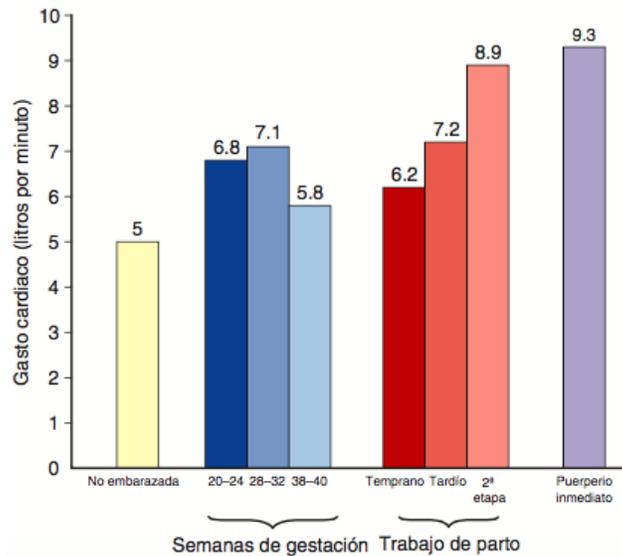
Cada contracción uterina somete al feto a una serie de compresiones que alteran la hemodinámica de la circulación fetal, hasta cierto punto fisiológico, el análisis conjunto de las manifestaciones fisiológicas del trabajo de parto puede mejorar el reconocimiento de

patrones descriptivos propios del trabajo de parto (7)(11)(12). El sistema nervioso autónomo está involucrado en el control de casi todos los sistemas del cuerpo, la VFC fetal refleja ese control y por tanto puede ser un indicador del bienestar del feto (13)(14)(15).

### **3.5. Modificaciones autonómicas durante el trabajo de parto**

Durante el trabajo de parto existen importantes cambios bioquímicos a nivel sistémico, lo que tiene como consecuencia en la mayoría de los casos un aumento del gasto cardíaco, de la presión arterial y de la frecuencia cardíaca (2). El gasto cardíaco se modifica al cambiar el volumen que se expulsa en cada latido (volumen de eyección o volumen sistólico), o al cambiar la frecuencia cardíaca. El corazón cubre un amplio rango de demandas de flujo sanguíneo. El gasto cardíaco puede oscilar entre 4 a 6 L/min y dependiendo de la actividad del organismo este se puede alterar de 4 a 7 veces (4).

En particular, la circulación sanguínea y el corazón presentan ajustes fisiológicos importantes los cuales ayudan a promover el desarrollo del feto y de la placenta a la vez que mantienen la correcta circulación sanguínea de la madre (16) . En la Figura 5 se muestra el gasto cardíaco durante tres etapas del embarazo en comparación con mujeres no embarazadas.



**Figura 5.** Variaciones en el gasto cardíaco. Imagen obtenida de (17)

Algunos de los cambios que se presentan en el aparato cardiovascular:

- El corazón se desplaza hacia la izquierda y arriba, gira un poco sobre su eje longitudinal provocando que la punta del corazón se desplace en sentido lateral con respecto a su posición habitual esto ocurre conforme el diafragma se va elevando durante el embarazo.
- Durante el embarazo normal, la presión arterial media y la resistencia vascular disminuyen, en tanto el volumen sanguíneo y la tasa metabólica basal aumentan.

### 3.6. Análisis de la variabilidad de la frecuencia cardíaca materna y fetal

La actividad cardíaca es una señal repetitiva no estacionaria con un alta no linealidad (2). El análisis de la VFC puede dividirse en dos tipos, lineal y no lineal, el estudio de los componentes lineales provee de una cuantificación de los mecanismos de control simpáticos y parasimpáticos, sin embargo, no contiene la totalidad de la información, debido a esto y gracias a los avances tecnológicos, el estudio de los componentes no lineales han sido posible, revelando información de utilidad clínica, existen varias aproximaciones para analizar dichos componentes, una de ellas es el análisis fractal (13), en su obra Reyes

Lagos describe el uso de análisis fractal, más específicamente el uso del análisis de fluctuaciones sin tendencia (DFA) como herramienta análisis del trabajo de parto (2) (18).

### **3.6.1. Análisis lineal de la VFC**

Métodos en el dominio del tiempo:

Al realizar una evaluación inicial de la VFC tenemos métodos que involucran un análisis estadístico lineal de los datos, entre los que destacan: :

- SDNN (ms): Desviación estándar de todos los intervalos RR identificados en el electrocardiograma.
- SDANN (ms): Desviación estándar de los promedios de intervalos RR de segmentos de 5 minutos en un registro de largo plazo.
- Índice SDNN (ms): Promedios de las desviaciones estándar de los intervalos RR de segmentos de 5 minutos en un registro de largo plazo.
- RMSSD (ms): Raíz cuadrada del promedio de la suma de las diferencias cuadráticas entre intervalos RR adyacentes.
- NNx: Número de diferencias entre intervalos RR adyacentes, mayores de x ms.
- pNNx (%): Se define como el porcentaje de diferencias absolutas en intervalos RR consecutivos que son mayores a x milisegundos.

Métodos en el dominio de la frecuencia:

Al realizar una transformación en el sistema de referencia del dominio del tiempo al dominio de la frecuencia con el análisis espectral se obtiene una representación en el que se cuantifican los componentes, en frecuencia y amplitud, de una señal compleja.

El análisis espectral puede realizarse utilizando diversas estimaciones matemáticas, entre los cuales los más conocidos son los métodos paramétricos (ARMA, ARMAX, BJ, Yule Walker) y los no paramétricos (transformada discreta de Fourier). El análisis espectral consiste en la descomposición del tacograma (Registro de tiempo de los picos RR), para obtener las bandas espectrales de alta frecuencia (HF), relacionados con el tono parasimpático, la de baja frecuencia (LF), relacionado con la modulación tanto simpática como parasimpática y la de muy baja frecuencia (VLF). vinculada a influencias hormonales (2).

**Tabla 1.** Mediciones en el dominio de la frecuencia de la VFC. Análisis en registro de corta duración (5 minutos) (10).

Variables	Unidades	Descripcion	Rango de frecuencia
Potencia total 5 minutos	$Ms^2$	Varianza de los intervalos RR	< 0.4 Hz
VLF	$Ms^2$	Potencia en el rango VLF	<0.04 Hz
LF	$Ms^2$	Potencia en el rango LF	0.04-0.15Hz
LF Normalizadas	$nu$	Potencia LF en unidades normalizadas LF (Potencia total - VLF) x 100	
HF	$Ms^2$	Potencia en el rango HF	0.15-0.4 Hz
HF Normalizadas	$nu$	Potencia LF en unidades normalizadas LF (Potencia total - VLF) x 100	
LF/HF	Adimensional	Relación $\frac{LF (ms^2)}{HF (ms^2)}$	

### 3.6.2. Análisis No Lineal de la VFC

Métodos fractales:

El término de fractalidad está asociado con objetos geométricos concretamente con la capacidad que poseen para fragmentarse y satisfacer la propiedad de autosimilitud o autoafinidad, que significa que el objeto se conforma por partes que son similares (estadísticamente) al objeto completo. El objetivo del análisis fractal es identificar la autoafinidad de la serie de tiempo, es decir, la existencia de fluctuaciones estadísticamente similares en diferentes escalas temporales misma que puede ser sugerida por la cuantificación de exponentes de escalamiento. Entre estos, se pueden mencionar el método de correlación de ley de potencias, que a partir del espectro log-log, cuantifica el exponente  $\beta$ ; el método de Análisis de Fluctuaciones sin Tendencia (DFA) que cuantifica los exponentes alfa1 y alfa2, así como los métodos de análisis multifractal (2).

### **3.7. Monitorización materno-fetal en el trabajo de parto**

El conocimiento del estado de salud materno fetal durante el embarazo, sobre todo durante el trabajo de parto ha impulsado el desarrollo de técnicas y tecnologías para dicho cometido (6), entre las que se destacan.

- Control de la frecuencia cardiaca fetal
- Auscultación intermitente
- Electrocardiografía
- Ultrasonografía

El trabajo de parto se divide en 3 etapas que forman parte de un proceso continuo, la primera etapa comienza con contracciones uterinas regulares y termina con una dilatación completa del cérvix de alrededor de 10 cm, la segunda etapa comienza con la dilatación completa del cérvix y termina con la expulsión del producto, la tercera etapa está definida por el periodo de tiempo entre la expulsión del producto y la expulsión de la placenta y las membranas fetales (7).

La monitorización del trabajo de parto ha permitido asociar algunas características analíticas con desenlaces probabilísticos del trabajo de parto (11).

Sin embargo, el estudio de estas características históricamente se somete a la interpretación del médico tratante (17) y esto puede conllevar el error humano (8), por esto algunos autores se han enfocado en el uso de clasificadores para el reconocimiento automatizado de patrones y la estimación probabilística del desenlace del trabajo de parto (2) (18).

### **3.8. Técnicas de clasificación**

Los clasificadores son un conjunto de herramientas matemáticas cuyo propósito general es el de asignar cada elemento de una colección de datos, en una clase (grupo de pertenencia), mediante el uso de reglas estáticas o dinámicas (modelo) a partir de cierta información característica de estos. Además, se pueden tener una o más clases de

pertenencia, Existen numerosas formas de construir un clasificador, cada una con sus ventajas y desventajas, y siempre teniendo que tomar en cuenta el tipo de datos que queremos clasificar, en esencia estos clasificadores utilizan una colección de datos de entrenamiento (muestra de entrenamiento) que el experto selecciona y etiqueta cuidadosamente, y se tratar de definir una regla que permita asignar una etiqueta a cualquier otro dato nuevo.

### **3.9. Aplicación de las técnicas de clasificación en el análisis de señales fisiológicas**

Gracias al desarrollo tecnológico se han podido usar técnicas novedosas para la clasificación de patrones en las señales fisiológicas, un ejemplo es (19) en donde los autores utilizan clasificadores estadísticos para el reconocimiento de arritmias en una señal de ECG. También el trabajo de Fatin A. y cols. (20), donde mediante el uso de parámetros lineales y no lineales se construye un clasificador que puede detectar arritmias. Ambos estudios concluyeron que es posible hacer uso de componentes lineales y no lineales de una señal fisiológica como es el ECG, para la implementación de un clasificador como herramienta de análisis auxiliar.

### **3.10. Aplicación de las técnicas de la clasificación en el ámbito ginecológico**

Históricamente se han utilizado algunas de estas técnicas de clasificación para el análisis lineal y no lineal de la VFC materno fetal, por ejemplo, Reyes Lagos implementó el uso de clasificadores por árbol de decisión (ID3) y k-vecinos más cercanos (KNN) para evaluar el comportamiento del parámetro fractal  $\alpha_1$  en las variaciones de la frecuencia cardiaca. mediante rasgos lineales y no lineales en la VFC en mujeres durante el trabajo de parto y el tercer trimestre de gestación (2) (18). El uso de clasificadores y curvas ROC (una representación gráfica de la sensibilidad frente a la especificidad para un sistema clasificador binario según se varía el umbral de discriminación) mostrados sugieren que la dinámica cardiaca ofrece información acerca de los procesos inflamatorios vinculados al

trabajo de parto. circunstancia de posible relevancia para contribuir a la identificación temprana de complicaciones (por ejemplo, partos prematuros) (21).

Warmerdam y cols. describió la utilización de parámetros (SD, RMSSD, LF, HF, TP, LFn, HFn, SampEn, Alpha, DC) de la VFC fetal dependientes de contracciones y su elección por algoritmo genético para clasificar mediante máquinas de soporte vectorial el sufrimiento fetal, concluyó que se pueden obtener datos informativos de relevancia en el diagnóstico de sufrimiento fetal (22).

Montalvo-Jaramillo y cols. Realizaron un análisis no lineal de dinámicas simbólicas para comparar la VFC fetal de mujeres en tercer trimestre y en trabajo de parto donde se observó que durante el trabajo de parto la variabilidad de la frecuencia cardiaca fetal de corto periodo se decrementa, existe una retroalimentación del sistema vagal, y una alta respuesta adrenérgica del corazón, estos resultados pueden ser utilizados como potencial biomarcador clínico para diferenciar las condiciones cardiacas autonómicas de la variabilidad de la frecuencia cardiaca fetal (23). Se puede utilizar estos hallazgos como sustento para la creación de clasificadores que utilicen parámetros no lineales de la VFC fetal.

#### **4. Planteamiento del problema**

La naturaleza exacta y las bases fisiológicas de los cambios en el sistema de control cardiovascular durante el embarazo y el trabajo de parto en la madre y el feto no están completamente definidas y son susceptibles a la interpretación subjetiva. Los sistemas auxiliares en la toma de decisiones son ampliamente utilizados en el mundo, pero hasta hace pocos años se comenzaron a utilizar en el ámbito de la salud. De acuerdo con la literatura consultada, pocos estudios han utilizado simultáneamente parámetros lineales y no lineales de la VFC extraídos de la madre y el feto para el uso de clasificadores de relevancia clínica, y muy pocos con alguna forma para identificar el inicio del trabajo de parto. Por lo que, esta es un área de oportunidad para la obtención de conocimiento de frontera respecto a la predicción y entendimiento del inicio fisiológico del trabajo de parto.

En años recientes con el desarrollo globalizado de la tecnología ha sido posible llevar a cabo sistemas eficientes que sean capaces de realizar análisis complejos en tiempos relativamente cortos a grandes cantidades de información, con lo que se puede reducir la carga de trabajo que esto implicaba a quien se encargaban de realizar estos análisis. En años recientes la existencia de herramientas gratuitas para la creación de complejos sistemas ha permitido el desarrollo exponencial de dichos sistemas. El desarrollo tecnocientífico en México se ve limitado en gran medida por el costo de desarrollo de estas tecnologías, como consecuencia el desarrollo tecnológico con aplicaciones en medicina en el país es muy inferior a países desarrollados como Japón, Alemania o Francia.

Con base en los antecedentes anteriormente descritos, se plantean la siguiente pregunta de investigación.

¿Será posible que mediante el análisis de rasgos lineales y no lineales de señales fisiológicas materno-fetales se pueda clasificar el inicio fisiológico del trabajo de parto?

## 5. Justificación

De acuerdo con un análisis realizado en 2014 por la Organización Mundial de la Salud (OMS), reveló que, en el año 2010, se estimaron 287 000 muertes de mujeres procedentes de países de ingresos medios y bajos, a consecuencia del embarazo, trabajo de parto, o después de ellos. De acuerdo con el observatorio de mortalidad materna en México, se tenía la meta de reducir en tres cuartas partes de la Razón de muerte materna (RMM) x cada 100 mil nacidos vivos entre el año de 1990-2015. Sin embargo, para el Estado de México, los registros de RMM para el 2002 y 2014 fueron de 66.3% y 33.9% respectivamente, mostrando únicamente una disminución de aproximadamente el 33% entre dichos años.

Los datos de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE) del 2016 revelan que en México se realizó un gasto en salud del 3.0% del producto interno bruto (PIB). Las condiciones actuales del sistema de salud no permiten incrementar la cantidad de médicos de alta especialidad, o en su defecto estos se encuentran concentrados en áreas urbanas con gran densidad de población, principalmente en la zona centro del país.

De acuerdo con estadísticas de la OMS, existen en el mundo un gran número de muertes relacionadas con el embarazo, específicamente relacionadas con el trabajo de parto. Aunque en la mayoría de los casos estas muertes pueden prevenirse con el adecuado diagnóstico, es difícil llevarlo a cabo en la ventana de tiempo óptima. Sin embargo, el uso de sistemas auxiliares en la toma de decisiones para diagnóstico de los pacientes puede aumentar la sobrevivencia y reducir complicaciones en el tratamiento de diversas enfermedades.

El desarrollo de un sistema auxiliar para la clasificación del trabajo de parto podría ayudar a disminuir las incidencias de muertes materno-fetales, mejorando la eficiencia y efectividad en el diagnóstico de posibles complicaciones gineco-obstétricas. Para ello, es necesario explorar, en primera instancia, diferentes parámetros lineales y no lineales de la VFC materna y fetal como rasgos de clasificadores para obtener el mejor modelo de clasificación, es decir con valores mayores de precisión, verdadero positivo y menor falso negativo.

## **6. Meta de ingeniería**

Se obtendrá un modelo clasificador basado en rasgos lineales de la VFC materna y fetal que permita discriminar el inicio fisiológico del trabajo de parto, además de brindar una precisión de clasificación igual o superior al 75% y área bajo la curva mayor o igual a 0.80.

## **7. Objetivos**

### **7.1. Objetivo general:**

Implementar clasificadores basados en rasgos lineales y no lineales de la variabilidad de la frecuencia cardiaca materna y fetal como herramienta auxiliar en el diagnóstico del inicio fisiológico del trabajo de parto.

### **7.2. Objetivos específicos:**

Extraer parámetros lineales y no lineales de la VFC Materno-Fetal en mujeres sanas en el tercer trimestre de embarazo.

Extraer parámetros lineales y no lineales de la VFC Materno-Fetal en mujeres sanas durante el trabajo de parto activo.

Desarrollar un modelo clasificador para identificar el trabajo de parto a través de rasgos lineales y no lineales de la VFC materna y fetal.

Calcular la precisión, área bajo la curva, verdadero positivo, falso negativo, de los diferentes modelos de clasificación estudiados.

## 8. Método

### 8.1. Universo de trabajo y muestra

Se analizó una base de datos de registros transabdominales de 45 mujeres en tercer trimestre, y 23 en trabajo de parto a término ( $39.6 \pm 1.2$  semanas de gestación por fecha de última menstruación o FUM) que fue previamente adquirida durante el periodo de 2015-2016 en el Centro de Investigación Materno-infantil del Grupo de estudios al nacimiento (CIMIGen) en la Alcaldía Iztapalapa en la Ciudad de México. Los criterios de inclusión/exclusión que fueron considerados para la construcción de la base de datos fueron los siguientes.

- **Criterios de inclusión:**

- 1) Mujeres embarazadas (embarazos de bajo riesgo) edad de  $25 \pm 5$  años; peso de  $64 \pm 13$  kg al inicio del embarazo; talla de  $156 \pm 6$  cm;
- 2) Con una buena conclusión del embarazo: recién nacidos con un APGAR de 5 minutos de  $8.9 \pm 0.6$  puntos, y peso al nacer de  $3175 \pm 297$  g.
- 3) Residentes en la Ciudad de México y su Área Metropolitana
- 4) Atendidas en el CIMIGen
- 5) Mujeres en fase de trabajo de parto activo.

- **Criterios de exclusión**

- Información prenatal incompleta.
- APGAR del recién nacido de 5 minutos menor a 7 puntos.
- Peso al nacer del recién nacido inferior a 2500 g.
- Productos con malformaciones congénitas.
- Bajo tratamiento farmacológico de esteroides.
- Presencia de alergias, hipertensión, diabetes, cardiopatías, hepatitis, enfermedades renales crónicas u otras enfermedades sistémicas crónico degenerativas o autoinmunes.
- Presencia de infecciones crónicas.
- Pacientes con consumo de sustancias de abuso (alcohol, tabaco, drogas).

- Sangrado vaginal.
- Presencia de meconio durante el trabajo de parto.
- Registro de electrocardiograma con artefactos que impidan la detección del complejo QRS.
- No firmar la carta de consentimiento informado.

## 8.2. Instrumento de investigación

- Señales electrofisiológicas maternas y fetales.
- Software especializado.

## 8.3. Operacionalización de variables

A continuación, se describen en la Tabla 2 los parámetros lineales y no lineales de la VFC materno y fetal que se fueron utilizados en el presente proyecto de investigación:

**Tabla 2.** Rasgos lineales y no lineales de la variabilidad de la frecuencia cardiaca materna y fetal utilizados para la clasificación

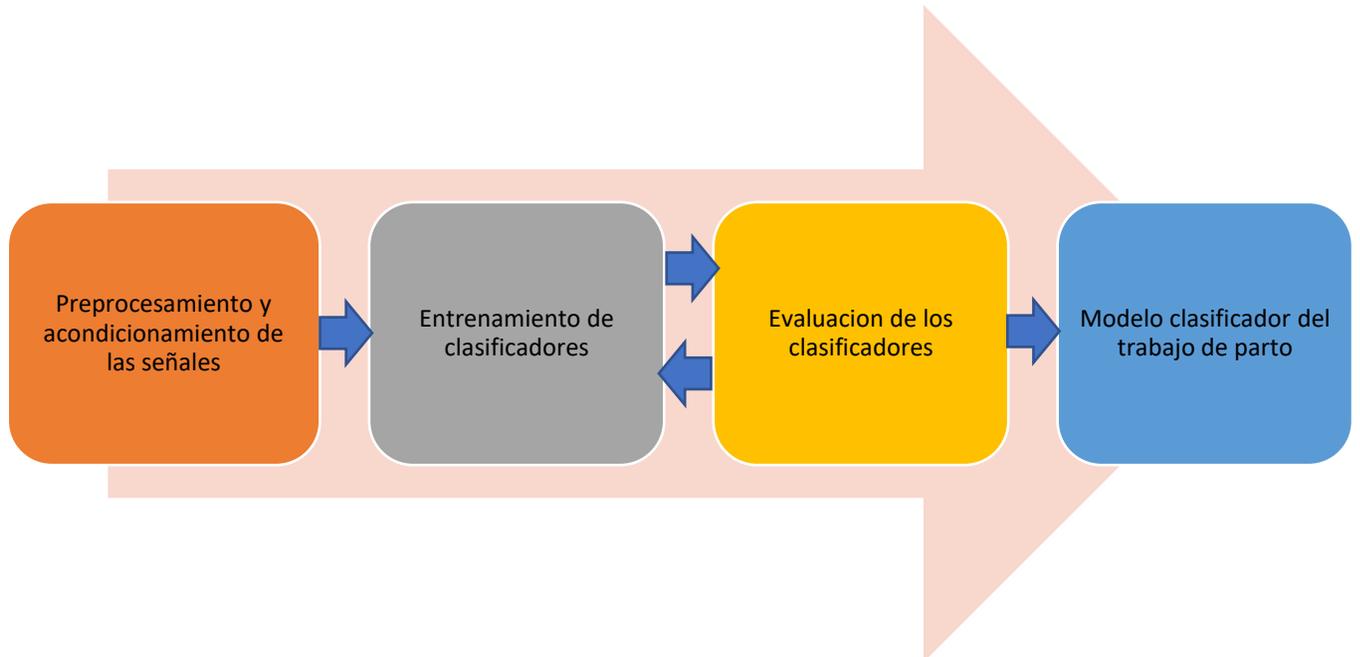
Variables	Definición Conceptual	Definición Operacional	Tipo de variable	Nivel de medición	Ítems
<b>Parámetros Lineales</b>					
'AvRR'	Valor promedio de picos RR	Media aritmética de picos RR	Cuantitativa continua	ms	VFC materno y fetal
'RRSD'	Desviación estándar entre picos RR	Desviación estándar entre picos RR	Cuantitativa continua	ms	VFC materno y fetal
'RMSSD'	Raíz cuadrada del cuadrado de la media de	Raíz cuadrada de la media cuadrática	Cuantitativa continua	ms	VFC materno y fetal

	diferencias sucesivas	de diferencias sucesivas			
'pNN5'	Porcentaje de diferencias absolutas en intervalos RR consecutivos que son mayores a 5 milisegundos.	Porcentaje de diferencias absolutas en intervalos RR consecutivos que son mayores a 5 milisegundos.	Cuantitativa continua	porcentaje	VFC materno y fetal
'pNN20'	Porcentaje de diferencias absolutas en intervalos RR consecutivos que son mayores a 20 milisegundos.	Porcentaje de diferencias absolutas en intervalos RR consecutivos que son mayores a 20 milisegundos.	Cuantitativa continua	porcentaje	VFC materno y fetal
'pNN50'	Porcentaje de diferencias absolutas en intervalos RR consecutivos que son mayores a 50 milisegundos.	Porcentaje de diferencias absolutas en intervalos RR consecutivos que son mayores a 50 milisegundos.	Cuantitativa continua	porcentaje	VFC materno y fetal
<b>Parámetros No Lineales</b>					
'alfa1'	Exponente de escalamiento fractal de corto plazo	Refleja si existe estructura y un comportamiento fractal en términos	Cuantitativa continua	Adimensional	VFC materno y fetal

		de una ley de potencia en las fluctuaciones (4 a 11 latidos)			
'alfa2'	Exponente de escalamiento fractal de largo plazo	Refleja si existe estructura y un comportamiento fractal en términos de una ley de potencia en las fluctuaciones (>12 latidos)	Cuantitativa continua	Adimensional	VFC materno y fetal
'alfa1mag'	Exponente de escalamiento de magnitud de corto plazo	El exponente de magnitud indica la no linealidad o complejidad	Cuantitativa continua	Adimensional	VFC materno y fetal
'alfa2mag'	Exponente de escalamiento de magnitud de largo plazo	El exponente de magnitud indica la no linealidad o complejidad	Cuantitativa continua	Adimensional	VFC materno y fetal
'alfa1sig'	Exponente de escalamiento de signo de corto plazo	Muestra la forma en que las fluctuaciones están alternadas (direccionalidad)	Cuantitativa continua	Adimensional	VFC materno y fetal
'alfa2sig'	Exponente de escalamiento de signo de largo plazo	muestra la forma en que las fluctuaciones están alternadas (direccionalidad)	Cuantitativa continua	Adimensional	VFC materno y fetal

#### 8.4. Diseño del estudio

La metodología que se siguió para la realización del presente proyecto se describe en la Figura 6. Posteriormente se describen de manera individual las etapas que fueron llevadas a cabo para alcanzar la meta propuesta.



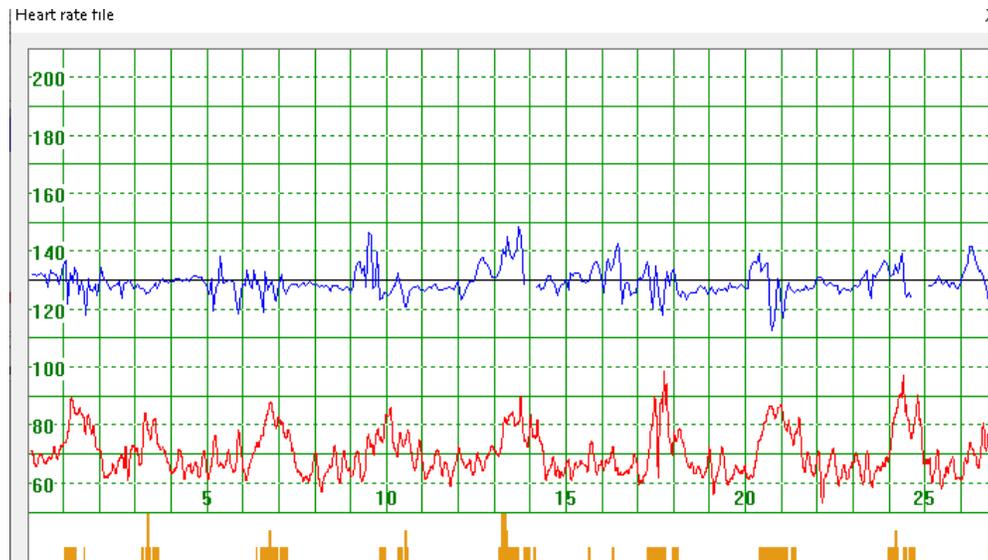
**Figura 6.** Esquema procedimiento del estudio

##### 8.4.1. Preprocesamiento y acondicionamiento de las señales

Se realizaron los procesos previos necesarios en los archivos de señales transabdominales para obtener segmentos RR de señales maternas y fetales de 5 y 2 minutos de duración, respectivamente y con una tolerancia máxima de pérdida de la continuidad del registro de datos de un segundo. Se ocupó dicho criterio de selección de los registros, ya que ha sido recomendado su uso (10)

Se utilizó el programa Monica DK (Monica Healthcare Ltd, Nottingham, Reino Unido) Figura 7 para transformar los archivos RR maternos y fetales en formato de texto, que posteriormente fueron exportados al software de MATLAB versión 2018b (The MathWorks Inc., Natick, Massachusetts, EE. UU). Posteriormente, para obtener los segmentos de 2 y

5 minutos de duración de registro continuo también se utilizó el software de análisis de datos de MATLAB.



**Figura 7.** Imagen representativa del software Monica DK. La señal azul representa la frecuencia cardiaca fetal y la señal roja frecuencia cardiaca materna. Dicho software permite la extracción latida a latido de los intervalos R-R maternos y fetales.

Con el uso de MATLAB se extrajeron los parámetros lineales y se acondicionaron las señales mediante un filtro adaptativo (2) para la extracción de los parámetros no lineales (Tabla 2). Posteriormente se utilizó el programa Kubios (Universidad de Kuppio, Finlandia) para el cálculo preliminar de parámetros lineales y no lineales de la VFC (AvRR, RMSSD, pNN50, DFA-Alfa1, DFA-Alfa2, entre otros) como referencia comparativa con los parámetros obtenidos en MATLAB (ver Figura 8).



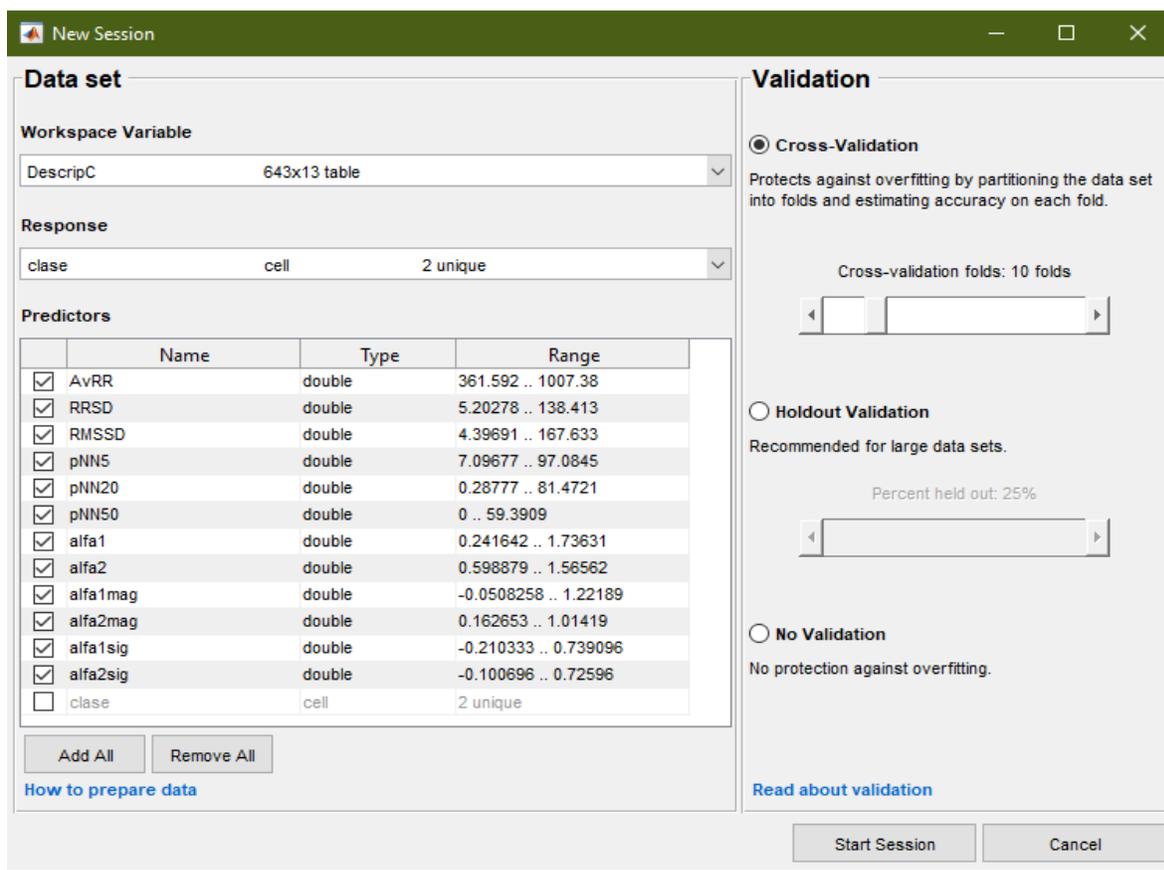
**Figura 8** Pantalla principal del software Kubios y resultados de algunos parámetros lineales de la VFC.

### 8.4.2. Entrenamiento de los clasificadores

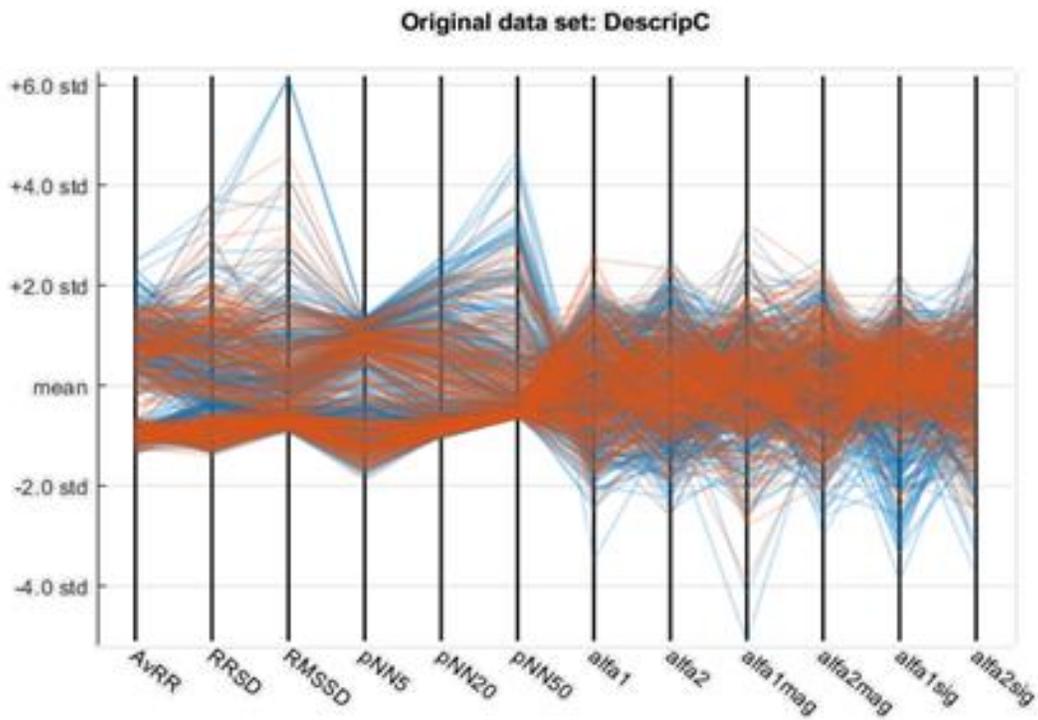
Se utilizó la herramienta o *toolbox* de MATLAB *Classification Learner App*, se trata de una herramienta para el entrenamiento de clasificadores mediante datos descriptores (parámetros) organizados en tablas con y una clase de pertenencia, se pueden realizar validación cruzada y retención de datos para los entrenamientos (Figura 9). Para este estudio se establecieron dos clases: SI\_TP (manifestación de trabajo de parto) y NO\_TP (ausencia de trabajo de parto). Al inicio se analizó el plano de coordenadas paralelas (Figura 10) que proporciona una comparativa visual de los datos y la desviación estándar en términos de su media aritmética, esto para explorar si existe una aglomeración de los rasgos lineales o no lineales en los ejes de desviaciones, lo que nos sirvió como indicador de la influencia de cada uno en las clases.

Se aprecia una baja distinción de las clases, sin embargo, existen algunas aglomeraciones de datos de la clase NO\_TP en alfa1sig, lo que podría sugerir que este rasgo varía en

función de la presencia o ausencia del trabajo de parto activo. La herramienta cuenta con diversos clasificadores (Tabla 3), cada uno con sus ventajas y desventajas, siendo una de las principales el tiempo de cómputo requerido para realizar el entrenamiento (24). De acuerdo con la literatura, (8,25,26) existen clasificadores que tienen soporte o un buen desempeño a la clasificación de datos no lineales, como Maquinas de soporte vectorial (MSV) y ENSAMBLE (25,27). También tenemos los antecedentes del uso de K vecinos más cercanos (KNN) Y de árboles de decisión (2). Es importante mencionar que al no poderse descartar por completo desde un inicio los demás clasificadores, se optó por hacer las pruebas en todos los clasificadores disponibles de la *toolbox*, y al final se realizó una selección de los mejores clasificadores, así como validación cruzada de 10 vías para la comprobación de los datos.



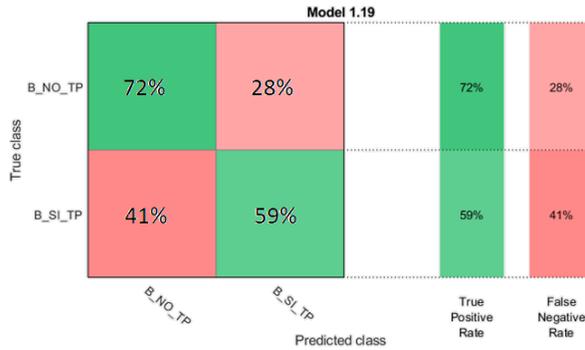
**Figura 9.** Toolbox Classification Learner App MATLAB



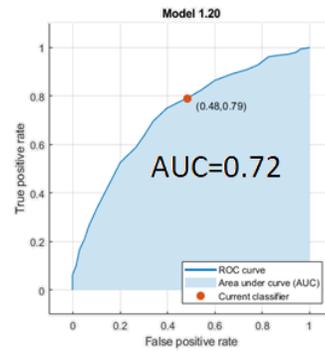
**Figura 10.** Plano de coordenadas paralelas de *Toolbox Classification Learner App* MATLAB Azul: datos de clase en ausencia de trabajo de parto (NO\_TP). Naranja: datos de clase en presencia de trabajo de parto (SI\_TP).

### 8.4.3. Evaluación de los clasificadores

Para la evaluación se realizaron un total de 5 entrenamientos por cada grupo de señales, se utilizó como punto de partida, la matriz de confusión (Figura 11) y las curva ROC (Figura 12) asociada a cada clasificador.



**Figura 11** Matriz de confusión *Toolbox Classification Learner App MATLAB*



**Figura 12** Curva ROC *Toolbox Classification Learner App MATLAB*

Posteriormente se usó la discriminación de parámetros manual. Se seleccionaron los 4 resultados con mejor desempeño de acuerdo con el porcentaje de precisión y el área bajo la curva de cada una de las variantes de parámetros y de clasificadores, en cada uno de los 5 entrenamientos y finalmente se utilizó discriminación de parámetros mediante PCA (28). Se estimó una mejor respuesta entre 6 y 8 componentes con base en el plano de coordenadas paralelas (Figura 10) y el tamaño de la base de datos (29), aunque se optó por realizar un barrido desde los 12 hasta los 5 componentes, y también se seleccionaron los 4 mejores resultados de otros 5 entrenamientos. Adicionalmente se buscó maximizar el verdadero positivo mientras se minimiza el falso negativo.

## 9. Resultados

Al segmentar las señales R-R maternas y fetales se obtuvieron diferentes cantidades de segmentos utilizables, se dividió a las señales en tres grupos: maternas, fetales y materno-fetales conjuntas (Tabla 3).

**Tabla 3.** Segmentos totales de señales R-R maternas y fetales obtenidas para 5 y 2 minutos, con un máximo de interrupción del registro de la señal de 1 segundo.

	5 minutos	2 minutos
<b>Conjuntas (Maternas y Fetales)</b>	643	1711
<b>Fetales</b>	295	797
<b>Maternas</b>	348	914

Se realizó una prueba preliminar con todos los parámetros lineales y no lineales (Tabla 4), se tomó como punto de partida y se realizaron los entrenamientos posteriores

**Tabla 4:** Entrenamiento preliminar. Todos los rasgos lineales y no lineales de la VFC materna y fetal para de periodos de segmentos RR de 5 minutos

Mejores clasificadores	Ensemble, Subespacio KNN	Ensemble Árboles Boosted	Ensemble Árboles Boosted	Ensemble Árboles RUSBoosted
AUC	0.68	0.7	0.68	0.69
Verdadero positivo	74.0%	75.0%	68.0%	60.0%
Falso negativo	46.0%	53.0%	43.0%	33.0%
Precisión	65.7%	63.2%	63.2%	63.1%

Posteriormente se realizaron todos los entrenamientos se realizó una prueba preliminar con todos los parámetros lineales y no lineales.

**Tabla 5:** Valores promedio para entrenamientos segmentos de 2 minutos.

Rasgos utilizados	Promedio de AUC		Promedio de Precisión		Promedio de Falso negativo		Promedio de Verdadero positivo	
<b>A1S</b>	<b>0.53</b>	<b>±0.08</b>	<b>58.00%</b>	<b>±0.04</b>	<b>83.00%</b>	<b>±0.21</b>	<b>89.00%</b>	<b>±0.18</b>
Conjuntas	0.47	±0.03	54.00%	±0.03	85.00%	±0.31	85.00%	±0.31
Fetal	0.49	±0.03	56.00%	±0.00	96.00%	±0.08	97.00%	±0.05
materno	0.63	±0.03	63.00%	±0.00	67.00%	±0.10	84.00%	±0.07
<b>A1S, A1</b>	<b>0.55</b>	<b>±0.06</b>	<b>58.00%</b>	<b>±0.04</b>	<b>73.00%</b>	<b>±0.19</b>	<b>81.00%</b>	<b>±0.16</b>
Conjuntas	0.51	±0.02	56.00%	±0.05	71.00%	±0.25	73.00%	±0.23
Fetal	0.52	±0.01	56.00%	±0.01	87.00%	±0.16	90.00%	±0.12
materno	0.63	±0.03	63.00%	±0.00	63.00%	±0.06	81.00%	±0.04
<b>A1S, A1M</b>	<b>0.57</b>	<b>±0.05</b>	<b>58.00%</b>	<b>±0.04</b>	<b>78.00%</b>	<b>±0.19</b>	<b>86.00%</b>	<b>±0.15</b>
Conjuntas	0.55	±0.03	55.00%	±0.03	73.00%	±0.23	78.00%	±0.21
Fetal	0.53	±0.01	56.00%	±0.00	98.00%	±0.03	99.00%	±0.02
materno	0.62	±0.03	63.00%	±0.00	65.00%	±0.05	82.00%	±0.04
<b>A1S, AvRR</b>	<b>0.62</b>	<b>±0.03</b>	<b>61.00%</b>	<b>±0.02</b>	<b>70.00%</b>	<b>±0.15</b>	<b>83.00%</b>	<b>±0.12</b>
Conjuntas	0.61	±0.02	60.00%	±0.02	53.00%	±0.15	71.00%	±0.14
Fetal	0.60	±0.03	60.00%	±0.00	78.00%	±0.04	90.00%	±0.03
materno	0.65	±0.01	63.00%	±0.00	79.00%	±0.06	89.00%	±0.04
<b>A1S, RMSSD</b>	<b>0.57</b>	<b>±0.06</b>	<b>58.00%</b>	<b>±0.04</b>	<b>72.00%</b>	<b>±0.17</b>	<b>80.00%</b>	<b>±0.15</b>
Conjuntas	0.53	±0.03	54.00%	±0.03	60.00%	±0.13	65.00%	±0.15
Fetal	0.54	±0.02	56.00%	±0.00	89.00%	±0.14	92.00%	±0.10
materno	0.64	±0.01	63.00%	±0.01	66.00%	±0.03	83.00%	±0.02
<b>RMSSD</b>	<b>0.51</b>	<b>±0.02</b>	<b>56.00%</b>	<b>±0.04</b>	<b>91.00%</b>	<b>±0.18</b>	<b>92.00%</b>	<b>±0.18</b>
Conjuntas	0.49	±0.02	53.00%	±0.04	85.00%	±0.30	85.00%	±0.31
Fetal	0.53	±0.01	56.00%	±0.00	94.00%	±0.13	95.00%	±0.10
materno	0.52	±0.02	60.00%	±0.00	94.00%	±0.06	96.00%	±0.04
<b>Todos</b>	<b>0.68</b>	<b>±0.03</b>	<b>65.00%</b>	<b>±0.03</b>	<b>47.00%</b>	<b>±0.09</b>	<b>73.00%</b>	<b>±0.09</b>
Conjuntas	0.66	±0.02	63.00%	±0.04	43.00%	±0.06	68.00%	±0.08
Fetal	0.70	±0.01	65.00%	±0.01	41.00%	±0.07	70.00%	±0.07
materno	0.70	±0.01	66.00%	±0.00	56.00%	±0.03	81.00%	±0.02

**Tabla 6:** Valores promedio para entrenamientos segmentos de 5 minutos

Rasgos utilizados	Promedio de AUC		Promedio de Precisión		Promedio de Falso negativo		Promedio de Verdadero positivo	
<b>A1S</b>	<b>0.54</b>	<b>±0.09</b>	<b>58.00%</b>	<b>±0.04</b>	<b>78.00%</b>	<b>±0.26</b>	<b>85.00%</b>	<b>±0.20</b>
Conjuntas	0.49	±0.03	56.00%	±0.00	96.00%	±0.08	97.00%	±0.05
Fetal	0.47	±0.03	54.00%	±0.03	85.00%	±0.31	85.00%	±0.31
materno	0.67	±0.01	63.00%	±0.02	52.00%	±0.11	72.00%	±0.12
<b>A1S, A1</b>	<b>0.56</b>	<b>±0.07</b>	<b>58.00%</b>	<b>±0.04</b>	<b>71.00%</b>	<b>±0.22</b>	<b>79.00%</b>	<b>±0.17</b>
Conjuntas	0.52	±0.01	56.00%	±0.01	87.00%	±0.16	90.00%	±0.12
Fetal	0.51	±0.02	56.00%	±0.05	71.00%	±0.25	73.00%	±0.23
materno	0.66	±0.02	63.00%	±0.02	55.00%	±0.14	75.00%	±0.12
<b>A1S, A1M</b>	<b>0.59</b>	<b>±0.08</b>	<b>60.00%</b>	<b>±0.06</b>	<b>73.00%</b>	<b>±0.25</b>	<b>84.00%</b>	<b>±0.16</b>
Conjuntas	0.53	±0.01	56.00%	±0.00	98.00%	±0.03	99.00%	±0.02
Fetal	0.55	±0.03	55.00%	±0.03	73.00%	±0.23	78.00%	±0.21
materno	0.7	±0.02	67.00%	±0.02	49.00%	±0.12	76.00%	±0.10
<b>A1S, AvRR</b>	<b>0.62</b>	<b>±0.04</b>	<b>61.00%</b>	<b>±0.02</b>	<b>61.00%</b>	<b>±0.16</b>	<b>77.00%</b>	<b>±0.14</b>
Conjuntas	0.6	±0.03	60.00%	±0.00	78.00%	±0.04	90.00%	±0.03
Fetal	0.61	±0.02	60.00%	±0.02	53.00%	±0.15	71.00%	±0.14
materno	0.67	±0.02	62.00%	±0.03	50.00%	±0.11	70.00%	±0.12
<b>A1S, RMSSD</b>	<b>0.6</b>	<b>±0.10</b>	<b>59.00%</b>	<b>±0.07</b>	<b>64.00%</b>	<b>±0.22</b>	<b>78.00%</b>	<b>±0.16</b>
Conjuntas	0.54	±0.02	56.00%	±0.00	89.00%	±0.14	92.00%	±0.10
Fetal	0.53	±0.03	54.00%	±0.03	60.00%	±0.13	65.00%	±0.15
materno	0.72	±0.03	67.00%	±0.04	43.00%	±0.04	76.00%	±0.10
<b>PCA 12</b>	<b>0.71</b>	<b>±0.02</b>	<b>67.00%</b>	<b>±0.02</b>	<b>41.00%</b>	<b>±0.06</b>	<b>73.00%</b>	<b>±0.05</b>
Conjuntas	0.71	±0.01	67.00%	±0.01	43.00%	±0.04	74.00%	±0.04
Fetal	0.72	±0.01	66.00%	±0.02	37.00%	±0.08	69.00%	±0.05
materno	0.71	±0.04	68.00%	±0.02	42.00%	±0.03	75.00%	±0.06
<b>PCA 7</b>	<b>0.75</b>	<b>±0.03</b>	<b>69.00%</b>	<b>±0.04</b>	<b>37.00%</b>	<b>±0.06</b>	<b>74.00%</b>	<b>±0.06</b>
Conjuntas	0.75	±0.03	69.00%	±0.03	40.00%	±0.07	76.00%	±0.04
Fetal	0.74	±0.03	68.00%	±0.02	34.00%	±0.04	70.00%	±0.07
materno	0.76	±0.04	71.00%	±0.05	37.00%	±0.07	77.00%	±0.06
<b>RMSSD</b>	<b>0.5</b>	<b>±0.03</b>	<b>55.00%</b>	<b>±0.04</b>	<b>89.00%</b>	<b>±0.21</b>	<b>89.00%</b>	<b>±0.23</b>
Conjuntas	0.53	±0.01	56.00%	±0.00	94.00%	±0.13	95.00%	±0.10
Fetal	0.49	±0.02	53.00%	±0.04	85.00%	±0.30	85.00%	±0.31
materno	0.49	±0.04	56.00%	±0.06	88.00%	±0.24	87.00%	±0.27
<b>Todos</b>	<b>0.72</b>	<b>±0.04</b>	<b>67.00%</b>	<b>±0.04</b>	<b>41.00%</b>	<b>±0.07</b>	<b>74.00%</b>	<b>±0.08</b>
Conjuntas	0.7	±0.02	65.00%	±0.01	43.00%	±0.06	72.00%	±0.06
Fetal	0.7	±0.06	65.00%	±0.04	40.00%	±0.07	69.00%	±0.07
materno	0.74	±0.02	71.00%	±0.01	41.00%	±0.08	80.00%	±0.06

De acuerdo con los datos obtenidos en los entrenamientos y realizando las comparativas de las tablas con los datos obtenidos, (Sección 12.3 Anexos) podemos apreciar los siguientes hallazgos:

Con el uso de ventanas de 5 minutos, como se menciona en las recomendaciones (10), se observa que, en dos tercios de los casos, los resultados de los segmentos de 5 minutos superan a los segmentos de 2 minutos, con valores promedio de precisión de 59%(2min) contra 62%(5min), con valores promedio de curvas ROC de 0.58(2min) contra 0.63(5min), valores promedio de verdadero positivo de 83%(2min) contra 79%(5min) y valores promedio de falso negativo de 73%(2min) contra 59%(5min).

Con el uso de los segmentos de señales maternas en contraste con las señales fetales y las señales conjuntas, se obtuvieron, valores promedio de precisión del 65% (maternas), 59% (fetales y conjuntas), valores promedio de curvas ROC de 0.66(maternas) 0.58 (fetales y conjuntas) , valores promedio de verdadero positivo del 80%(maternas y fetales) 81%(conjuntas) y valores promedio ) de falso negativo del 58%(maternos), 68%(fetales) y 69%(conjuntas. (Tablas 5 y 6)

El uso de únicamente 1 o 2 parámetros para entrenar a los clasificadores, en la mayoría de los casos conducía a errores del 100% y curvas ROC de 50% lo que se traduce en una pésima clasificación equivalente al azar, por mencionar algunos casos: con el uso del rasgo no lineal de la VFC alfa1sig, (Sección 12.3 Anexos Tablas 9 y 10) en donde se utilizaron rasgos de la VFC materna y fetal calculados de periodos de 2 y 5 minutos, tres de cuatro entrenamientos tenían estos errores del 100% y curvas de 50%. Con el uso del rasgo no lineal de la VFC alfa1sig, (Sección 12.3 Anexos Tablas 11 y 12) en las señales fetales en periodos de 2 y 5 minutos, tres de cuatro entrenamientos dieron estos errores del 100% y curvas de 50. Con el uso del rasgo lineal de la VFC RMSSD, (Sección 12.2 Anexos Tablas 13 y 14) en las señales fetales en periodos de 5 minutos resultaron errores del 100% y curvas de 50%.

Con el uso del rasgo lineal de la VFC RMSSD, (Sección 12.3 Anexos Tablas 13 y 14) en las señales maternas en periodos de 5 minutos, tres de cuatro entrenamientos dieron errores del 100% y curvas de 50%. Es importante hacer notar, que la tendencia a los resultados con mayores porcentajes de área bajo la curva, verdadero positivo y precisión,

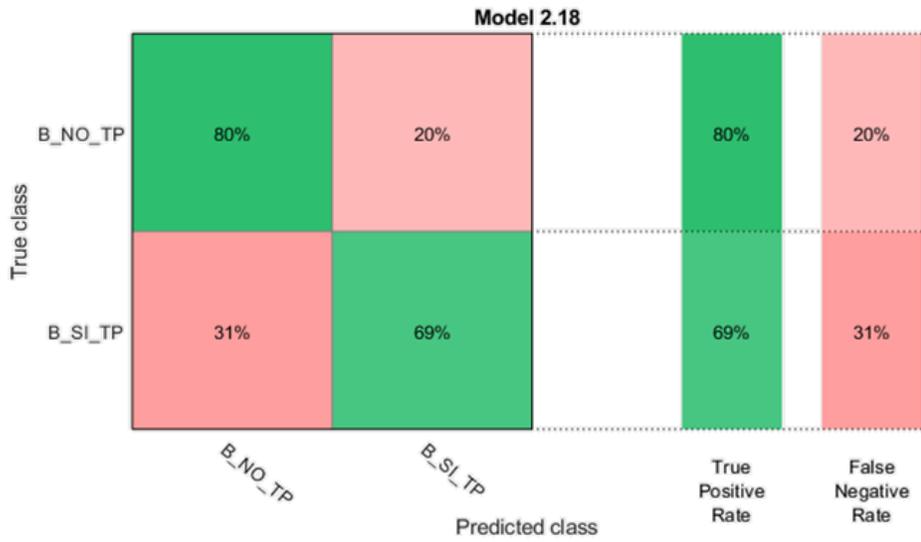
así como menor porcentaje de falso negativo se exhibe en 3 tipos principales de clasificadores, KNN, SVM Y ENSEMBLE (Tabla 7)

**Tabla 7.** Mejores resultados totales de clasificación entre la presencia y ausencia de trabajo de parto (SI\_TP y NO\_TP, respectivamente)

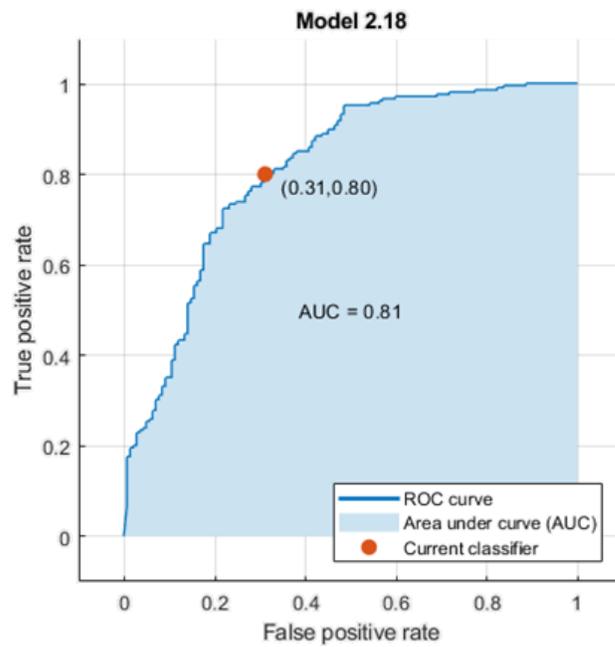
	Materno, todos los parametros, 5 min	Maternos, todos los parametros 5 minutos, PCA 7	Fetal, todos los parametros, 5 min	Fetales, todos los parametros, 5 minutos, PCA 7	Conjuntas, todos los parametros, 5 min	Conjuntas, todos los parametros, 5 minutos, PCA 7
Mejor clasificador	Ensemble RUSBoosted trees	Weighted KNN	Gaussian Medium SVM	Ensemble Bagged trees	Ensemble RUSBoosted trees	weighted KNN
AUC	0.76	0.81	0.69	0.76	0.69	0.78
Verdadero positivo	71%	80%	74%	78%	60%	74%
Falso negativo	27%	31%	44%	40%	33%	31%
Precisión	71.50%	75.60%	66.00%	69.80%	63.10%	71.70%

El análisis de componentes principales PCA (28) tuvo mejores resultados que la selección manual de parámetros (Sección 12.3 Anexos Tablas 15,16,17), al discriminar las dimensiones más útiles de los datos, realizando una selección automatizada de los datos relevantes para entrenar a los clasificadores.

Finalmente, la utilización de todos los parámetros lineales y no lineales mejoró los porcentajes de clasificación en todos los casos de entrenamiento, el uso de estos parámetros se justificó con los antecedentes de Reyes Lagos en (2,18). El mejor resultado se originó en la ventana de 5 minutos en señales maternas, en un clasificador de tipo KNN subtipo weighted (Ponderado), con PCA de 7 componentes, 75.6% de precisión, 80% de verdadero positivo, 31% de falso negativo y 0.81 de área bajo la curva (ROC) (figuras 13 y 14).



**Figura 13** Matriz de confusión del mejor resultado Materno segmentos 5 minutos PCA 7 validación cruzada de 10 vías.



**Figura 14** Curva ROC del mejor resultado Materno segmentos 5 minutos PCA 7 validación cruzada de 10 vías.

## 10. Discusión

Se desarrolló una herramienta auxiliar en la clasificación del inicio del trabajo de parto mediante rasgos lineales y no lineales de la VFC materna y fetal, lo cual no se había realizado de manera puntual, vale la pena destacar la existencia de trabajos con antecedentes que sirvieron como base para realizar el proyecto, especialmente: Reyes-Lagos et al., 2013 (2) (18). El objetivo de ese trabajo fue analizar la dinámica de las fluctuaciones de la frecuencia cardiaca materna durante el trabajo de parto con relación a la presencia o ausencia de actividad uterina, así como con respecto al tercer trimestre de embarazo. Como instrumento de investigación utilizó señales transabdominales maternas para extraer parámetros lineales y no lineales de la VFC, sus resultados asocian parámetros de escalamiento fractal (particularmente  $\alpha_1$ sign y RMSSD) con distintos niveles de anticorrelación con respecto al control autonómico en mujeres durante el trabajo de parto mediante el uso de clasificadores ID3 Y KNN, en contraste con sus resultados, en este trabajo se encontró que el uso de parámetros en solitario causaba un error de clasificación, esto puede deberse a los algoritmos de clasificación utilizados.

En los trabajos relativos al tema se observa, por ejemplo: (8) donde el objetivo fue la comparativa de los métodos tradicionales de interpretación de cardiogramas y el uso de sistemas de soporte en la toma de decisiones. Su instrumento de investigación consistió en una base de datos de 552 registros intraparto, se extrajeron 13 parámetros, se descartaron aquellos con baja especificidad mediante eliminación recursiva de parámetros, entrenando algoritmos de aprendizaje máquina, sus resultados fueron 3 clasificadores, uno por discriminante lineal, uno por ensamble, y uno por máquina de soporte vectorial, el mejor siendo el clasificador por ensamble con un área bajo la curva de 0.71, y una especificidad del 99%. En (11), su objetivo fue evaluar simultáneamente las frecuencias cardiacas maternas y fetales, durante las últimas 2 horas del embarazo, y su relación con el género del producto. Como instrumento de investigación utilizó registros de ECG maternos y fetales para extraer parámetros lineales y no lineales de la VFC, sus resultados indican una relación con los parámetros lineales y no lineales con el trabajo de parto, e incrementos estadísticamente relevantes de los valores de la mayoría de los parámetros lineales y no lineales en fetos masculinos sobre femeninos. Esto se corresponde con nuestros hallazgos, rasgos lineales y no lineales guardan una relación con el trabajo de parto, sin embargo, al

no separar los datos por sexo del neonato en este proyecto, no se podría afirmar o negar la relación del sexo con dinámicas del trabajo de parto con los resultados obtenidos. En (12) se describe un incremento de la sensibilidad y la especificidad de la relación de los parámetros lineales y no lineales con acidemia fetal, al incluir registros maternos a los registros fetales, el uso de registros maternos tuvo un mejor impacto en los resultados de clasificación, sin embargo, el uso de registros fetales combinados con registros materno podría aportar información adicional, por eso la intención del presente trabajo de comparar señales maternas, fetales, y conjuntas para la clasificación del trabajo de parto. En (26) donde su objetivo era realizar un sistema automatizado para el diagnóstico del sufrimiento fetal mediante métodos avanzados de clasificación, como instrumento de investigación se utilizó una base de datos de 909 señales fetales y mediante parámetros lineales y no lineales se entrenó un clasificador SVM para diferenciar el sufrimiento fetal de fetos sanos, sus resultados fueron un clasificador dicotómico con un porcentaje de clasificación por encima del 84% entrenando el clasificador con 65 de los registros originales luego de realizar un filtrado pertinente de la base de datos. El desarrollo del presente proyecto no toma como base el sufrimiento fetal, es posible observar cierta similitud con las dinámicas del estudio citado, el uso de SVM como técnica de clasificación refuerza la decisión de incluir este tipo de técnica entre las utilizadas por este proyecto. En (23) donde se utilizó una base de datos de señales fetales para evaluar la relación de parámetros no lineales con 2 etapas del embarazo, tercer trimestre de gestación, y trabajo de parto activo se refuerzan los hallazgos del presente trabajo al encontrar que rasgos lineales y no lineales de la VFC de señales fetales pueden ser utilizadas para clasificar el trabajo de parto activo. En (16) donde se utilizaron registros de magneto-cardiografía para calcular parámetros lineales y no lineales de la VFC fetal y mediciones de la complejidad durante el embarazo, como instrumento de investigación usaron 80 magneto-cardiogramas de 19 fetos sanos entre 16 y 41 semanas de gestación, sus resultados sugieren que el parámetro RMSSD pudiese ser utilizado para calcular el desarrollo fetal, y diferenciar bebés sanos o con patologías del sistema nervioso parasimpático, donde también podemos rescatar la relación que guardan los rasgos lineales y no lineales con las dinámicas del embarazo, y que su uso puede utilizarse como fuente de discriminación de ciertos procesos involucrados en el trabajo de parto. En (30) donde su objetivo fue analizar y comparar la VFC de mujeres en tercer trimestre de gestación con mujeres en la primera etapa del trabajo de parto como instrumento de investigación utilizaron los registros de 45 mujeres en tercer trimestre de

gestación sin trabajo de parto activo y 45 mujeres en trabajo de parto activo, calculando parámetros lineales, sus resultados sugieren una activación del sistema nervioso autónomo durante el trabajo de parto y cambios en hemodinámicos así como hormonales,. en contraste con el presente trabajo se utilizan únicamente registros de la VFC materna, sin embargo las dinámicas asociadas al trabajo de parto son esperadas lo que nos impulsa a hacer uso de registros maternos en la clasificación del trabajo de parto activo, y se refuerza con los resultados obtenidos (Sección 12.3 Anexos Tablas 13, 14 y 15), particularmente .con señales maternas de 5 minutos con todos los parámetros donde se obtuvieron 0.76 de área bajo la curva, 80% verdadero positivo, 27% falso negativo, 75.60% de precisión y con PCA 7, donde se obtuvieron 0.81 de área bajo la curva,80% verdadero positivo, 31% falso negativo, 75.60% de precisión. En (31) el cual tenía como objetivo examinar la posibilidad que al separar las contracciones de periodos de reposo se mejore la detección de parámetros de la VFC fetal relacionados con el sufrimiento fetal, durante la segunda etapa del trabajo de parto, su instrumento de investigación fueron un conjunto de 100 registros de 20 casos de fetos con un panorama de termino adverso, los parámetros de la VFC con más información fueron seleccionados mediante algoritmos genéticos, con una función de evaluación por máquinas de soporte vectorial, sus resultados muestran que al combinar parámetros de la VFC dependientes de las contracciones con parámetros de la VFC de todo el segmento de registro se aumenta la tasa de detección de sufrimiento fetal de un 70% a un 79% en promedio. Se observó la utilización de máquinas de soporte vectorial, al igual que en este proyecto, y también nos provee de un panorama de oportunidad, la clasificación por algoritmos no supervisados.

Los trabajos previamente mencionados difieren en su mayoría en el uso exclusivo de señales fetales, en el uso exclusivo de un tipo de clasificador, o en la intención del estudio, sin embargo, todos concluyen, que el uso de parámetros lineales, y/o parámetros no lineales y el uso de un método de clasificación aportan información auxiliar para la toma de decisiones clínicas, y también puede usarse como herramienta en el diagnóstico del inicio del trabajo de parto. Las técnicas de clasificación utilizadas en el presente estudio también se sustentan en trabajos previos, por ejemplo: los clasificadores KNN también fueron utilizados por (2), en donde se obtuvieron resultados semejantes en la clasificación manual de parámetros lineales y no lineales, también se tiene la presencia de otros clasificadores como SVM, reforzando los hallazgos de (22) (26) y (25), que realizaron análisis a señales

de frecuencia cardiaca fetal, y se encontró como una alternativa para clasificación de eventos relacionados al trabajo de parto. En el caso de ENSEMBLE (*RUS Boosted trees*), en(32) se puede observar que es un método robusto para la clasificación de parámetros lineales y no lineales y por último, ENSEMBLE *Bagged trees* como lo muestra (33) donde al utilizar una base de datos de señales fetales se obteniendo porcentajes de 94.73% exactitud de clasificación entre pacientes con patologías y pacientes sanos, con todos los parámetros utilizados en el estudio.

En los clasificadores KNN, MSV Y ENSAMBLE, los costos computacionales son crecientes, siendo KNN el de menor costo y ENSAMBLE el de mayor costo (34). Los hallazgos obtenidos sobre los clasificadores podrían llegar a variar si se utiliza una base de datos más grande, diferentes o más parámetros a los utilizados (29) sin embargo, en general a pesar de las limitaciones se alcanzó el objetivo propuesto. La decisión del tamaño de las ventanas se tomó luego de considerar a la literatura, aunque se podría utilizar ventanas de 2-7 minutos, se optó por la recomendación de una ventana de 5 minutos y la ventana inferior de 2 minutos para contrastar (10). A pesar de tener más segmentos en los registros con ventanas de 2 minutos, estos sobrepasaron a los resultados de los registros con ventanas de 5 minutos, esto podría deberse a varios factores, entre ellos el tamaño de la base de datos, y una mejor evaluación de la dinámica de la VFC en periodos más largos.

Empíricamente, durante la selección manual de parámetros, los parámetros lineales se inclinaron a mejorar la clasificación de las señales maternas, y los no lineales a las fetales, podría deberse a un sesgo por el tamaño de la base de datos. Existen antecedentes donde el uso de técnicas de aprendizaje no supervisado como (31) mediante algoritmos genéticos o las ANN (*Artificial neural network*) (35) pueden superar los porcentajes de clasificación del uso único de clasificadores SVM, por lo tanto, vale la pena explorar diferentes métodos de clasificación a los propuestos.

## 11. Conclusiones

Los resultados obtenidos refuerzan la posibilidad del uso rasgos lineales y no lineales de la variabilidad de la frecuencia cardiaca materna y fetal, como instrumento de estudio para la determinación del trabajo de parto activo, y con esto la posibilidad de clasificar la presencia o ausencia de este. Es posible utilizar técnicas de clasificación como herramientas auxiliares en el diagnóstico del inicio fisiológico del trabajo de parto.

Es importante resaltar, que el registro continuo de 5 minutos de señales maternas y fetales fue en general, una mejor opción que utilizar un registro continuo de 2 minutos para tener mejores resultados de clasificación. Adicionalmente, se observó una mejor precisión promedio, mejores valores promedio de AUC en las curvas ROC, mejores valores promedio en verdaderos positivos, y menores valores promedio en falsos negativos, en clasificadores de tipo KNN, SVM Y ENSEMBLE. El uso de discriminación de parámetros (inicialmente 12 utilizados) por PCA para 7 componentes tuvo mejores resultados que la discriminación manual de parámetros. Específicamente la utilización conjunta de rasgos no lineales de la VFC como  $\alpha_1$ ,  $\alpha_1$ isig, y los rasgos lineales AvRR, y PNN50 demostraron una clasificación superior al uso de estos por separado, y el uso de todos los parámetros usados en este proyecto tuvieron mejores resultados que el uso del uso de solo un par de rasgos.

El mejor resultado se encontró Implementado un clasificador KNN ponderado, usando segmentos RR maternos de 5 minutos, usando todos los rasgos lineales y no lineales descritos en la tabla 7.3 con *Principal component analysis* (PCA) de 7 componentes numéricos, obteniendo los siguientes valores: 76% de precisión, 80% de verdaderos positivos 30% de falsos negativos con un área bajo la curva de 0.81.

Aumentar la base de datos de registros tanto para señales maternas y sobre todo fetales puede mejorar los porcentajes de clasificación al tener una mayor cantidad de segmentos para entrenar a los clasificadores

## 12. Trabajo futuro y recomendaciones

Como trabajo a futuro se propone obtener una base de datos más extensa proponiendo una población de al menos 50 registros, y preferencia por 100 o más registros, a su vez utilizar señales fetales más limpias (con menos ruido) una vez aumentada la base de datos de registros cardiotocográficos se puede profundizar sobre el uso de diferentes rasgos lineales y no lineales así como diferentes métodos de análisis como por ejemplo exponente de hurst, entropía aproximada y muestreo de entropía (36), entre otros , explorando así r la posibilidad mejorar los valores de desempeño del clasificador.

### 13.2. Tablas complementarias

**Tabla 8.** Propiedades estándar predeterminadas de los clasificadores utilizados para la clasificación entre las clases

Clasificador	Propiedades
Arboles de decisión	
Árbol fino	Número máximo de divisiones 100. Criterio de divisiones: índice de diversidad de Gini. Decisión de división subrogada: apagado
Árbol Medio	Número máximo de divisiones 20. Criterio de divisiones: índice de diversidad de Gini. Decisión de división subrogada: apagado.
Árbol burdo	Número máximo de divisiones 4. Criterio de divisiones: índice de diversidad de Gini. Decisión de división subrogada: apagado

Análisis discriminante	
Discriminante Lineal	Estructura de Covarianza: Completa
Discriminante Cuadrático	Estructura de Covarianza: Completa

Discriminante por regresión logística	
Regresión logística	N/A

Máquinas de soporte vectorial	
-------------------------------	--

MSV Lineal	<p>Función del Kernel: Lineal</p> <p>Escala del Kernel: Automática</p> <p>Nivel de restricción de la caja: 1</p> <p>Método multiclase: Uno a Uno</p> <p>Datos estandarizados: Verdadero</p>
MSV Cuadrática	<p>Función del Kernel: Cuadrática</p> <p>Escala del Kernel : Automática</p> <p>Nivel de restricción de la caja: 1</p> <p>Método multiclase: Uno a uno</p> <p>Datos estandarizados: Verdadero</p>
MSV Cubica	<p>Función del Kernel: Cubica</p> <p>Escala del Kernel: Automática</p> <p>Nivel de restricción de la caja: 1</p> <p>Método multiclase: Uno a Datos estandarizados: Verdadero</p>
MSV Gaussiana Fina	<p>Función del Kernel: Gaussiana</p> <p>Escala del Kernel : 0.87</p> <p>Nivel de restricción de la caja: 1</p> <p>Método Multiclase: Uno a Uno</p> <p>Datos estandarizados: Verdadero</p>
MSV Gaussiana Media	<p>Función del Kernel: Gaussiana</p> <p>Escala del Kernel: 3.5</p> <p>Nivel de restricción de la caja: 1</p> <p>Método Multiclase: Uno a Uno</p> <p>Datos estandarizados: Verdadero</p>
MSV Gaussiana Burda	<p>Función del Kernel: Gaussiana</p> <p>Escala del Kernel: 14</p> <p>Nivel de restricción de la caja: 1</p> <p>Método Multiclase: Uno a Uno</p> <p>Datos estandarizados: Verdadero</p>

Clasificadores por k vecinos más cercanos	
KNN Fino	Número de vecinos: 1 Métrica de distancia: Euclidiana Ponderación de la distancia: Igualada Datos estandarizados: Verdadero
KNN Medio	Número de vecinos: 10 Métrica de distancia: Euclidiana Ponderación de la distancia: Igualada Datos estandarizados: Verdadero
KNN Burdo	Número de vecinos: 100 Métrica de distancia: Euclidiana Ponderación de la distancia: Igualada Datos estandarizados: Verdadero
KNN Coseno	Número de vecinos: 20 Métrica de distancia: Coseno Ponderación de la distancia: Igualada Datos estandarizados: Verdadero
KNN Cubico	Número de vecinos: 10 Métrica de distancia: Minkowski (cubica) Ponderación de la distancia: Igualada Datos estandarizados: Verdadero
KNN Ponderado	Número de vecinos: 10 Métrica de distancia: Euclidiana Ponderación de la distancia: Cuadrado inverso Datos estandarizados: Verdadero

Clasificadores por Ensamble

Arboles Boosted	Método de Ensamble: AdaBoost Tipo de aprendizaje: Árbol de decisión Número máximo de divisiones 20 Numero de aprendizajes: 30 Velocidad de aprendizaje: 0.1
Arboles Bagged (Agregación Bootstrap)	Método de Ensamble: bolsa Tipo de aprendizaje: Árbol de decisión Número máximo de divisiones 642 Numero de aprendizajes: 30
Subespacio Discriminante	Método de Ensamble: subespacio Tipo de aprendizaje: discriminante Numero de aprendizajes: 30 Dimensión del subespacio: 6
Subespacio KNN	Método de Ensamble: subespacio Tipo de aprendizaje: Vecinos más cercanos Numero de aprendizajes: 30 Dimensión del subespacio: 6
Arboles RUSBoost (Submuestreo aleatorio )	Método de Ensamble: RUSBoost Tipo de aprendizaje: Árbol de decisión Número máximo de divisiones 20 Numero de aprendizajes: 30 Velocidad de Aprendizaje: 0.1

### 13.3. Tablas de resultados completos

**Tabla 9.** Señales maternas y fetales conjuntas, segmentos en periodos de 2 minutos

	Combinadas, todos datos	Combinadas, A1S	Combinadas, RMSSD	Combinadas A1S, AvRR	Combinadas, A1S, A1	Combinadas, A1S, A1M	Combinadas A1S, RMSSD
Primer mejor resultado	Medium Gaussian SMV	Linear SVM	Linear SVM	Fine Gaussian SVM	Coarse Gaussian SMV	Ensemble, subspace KNN	Medium KNN
AUC	0.69	0.45	0.51	0.62	0.5	0.56	0.55
Verdadero positivo	74%	100%	100%	74%	100%	79%	74%
Falso negativo	44%	100%	100%	54%	100%	69%	65%
accuracy	66.00%	55.4%	55.40%	61.70%	55.4%	57.80%	56.40%
Segundo mejor resultado	logistic Regression	Medium Gaussian SMV	Cosine KNN	Quadratic SVM	Cosine KNN	Cubic SVM	Cubic KNN
AUC	0.65	0.49	0.5	0.62	0.52	0.57	0.54
Verdadero positivo	75%	100%	100%	88%	77%	83%	73%
Falso negativo	48%	100%	100%	73%	73%	76%	67%
accuracy	64.70%	55.4%	55.40%	61.10%	54.8%	56.80%	55.40%
Tercer mejor resultado	Quadratic SVM	Cosine KNN	Medium Gaussian SMV	Bagged Trees	Fine Gaussian SVM	Linear SVM	Fine Gaussian SVM
AUC	0.64	0.5	0.49	0.6	0.53	0.55	0.54
Verdadero positivo	63%	100%	100%	66%	71%	100%	71%
Falso negativo	34%	100%	100%	47%	70%	100%	66%
accuracy	64.40%	55.4%	55.40%	60.40%	61.7%	55.40%	54.40%
Cuarto mejor resultado	Ensemble, Bosted trees	Linear SVM	KNN, Cosine	KNN, Fine	Quadratic Discriminant	Medium Gaussian SMV	Medium Gaussian SMV
AUC	0.64	0.45	0.47	0.59	0.48	0.51	0.49
Verdadero positivo	58%	39%	38%	55%	43%	49%	42%
Falso negativo	44%	39%	41%	39%	40%	45%	40%
accuracy	56.80%	48.8%	46.90%	57.80%	50.8%	51.80%	50.20%

**Tabla 10.** Señales maternas y fetales conjuntas, segmentos en periodos de 5 minutos.

	Combinadas, todos datos	Combinadas, A1S	Combinadas, RMSSD	Combinadas, A1S, AvRR	Combinadas, A1S, A1	Combinadas, A1S, A1M	Combinadas, A1S, RMSSD
Primer mejor resultado	Medium Gaussian SVM	Ensemble Boosted trees	Linear Discriminant	Quadratic Discriminant	Coarse KNN	Coarse Tree	Cubic KNN
AUC	0.72	0.51	0.52	0.59	0.53	0.53	0.55
Verdadero positivo	74%	89%	100%	87%	87%	99%	79%
Falso negativo	42%	84%	100%	74%	80%	97%	72%
accuracy	66.80%	56.8%	56.00%	60.40%	57.3%	56.70%	56.60%
Segundo mejor resultado	Quadratic SVM	Linear SVM	Logistic Regression	Coarse KNN	Fine Gaussian SVM	Quadratic discriminant	Quadratic SVM
AUC	0.7	0.45	0.52	0.62	0.53	0.54	0.55
Verdadero positivo	68%	100%	100%	88%	75%	95%	88%
Falso negativo	41%	100%	100%	75%	67%	93%	85%
accuracy	64.20%	56.0%	56.00%	60.20%	56.2%	56.20%	56.00%
Tercer mejor resultado	Ensemble Bagged Trees	Coarse Gaussian SVM	Coarse Gaussian SVM	Medium Gaussian SVM	Linear SVM	Linear SVM	Linear SVM
AUC	0.69	0.51	0.54	0.61	0.5	0.53	0.53
Verdadero positivo	76%	100%	100%	92%	100%	100%	100%
Falso negativo	50%	100%	100%	81%	100%	100%	100%
accuracy	64.20%	56.0%	56.00%	59.60%	56.0%	56.00%	56.00%
Cuarto mejor resultado	Quadratic Discriminant	Cosine KNN	Fine Gaussian SVM	Coarse Tree	Medium Gaussian SVM	Coarse Gaussian SVM	Linear SVM
AUC	0.69	0.5	0.54	0.56	0.51	0.51	0.51
Verdadero positivo	60%	100%	80%	93%	99%	100%	100%
Falso negativo	32%	100%	75%	83%	99%	100%	100%
accuracy	63.50%	56.0%	55.80%	59.50%	55.8%	56.00%	56.00%

**Tabla 11.** Señales fetales, segmentos en periodos de 2 minutos

	Fetal, todos datos	Fetal, A1S	Fetal, RMSSD	Fetal, A1S, AvRR	Fetal, A1S, A1	Fetal, A1S, A1M	Fetal, A1S, RMSSD
Primer mejor resultado	Medium Gaussian SMV	Ensemble Boosted trees	Linear Discriminant	Quadratic Discriminant	Coarse KNN	Coarse Tree	Cubic KNN
AUC	0.72	0.51	0.52	0.59	0.53	0.53	0.55
Verdadero positivo	74%	89%	100%	87%	87%	99%	79%
Falso negativo	42%	84%	100%	74%	80%	97%	72%
accuracy	66.80%	56.8%	56.00%	60.40%	57.3%	56.70%	56.60%
Segundo mejor resultado	Quadratic SVM	Linear SVM	Logistic Regression	Coarse KNN	Fine Gaussian SMV	Quadratic discriminant	Quadratic SVM
AUC	0.7	0.45	0.52	0.62	0.53	0.54	0.55
Verdadero positivo	68%	100%	100%	88%	75%	95%	88%
Falso negativo	41%	100%	100%	75%	67%	93%	85%
accuracy	64.20%	56.0%	56.00%	60.20%	56.2%	56.20%	56.00%
Tercer mejor resultado	Ensemble, bagged trees	Coarse Gaussian SMV	Coarse Gaussian SMV	Medium Gaussian SMV	Linear SVM	Linear SVM	Linear SVM
AUC	0.69	0.51	0.54	0.61	0.5	0.53	0.53
Verdadero positivo	76%	100%	100%	92%	100%	100%	100%
Falso negativo	50%	100%	100%	81%	100%	100%	100%
accuracy	64.20%	56.0%	56.00%	59.60%	56.0%	56.00%	56.00%
Cuarto mejor resultado	Quadratic Discriminant	Cosine KNN	Fine Gaussian SMV	Coarse Tree	Medium Gaussian SMV	Coarse Gaussian SMV	Linear SVM
AUC	0.69	0.5	0.54	0.56	0.51	0.51	0.51
Verdadero positivo	60%	100%	80%	93%	99%	100%	100%
Falso negativo	32%	100%	75%	83%	99%	100%	100%
accuracy	63.50%	56.0%	55.80%	59.50%	55.8%	56.00%	56.00%

**Tabla 12.** señales fetales, segmentos en periodos de 5 minutos

	Fetal, todos datos	Fetal, A1S	Fetal, RMSSD	Fetal A1S, AvRR	Fetal, A1S, A1	Fetal, A1S, A1M	Fetal A1S, RMSSD
Primer mejor resultado	Medium Gaussian SMV	Linear SVM	Linear SVM	Fine Gaussian SMV	Coarse Gaussian SMV	Ensemble, subspace KNN	Medium KNN
AUC	0.69	0.45	0.51	0.62	0.5	0.56	0.55
Verdadero positivo	74%	100%	100%	74%	100%	79%	74%
Falso negativo	44%	100%	100%	54%	100%	69%	65%
accuracy	66.00%	55.4%	55.40%	61.70%	55.4%	57.80%	56.40%
Segundo mejor resultado	logistic Regression	Medium Gaussian SMV	Cosine KNN	Quadratic SVM	Cosine KNN	Cubic SVM	Cubic KNN
AUC	0.65	0.49	0.5	0.62	0.52	0.57	0.54
Verdadero positivo	75%	100%	100%	88%	77%	83%	73%
Falso negativo	48%	100%	100%	73%	73%	76%	67%
accuracy	64.70%	55.4%	55.40%	61.10%	54.8%	56.80%	55.40%
Tercer mejor resultado	Quadratic SVM	Cosine KNN	Medium Gaussian SMV	Bagged Trees	Medium Gaussian SMV	Linear SVM	Fine Gaussian SMV
AUC	0.64	0.5	0.49	0.6	0.53	0.55	0.54
Verdadero positivo	63%	100%	100%	66%	71%	100%	71%
Falso negativo	34%	100%	100%	47%	70%	100%	66%
accuracy	64.40%	55.4%	55.40%	60.40%	61.7%	55.40%	54.40%
Cuarto mejor resultado	RUSBoosted tree	RUSBoosted tree	RUSBoosted tree	RUSBoosted tree	RUSBoosted tree	RUSBoosted tree	RUSBoosted tree
AUC	0.64	0.45	0.47	0.59	0.48	0.51	0.49
Verdadero positivo	58%	39%	38%	55%	43%	49%	42%
Falso negativo	44%	39%	41%	39%	40%	45%	40%
accuracy	56.80%	48.8%	46.90%	57.80%	50.8%	51.80%	50.20%

**Tabla 13.** Señales maternas, segmentos en periodos de 2 minutos

	Materno, todos datos	materno, A1S	materno, RMSSD	materno A1S, AvRR	materno, A1S, A1	materno, A1S, A1M	materno A1S, RMSSD
Primer mejor resultado	Ensemble, Bagged Trees	Coarse KNN	Fine Gaussian SVM	Coarse KNN	Coarse Tree	Coarse KNN	Logistic Regression
AUC	0.71	0.64	0.51	0.66	0.59	0.63	0.65
Verdadero positivo	80%	82%	95%	89%	78%	86%	82%
Falso negativo	53%	64%	91%	74%	57%	68%	63%
accuracy	66.70%	63.3%	60.50%	63.60%	63.6%	63.80%	63.90%
Segundo mejor resultado	Linear discriminant	Medium Gaussian SVM	Coarse KNN	Medium Gaussian SVM	Coarse KNN	Medium Gaussian SVM	Linear Discriminant
AUC	0.69	0.59	0.55	0.66	0.63	0.63	0.65
Verdadero positivo	80%	87%	99%	89%	87%	85%	82%
Falso negativo	55%	72%	98%	74%	71%	69%	63%
accuracy	66.00%	63.1%	59.60%	63.50%	63.3%	63.30%	63.60%
Tercer mejor resultado	Linear SVM	Coarse Gaussian SVM	Ensemble, Boosted Trees	Coarse Gaussian SVM	Quadratic Discriminant	Coarse Tree	Medium Gaussian SVM
AUC	0.69	0.63	0.52	0.63	0.64	0.58	0.63
Verdadero positivo	84%	91%	91%	94%	78%	77%	85%
Falso negativo	60%	78%	87%	82%	58%	57%	69%
accuracy	65.90%	63.0%	59.60%	63.50%	63.2%	63.00%	63.50%
Cuarto mejor resultado	Logistic Regression	Quadratic Discriminant	Cosine KNN	Ensemble, Boosted trees	Logistic Regression	Logistic Regression	Coarse KNN
AUC	0.69	0.65	0.5	0.64	0.65	0.65	0.64
Verdadero positivo	80%	75%	100%	84%	81%	81%	84%
Falso negativo	56%	55%	100%	87%	64%	64%	69%
accuracy	65.50%	63.0%	59.40%	63.30%	62.8%	62.90%	62.60%

**Tabla 14.** Señales maternas, segmentos en periodos de 5 minuto

	Materno, todos datos	materno, A1S	materno, RMSSD	materno, A1S, AvRR	materno, A1S, A1	materno, A1S, A1M	materno, A1S, RMSSD
Primer mejor resultado	Cubic KNN	Linear SMV	Medium Gaussian SVM	Linear SMV	Linear SMV	Coarse KNN	Medium Gaussian SVM
AUC	0.74	0.67	0.53	0.67	0.67	0.72	0.74
Verdadero positivo	88%	77%	100%	75%	81%	85%	84%
Falso negativo	50%	55%	100%	54%	61%	64%	49%
accuracy	72.30%	64%	59.10%	63.10%	64%	68.90%	69.00%
Segundo mejor resultado	Medium KNN	Coarse KNN	Cosine KNN	Linear Discriminant	Quadratic SMV	Medium Gaussian SMV	Linear SMV
AUC	0.74	0.67	0.5	0.68	0.65	0.7	0.73
Verdadero positivo	86%	80%	100%	76%	84%	80%	77%
Falso negativo	50%	61%	100%	56%	66%	51%	40%
accuracy	71.50%	63.70%	59.10%	63.10%	63.70%	67.40%	70.00%
Tercer mejor resultado	Ensemble subspace, discriminant	Ensemble subspace, discriminant	Medium Gaussian SVM	Logistic regresion	Linear discriminat	Quadratic Discriminant	Linear Discriminant
AUC	0.76	0.68	0.47	0.68	0.67	0.71	0.74
Verdadero positivo	86%	77%	100%	76%	78%	78%	80%
Falso negativo	46%	56%	100%	56%	57%	47%	44%
accuracy	70.9	63.40%	59.10%	63.10%	63.40%	67.40%	69.70%
Cuarto mejor resultado	RUSBoosted Tree	RUSBoosted Tree	RUSBoosted Tree	RUSBoosted Tree	RUSBoosted Tree	RUSBoosted Tree	RUSBoosted Tree
AUC	0.76	0.65	0.45	0.63	0.63	0.68	0.67
Verdadero positivo	71%	55%	46%	52%	57%	62%	62%
Falso negativo	27%	35%	52%	34%	35%	34%	40%
accuracy	71.50%	59.40%	47%	57.60%	59.90%	64%	61.10%

**Tabla 15.** Señales maternas y fetales conjuntas, segmentos en periodos de 5 minutos, con y sin PCA

	Combinados, todos datos	Combinados, todos datos PCA 12	Combinados, todos datos PCA 7
Primer mejor resultado	Ensemble Bagged trees	Ensemble Bagged trees	Ensemble Bagged trees
AUC	0.74	0.7	0.75
Verdadero positivo	79%	79%	81%
Falso negativo	49%	48%	46%
accuracy	67.20%	67%	69.70%
Segundo mejor resultado	Weighted KNN	Weighted KNN	Weighted KNN
AUC	0.7	0.7	0.78
Verdadero positivo	73%	69%	74%
Falso negativo	42%	39%	31%
accuracy	66.30%	65.50%	71.70%
Tercer mejor resultado	Cubic SVM	Cubic SVM	Cubic SVM
AUC	0.69	0.71	0.75
Verdadero positivo	69%	72%	74%
Falso negativo	39%	40%	36%
accuracy	65.90%	67.20%	69.80%
Cuarto mejor resultado	Ensemble Subspace KNN	Ensemble Subspace KNN	Ensemble Subspace KNN
AUC	0.7	0.71	0.71
Verdadero positivo	75%	76%	73%
Falso negativo	47%	45%	45%
accuracy	65.30%	66.90%	65%

**Tabla 16.** Señales maternas, segmentos en periodos de 5 minutos, con y sin PCA

	Maternos, todos datos	Maternos, todos datos PCA 12	Maternos, todos datos PCA 8
Primer mejor resultado	Weighted KNN	Weighted KNN	Weighted KNN
AUC	0.77	0.75	0.8
Verdadero positivo	81%	77%	82%
Falso negativo	39%	44%	31%
accuracy	72.70%	69%	76.40%
Segundo mejor resultado	KNN Fine	KNN Fine	KNN Fine
AUC	0.7	0.67	0.74
Verdadero positivo	74%	75%	80%
Falso negativo	34%	41%	32%
accuracy	70.70%	68.40%	75.00%
Tercer mejor resultado	Ensemble Subspace KNN	Ensemble Subspace KNN	Ensemble Subspace KNN
AUC	0.74	0.73	0.72
Verdadero positivo	81%	80%	76%
Falso negativo	44%	44%	47%
accuracy	0.704	69.80%	66.40%
Cuarto mejor resultado	Cubic SVM	Cubic SVM	Cubic SVM
AUC	0.71	0.68	0.76
Verdadero positivo	75%	67%	68%
Falso negativo	37%	38%	36%
accuracy	70.10%	65.20%	66%

**Tabla 17.** Señales fetales, segmentos en periodos de 5 minutos, con y sin PCA

	Fetales, todos datos	Fetales, todos datos PCA 12	Fetales, todos datos PCA 7
Primer mejor resultado	Ensemble Bagged trees	Ensemble Bagged trees	Ensemble Bagged trees
AUC	0.76	0.73	0.76
Verdadero positivo	79%	75%	78%
Falso negativo	44%	44%	40%
accuracy	68.80%	66%	69.80%
Segundo mejor resultado	Ensemble RUSBoosted Trees	Ensemble RUSBoosted Trees	Ensemble RUSBoosted Trees
AUC	0.77	0.73	0.72
Verdadero positivo	66%	65%	62%
Falso negativo	29%	29%	31%
accuracy	68.10%	67.80%	65.10%
Tercer mejor resultado	Ensemble Boosted Trees	Ensemble Boosted Trees	Ensemble Boosted Trees
AUC	0.76	0.7	0.72
Verdadero positivo	68%	66%	70%
Falso negativo	33%	31%	35%
accuracy	0.688	67.50%	67.50%
Cuarto mejor resultado	Medium Gaussian SVM	Medium Gaussian SVM	Medium Gaussian SVM
AUC	0.72	0.71	0.77
Verdadero positivo	70%	71%	68%
Falso negativo	41%	45%	31%
accuracy	64.70%	64.10%	69%

## 14. Bibliografía

1. González-Merlo J, Laila Vicens JM, Fabre González E, González Bosquet E. *Obstetricia* 6.a edición. 6.a. Barcelona, España: MASSON; 2013.
2. Reyes-Lagos JJ. Análisis De La Dinámica En El Corto Plazo De Las Fluctuaciones De La Frecuencia Cardíaca En Mujeres Durante El Trabajo De Parto. Vol. 1. 2013.
3. Como funciona tu corazón [Internet]. 2021 [cited 2022 Oct 11]. Available from: <http://cardiosalud.org/corazon-y-salud/como-funciona-tu-corazon/>
4. John E. Hall PhD, Arthur C. Guyton. *Guyton y Hall. Tratado de fisiología médica*. 13 EDICIÓN. Elsevier; 2016.
5. Atkielski A. Representación esquemática de un electrocardiograma normal [Internet]. <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:SinusRhythmLabels-es.svg>. 2017 [cited 2022 Jan 18]. Available from: <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:SinusRhythmLabels-es.svg>
6. Terré Carmen, Francés Lidia. Monitorización biofísica intraparto. *Matronas Prof.* 2006;7(2):5–13.
7. Vrhovec J, Lebar AM. An Uterine Electromyographic Activity as a Measure of Labor Progression. *Applications of EMG in Clinical and Sports Medicine*. 2012;243–68.
8. Fergus P, Selvaraj M, Chalmers C. Machine learning ensemble modelling to classify caesarean section and vaginal delivery types using Cardiotocography traces. *Comput Biol Med* [Internet]. 2018;93:7–16. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2017.12.002>
9. Azor Montoya Jesús Rubén. Determinación De Intervalos Rr a Partir De Datos Crudos Del Ecg.
10. Camm A. John, Malik Marek. Guidelines Heart rate variability. *Eur Heart J* [Internet]. 1996;17:354–81. Available from: <http://www.mendeley.com/research/guidelines-heart-rate-variability-2/>
11. Gonçalves H, Fernandes D, Pinto P, Ayres-de-Campos D, Bernardes J. Simultaneous monitoring of maternal and fetal heart rate variability during labor in relation with fetal gender. *Dev Psychobiol.* 2017;59(7):832–9.
12. Gonçalves H, Pinto P, Silva M, Ayres-de-Campos D, Bernardes J. Toward the improvement in fetal monitoring during labor with the inclusion of maternal heart rate analysis. *Med Biol Eng Comput.* 2016;54(4):691–9.
13. Ribeiro M, Monteiro-Santos J, Castro L, Antunes L, Costa-Santos C, Teixeira A, et al. Non-linear Methods Predominant in Fetal Heart Rate Analysis: A Systematic Review. *Front Med (Lausanne)*. 2021 Nov 30;8.

14. Moslem B, Mohydeen a, Bazzi O. Monitoring the fetal heart rate variability during labor. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc [Internet]. 2015;2015:5846–50. Available from: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/26737621>
15. K. Spyridou, I. Chouvarda, L. Hadjileontiadis, N. Maglaveras. Linear and nonlinear features of fetal heart rate on the assessment of fetal development in the course of pregnancy and the impact of fetal gender. 2017;
16. van Leeuwen P, Lange S, Bettermann H, Grönemeyer D, Hatzmann W. Fetal heart rate variability and complexity in the course of pregnancy. *Early Hum Dev.* 1999;54:259–69.
17. Cunningham F. Gary, Leveno Kenneth J., Bloom Steven L., Spong Catherine Y., Dashe Jodi S., Hoffman Barbara L., et al. *Williams Obstreticia*. Vol. 24e. Mcgraw Hill; 2015.
18. Reyes-Lagos JJ. Uso de clasificadores en la dinámica de las fluctuaciones de la frecuencia cardiaca materna durante el trabajo de parto. Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica. 2012;1:48–51.
19. Engin M, Fedakar M, Engin EZ, Korürek M. Feature measurements of ECG beats based on statistical classifiers. *Measurement (Lond)*. 2007;40(9–10):904–12.
20. Elhaj FA, Salim N, Harris AR, Swee TT, Ahmed T. Arrhythmia recognition and classification using combined linear and nonlinear features of ECG signals. *Comput Methods Programs Biomed.* 2016 Apr 1;127:52–63.
21. Kavdir I, Guyer DE. Comparison of artificial neural networks and statistical classifiers in apple sorting using textural features. *Biosyst Eng.* 2004;89(3):331–44.
22. Warmerdam GJJ, Vullings R, van Laar J, van der Hout-Van der Jagt MB, Bergmans JWM, Schmitt L, et al. Using uterine activity to improve fetal heart rate variability analysis for detection of asphyxia during labor. *Physiol Meas.* 2016;37(3):387–400.
23. Montalvo-Jaramillo CI, Pliego-Carrillo AC, Peña-Castillo MÁ, Echeverría JC, Becerril-Villanueva E, Pavón L, et al. Comparison of fetal heart rate variability by symbolic dynamics at the third trimester of pregnancy and low-risk parturition. *Heliyon.* 2020 Mar 1;6(3).
24. Haixiang G, Yijing L, Yanan L, Xiao L, Jinling L. BPSO-Adaboost-KNN ensemble learning algorithm for multi-class imbalanced data classification. *Eng Appl Artif Intell.* 2016 Mar 1;49:176–93.
25. Georgoulas G, Stylios C, Groumpos P. Feature Extraction And Classification Of Fetal Heart Rate Using Wavelet Analysis And Support Vector Machines. *International Journal on Artificial Intelligence Tools, World Scientific.* 2006;15(3):411–32.
26. Lunghi F, Magenes G, Pedrinazzi L, Signorini MG. Detection of Fetal Distress though a Support Vector Machine Based on Fetal Heart Rate Parameters. 2005.
27. Ajirak M, Heiselman C, Quirk JG, Djurić PM. BOOST ENSEMBLE LEARNING FOR CLASSIFICATION OF CTG SIGNALS. In: ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics,

Speech and Signal Processing - Proceedings. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.; 2022. p. 1316–20.

28. Holland SM. PRINCIPAL COMPONENTS ANALYSIS (PCA). Athens, GA 30602-25015 ; 2019 Dec.
29. Jain AK, Duin RP, Mao J, Member S. Statistical Pattern Recognition: A Review.
30. Shaza M. Musa, Ishag Adam, Nada G. Hassan, Duria A. Rayis, Mohamed F. Lutfi. Maternal Heart Rate Variability during the First Stage of Labor. *Front Physiol* [Internet]. 2017;8(October):1–6. Available from: <http://journal.frontiersin.org/article/10.3389/fphys.2017.00774/full>
31. Warmerdam GJJ, Vullings R, van Laar JOEH, M.B. Van derHout-Van der Jagt, Bergmans JWM, Schmitt L., et al. Detection rate of fetal distress using contraction-dependent fetal heart rate variability analysis. 2017;0–38.
32. Murugananthan V, Durairaj UK. RUS boost tree ensemble classifiers for occupancy detection. *International Journal of Recent Technology and Engineering*. 2019 Jul 1;8(2 Special Issue 2):272–7.
33. Shah SAA, Aziz W, Arif M, Nadeem MSA. Decision Trees Based Classification of Cardiotocograms Using Bagging Approach. In: *Proceedings - 2015 13th International Conference on Frontiers of Information Technology, FIT 2015*. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.; 2016. p. 12–7.
34. Nandan Mohanty Sachi. *Emotion and Information Processing*. Emotion and Information Processing. Springer International Publishing; 2020.
35. Chesnokov Y v. Complexity and spectral analysis of the heart rate variability dynamics for distant prediction of paroxysmal atrial fibrillation with artificial intelligence methods. *Artif Intell Med*. 2008 Jun;43(2):151–65.
36. Oweis RJ, Al-Tabbaa BO. QRS Detection and Heart Rate Variability Analysis: A Survey. *Biomedical Science and Engineering* [Internet]. 2014;2(1):13–34. Available from: <http://pubs.sciepub.com/bse/2/1/3>