

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE CHIHUAHUA

FACULTAD DE INGENIERÍA

SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO



**ANÁLISIS DEL COMPORTAMIENTO SEGURO/AGRESIVO DEL CONDUCTOR
DESDE UNA PERSPECTIVA DE MACHINE LEARNING**

POR:

ORALDO JACINTO SIMON

**TESIS PRESENTADA COMO REQUISITO PARA OBTENER EL GRADO
DE MAESTRO EN INGENIERÍA EN COMPUTACIÓN**

CHIHUAHUA, CHIH., MÉXICO

ENERO DE 2020



Análisis del comportamiento seguro/agresivo del conductor desde una perspectiva de Machine Learning. Tesis presentada por Oraldo Jacinto Simón como requisito parcial para obtener el grado de Maestro en Ingeniería en Computación, ha sido aprobada y aceptada por:

M.I. Javier González Cantú
Director de la Facultad de Ingeniería

Dr. Alejandro Villalobos Aragón
Secretario de Investigación y Posgrado

M.S.I. Karina Rocío Requena Yáñez
Coordinador(a) Académico

Dr. Luis Carlos Gurrola González
Director(a) de Tesis

Enero de 2020

Fecha

Comité:

Dr. Luis Carlos Gurrola González
Dra. Graciela María de Jesús Ramírez Alonso
Dra. Alberto Aguilar González
Dra. Vania Carolina Álvarez Olivas

© Derechos Reservados

Oraldo Jacinto Simón
Circuito No. 1, Campus Universitario 2,
CP: 31125, Chihuahua, Chihuahua,
México.

ENERO 2020



ING. ORALDO JACINTO SIMÓN

Presente

En atención a su solicitud relativa al trabajo de tesis para obtener el grado de Maestro en Ingeniería en Computación, nos es grato transcribirle el tema aprobado por esta Dirección, propuesto y dirigido por el director **Dr. Luis Carlos Gurrola González** para que lo desarrolle como tesis, con el título: **ANÁLISIS DEL COMPORTAMIENTO SEGURO/AGRESIVO DEL CONDUCTOR DESDE UNA PERSPECTIVA DE MACHINE LEARNING.**

Índice

Dedicatoria

Agradecimientos

Índice de contenido

Índice de tablas

Índice de figuras

Índice de ilustraciones

Capítulo 1. Introducción

- 1.1 Revisión de la literatura
- 1.2 Preguntas de investigación
- 1.3 Objetivos
- 1.4 Hipótesis
- 1.5 Justificación

Capítulo 2. Marco teórico

- 2.1 Conducción segura/agresiva
- 2.2 Enfoques de evaluación de conducción
- 2.3 Sensores de teléfonos inteligentes
- 2.4 Preprocesamiento de datos de sensores
- 2.5 Medidas de evaluación
- 2.6 Conjuntos de datos
- 2.7 Métodos de aprendizaje de máquina

Capítulo 3. Metodología y técnicas de representación

- 3.1 Bag of words (bow)
- 3.2 Bow para la representación de maniobras de conducción
- 3.3 Representación de valores estadísticos mediante ventanas deslizantes
- 3.4 Modlem
- 3.5 Protocolo de evaluación
- 3.6 Conclusiones del capítulo



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE
CHIHUAHUA

Capítulo 4. Evaluación de clasificadores en conjuntos de datos propuestos en la literatura

- 4.1 Selección de las pruebas estadísticas
- 4.2 Experimentación y organización de las pruebas estadísticas
- 4.3 Conclusiones del capítulo

Capítulo 5. Validación estadística de los resultados

- 5.1 Primera prueba: Prueba de friedman en ferreira et al. [10] usando su metodología
- 5.2 Segunda prueba: prueba de friedman en ferreira et al. [10] usando bow
- 5.3 Tercera prueba: prueba de friedman en m. Ricardo et al. [14] usando bow
- 5.4 Cuarta prueba: prueba de friedman en bejani y ghattee [13] usando la metodología propuesta por ferreira et al. [10]
- 5.5 Quinta prueba: prueba de friedman en bejani y ghattee [13] usando la metodología bow
- 5.6 Conclusiones del capítulo

Capítulo 6. Discusión y conclusiones generales

- 6.1 Discusión de la hipótesis
- 6.2 Trabajos futuros
- 6.3 Recomendaciones

Capítulo 7. Apéndices (anexos)

Bibliografía

Solicitamos a Usted tomar nota de que el título del trabajo se imprima en lugar visible de los ejemplares de las tesis.

ATENTAMENTE

"Naturam subiecit aliis"

EL DIRECTOR

M.I. JAVIER GONZÁLEZ CANTÚ

FACULTAD DE
INGENIERÍA
U.A.CH.



DIRECCIÓN

EL SECRETARIO DE INVESTIGACIÓN
Y POSGRADO

DR. ALEJANDRO VILLALOBOS ARAGÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA
Circuito No.1, Campus Universitario 2
Chihuahua, Chih., México. C.P. 31125
Tel. (614) 442-95-00
www.fing.uach.mx

DEDICATORIA

A mis padres, hermanos, amigos y profesores que con su apoyo me permitieron cumplir este sueño.

AGRADECIMIENTOS

Un agradecimiento muy especial para M.S.I. Karina Rocío Requena Yáñez, coordinadora de la maestría, por brindarme la oportunidad de haber cursado este posgrado. Gracias por apoyarme durante toda mi estancia.

Un agradecimiento a la profesora M.S.I. Ana Lucia Corral Flores por sus enseñanzas y por haberme apoyado en la coordinación de mi rehabilitación.

Un sincero agradecimiento a mi tutor el Dr. Luis Carlos Gurrola González, quien se hizo responsable de mi plan de estudios y me supo guiar durante el trabajo de tesis. Gracias por enseñarme y brindarme sus conocimientos de manera incondicional.

Al Consejo de la Ciencia y Tecnología (CONACYT) de México por su apoyo económico, sin este no creo haber podido solventar mi estancia en este maravilloso país.

A la Secretaría de Investigación y Posgrado de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Chihuahua, por aceptarme siendo extranjero.

RESUMEN

La conducción agresiva de automóviles es conocida como el comportamiento del conductor que intenta directa o indirectamente provocar, perjudicar o causar daño de cualquier tipo a otras personas que comparten el espacio común por el que discurre el tráfico en la vía. El análisis del comportamiento de conducción mediante el uso de tecnología móvil, ha demostrado que la seguridad de conducción se puede inferir de los datos recopilados por los sensores de los Teléfonos Inteligentes (TI). Los algoritmos de clasificación de aprendizaje de máquina sobre los datos de un TI son muy usados en la clasificación de maniobras para detectar agresividad y está demostrado que pueden detectar con precisión eventos agresivos como: frenado, aceleración, giros y cambio de carril. La eficacia de un algoritmo de clasificación de aprendizaje de máquina para identificar eventos agresivos de conducción, depende en gran medida de la calidad de los datos y el método de extracción de características para su representación. Existen varias formas de representación de los datos que en combinación con algoritmos de clasificación permiten identificar maniobras agresivas de manera eficiente. Los mejores trabajos reportados en la literatura usan diferentes formas de representación y no usan las mismas métricas para medir sus resultados. Estos resultados no son comparables y se puede apreciar que no se ha hecho suficiente para determinar la mejor solución ante este problema. El objetivo de esta investigación es evaluar el comportamiento seguro/agresivo del conductor de un vehículo a través de los datos de teléfonos inteligentes. Para ello se experimenta con los métodos de extracción y representación de características de mejores resultados reportados en la literatura: (representación en valores estadísticos, Bag of Word (BoW) y el algoritmo de reglas mínimas MODLEM). Se determina la mejor combinación de parámetros más clasificador de acuerdo con los resultados obtenidos en la métrica Area Under Curve (AUC) en 8 clasificadores propuestos. A continuación, se muestran los mejores resultados obtenidos en este trabajo de investigación:

- El algoritmo MODLEM junto al Análisis Discriminante Lineal Fisher (ADLF) obtuvo el 100% en la actividad de clasificación en un conjunto de datos de 69 eventos agresivos. Este no obtuvo buenos resultados en el resto de los experimentos con otros conjuntos de datos.
- El incremento del tamaño de las ventanas deslizantes n_f en la representación de valores estadísticos mejora la actividad de clasificación, siendo el clasificador MHLDForest el de mejores resultados con un AUC de 99.3%.
- Con el uso del ADLF sobre la representación de BoW se mejora la actividad de clasificación, siendo el clasificador MLP el de mejores resultados con un AUC de 99.9%.

Palabras clave: conducción agresiva, teléfonos inteligentes, sensores, aprendizaje de máquina



ÍNDICE DE CONTENIDO

Dedicatoria.....	vi
Agradecimientos	vii
Índice de Contenido.....	vi
Índice de Tablas.....	ix
Índice de Figuras.....	x
Índice de Ilustraciones	xi
CAPÍTULO 1: Introducción	17
1.1. Revisión de la literatura	19
1.2. Preguntas de investigación.....	23
1.3. Objetivos.....	24
1.4. Hipótesis	24
1.5. Justificación	24
CAPÍTULO 2: Marco teórico.....	17
2.1. Conducción segura/agresiva	17
2.2. Enfoques de evaluación de conducción	18
2.3. Sensores de teléfonos inteligentes	18
2.4. Preprocesamiento de datos de sensores	20
2.4.1. Calidad de los datos	21
2.4.2. Visualización de datos	22
2.4.3. Limpieza de datos	22
2.4.4. Integración de datos	23
2.4.5. Reducción de datos	23
2.4.6 Transformación y discretización de datos	23
2.4.7. Extracción de características.....	24



2.5. Medidas de evaluación	25
2.6. Conjuntos de datos.....	26
2.7. Métodos de aprendizaje de máquina.....	28
CAPÍTULO 3: Metodología y técnicas de representación	30
3.1. Bag of Words (BoW).....	31
3.1.1. Suavizado.....	31
3.1.2. Segmentado.....	31
3.1.3. Codeword y Codebook	32
3.1.4. Histograma.....	33
3.2. BoW para la representación de maniobras de conducción	33
3.3. Representación de valores estadísticos mediante ventanas deslizantes.....	35
3.4. MODLEM.....	37
3.5. Protocolo de evaluación.....	37
3.5.1. Selección de los clasificadores para la experimentación	38
3.6. Conclusiones del capítulo	39
CAPÍTULO 4: Evaluación de clasificadores en conjuntos de datos propuestos en la literatura...40	
4.1. Selección de las pruebas estadísticas.....	40
4.2. Experimentación y organización de las pruebas estadísticas	42
4.2.1. Experimentos de la metodología de Ferreira et al. [10] en su dataset	43
4.2.2. Experimentos de la metodología de Ferreira et al. [10] en el dataset de M. Ricardo et al. [14].....	48
4.2.3. Experimentos de BoW en el dataset propuesto por Ferreira et al. [10].....	48
4.2.4. Experimentos de BoW en el dataset propuesto por M. Ricardo et al. [14]	54
4.2.5. Experimentos de la metodología de Ferreira et al. [10] en el dataset de Bejani y Ghatee [13]	60
4.2.6. Experimentos de BoW en el dataset propuesto por Bejani y Ghatee [13].....	64



4.3. Conclusiones del capítulo.....	67
CAPÍTULO 5: Validación estadística de los resultados.....	68
5.1. Primera prueba: Prueba de Friedman en Ferreira et al. [10] usando su metodología....	69
5.2. Segunda prueba: Prueba de Friedman en Ferreira et al. [10] usando BoW.....	72
5.3. Tercera prueba: Prueba de Friedman en M. Ricardo et al. [14] usando BoW.....	74
5.4. Cuarta prueba: Prueba de Friedman en Bejani y Ghattee [13] usando la metodología propuesta por Ferreira et al. [10]	77
5.5. Quinta prueba: Prueba de Friedman en Bejani y Ghattee [13] usando la metodología BoW.....	79
5.6. Conclusiones del capítulo.....	82
CAPÍTULO 6: Discusión y conclusiones generales.....	83
6.1. Discusión de la hipótesis	84
6.2. Trabajos futuros	85
6.3. Recomendaciones	85
CAPÍTULO 7: Apéndices (Anexos).....	86
Anexo 1. Resultados de la metodología de Ferreira et al. [10] en su conjunto de datos.	86
Anexo 2. Resultado de la metodología de Ferreira et al. [10] en el dataset propuesto por M. Ricardo et al. [14].	99
Anexo 3. Resultado de la experimentación de la metodología BoW en el dataset de Ferreira et al. [10].....	99
Anexo 4. Resultado de la experimentación de la metodología BoW en el datataset de M. Ricardo et al. [14]	109
Anexo 5. Resultado de la experimentación con la metodología de Ferreira et al. [10] en el dataset propuesto por Bejani y Ghattee [13].....	117
Anexo 6. Resultado de la experimentación de la metodología BoW en el datataset propuesto por Bejani y Ghattee [13].....	123
Anexo 7. Experimentación con el algoritmo MODLEM	131
8. BIBLIOGRAFÍA	133



ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Mejores trabajos reportados en la clasificación de conducción agresiva	20
Tabla 2. Métricas propuestas para medir la conducción agresiva	25
Tabla 3. Combinaciones de pruebas estadísticas	43
Tabla 4. Rango promedio de los clasificadores al aplicar Friedman en Ferreira et al. [10]	70
Tabla 5. Rangos de signos de Wilcoxon calculados en el dataset de Ferreira et al. [10]	71
Tabla 6. Resumen de la prueba de rango de signo de Wilcoxon con simbología en [10]	71
Tabla 7. Resultados de la prueba de rango de signo de Wilcoxon en Ferreira et al. [10]	71
Tabla 8. Rango promedio de los clasificadores al aplicar Friedman en [10] usando BoW	73
Tabla 9. Resultados de la prueba de rango de signo de Wilcoxon en [10] usando BoW	74
Tabla 10. Rango promedio de los clasificadores al aplicar Friedman en [14] usando BoW	75
Tabla 11. Resultados de la prueba de rango de signo de Wilcoxon en [14] usando BoW	76
Tabla 12. Rango promedio de los clasificadores al aplicar Friedman en [36]	77
Tabla 13. Resultados de la prueba de rango de signo de Wilcoxon en [36]	79
Tabla 14. Rango promedio de los clasificadores al aplicar Friedman en [36] usando BoW	80
Tabla 15. Resultados de la prueba de rango de signo de Wilcoxon en [36] usando BoW	81
Tabla 16. Mejores resultados obtenidos en el AUC	82
Tabla 17. Parámetros evaluados para optimizar los clasificadores en Ferreira et al. [10]	86
Tabla 18. Resultados de clasificadores en el dataset de Ferreira et al. [10] con su metodología	86
Tabla 19. Resultados de clasificadores del AUC en el dataset de [10] usando su metodología	97
Tabla 20. Clasificadores de mejores resultados respecto a la métrica AUC en [10]	98
Tabla 21. Resultados de clasificadores en el dataset M. Ricardo et al. [14]	99
Tabla 22. Parámetros evaluados para optimizar los clasificadores propuestos para [10]	99
Tabla 23. Parámetros utilizados en la optimización de BoW	100
Tabla 24. Resultados de clasificadores en el dataset de Ferreira et al. [10]	100
Tabla 25. Resultados de clasificadores del AUC en el dataset de [10] usando BoW	105
Tabla 26. Resultados sobre la norma $\ X, Y\ _2$ y el eje X , al aplicar el filtro ADLF en [10]	107
Tabla 27. Resultados de clasificadores en el dataset de M. Ricardo et al. [14] usando BoW	109
Tabla 28. Resultados de clasificadores del AUC en el dataset [14] usando BoW	114
Tabla 29. Resultados sobre la norma $\ X, Y\ _2$ y el eje X , al aplicar el filtro ADLF en [14]	115
Tabla 30. Resultados de clasificadores en el dataset de Bejani y Ghatee [36]	117
Tabla 31. Resultados de clasificadores del AUC en el dataset de Ghatee [36]	122
Tabla 32. Resultados de clasificadores en el dataset de Bejani et Ghatee [36] usando BoW	123
Tabla 33. Resultados de clasificadores del AUC en el dataset de Ghatee [36] usando BoW	127
Tabla 34. Resultados la norma $\ X, Y\ _2$ y el eje X , al aplicar el filtro ADLF en Ghatee [36]	129
Tabla 35. Resultados del algoritmo Modlem en el dataset propuesto por Ferreira et al. [10]	131
Tabla 36. Resultados del algoritmo Modlem en el dataset de M. Ricardo et al. [14]	131
Tabla 37. Resultados del algoritmo Modlem en el dataset propuesto por Ghatee [36]	132



ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Dataset propuesto por Ferreira et al. [10].....	26
Figura 2. Dataset propuesto por M. Ricardo et al. [14]	27
Figura 3. Dataset propuesto por Bejani & Ghatee [36]	28
Figura 4. Fase de entrenamiento de BoW [14]	33
Figura 5. Fase de codificación de BoW [14]	34
Figura 6. Ejemplo de ventana deslizante de Ferreira et al. [10]	35
Figura 7. Ejemplo de construcción del vector de características [10]	36
Figura 8. Protocolo de evaluación	38
Figura 9. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, en [10].....	46
Figura 10. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro-Lineal, en [10]	46
Figura 11. Resultados de AUC en los sensores Acelerómetro-Giroscopio-Combinado, en [10].....	47
Figura 12. Resultados de AUC en el sensor Giroscopio, en [10]	47
Figura 13. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, ejes (X,Y,Z), en [10].....	50
Figura 14. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, ejes (X, Y), en [10]	51
Figura 15. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, ejes $\ X, Y\ _2$, en [10].....	51
Figura 16. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, eje X, en [10]	52
Figura 17. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, eje Y, en [10]	52
Figura 18. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, ejes $\ X, Y\ _2$, con ADLF, en [10]	53
Figura 19. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, eje X, con ADLF, en [10]	54
Figura 20. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, ejes (X, Y, Z), en [14].....	56
Figura 21. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, ejes (X, Y), en [14]	57
Figura 22. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, ejes $\ X, Y\ _2$, en [14].....	57
Figura 23. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, eje X, en [14]	58
Figura 24. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, eje Y, en [14]	58
Figura 25. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, ejes $\ X, Y\ _2$, con ADLF en [14]	59
Figura 26. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, eje X, en [14]	60
Figura 27. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, en [36].....	63
Figura 28. Resultados de AUC en el sensor Magnetómetro, en [36]	63
Figura 29. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro-Magnetómetro-Combinado, en [36].....	64
Figura 30. Resultados de AUC en el sensor Magnetómetro, ejes $\ X, Y\ _2$, con ADLF, en [36].....	66
Figura 31. Resultados de AUC en el sensor Magnetómetro, eje X, con ADLF en [36]	66
Figura 32. Diagrama de diferencias críticas del AUC en [10] usando su metodología.....	70
Figura 33. Diagrama de diferencias críticas del resultado del AUC en [10] usando BoW	73
Figura 34. Diagrama de diferencias críticas del AUC en el dataset de [14] usando BoW	76
Figura 35. Diagrama de diferencias críticas del AUC en [36] usando la metodología de [10].....	78
Figura 36. Diagrama de diferencias críticas del AUC en [36] usando BoW	81



ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1. Seguridad vial	17
Ilustración 2. Representación gráfica de la metodología.....	30



CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN

El Internet de las Cosas (IC) es parte del futuro de Internet y comprenderá miles de millones de "cosas" u Objetos Conectados a Internet (OCI), donde las cosas pueden detectar, comunicarse, computar y potencialmente actuar, así como tener inteligencia, interfaces multimodales, identidades físicas/virtuales y atributos. La recopilación de datos de estos objetos es una tarea importante, ya que permite que los sistemas de software comprendan mejor el entorno. Muchos dispositivos con diferentes tipos de hardware pueden involucrarse en el proceso de recopilación y carga de datos de sensores a la nube, donde puede ocurrir un procesamiento complejo. Además, no se puede esperar que todos estos objetos estén conectados a las computadoras, debido a razones técnicas y económicas. Por lo tanto, deberíamos poder utilizar dispositivos con los recursos necesarios para recopilar datos de estos OCI. Por otro lado, recopilar y procesar los datos de los sensores embebidos en dichos OCI antes de enviarlos a la nube, ayuda a garantizar la sostenibilidad de la infraestructura de IC. Esto se debe a las limitaciones energéticas y de procesamiento [1].

Una porción significativa de estos OCI son Teléfonos Inteligentes (TI), los cuales son muy usados en nuestra sociedad. La cantidad de dispositivos móviles conectados a Internet está creciendo rápidamente. Sin embargo, se espera que miles de millones de diferentes tipos de dispositivos computacionales de recursos limitados se conecten a Internet en la próxima década. Por otro lado, la cantidad de sensores desplegados a nuestro alrededor se está incrementando. Es una tarea cada vez más importante recopilar datos de estos sensores para analizarlos y actuar sobre ellos [1]. Un TI posee una variedad de sensores y normalmente la mayoría de las personas lo llevan hacia todas partes por el simple hecho de estar localizables y poder comunicarse. Esto multiplica las posibilidades medir los datos que pueden ser capturados por dichos dispositivos.

El uso del TI como herramienta de censado y procesamiento se está haciendo muy popular en la comunidad científica. Un área muy interesante en la cual dicho dispositivo tiene una participación activa, es el análisis del comportamiento de conducción que comenzó originalmente en las ciencias sociales [2]. Recientemente, con el crecimiento de herramientas



de censado y plataformas de computación, se han identificado nuevas áreas de oportunidad [3][4], una de ellas es el análisis de conducción mediante el uso de teléfonos inteligentes (SDA, por sus siglas en inglés). El análisis de conducción ha atraído la atención de la comunidad científica, ya que se ha demostrado que la seguridad de conducción se puede inferir de los datos recopilados por los sensores de los teléfonos inteligentes [5]. Además, se podría dar retroalimentación positiva al conductor, ayudando así a mejorar la planificación y ejecución de maniobras seguras [3].

La conducción de automóviles de forma agresiva es una de las causas principales de muerte en la actualidad. Esta es definida como un comportamiento que "aumenta deliberadamente el riesgo de colisión y muchas veces es motivado por la impaciencia, la molestia, la hostilidad o un intento de ahorrar tiempo" [6]. Los estudios indican que los conductores tienden a ser relativamente más seguros cuando son monitoreados o cuando se les brinda retroalimentación sobre sus maniobras [5]. Los Sistemas de Transporte Inteligentes (STI) actuales siguen confiando en una infraestructura compuesta de sensores estáticos y cámaras instaladas en las carreteras, lo que dificulta la recopilación, generalización y análisis de datos en tiempo real. Debido al alto costo de instalación y mantenimiento, los STI a menudo están restringidos a determinados caminos o vecindarios [7]. Muchos autos de gama alta tienen estos STI instalados, pero no todas las personas pueden adquirir autos tan costosos. Esto convierte al TI como una opción viable para capturar datos para el análisis del comportamiento de conductor seguro/agresivo. Este análisis es también conocido como el problema de clasificación multiclase de eventos agresivos de conducción que es el tema central de este trabajo de investigación.

Un caso de particular interés es cuando el vehículo es censado con uno o algunos de los sensores inerciales (acelerómetro, giroscopio y magnetómetro) [3][5][8][9]. Estos estudios han revelado en gran medida que la usabilidad de las mediciones del acelerómetro, lo convierten en el sensor más importante de la inferencia de conducción basada en TI. No obstante, los investigadores no han hecho suficiente para identificar entre los trabajos existentes, las mejores formas de representar los datos de los sensores de teléfonos inteligentes para la identificación de eventos agresivos.



Los algoritmos de clasificación de aprendizaje de máquina sobre los datos captados de un TI son muy usados en la identificación de maniobras y está demostrado que pueden detectar con precisión cuatro patrones distintos (frenado, aceleración, giro a la izquierda y a la derecha) [10]. En comparación con los eventos detectados por un dispositivo de diagnóstico a bordo (OBD-II, por sus siglas en inglés), que se consideran altamente precisos, el enfoque de recopilación de datos a través de los sensores de un TI puede considerarse confiable, ya que identifica patrones de conducción específicos con alta precisión.

El presente trabajo de investigación recoge las mejores investigaciones sobre el problema de análisis-multiclase de conducción agresiva reportadas hasta el momento. Recrea las investigaciones en igualdad de condiciones para que sean comparables, las compara y expone sus resultados en un ranking de acuerdo a la métrica AUC. Propone mejoras para el procesamiento de la señal y logra los mejores resultados reportados en la comunidad científica hasta el momento.

1.1. REVISIÓN DE LA LITERATURA

En 2018 Stratis Kanarachos et al. [11] realizaron una investigación para analizar el uso de teléfonos inteligentes como plataforma integrada para monitorear el comportamiento del conductor en el contexto de Sistemas de Transporte Inteligente (STI). Ellos para validar su hipótesis, revisaron las contribuciones científicas del área y llegaron a la conclusión de que se observa una falta de coherencia entre los enfoques de las métricas utilizadas en la literatura, para comparar los resultados de las investigaciones [11]. Los autores realizan un resumen de las investigaciones que tratan sobre la clasificación agresiva de maniobras de conducción hasta 2018 y reportan los trabajos de mejores resultados según el rendimiento de sus métricas.

Entre los trabajos de mejores resultados reportados por [11], se encuentran los dos primeros de la siguiente tabla. El cuarto y quinto trabajo de la tabla fueron incluidos en esta investigación como parte de la revisión de la literatura, debido a su importancia en los resultados obtenidos en la actividad de clasificación de eventos de conducción.



Tabla 1. Mejores trabajos reportados en la clasificación de conducción agresiva

Clasificación agresiva de conducción	Sensores	Método	Conjunto de datos	Rendimiento
Vlahogianni & Barmounakis [12] (2017)	Acelerómetro Giroscopio GPS	Conjunto mínimo de reglas de decisión (MODLEM)	No tienen público el conjunto de datos	Total Accuracy: 99.4% TPR: 88.1% FPR: 0.3%
Ferreira et al. [10] (2017)	Acelerómetro Giroscopio Magnetómetro	Ventanas de tiempo, valores estadísticos, RF, MLP	Creado por los autores, 69 eventos capturados en 4 viajes de 13 minutos	AUC: varían de 98% a 9.99% valores medios en ROC con diferentes sensores y tipos de maniobras
Bejani & Ghatec [13] (2018)	Acelerómetro Magnetómetro	Evalúan el ángulo de rotación del vehículo. Ensamble de clasificadores: (C4.5, RBFNetwork, K-NN, Naive Bayes)	Creado por los autores, 165 eventos capturados	Precision, Recall, Accuracy, F-measure varían de 95% a 100%
[M. Ricardo et al. [14] (2019)	Acelerómetro	Bag of Word, GNB, MLP	Creado por los autores, 478 eventos capturados por diversos conductores en diferentes días	F-measure: 97.02% G-means: 97.58% Accuracy: 96.88%

AUC: Área bajo la curva (AUC por sus siglas en inglés)

C4.5: es un algoritmo usado para generar un árbol de decisión, es utilizado en actividades de clasificación

GNB: Clasificador de Bayes ingenuo gaussiano (GNB por sus siglas en inglés)

GPS: Sistema de Posicionamiento Global (GPS por sus siglas en inglés)

RBFNetwork: Clasificador que implementa una red de función de base radial gaussiana normalizada.

RF: Bosques aleatorios (RF por sus siglas en inglés)

ROC: Curva operativa de características del receptor

MLP: Red neuronal Multilayer Perceptron (MLP por sus siglas en inglés)

Naive Bayes: clasificador bayesiano ingenuo

K-NN: K vecinos más cercanos (K-NN por sus siglas en inglés)

TPR: Tasa de verdaderos positivos (TPR por sus siglas en inglés)

FPR: Tasa de falsos positivos (FPR por sus siglas en inglés)

F-measure: también conocido como F1-score, la media armónica de precisión y sensibilidad.

G-means: La raíz del producto de la sensibilidad de clase. Se usa cuando hay un desequilibrio en el número de ejemplos para cada clase, y analiza los resultados cuando el clasificador es mejor en ejemplos positivos sobre negativos, y viceversa (Kubat y Matwin, 1997).

Accuracy: la proporción de resultados correctos (tanto verdadero positivo como verdadero negativo) entre el total de casos examinados



Vlahogianni & Barmounakis [12], utilizan los sensores acelerómetro, giroscopio, Sistema de Posicionamiento Global (GPS, por sus siglas en inglés) del teléfono para recopilar los datos. Emplean un algoritmo llamado MODLEM, inspirado en la teoría de conjuntos aproximación para la generación de reglas mínimas en un enfoque de aprendizaje automático. Sus mejores resultados en la actividad de clasificación están en las métricas, *Exactitud Total*: 99.4%, *Tasa de Verdaderos Positivos*: 88.1%, *Tasa de Falsos Positivos*: 0.3%. La principal problemática de esta investigación es su trazabilidad debido a que los umbrales obtenidos dentro de las reglas de inducción resultantes representan la imagen general promedio del comportamiento de un conductor. Estos valores deben estimarse constantemente a medida que aumenta la muestra de conductores y las horas de conducción. Esto significa que los umbrales optimizados pueden no ser transferibles. Evidentemente, como en todos los enfoques de minería de datos, el marco metodológico es transferible y debe calibrarse cada vez que se disponga de diferentes datos o se realicen diferentes experimentos.

Ferreira et al. [10], usan los sensores acelerómetro, giroscopio y magnetómetro del teléfono inteligente para recopilar los datos. Emplean una metodología basada en ventanas deslizantes que se mueven en el tiempo para analizar la señal. En cada ventana se calculan valores estadísticos para extraer las características de la señal y construir el vector de características. Sus mejores resultados están basados en la métrica área bajo la curva (AUC, por sus siglas en inglés), dichos resultados varían de 0.98 a 0.999 valores medios en la curva conocida como característica operativa del receptor (ROC, por sus siglas en inglés) con diferentes sensores y tipos de maniobras agresivas. Los resultados en este trabajo están enfocados en buscar la mejor configuración, tamaño de la ventana deslizante, sensor y clasificador. Si miramos los resultados de esta investigación tal parece que es muy difícil mejorarlos, pero si analizamos bien a fondo, surgen preguntas como:

- ¿Existirán clasificadores mejores que Random Forest (RF) y la red neuronal Multilayer Perceptron (MLP) para esta forma de representación?
- ¿Existirán tamaños más adecuados para las ventanas deslizantes que procesan la señal?

Bejani & Ghatee [13], utilizan los sensores acelerómetro y magnetómetro para la clasificación de eventos agresivos. Estos eventos son dependientes del ángulo de rotación del



vehículo ya que la mayoría de eventos agresivos que analizan son giros. Realizan un ensamble de los clasificadores C4.5, RBFNetwork, K-NN y Naive Bayes. Combinan el clasificador C4.5 con RBFNetwork en un algoritmo híbrido donde alcanzan valores de 95% a 100% en las métricas de Precision, Recall, Accuracy y F-measure. Estos resultados se alcanzan en una validación cruzada con 5 folds en la fase de entrenamiento. Esta investigación tiene solo 3 tipos de eventos agresivos de conducción, si hubiesen empleado una variedad mayor de eventos agresivos como en Ferreira et al. [10] su resultados tendrían un mayor impacto.

M. Ricardo et al. [14], utilizan el sensor acelerómetro del TI, para recopilar los datos. Tomando como base la hipótesis de que existen mejores representaciones de datos, proponen una representación de segundo orden, basada en la estrategia Bag of Word (BoW) [15], para modelar las marcas de tiempo del acelerómetro asociadas con las maniobras de conducción agresiva. Sus mejores resultados en la actividad de clasificación están en las métricas F-measure: 0.9702, G-means: 0.9758 y Accuracy: 0.9688. En esta investigación muestran que el modelo BoW obtiene mejores resultados que las representaciones estadísticas propuestas por Ferreira et al. [10], y que las estrategias similares de segundo orden: Bag of Features (BoF) [16] y Symbolic Aggregate Approximation (SAX) [17]. Los mejores resultados que obtuvo Ferreira et al. [10] fueron con ventanas de tiempo de tamaño $nf = \{8, 7, 6\}$, sin embargo, el experimento es recreado desde nf igual 1 hasta 4. Solo la maniobra agresiva “Left turn” obtuvo entre sus mejores cinco resultados una configuración de nf igual 4. Si uno de sus objetivos era evaluar su propuesta BoW con respecto a la metodología propuesta por Ferreira et al. [6], debieron compararse con la métrica AUC en igualdad de condiciones para medir sus resultados y probar con ventanas de tamaño $nf = \{8, 7, 6, 4\}$.

Las métricas reportadas no son las mismas en ninguno de los tres trabajos, con excepción de la métrica *Exactitud* (Accuracy, traducido al inglés) que se repite en Vlahogianni and Barmounakis [12], Bejani & Ghatee [13] y M. Ricardo et al. [14]. Cada investigador usó solo su propio conjunto de datos a excepción del trabajo de M. Ricardo et al. [14], por lo que esta medida tampoco muestra trazabilidad para su comparación. Afirmar



cuál de las investigaciones obtuvo mejores resultados con diferencia significativa o no, no debe hacerse a la ligera.

Revisando las investigaciones citadas en Stratis Kanarachos et al. [11], se llega a la siguiente conclusión, la mayoría de las investigaciones usan diferentes TI que tienen diferentes sensores donde varía su calidad. Los estudios y pruebas se realizaron en varios países con diferentes condiciones de tráfico y carretera. Sus métodos para establecer *groundtruth* o verdad básica para las pruebas no son necesariamente los mismos y podían variar debido a la subjetividad. No todos los trabajos publican o ceden el conjunto de datos en los que se basaron para realizar sus experimentos. Partiendo de que las métricas que utilizan para reportar los resultados no son las mismas, se necesitan recrear los experimentos en igualdad de condiciones para que cada una de las soluciones sean comparables. Aún, no está claro que metodología es la más idónea para resolver el problema de clasificación multiclase de eventos agresivos, ni cuáles son los clasificadores candidatos para resolver el problema de clasificación multiclase de conducción agresiva. Estas metodologías y algoritmos [10][14][18] resuelven dicho problema, pero no hay consenso de cuál es la más adecuada o cuál es la que obtiene mejores resultados.

1.2. PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN

Teniendo en cuenta la situación problemática anteriormente expuesta se plantean las siguientes preguntas **de investigación**:

- ¿Cómo evaluar el comportamiento seguro/agresivo del conductor de un vehículo a través de los datos de teléfonos inteligentes?
- ¿Cuál de los trabajos de la literatura seleccionados obtiene mejores resultados cuando se evalúan a través de distintos conjuntos de datos?
- ¿Qué tipo de representación de los datos será más útil para obtener una mejor clasificación?



1.3. OBJETIVOS

Para darle solución al problema a resolver de este trabajo de investigación se traza el siguiente **objetivo general**: Evaluar el comportamiento seguro/agresivo del conductor de un vehículo a través de los datos de teléfonos inteligentes.

Para darle cumplimiento al objetivo general se desglosan los siguientes **objetivos específicos**:

- Definir la mejor solución entre las existentes para el problema de análisis-multiclase de conducción agresiva de un conductor.
- Describir las bases de datos públicas asociadas a este problema.
- Identificar cuáles son los sensores que han sido más exitosos para capturar datos para este problema.
- Definir cuáles han sido las transformaciones de los datos de estos sensores al incorporarlos en vectores de características con buena discriminación.
- Identificar el tipo de modelo de aprendizaje computacional más exitoso para resolver este problema.
- Determinar la mejor combinación de parámetros más clasificador en la actividad de clasificación para cada método de extracción de características.

1.4. HIPÓTESIS

La extracción de características mediante el cálculo de valores estadísticos con ventanas deslizantes de tamaño $2 < n_f < 15$ mejora los resultados de clasificación en eventos seguros/agresivos.

1.5. JUSTIFICACIÓN

La industria automotriz es un mercado de gran importancia para el desarrollo de la humanidad ya que facilita la distribución de suministros y hace más operativa la fuerza de trabajo de la actividad humana. En la actualidad la conducción es una tarea cotidiana que se



ha convertido en una necesidad para la sociedad moderna, principalmente en las grandes ciudades. Según un informe de seguridad global de la Organización Mundial de la Salud, cada año 1,25 millones de personas mueren en las carreteras del mundo; esta cifra se ha mantenido estable desde 2007 [19]. La comunidad internacional ha prestado especial atención al problema de la seguridad vial al establecer en el marco de los Objetivos de Desarrollo Sostenibles, una nueva meta a efectos de reducir a la mitad el número de muertes y traumatismos ocasionados por los accidentes de tránsito de aquí a 2020 [19]. Los algoritmos de clasificación de aprendizaje de máquina son muy usados en la clasificación de maniobras de conducción para detectar agresividad [12].

Debido al incremento de muertes por accidentes viales y aprovechando el auge de los OCI, se han realizado muchos estudios e investigaciones enfocados al diagnóstico de vehículos con TI. La evaluación y monitoreo del comportamiento de los conductores, son medidas preventivas para evitar accidentes y garantizar la seguridad vial. La extracción y el procesamiento de flujos de datos móviles facilitan el análisis de datos en tiempo real [20].

El presente trabajo de investigación recoge las mejores investigaciones sobre el problema de clasificación multiclase de conducción agresiva reportadas hasta el momento. Recrea las investigaciones en igualdad de condiciones para que sean comparables, las compara y expone sus resultados en un ranking de acuerdo a la métrica AUC. Propone mejoras para el procesamiento de la señal y busca lograr los mejores resultados reportados en la comunidad científica hasta el momento.



CAPÍTULO 2: MARCO TEÓRICO

Con el objetivo de facilitar la comprensión del marco conceptual de la investigación, en el presente capítulo se exponen los principales conceptos y enfoques de conducción, asociados al problema a resolver en este trabajo investigativo. Se describen los conjuntos de datos públicos con los que se realizará la experimentación y las medidas de evaluación para medir la actividad de clasificación de eventos seguros/agresivos.

2.1. CONDUCCIÓN SEGURA/AGRESIVA



Ilustración 1. Seguridad vial

Fuente: U. Córdoba [45]

Seguridad al conducir: Conjunto de Medios, Medidas, Normas y Actuaciones personales que tienen como fin que el viaje se desarrolle sin violar la base reglamentaria para circular en la vía [21].

Conducción segura: El cumplimiento de las normas de seguridad al conducir [21].

Conducción agresiva: Comportamiento de un conductor, con la que intenta directa o indirectamente provocar, perjudicar o causar daño de cualquier tipo a otras personas que comparten el espacio común por el que discurre el tráfico [22].

En este trabajo identificaremos la conducción agresiva a través de la clasificación de eventos agresivos sobre los datos de un TI. En el caso de la conducción segura, será a través de los eventos no agresivos, para que un conductor sea seguro deberá no realizar maniobras que reflejen agresividad. En el marco de esta investigación identificaremos los eventos agresivos clasificándolos por tipo en un enfoque supervisado. El término de conducción segura será clasificado por una única clase que se corresponde a todos los eventos que no son agresivos.



2.2. ENFOQUES DE EVALUACIÓN DE CONDUCCIÓN

Realizando un estudio de las soluciones relacionadas con este tema de investigación, podemos identificar tres enfoques al analizar el comportamiento del conductor.

Modelar el análisis de conducción: se intenta modelar el comportamiento de conducción y estimar algunos parámetros relacionados con la conducción en función del modelo producido. Como ejemplo, Álvarez et al. [23] presentaron un sistema que obtuvo algunos datos de TI, incluidos la velocidad, la aceleración y movimientos bruscos del volante, y estimó la carga restante de un vehículo eléctrico considerando el comportamiento de conducción.

Clasificación basada en el reconocimiento de patrones de conducción: Algunos investigadores tratan de clasificar los comportamientos de manejo en patrones agresivos y seguros [5]. Tenga en cuenta que una persona agresiva no es un conductor agresivo exactamente [24]. Se clasifican los estilos y maniobras de conducción de los conductores, no el carácter del conductor. Sin embargo, se necesita reconocer el conductor en muchas aplicaciones.

Clasificación asignando puntajes a los conductores: El tercer grupo de investigadores ha intentado evaluar la conducción asignando puntos a los conductores según sus maniobras [25] [26]. Estos puntajes pueden simplificarse a agresivos o seguros.

En el presente trabajo de investigación trataremos el segundo enfoque utilizando técnicas de aprendizaje de máquina. Dado al estado actual de las investigaciones reportadas, en este trabajo se considera más importante descubrir la mejor solución de las existentes y realizar propuestas de mejoras para mejorar la actividad de clasificación. Identificar con precisión los eventos agresivos es el aspecto más importante de esta investigación.

2.3. SENSORES DE TELÉFONOS INTELIGENTES

Cuando necesitamos procesar los datos de teléfonos inteligentes para la evaluación de manejo, se deben descuidar los intervalos de tiempo de llamadas, mensajes y juegos con



teléfonos inteligentes. Para seleccionar los sensores útiles para apoyar una tarea, necesitamos definir un plan para elegir los sensores necesarios y un plan para el muestreo de datos. Eftekhari y Ghatee mencionaron los siguientes criterios para elegir la mejor configuración de sensores para sus propósitos [26]:

- **Accesibilidad:** recopilar datos durante todo el proceso y soporte en cualquier sitio.
- **Cobertura:** usar los sensores en diferentes modelos de teléfonos inteligentes.
- **Precisión:** proporcionar una precisión razonable para detectar y reconocimiento.
- **Costo:** costos directos e indirectos, como la energía y cualquier pago.

Por otro lado, solo se pueden usar algunos sensores para analizar el comportamiento de conducción. Por ejemplo, el uso de una cámara para monitorear el comportamiento de manejo requiere un análisis y procesamiento de imágenes de mucho costo computacional. Debido a las limitaciones de procesamiento de los teléfonos celulares, las operaciones pesadas no funcionan. Podemos clasificar los sensores útiles para aplicaciones de STI de la siguiente manera:

- **Sistema de Posicionamiento Global:** (GPS por sus siglas en inglés), consume una gran cantidad de energía para determinar la ubicación geográfica y la velocidad. No es accesible en algunos lugares, como túneles. La precisión de este sensor es muy diferente con respecto al tipo de sensor y algunos otros problemas topológicos. La precisión de este sensor en diferentes TI es muy diferente. Por lo tanto, la aplicación de GPS para fines de seguridad es limitado. La distancia relativa entre dos TI calculada a partir del GPS varía con mucha frecuencia.
- **Radar y Lidar:** Algunos de los sensores como Lidar o Radar requieren una línea de visión entre el emisor y el receptor, por lo que su uso es limitado.
- **Bluetooth:** La red ad hoc Bluetooth suele ser adecuada para el posicionamiento en interiores. Además, Bluetooth en los TI puede comunicarse directamente con las computadoras de los vehículos para usar su información, como la apertura del airbag para detectar los choques con precisión.
- **Acelerómetro:** El acelerómetro consume poca energía y puede medir fuerzas en el teléfono celular en tres direcciones. Al usar la ley de Newton, la aceleración se puede



estimar a partir del vector de fuerza y la velocidad se puede estimar. Generalmente la precisión del acelerómetro para estimar la aceleración es aceptable, mientras que la estimación de la velocidad necesita un mayor procesamiento.

- **Giroscopio:** El giroscopio puede determinar la dirección del teléfono celular y esto es muy útil en diferentes contextos. Pero, la cobertura de este sensor es limitada. Hoy en día, el uso de este sensor se extiende y, por lo tanto, se pueden considerar los datos de este sensor en las aplicaciones de manera eficiente.
- **Magnetómetro** El magnetómetro se usa para medir el campo magnético que rodea el TI. Este sensor es útil para ajustar la dirección del TI con respecto a la dirección del movimiento.
- **Unidad de Medida Inercial (UMI):** La combinación de acelerómetro, giroscopio y magnetómetro se denomina unidad de medición inercial. Estos sensores tienen un gran papel para el seguimiento humano y de vehículos.

Por las capacidades de un TI pudiera pensarse que puede tomar el lugar de una caja negra en vehículos. Realmente, los TI no son de caja negra debido a la incertidumbre de la postura y otros factores inductores de ruido [27]. La privacidad es muy importante cuando necesitamos usar datos de TI para aplicaciones públicas. Eftekhari y Ghatee discutieron la privacidad de los sensores GPS y acelerómetro en detalles demostrando que el uso del acelerómetro tiene el menor peligro [26]. En este trabajo investigativo usaremos los sensores de la UMI para la clasificación de eventos agresivos, generando conjuntos de datos a partir de las combinaciones de sus ejes (x, y, z).

2.4. PREPROCESAMIENTO DE DATOS DE SENSORES

Los sensores de los TI producen una gran cantidad de datos por segundo, mientras que la capacidad de memoria es limitada. Esto significa que guardar los datos de los sensores representa un desafío en los teléfonos inteligentes. Además, los usuarios prefieren usar la memoria limitada para su propio uso, esto le resta posibilidades a usar dicha memoria para un sistema de evaluación de manejo. Por lo tanto, cualquier aplicación que necesite guardar los datos de los sensores debe diseñarse en condiciones de poco espacio. El procesamiento



en tiempo real es una buena respuesta a estas situaciones, lo que ahorra solo los resultados importantes, no todos los datos en la memoria [28].

Por otro lado, los usos de TI en algunas aplicaciones de transporte detectan si el TI está dentro de un vehículo o no. Por ejemplo, la detección de accidentes, el estado de la superficie de la carretera, el estado del tráfico e incluso la detección del modo motorizado (autobús, metro, automóvil, etc.) deben especificar la ubicación del TI con respecto al vehículo. Esta fase de preprocesamiento consume tiempo, procesamiento y memoria. Por lo tanto, disminuir la cantidad de datos almacenados, aumentar la precisión de la detección y minimizar el consumo de energía son cuestiones importantes [29]. Podemos usar el preprocesamiento en varios pasos:

- Aseguramiento de la calidad al verificar las medidas estadísticas necesarias, como promedio, desviación estándar, mediana, modo, diagrama de caja, etc.
- Visualización de datos: análisis de histograma, diagrama de dispersión, correlación positiva y negativa, proyección geométrica, apilamiento dimensional entre otros.
- Limpieza de datos para eliminar los efectos de ruido y completar los datos faltantes.
- Integración de datos para unificar los datos de las diferentes fuentes.
- Reducción de datos para disminuir la cantidad de características y muestras.
- Transformación de datos y discretización de datos.

2.4.1. CALIDAD DE LOS DATOS

La precisión de los sensores es muy importante, lo que indica que los datos resultantes de cualquier sensor son razonables o no. A veces, necesitamos fusionar los datos de los diferentes sensores para tomar una decisión. Para la evaluación de manejo, debemos velar por la integridad de los datos, porque si la recopilación de datos se ha interrumpido durante un período prolongado no podemos evaluar la conducción con todos los elementos necesarios. Vries y otros investigadores, desarrollaron algunas técnicas para validar y seleccionar automáticamente subconjuntos de datos para verificar la calidad de los datos recopilados de un TI [30]. Los datos utilizados en esta investigación son de fuente pública y ya han sido tratados por otros investigadores de la comunidad científica.



2.4.2. VISUALIZACIÓN DE DATOS

Es importante visualizar los datos para encontrar un enfoque o patrón para cada tipo de evento de conducción. Por lo general, al graficar los valores de los sensores, se pueden obtener buenos puntos de vista sobre lo que sucede en la realidad. A veces, la traza de datos de un TI tiene un significado importante, a través del GPS se puede recrear el trayecto de un vehículo [31]. A veces, los datos en brutos de los sensores no reflejan ningún significado, debido a su alta dimensionalidad, los datos no se pueden ilustrar. En estas situaciones, podemos transformar los datos a algunos formatos nuevos o reducir la dimensión a alguna versión visualizada.

2.4.3. LIMPIEZA DE DATOS

Antes de usar los datos del TI para sus aplicaciones, debemos limpiar la señal de ruido, valores atípicos, valores incompletos y faltantes. Entonces, la inconsistencia y los problemas intencionales deben resolverse. Para este objetivo, se pueden utilizar medidas estadísticas como modo, mediana, desviación estándar, etc., para eliminar los valores atípicos. Por ejemplo, los datos son ruidosos cuando los valores del sensor son menores que $\mu - 2\sigma$ o mayores que $\mu + 2\sigma$. En estas condiciones, μ es la media y σ es la desviación estándar. Estas técnicas estadísticas se pueden utilizar en sensores para mostrar los datos no válidos y fuera de rango [32].

Los impulsos ingresados en el vehículo se detectan principalmente mediante un sensor de magnetómetro con respecto a las coordenadas del dispositivo. Para este propósito, uno puede usar los cambios de ángulo en tres ejes. Entonces, la variable de aceleración, el tamaño angular y la velocidad angular se pueden medir cada vez. Estas variables se recopilan para los tres ejes x, y, z. Además, las medidas de covarianza y correlación pueden usarse para evaluar la relevancia entre las muestras de sensores y las etiquetas de clase [32]. Cuando el TI no está en la posición correcta dentro del vehículo es necesario reorientar la señal para analizar correctamente los ejes de la señal y no introducir ruido en su análisis. Si la señal del TI es reorientada, este se se puede colocar libremente dentro del vehículo en cualquier posición deseada [12].



2.4.4. INTEGRACIÓN DE DATOS

En esta parte, los datos de diferentes TI se integran en una base de datos única para un mayor análisis. Por ejemplo, los datos de la antena del Sistema Global para las Comunicaciones Móviles (GSM por sus siglas en inglés) para todos los residentes se pueden procesar en un solo centro para estimar la cantidad de viajeros que desean viajar entre cada par de orígenes y destinos. Cuando este esquema se repite para todas las muestras, se pueden estimar los viajeros entre todos los puntos [32]. La integración de datos, así, como el crecimiento del volumen de datos de maniobras de conducción agresiva, contribuyen a mejorar la aplicación de técnicas de aprendizaje de máquina.

2.4.5. REDUCCIÓN DE DATOS

Para reducir las características, se puede aplicar un filtro, un contenedor o un método híbrido. Una función de filtro elimina las características irrelevantes. Por ejemplo, al usar la ganancia de información entre cada característica y cada clase, podemos eliminar algunas características cuyos efectos en la clasificación son escasos. Realmente, la ganancia de información mide la correlación entre los valores y etiquetas de clase. A veces, quitando las características irrelevantes o redundantes se puede mejorar el rendimiento de la clasificación. Además, es posible ordenar las características por un filtro como la ganancia de información para mejorar el proceso de clasificación. Tal enfoque se utiliza en la exploración de árboles de decisión, ver [33] [34]. Como técnica de reducción de la dimensionalidad (reducir las características), el Análisis Discriminante Lineal de Fisher (ADLF), es utilizado en problemas de clasificación multiclase en enfoques de aprendizaje supervisado. Esta técnica puede ser entendida como encontrar un espacio que parezca contener toda la variabilidad de la clase.

2.4.6. TRANSFORMACIÓN Y DISCRETIZACIÓN DE DATOS

El proceso de transformación es muy importante, porque hay muchas transformaciones que pueden seleccionarse para aplicaciones reales. Cualquier función



matemática se puede utilizar para transformar los datos bajo planes lineales o no lineales. La discretización de datos generalmente se realiza en los datos del sensor del TI para simplificar los datos y revelar patrones en los datos [26].

Transformación con enfoques estadísticos: Cuando se estima la distribución de los datos, se pueden procesar los datos en una función de distribución en lugar de procesar los datos en bruto. Además, en muchos casos los datos se distribuyen uniformemente y estos se pueden modelar mediante una transformación normal.

Transformación en álgebra matricial: La rotación es una buena transformación que se puede utilizar en los datos del TI para ajustar su dirección con la del vehículo [32]. Además, algunas de las transformaciones se basan en la señal de preprocesamiento. Por ejemplo, la transformación de Fourier y la Discrete Wavelet Transformation (DWT) son métodos famosos para la transformación de datos [26].

2.4.7. EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

Para extraer las funciones de los datos del sensor del TI, se pueden definir dos tipos de funciones:

Características obvias: por lo general, se han realizado algunas operaciones en los datos sin procesar para proporcionar las características necesarias para fines de clasificación, agrupación o regresión. A veces, al obtener el promedio, la suma, el máximo, etc., los datos sin procesar se pueden transformar en algunas características útiles. Eftekhari y Ghatee definieron algunas características obvias para la detección del modo de transporte utilizando datos de giroscopio y de aceleración [32].

Características ocultas: estas características generalmente no son explicables. Por ejemplo, al obtener transformación integral de Fourier, transformación de wavelet o muestreo aleatorio, se pueden definir algunas características que son muy efectivas para la clasificación, pero no son explicables. Tales características se han estudiado con DWT en [35] y [32]. Realmente, DWT extrae las características necesarias para la evaluación del controlador de datos de TI, pero es difícil explicar por qué son importantes.



En este trabajo de investigación se experimenta con las técnicas de extracción de características más exitosas, según los trabajos de mejores resultados reportados. Entre las que se encuentran: metodología de Ferreira et al. [10], BoW propuestas por M. Ricardo et al. [14] y el algoritmo MODLEM [18].

2.5. MEDIDAS DE EVALUACIÓN

Para evaluar los resultados de las diferentes técnicas de extracción de características junto al clasificador más apto, necesitamos seleccionar las siguientes medidas:

Tabla 2. Métricas propuestas para medir la conducción agresiva

Métrica	Descripción	Fórmula
TP Rate	Tasa de verdaderos positivos. (Instancias clasificadas correctamente en una clase). Es sinónimo de exhaustividad, Recall o sensibilidad.	$\frac{TP}{TP + FN}$
FP Rate	Tasa de falsos positivos (Instancias clasificadas incorrectamente en una clase).	$\frac{FP}{FP + TN}$
Presicion	La proporción de verdaderos positivos entre el número total de detecciones.	$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$
Recall or Sensitive	La métrica de exhaustividad muestra la cantidad de verdaderos positivos que el modelo ha clasificado en función del número total de valores positivos en una clase	$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$
F-measure	También conocido como puntaje F1, la media armónica de precisión y sensibilidad.	$F - measure = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}$
MCC	Si dos matrices de confusión no son comparables, el coeficiente de correlación de Matthew (MCC), nos ayuda a representar la matriz de confusión con un solo valor. Es una medida de la calidad de clasificación binaria que dado que tiene en cuenta los positivos y negativos (verdaderos y falsos), puede usarse incluso si las clases son de tamaños muy diferentes.	$MCC = \frac{TP * TN - FP * FN}{\sqrt{(TP + FP)(TP + FN)(TN + FP)(TN + FN)}}$
AUC	Área bajo la curva, característica de funcionamiento del receptor (ROC). Refleja el grado de separabilidad entre clases en todos los niveles de los umbrales de decisión, en términos de probabilidad.	$AUC = \frac{1}{2} \left(\frac{TP}{TP + FN} + \frac{TN}{TN + FP} \right)$



<p>PRC Area</p>	<p>Es el área bajo la curva de la relación que existe entre Precisión y Recall. Las curvas de recuperación de precisión son mejores para resaltar las diferencias entre modelos para conjuntos de datos altamente desequilibrados. En este caso el área bajo la curva PRC mostrará más diferencia que ROC.</p>	<p>Una curva de recuperación de precisión muestra la relación entre Precisión (valor predictivo positivo) y recuperación (Recall) para cada posible corte. El PRC es un gráfico de dos dimensiones (x, y) que muestra:</p> <p><i>Eje x:</i> muestra la recuperación (Recall or Sensitive) <i>Eje y:</i> muestra Precisión (valor predictivo positivo)</p>
------------------------	--	--

En el presente trabajo se calcularán cada una de estas métricas en una validación cruzada con 10 folds para evaluar la actividad de clasificación de conducción agresiva. Las métricas se calcularán para cada uno de los clasificadores utilizados en la experimentación.

2.6. CONJUNTOS DE DATOS

Cuando buscamos conjuntos de datos públicos para evaluar la conducción agresiva, nos damos cuenta de que existen muy pocos de libre acceso. No todos los trabajos investigativos publican o ceden el conjunto de datos en los que se basaron para realizar sus experimentos. A continuación, se describen los tres conjuntos de datos encontrados en esta investigación:

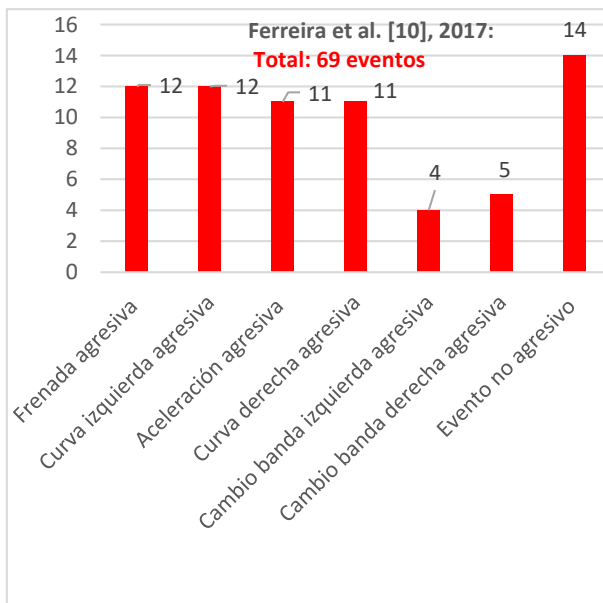


Figura 1. Dataset propuesto por Ferreira et al. [10]

Dataset de Ferreira et al. [10]: Los datos se recopilaron con un teléfono inteligente Motorola, utilizando el acelerómetro, el magnetómetro, el giroscopio y un acelerómetro lineal virtual. Los autores informan una frecuencia de muestreo entre 50 y 100 Hz, dependiendo del sensor, y de sus datos es posible determinar que emplearon una frecuencia de muestreo cercana a 50 Hz para los acelerómetros. Su experimento se realizó en cuatro viajes en automóvil de aproximadamente 13 minutos cada uno,



en el que dos conductores diferentes completaron estos viajes. El vehículo utilizado para recopilar las señales fue un Honda Civic 2011, y el teléfono inteligente se colocó en una posición fija, sin moverse ni funcionar mientras se realizaba la recopilación de datos. Los tipos de eventos de conducción y el número correspondiente de eventos recopilados son: frenado agresivo (12), aceleración agresiva (12), giro agresivo a la izquierda (11), giro agresivo a la derecha (11), cambio agresivo del carril izquierdo (4), cambio agresivo de carril derecho (5) y evento no agresivo (14). En total, hay 69 eventos de conducción clasificados en siete tipos diferentes. Aunque este conjunto de datos es pequeño con respecto a la cantidad de eventos de manejo agresivo, es uno de los más completos con respecto a los tipos de maniobras de manejo agresivo que se encuentran en la literatura.

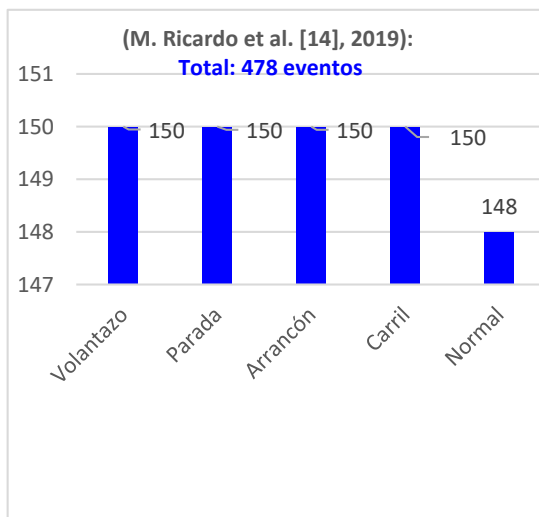


Figura 2. Dataset propuesto por M. Ricardo et al. [14]

Dataset de M. Ricardo et al. [14]:

Motivado por el trabajo de Ferreira et al. [10], presentaron un tercer conjunto de datos que está público, este se puede encontrar en este repositorio. El conjunto de datos consta de ejemplos de maniobras de conducción agresivas únicas, específicamente: desviarse a la izquierda, desviarse a la derecha, frenado repentino y aceleración repentina. Tenga en cuenta que las categorías nombradas como desviaciones podrían contener ejemplos de

cambio de carril agresivo, evitar obstáculos y esquinas. Estas maniobras fueron realizadas por sujetos entre 10 y 15 años de experiencia de conducción. En la sesión de recopilación de datos, los observadores externos registraron las etiquetas de verdad sobre el terreno para cada evento. Los datos se capturaron con los teléfonos inteligentes Motorola Moto G 2013 con sistema operativo Android versión 5.1, estos contienen un acelerómetro triaxial ST Micro LIS3DH. Los teléfonos inteligentes se colocaron libremente en el compartimiento inferior de la puerta del conductor y en el porta-vaso del vehículo. Tenga en cuenta que, dadas las maniobras de conducción que se estaban ejecutando, los teléfonos inteligentes podrían potencialmente cambiar su orientación en cualquier momento dado, esto está destinado a



replicar un escenario del mundo real. Se utilizaron dos vehículos para esta recopilación de datos: un Honda Accord y un Nissan Altima. La frecuencia de muestreo del acelerómetro se ajustó a 50 Hz, como en Ferreira et al. [10].

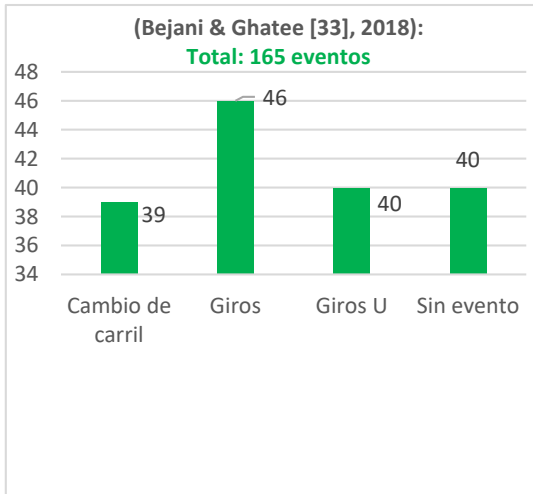


Figura 3. Dataset propuesto por Bejani & Ghatee [36]

Dataset de Bejani y Ghatee [13]:

Se considera para la recopilación de datos de los sensores una ventana rectangular con una longitud de 100 muestras, donde la frecuencia de muestreo es de 10 Hz. El conjunto de datos que se utiliza para el proceso de entrenamiento y prueba consta de 165 eventos, 40 de la clase sin eventos, 39 cambios de carril, 46 giros y 40 giros en U. Muestran que el árbol de decisión C4.5 es adecuado para la clasificación en las clases sin evento y cambio de carril. Además,

RBFNetwork es adecuado para la clasificación en las clases giro y giro en U. Por lo tanto, ambos algoritmos se combinan en un algoritmo híbrido para clasificar las maniobras. Mediante una validación cruzada con 5 folds, el resultado de las medidas de entrenamiento para el algoritmo de mejores resultados (algoritmo híbrido), muestran valores de 95% a 100% en las métricas de Precision, Recall, Accuracy y F-measure en los cuatro eventos antes mencionados.

2.7. MÉTODOS DE APRENDIZAJE DE MÁQUINA

Aprendizaje no supervisado: Cuando los datos no están etiquetados, en función de la similitud entre las muestras, se pueden dividir en algunos subconjuntos o grupos. La definición de las funciones de similitud es la base de los algoritmos de agrupamiento. Basado en la similitud, se puede definir una distancia entre las muestras y aplicando un algoritmo K-means las muestras se pueden asignar a los grupos de manera efectiva. La aplicación de clustering para analizar los datos del teléfono inteligente es limitada [32].



Aprendizaje supervisado: Cuando los datos tienen etiquetas, se implementa un método de aprendizaje supervisado para reconocer la relación entre las etiquetas y las características de las muestras. En estos problemas, se define una función de error para contar el número de muestras clasificadas erróneamente por el clasificador y la función de error se minimiza de forma iterativa. Hay muchos clasificadores como Naive Bayes, árbol de decisión, bosque aleatorio, entre otros. A veces, aplican puntos de vistas estadísticos y otros son definidos en base a los algoritmos de programación no lineal.

La aplicación de estos métodos en la evaluación de manejo es efectiva y se puede clasificar en dos partes. Algunos trabajos clasificaron el estilo de conducción en función de la calidad de las maniobras [26][13]. En estas investigaciones, los datos del sensor del TI se descompusieron en algunos intervalos que cubren las maniobras. Luego se detectó el tipo de cualquier maniobra y se evaluó el estilo de conducción en función de las similitudes entre todas las maniobras y las correspondientes maniobras seguras y peligrosas.

En la segunda categoría, el estilo de conducción se evalúa en general [36]. Esto significa que los datos del TI no se han descompuesto en los intervalos de maniobras. El clasificador asigna las etiquetas de acuerdo a las similitudes de la totalidad de las muestras de los conductores seguros o peligrosos. Ambos métodos producen las diferentes reglas para evaluar los estilos de conducción. La precisión de muchos clasificadores en datos complejos es baja. Sin embargo, podemos combinar varios clasificadores en un ensamble para aumentar la precisión de la clasificación [13].

El enfoque de mejores resultados según la literatura en esta área de investigación es el enfoque supervisado [10] [32][14]. En este trabajo no se les dejará todo el trabajo a los clasificadores, utilizaremos técnicas de extracción de características de vanguardia, para lograr mejores resultados en la clasificación de eventos agresivos.



CAPÍTULO 3: METODOLOGÍA Y TÉCNICAS DE REPRESENTACIÓN

La presente investigación presenta una metodología experimental, de tal manera que su desarrollo va orientado a experimentos que buscan la mejor combinación de parámetros sobre las técnicas de extracción de características de mejores resultados reportados. Con el uso de estas técnicas y algoritmos de clasificación se pueden identificar eventos de conducción seguros o agresivos.

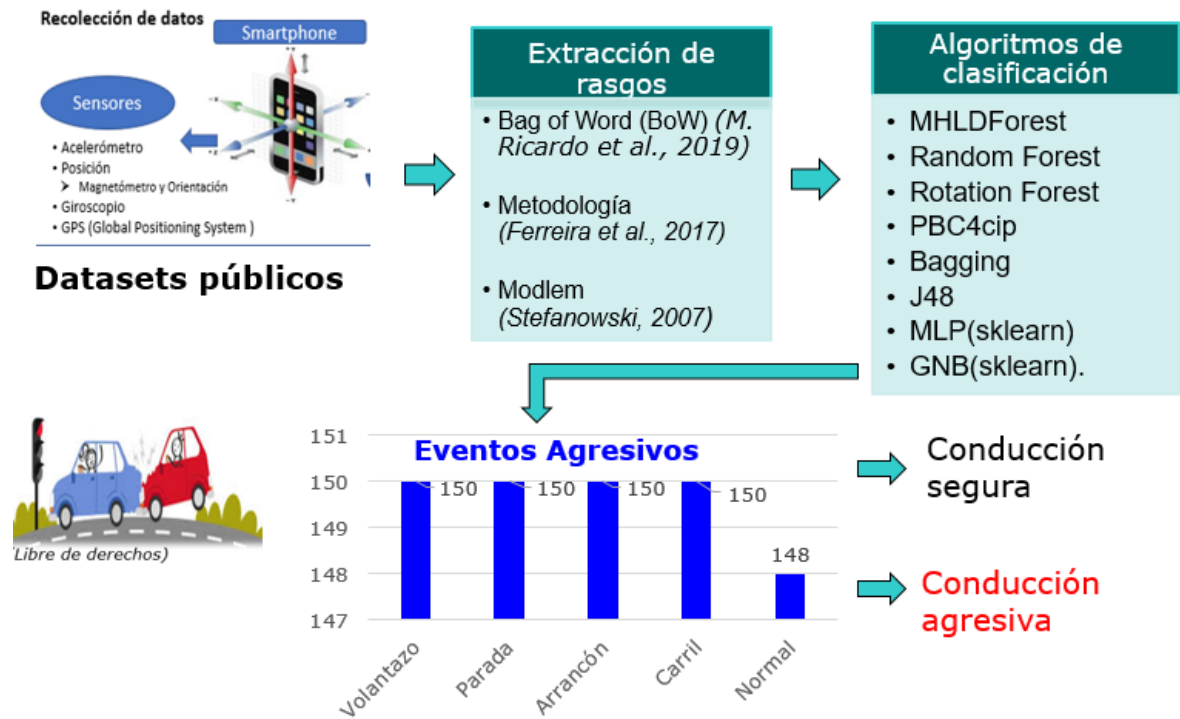


Ilustración 2. Representación gráfica de la metodología

Entre las de mejores resultados se encuentran: la representación de valores estadísticos a través de ventanas deslizantes presentado por Ferreira et al. [10], bolsa de palabras reportado por Ricardo et al. [14] y el algoritmo de reglas mínimas MODLEM [18]. El objetivo de experimentar con dichas técnicas es poder discernir la mejor técnica con su variante más exitosa para la clasificación de eventos seguros/agresivos. A continuación, se realiza una explicación de dichas técnicas y el algoritmo seleccionado.



3.1. BAG OF WORDS (BOW)

Bag of Words, en español bolsa de palabras, es una metodología muy usada en el procesamiento de textos para la clasificación de contenidos y se basa en guardar aquellas palabras más representativas. Dicha metodología facilita la clasificación de contenidos mediante el promedio de ocurrencias de palabras. La representación ignora el orden temporal de los segmentos locales dentro de una serie temporal y representa dicha serie como un histograma de palabras de código, es decir, segmentos locales. Luego se introducen varias medidas de distancia para la comparación de histogramas. En el ámbito de procesamiento de señales, el concepto de Bag of Words ha sido adaptado con el fin de extraer características de interés, desde un punto de vista distinto al que comúnmente es utilizado [37] [38] [39].

El procesamiento de señales temporales por medio de Bag of Words representa un caso de éxito para obtener de una manera simple las características deseadas con un costo de cómputo generalmente bajo. Primeramente, se debe obtener porciones de las señales o palabras que representan una clase. La metodología se puede resumir en 4 pasos: suavizado, segmentado, (codewords, codebook) y por último la creación de histogramas [37]. A continuación, se realiza breve descripción de que se hace en cada paso.

3.1.1.SUAVIZADO

El uso de un método de suavizado es una opción factible ya que hace posible eliminar las variaciones de la señal a causa de baches, bordos, la vibración del motor o cualquier otro elemento que haga interferencia en la recepción de la señal captada a través de los sensores del Teléfono inteligente (TI). Los filtros de media móvil o *Moving Average* se usan para suavizar las señales adquiridas. Al suavizar una señal se están eliminando los componentes de alta frecuencia de la misma.

3.1.2.SEGMENTADO

Una vez que la señal ha sido filtrada, cada porción de la señal con la que se formará la bolsa de palabras es segmentada en partes que puedan representar la forma que adquiere



una señal de cierta clase mediante la siguiente ecuación. Para cada señal S_i de una clase C_j , donde m es el total de clases, se define una ventana deslizante de tamaño r que recorre los diferentes puntos p , donde t es el tamaño de la señal con un barrido de elementos b para ser extraídos y procesados. X es el resultado de la segmentación de la señal y puede interpretarse como un listado que contiene los segmentos que representan cada clase. Cuando el número de elementos de la señal no empata con el largo de la ventana, los elementos de cola no son tomados en cuenta [37].

$$X_{i,j,p} = \sum_{p=0}^t \sum_{j=1}^m S_i C_j (r_p + b) \quad (1)$$

Con el objetivo de lograr una mejor representación de la señal, a cada segmento se le agregan algunos valores de representación extra a los puntos de la señal entre los que se encuentran: punto más alto, punto menos alto, promedio y desviación estándar. Las mejoras en el desempeño de estos valores serán probadas y evaluadas en los experimentos del presente trabajo.

3.1.3. CODEWORD Y CODEBOOK

Las señales o *codewords* que proveen las características principales de una clase, pueden definirse por todas aquellas señales con las cuales la metodología es entrenada, por lo tanto, una vez que se obtienen los segmentos de las señales, estas son sometidas al procesamiento mediante clustering; en este caso se hará uso del algoritmo k-means para obtener los promedios de señal con la siguiente ecuación, donde para cada punto p de los segmentos de la clase j se obtiene la media del número de *codewords* k .

Una vez que se han obtenido los *codewords* de las distintas clases a distinguir, es necesario crear un conjunto de todas estas palabras para conformar el llamado *codebook*, cuyo propósito es servir de referencia para crear los histogramas de las señales de prueba.

$$CB = \sum_{j=1}^m c_{k,j} \quad (2)$$



3.1.4. HISTOGRAMA

Para obtener los histogramas, las señales de prueba deben ser procesadas para obtener su representación en Bag of Words, por lo que, al igual que al inicio del proceso de la misma, cada una de las señales de prueba debe ser segmentada como se explica en 3.1.2. ver ecuación (1).

Una vez que las señales de prueba se segmentan, cada uno de ellos es comparado con cada uno de los *codewords* del *codebook*. De esta manera el segmento es asignado como aquel al cual más se parezca en el libro, el cual está conformado por las palabras de todas las clases, por lo que cabe la posibilidad de contener segmentos que sean más parecidos a palabras de una clase a la cual no pertenecen. Otro aspecto a resaltar de esta metodología es que su aplicación a señales de acelerómetro elimina por completo el concepto de temporalidad [37].

3.2. BOW PARA LA REPRESENTACIÓN DE MANIOBRAS DE CONDUCCIÓN

Recientemente esta metodología fue utilizada por M. Ricardo et al. [14] para la clasificación de maniobras agresivas a través del acelerómetro en un enfoque de aprendizaje de máquina supervisado. A continuación, se describen las etapas de entrenamiento y codificación.

Algoritmo 1: Etapa de entrenamiento

Entrada: S: lista de señales de entrenamiento de las mismas clases
K: cantidad de *codewords* a encontrar
L: longitud de la ventana deslizante
O: cantidad de marcas de tiempo que se superponen entre ventanas consecutivas

Resultado: K: *codewords* para representar la clase
W \leftarrow { } // Segmentos de la señal original
foreach s in S **do**
| W \leftarrow W + DivideEnVentanas(s, L, O)
end
codewords \leftarrow K – Media(W, K)
return K *codewords*

Figura 4. Etapa de entrenamiento de BoW [14]



Entrenamiento: El resultado de la etapa de entrenamiento es encontrar K secuencias que se asemejen a todas las sub-secuencias de las lecturas de aceleración del mismo grupo. Encontrar un vocabulario para representar uniformemente las series de tiempo en el problema de aprendizaje. El número de K segmentos a encontrar se llaman *codewords*. Al buscar estos *codewords*, se emplea una ventana deslizante de longitud L para atravesar cada señal de entrenamiento, y que existe una superposición de marcas de tiempo O entre ventanas consecutivas. Para una señal de acelerómetro dada s , la función *DivideEnVentanas* (s , L , O) extrae todos los segmentos de tamaño L que se obtienen de S con una ventana deslizante con superposición. Al final, con la lista W que contiene todos los segmentos de señal (de todas las señales en S), se aplica un algoritmo de agrupamiento para encontrar los K centroides (*codewords*). El conjunto de todas las palabras que representan los códigos se denomina *codebook*. El *codebook* puede verse como bloques de construcción del vector de características final [14]. Esta representación de BoW es la que se utilizará en el siguiente trabajo de investigación.

Algoritmo 2: Etapa de Codificación

Entrada: s : una muestra de la señal del acelerómetro
 L : longitud de la ventana deslizante
 O : cantidad de marcas de tiempo que se superponen entre ventanas consecutivas
 B : el *codebook*

Resultado: A : vector de característica de la señal s
 $F \leftarrow$ inicializar vector de tamaño $|B|$ // Salida del vector de características
 $W \leftarrow \{ \}$ // Segmentos extraídos desde s
 $W \leftarrow$ *DivideEnVentanas*(s , L , O)
foreach w in W **do**
 $i \leftarrow$ índice en B del *codeword* más cercano a w
 $F[i] \leftarrow F[i]++$ // Incrementar el recuento de *codeword* i
end
return F

Figura 5. Etapa de codificación de BoW [14]

Codificación: construye el vector de características de una muestra de señal de acelerómetro. Primero, extrae todos los segmentos de tamaño L de la misma manera que en la etapa de entrenamiento. Para cada uno de estos segmentos, encuentra el *codeword* más cercana dentro del *codebook* utilizando una distancia euclidiana en un espacio L -dimensional. Una vez que se encuentra el *codeword* más cercano, su recuento aumenta en 1.



El vector de características es un histograma donde cada compartimiento representa la frecuencia de cada *codeword* que se puede encontrar para la señal s . La racionalización detrás de esta representación es que una señal de muestra perteneciente a una clase C_i compartirá la distribución de palabras de código de las otras señales en la misma clase [14].

En este trabajo se utiliza la implementación hecha por los autores de este algoritmo. Se implementa, además, una interfaz para la generación de conjuntos de datos con diferentes configuraciones K, L .

3.3. REPRESENTACIÓN DE VALORES ESTADÍSTICOS MEDIANTE VENTANAS DESLIZANTES

Esta representación es tomada del trabajo original de Ferreira et al. [10] y a continuación se explica su funcionamiento básico. La señal se agrupa en marcos de n segundos de longitud para componer una ventana de tiempo deslizante. A medida que pasa el tiempo, la ventana se desliza en incrementos de 1 cuadro sobre la serie temporal hasta que recorra toda la señal [10]. En la Figura 6 se puede ver un ejemplo de cómo se mueve la ventana deslizante por la señal del teléfono inteligente.

f_0 : marco del segundo actual

f_{-1} : marco del segundo anterior y así sucesivamente $f_{-(nf-1)}$

nf : número de cuadros de la ventana deslizante

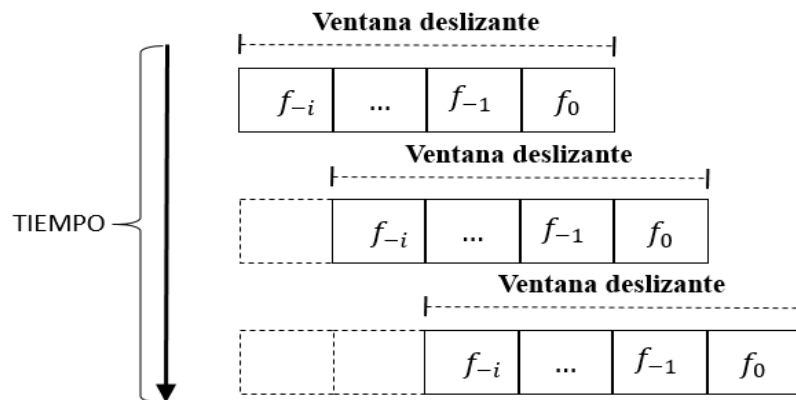


Figura 6. Ejemplo de ventana deslizante de Ferreira et al. [10]



Se define $nf = \{4, 5, 6, 7 \text{ y } 8\}$ donde cada número valores experimentalmente para que la ventana deslizante pueda acomodarse a la duración de los eventos de conducción recopilados que varían de 2 a 7 segundos.

Se genera una instancia del vector de atributos por cada ventana de tiempo que contiene un evento de conducción. El número de atributos del vector depende de la cantidad de cuadros de la ventana deslizante, lo que es equivalente al tamaño nf .

Media			Mediana			Dev. Std			Tendencia			Etiqueta
M_0	...	M_i	MD_0	...	MD_i	DS_0	...	DS_i	T_0	...	T_i	<i>Evento de Conducción</i>
			$M_0 = M(f_0)$...	$M_i = M(f_{-i}, f_0)$					
			$MD_0 = MD(f_0)$...	$MD_i = MD(f_{-i}, f_0)$					
			$SD_0 = SD(f_0)$...	$SD_i = SD(f_{-i}, f_0)$					
			$T_1 = \frac{M(f_{-1})}{M(f_0)}$...	$T_i = \frac{M(f_{-i})}{M(f_0)}$					

Figura 7. Ejemplo de construcción del vector de características [10]

Leyenda: (M) media, (MD) mediana, (DS) desviación estándar, (T) tendencia de aumento / disminución, esta última se calcula dividiendo la media del marco del segundo anterior representado por f_{-1} con la media del marco del segundo actual representada por f_0 .

La etiqueta o clase de cada vector de características provienen de los eventos de conducción y son tomados del registro de verdad básica o en inglés conocido como *groundtruth*. En este trabajo se implementa dicho algoritmo y se generan diferentes conjuntos de datos, a partir de los conjuntos de datos propuestos en la subsección 2.6 para comparar su efectividad.



3.4. MODLEM

Se basa en el esquema de una cobertura secuencial y produce heurísticamente un conjunto mínimo de reglas de decisión para cada concepto de decisión (por ejemplo, clase de decisión). El conjunto de reglas producido tiene como objetivo abordar todos (o los más significativos) ejemplos positivos de un concepto dado. En el procedimiento de inducción de reglas, la primera regla se construye eligiendo secuencialmente las condiciones elementales "mejores" según algunos criterios elegidos [18].

La primera condición candidata se elige formando una condición elemental y, si no cumple con el requisito de ser aceptado como una regla, entonces la segunda mejor condición elemental se agrega a la parte de la condición candidata, y así sucesivamente. Este procedimiento se repite hasta que se pueda aceptar una regla. Cuando se formula la regla, todos los ejemplos positivos de aprendizaje descritos por esta regla se eliminan de la muestra y el procedimiento de formación de reglas se repite para los datos de muestra restantes (ejemplos que permanecen descubiertos por el conjunto de reglas). Luego, el procedimiento se repite secuencialmente para cada conjunto de ejemplos de un concepto de decisión posterior. Las condiciones elementales se evalúan utilizando la entropía de clase [18].

Para identificar las potencialidades de MODLEM frente al problema de clasificación multiclase de maniobras agresivas de conducción, se obtuvo la versión original de dicho algoritmo de la plataforma Weka. Dicho algoritmo se adecuó a las necesidades de este trabajo de investigación para experimentar en los conjuntos de datos expuestos en la subsección 2.6.

3.5. PROTOCOLO DE EVALUACIÓN

En la siguiente figura se presenta el protocolo de evaluación propuesto en este trabajo de investigación:

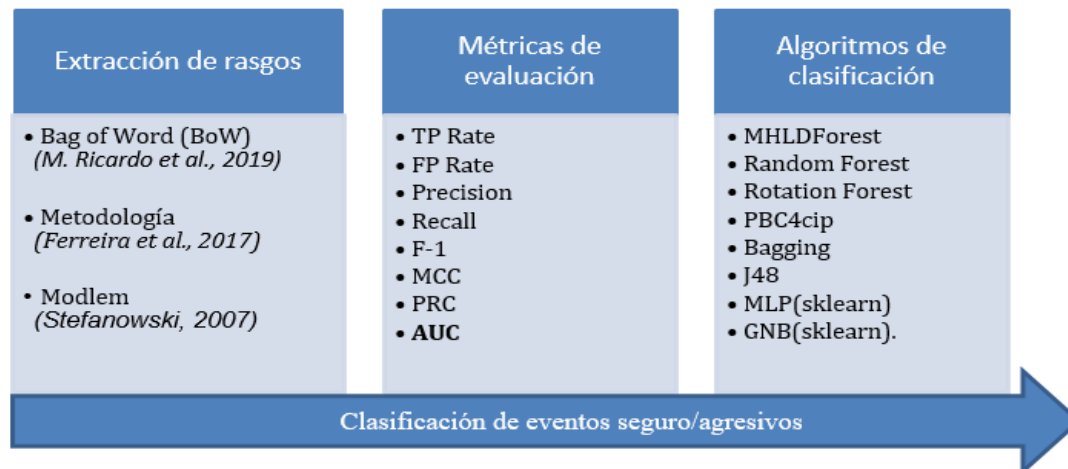


Figura 8. Protocolo de evaluación

Con el objetivo de identificar la técnica de extracción de características más idónea para la extracción y representación de los datos de un TI, se experimenta con cada una de ellas en los conjuntos de datos presentados en la subsección 2.6. Se busca la mejor combinación de parámetros más clasificador de acuerdo a los resultados de la métrica AUC en los métodos de extracción de características. Hay que resaltar que se calculan todas las métricas en una validación cruzada de 10 folds para cada uno de los clasificadores, en cada una de las técnicas de extracción de características. Para encontrar el clasificador más idóneo en cada técnica de extracción se experimenta con los 8 algoritmos de clasificación propuestos.

3.5.1. SELECCIÓN DE LOS CLASIFICADORES PARA LA EXPERIMENTACIÓN

Según los resultados de Ferreira et al. [10], Random Forest y MLP son los clasificadores que obtienen mejores resultados en su trabajo de investigación para la clasificación de eventos agresivos. De acuerdo con los resultados de M. Ricardo et al. [14], los mejores clasificadores son MLP(sklearn) y GNB(sklearn) en su propio conjunto de datos. En 2019 Cañete et al. [40], demostraron en 59 bases de datos que el clasificador PBC4cip multivariado y MHLDTForest superan a Random Forest en la actividad de clasificación.

PBC4cip (es un clasificador multivariado basado en patrones de contraste) [41].

MHLDTForest: es una variante de Random Forest que usa divisiones multivariadas en lugar de univariadas. Este clasificador fue introducido por Cañete et al. [40].



Ambos clasificadores se encuentran disponibles para Weka en la página¹. Partiendo de que Random Forest es el clasificador de mejores resultados para Ferreira et al. [10] y en la actualidad ya este tiene competidores, PBC4cip y MHLDTForest, serán utilizados en la actividad de experimentación del presente trabajo. Es importante preparar las condiciones adecuadas, en cuanto a recursos de hardware para correr los experimentos, teniendo en cuenta que estos clasificadores consumen muchos más recursos que Random Forest. Tomando el trabajo de Cañete et al. [40] como referencia, también se incluyen los clasificadores Rotation Forest, Bagging y J48 como parte de la etapa de experimentación del presente trabajo, estos están disponibles en los repositorios de Weka. En resumen, los algoritmos de clasificación seleccionados son: MHLDTForest, Random Forest, PBC4cip, Bagging, Rotation Forest, J48, MLP(sklearn) y GNB(sklearn).

Para realizar los experimentos con estos clasificadores es necesario invocar Weka en un ordenador con suficiente memoria de acceso aleatorio (RAM, por sus siglas en inglés), en este trabajo se reservaron 961600 megas.

3.6. CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

En este capítulo se describe el funcionamiento de las técnicas de extracción de características más exitosas en la actividad de clasificación de eventos seguros/agresivos. Estas se analizarán mediante un enfoque de aprendizaje de máquina supervisado. También se explica el protocolo de evaluación a seguir para encontrar la mejor variante de técnica más clasificador. Es importante realizar estas evaluaciones recreando los experimentos en igualdad de condiciones y parámetros.

¹ <https://sites.google.com/view/leocanetesifuentes/software/multivariate-pbc4cip?authuser=0>



CAPÍTULO 4: EVALUACIÓN DE CLASIFICADORES EN CONJUNTOS DE DATOS PROPUESTOS EN LA LITERATURA

Siguiendo el protocolo de evaluación de la subsección 3.5, se experimentó con los tres conjuntos de datos expuestos en la subsección 2.6. Utilizando el algoritmo MODLEM se obtuvo buenos resultados para el conjunto de datos propuesto por Ferreira et al. [10] en 69 eventos, no siendo así para el conjunto de datos propuesto por M. Ricardo et al. [14] en 478 eventos donde no superó un AUC del 91%. Este algoritmo fue descartado por no obtener buenos resultados en ambos datasets. Para más detalles ver el Anexo 7.

Al experimentar con las metodologías de Ferreira et al. [10] y BoW de los autores M. Ricardo et al. [14], los resultados superan un AUC del 98%. Con el objetivo de poder diferenciar cuál clasificador obtuvo mejores resultados en cada una de las metodologías y cuál de estas obtuvo mejores resultados es necesario realizar pruebas estadísticas. A continuación, se explica la selección y organización de dichas pruebas.

4.1. SELECCIÓN DE LAS PRUEBAS ESTADÍSTICAS

Los investigadores del área de Aprendizaje Automático (AA) se han vuelto cada vez más conscientes de la necesidad de la validación estadística de los resultados que se obtienen cuando se analizan grandes volúmenes de datos. Un artículo de AA típico, puede plantear la hipótesis implícita de que una mejora produce un rendimiento mejorado con respecto al algoritmo(s) existente(s). Se seleccionan una serie de conjuntos de datos para la prueba, se ejecutan los algoritmos y se evalúa la calidad de los modelos resultantes utilizando una medida adecuada, con mayor frecuencia la precisión de clasificación usando el AUC. Varios investigadores han abordado el problema de comparar dos clasificadores en un solo conjunto de datos usando varias soluciones.

Formalmente, supongamos que hemos probado k algoritmos de aprendizaje en N conjuntos de datos. Sea c_j^i la puntuación de rendimiento del algoritmo j en el conjunto de datos i . La tarea es decidir en función de los valores c_j^i , si los algoritmos de clasificación son estadísticamente significativos. Es importante verificar que los resultados medidos son



"confiables"; para ello, se requiere que se hayan realizado suficientes experimentos en cada conjunto de datos y preferiblemente que todos los algoritmos se evaluaron utilizando las mismas muestras aleatorias [42].

Si bien los procedimientos para la comparación de un par de clasificadores en un solo problema se han propuesto hace bastante tiempo, algunos estudios comparativos con más clasificadores y/o más conjuntos de datos todavía emplean soluciones parciales e insatisfactorias. Algunos trabajos no describen explícitamente los métodos de muestreo y prueba utilizados.

En la discusión de las pruebas para las comparaciones de dos clasificadores en múltiples conjuntos de datos, es importante resaltar que la prueba t-student ampliamente utilizada, no es bien utilizada y generalmente es conceptualmente inadecuada y estadísticamente insegura.

En el contexto de AA, la prueba t-student tiene tres puntos débiles:

- El primero es que esta prueba solo tiene sentido cuando las diferencias entre los conjuntos de datos son conmensuradas. En esta vista, usar la prueba t-student pareada para comparar un par de clasificadores tiene tan poco sentido como calcular los promedios sobre conjuntos de datos.
- El segundo problema con esta prueba es que, a menos que el tamaño de la muestra sea lo suficientemente grande (30 conjuntos de datos), la prueba t-student pareada requiere que las diferencias entre las dos variables aleatorias comparadas se distribuyan normalmente. La naturaleza de nuestros problemas no proporciona ninguna provisión para la normalidad y el número de conjuntos de datos suele ser mucho menor que 30.
- El tercer problema es que al igual que el promedio de los conjuntos de datos, esta prueba se ve afectada por valores atípicos que sesgan la estadística de la prueba y disminuyen la potencia de la prueba al aumentar el error estándar estimado.

La prueba de rangos con signo de Wilcoxon [43] es una alternativa no paramétrica a la prueba t-student pareada, que clasifica las diferencias en el rendimiento de dos algoritmos



para cada conjunto de datos, ignorando los signos, y compara los rangos de los positivos y las diferencias negativas. En muchos trabajos de aprendizaje automático terminan extrayendo conclusiones de una matriz y utilizan McNemar para comparar todos los pares de clasificadores, como si las pruebas para comparaciones múltiples, como ANOVA y la prueba de Friedman no existieran [42]. Debido a las ventajas teóricas y prácticas de la prueba de Friedman (facilidad de cálculo e interpretación, la capacidad de presentar el rendimiento general de clasificadores en forma de rangos en lugar de dudosos promedios), la prueba de Friedman debe preferirse a ANOVA [42].

En este trabajo se utilizará la prueba de Friedman para determinar que clasificador obtiene mejores resultados para cada conjunto de datos por separado, obteniendo el algoritmo de mejor rendimiento de la métrica AUC en el rango de 1, el segundo mejor rango 2 y así sucesivamente. Si el test de Friedman es significativo implica que al menos dos grupos de entre los comparados son significativamente diferentes, pero esta prueba no indica cuales. Para saberlo es necesario comparar todos los clasificadores entre sí. Una vez que se ha determinado que existen diferencias entre las medias, las pruebas de rango post hoc permiten determinar qué medias difieren, estas identifican subconjuntos homogéneos de medias que no se diferencian entre sí. En este caso utilizaremos como método de post hoc la prueba de Nemenyi, esta es similar a la prueba de Tukey para ANOVA y se usa cuando todos los clasificadores se comparan entre sí. El rendimiento de dos clasificadores es significativamente diferente si el promedio correspondiente de los rangos difieren al menos en la diferencia crítica [42].

4.2. EXPERIMENTACIÓN Y ORGANIZACIÓN DE LAS PRUEBAS ESTADÍSTICAS

Para explicar la generación de los conjuntos de datos utilizados en la experimentación y la selección de estos para realizar las pruebas estadísticas se presentan 5 subsecciones de la 4.2.1 a la 4.2.6, exceptuando la 4.2.2. En la subsección 4.2.2 se explica porque no se pudo aplicar la metodología de Ferreira et al [10] en el dataset propuesto por M. Ricardo et al [14]. En cada subsección se responden las siguientes preguntas:

- ¿Cómo se extraen las características del conjunto de datos propuesto?



- ¿Qué conjuntos de datos se generan?
- ¿Dónde se encuentran los resultados de la experimentación?
- ¿Qué datos se seleccionan para realizar la prueba estadística “x”?

El objetivo de las 5 pruebas estadísticas es establecer un ranking entre los clasificadores usados en la experimentación teniendo en cuenta la metodología seleccionada y determinar si existe diferencia estadísticamente significativa entre ellos, con un nivel de significancia de 0.5. A continuación se muestra la Tabla 3, donde se recoge la relación de las subsecciones de selección de datos y las pruebas estadísticas propuestas en los tres conjuntos de datos seleccionados:

Tabla 3. Combinaciones de pruebas estadísticas

Prueba estadística	Metodología	Subsección de selección de datos	Dataset propuesto
Primera prueba (5.1)	Ferreira et al. [10]	4.2.1	Ferreira et al. [10]
Segunda prueba (5.2)	BoW[14]	4.2.3	Ferreira et al. [10]
Tercera prueba (5.3)	BoW[14]	4.2.4	M. Ricardo et al. [14]
Cuarta prueba (5.4)	Ferreira et al. [10]	4.2.5	Bejani y Ghatte [13]
Quinta prueba (5.5)	BoW[14]	4.2.6	Bejani y Ghatte [13]

4.2.1. EXPERIMENTOS DE LA METODOLOGÍA DE FERREIRA ET AL. [10] EN SU DATASET

En esta subsección se explica la extracción de características y generación de conjuntos de datos a partir del dataset propuesto en [10]. Se muestra además una representación de los principales resultados en función de la métrica AUC (Weighted Avg.) por cada una de las variantes de los sensores con los que se experimenta.

¿Cómo se extraen las características?

Las características del dataset propuesto por Ferreira et al. [10] se extraen usando su metodología basada en valores estadísticos. Para determinar el tamaño de ventana más adecuado, en el trabajo original de Ferreira et al. [10] se experimenta con ventanas deslizantes de tamaño $nf = \{4, 5, 6, 7, 8\}$, donde nf representa la cantidad de marcos de 1 segundo de señal formando la ventana deslizante. En el trabajo de Ferreira et al. [10], los mejores resultados se obtuvieron con las ventanas de tamaño $nf = \{4, 6, 7, 8\}$. ¿Existirán tamaños nf



más adecuados para las ventanas deslizantes que procesan la señal, que los utilizados en la investigación de Ferreira et al. [10]?

Para responder esta pregunta se experimenta con diferentes tamaños nf de ventanas deslizantes. El rango de tiempo entre eventos agresivos de diferente clase oscila de 17.5 a 172.8 segundos. Específicamente, en este dataset pueden considerarse ventanas deslizantes de tamaño $17.5 > nf > 8$, sin que la ventana contenga dos eventos agresivos al mismo tiempo. Respetando este rango se decidió probar con los siguientes tamaños $nf = \{2, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 15\}$, de ventanas deslizantes. Tenga en cuenta que la clase de evento no agresivo, no es considerada como un evento agresivo para el cálculo del rango de tiempo entre eventos agresivos.

¿Qué conjuntos de datos se generan?

Siguiendo la metodología propuesta por Ferreira et al. [10] se generó un dataset por cada tamaño de ventana deslizante $nf = \{2, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15\}$, para cada una de las 4 variantes de sensores utilizadas. Las variantes de sensores utilizadas fueron: acelerómetro, acelerómetro lineal, giroscopio y una combinación por medio de concatenación de los sensores acelerómetro y giroscopio. En total se generaron $12 * 4 = 48$ datasets, donde 12 es la cantidad de tamaños de ventanas deslizantes nf y 4 las variantes de sensores. Se usaron todos los valores de los ejes x, y, z de cada uno de los sensores propuestos.

¿Dónde se encuentran los resultados de la experimentación?

En el Anexo 1, en la Tabla 18 están todos los resultados de los 8 clasificadores con los que se experimentó en los 48 datasets generados a partir del dataset de Ferreira et al. [10], utilizando su propia metodología. A cada clasificador se le realizó una validación cruzada con 10 folds.

8 clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Ferreira et al. [10]: MHLDForest, Random Forest, Rotation Forest, PBC4cip, Bagging, J48, MLP y GNB(sklearn).



¿Qué datos se seleccionan para realizar la prueba estadística 5.1?

Para evaluar los clasificadores en cada uno de los 48 datasets generados se seleccionó la métrica AUC (Weighted Avg.). Se construyó una matriz de 9 columnas X 48 filas. La primera columna se corresponde al identificador del dataset y el resto de las columnas son los 8 clasificadores utilizados en la experimentación. La intersección del identificador del dataset con cada uno de los 8 clasificadores corresponde al valor de AUC obtenido en ese dataset para ese clasificador. En la Tabla 18 del Anexo 1, se encuentran los valores de AUC utilizados para construir la matriz, los valores de la tabla 18 se extrajeron de la tabla 17 donde están los resultados de todas las métricas calculadas en los 48 datasets generados para los 8 clasificadores.

Representación de los resultados agrupados por sensor

Con el objetivo de mostrar los resultados que se obtuvieron en la métrica AUC (Weighted Avg.) en la intersección, clasificador, dataset, se muestra una gráfica para cada una de las 4 variantes de sensores utilizados. Esto permite analizar el comportamiento de la actividad de clasificación de eventos agresivos, a través de la métrica AUC, a medida que aumenta el tamaño de la ventana deslizante aumenta el valor de AUC en cada uno de los sensores. Es importante resaltar que cada tamaño de ventana deslizante, en cada uno de los sensores, se corresponde a un dataset generado a partir de ese valor nf .

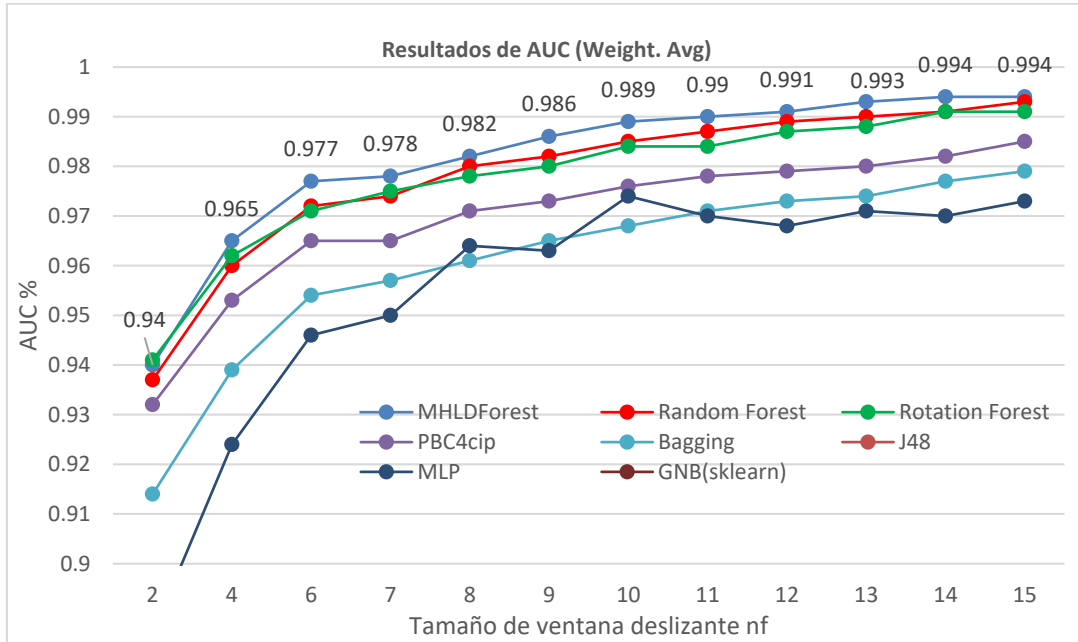


Figura 9. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, en [10]

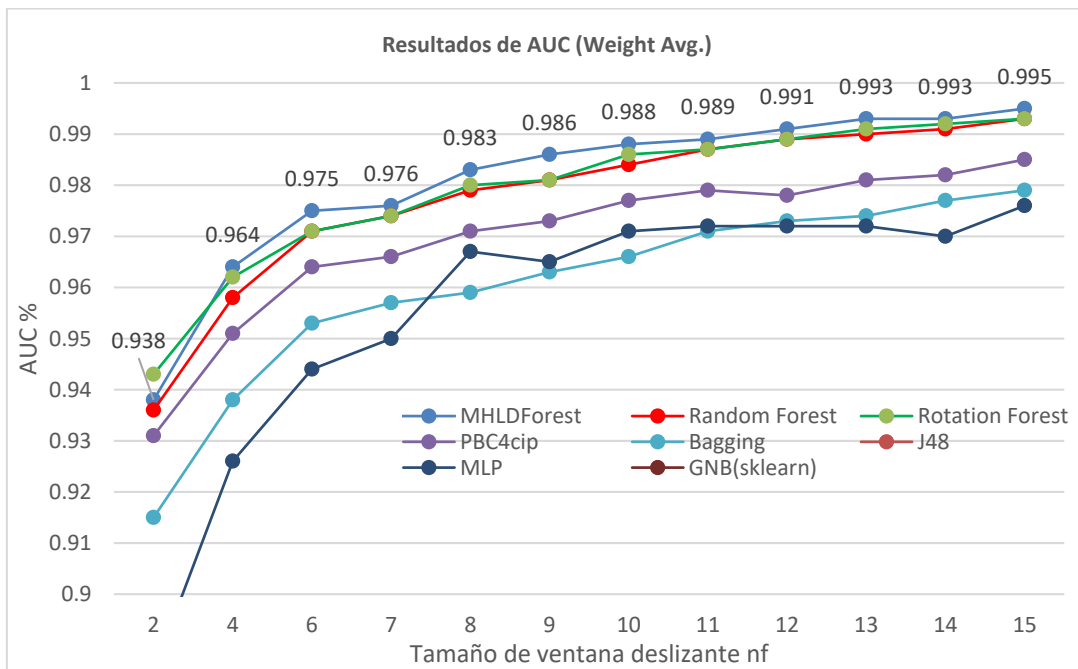


Figura 10. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro-Lineal, en [10]

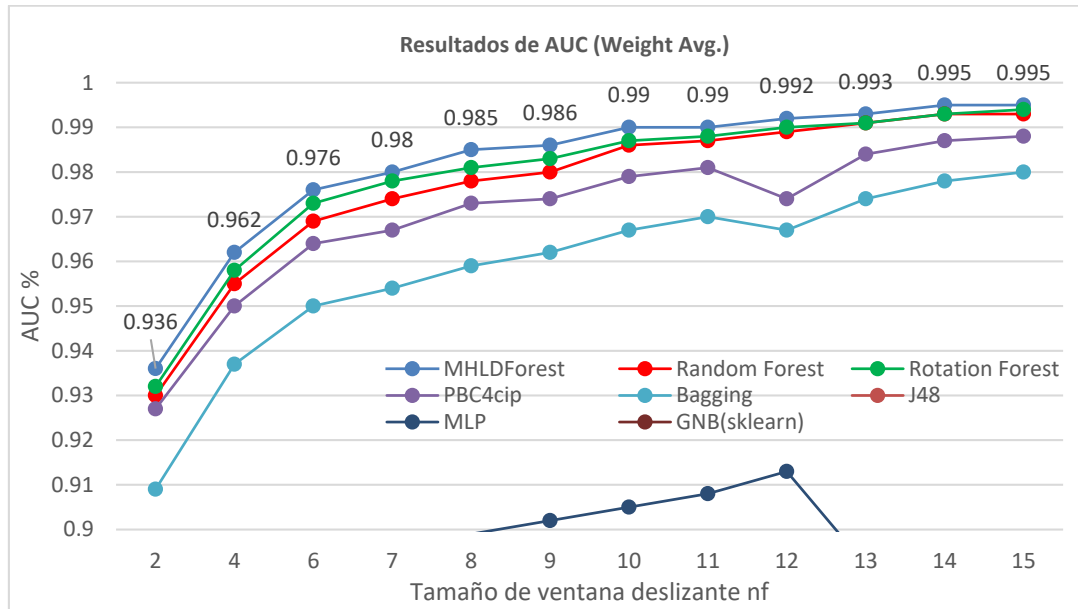


Figura 11. Resultados de AUC en los sensores Acelerómetro-Giroscopio-Combinado, en [10]

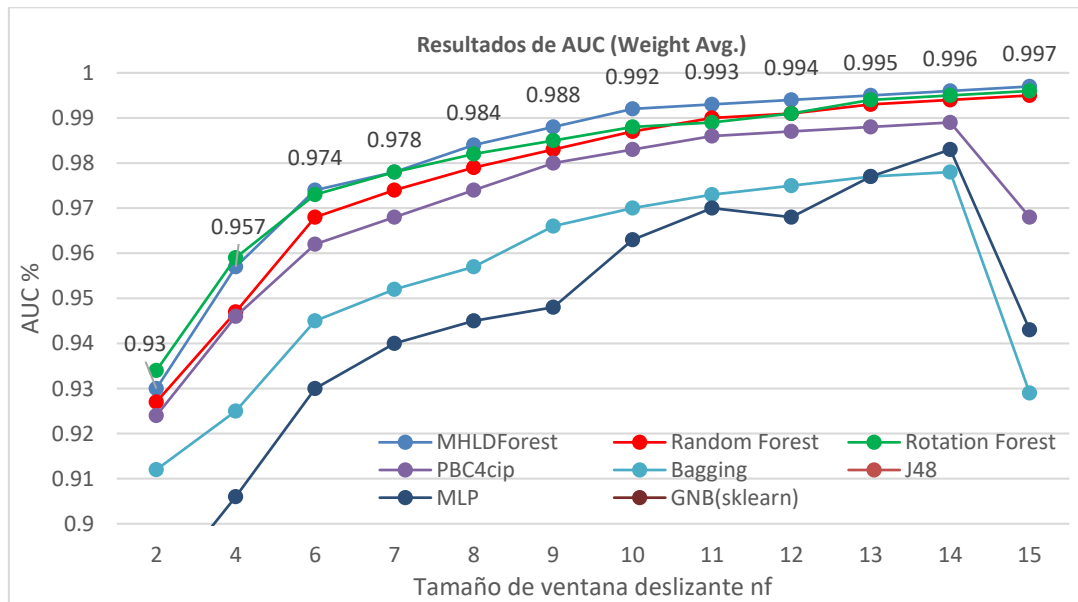


Figura 12. Resultados de AUC en el sensor Giroscopio, en [10]

Como se puede apreciar los mejores resultados respecto al AUC están por encima del 99%, para determinar cuáles son los mejores clasificadores y ver si existen diferencias significativas entre sus resultados es necesario realizar pruebas estadísticas.



4.2.2. EXPERIMENTOS DE LA METODOLOGÍA DE FERREIRA ET AL. [10] EN EL DATASET DE M. RICARDO ET AL. [14]

La metodología propuesta por Ferreira et al. [10], solo se puede aplicar en este dataset con un tamaño de ventana deslizante $nf = 2$. Esto se debe a que el menor de los eventos en este dataset dura 1.96 segundos, para poder aplicar un tamaño nf mayor necesitaríamos información de la señal antes y después de que ocurrió el evento para que la ventana deslizante pueda moverse sobre dicho evento en el tiempo. Esto sería posible si los eventos estuvieran representados en el tiempo con una secuencia de ocurrencia entre ellos. Los eventos en este dataset fueron capturados en diferentes días, por diferentes conductores sin un orden lógico. El dataset de M. Ricardo et al. [14], solo tiene datos del sensor acelerómetro. Debido a que solo se pudo generar un solo dataset, no se realizarán pruebas estadísticas, ya que contamos con pocos datos. Para ver más información ver el Anexo 2.

4.2.3. EXPERIMENTOS DE BOW EN EL DATASET PROPUESTO POR FERREIRA ET AL. [10]

En esta subsección se explica la extracción de características y generación de conjuntos de datos a partir del dataset propuesto en [10]. Se muestra además una representación de los principales resultados en función de la métrica AUC (Weighted Avg.) por cada una de las variantes de las combinaciones de ejes propuestas, en el sensor acelerómetro.

¿Cómo se extraen las características?

Las características de este dataset se extraen aplicando la metodología BoW propuesta en M. Ricardo et al. [14] a la señal del acelerómetro. Como resultado previo de la investigación de los autores de la metodología en este dataset, se tomaron las combinaciones $(K, L)^2$, en las cuales se obtuvieron mejores resultados para generar los vectores de

² (K, L) : donde K indica la longitud de las palabras con L lecturas.



características. Las mejores combinaciones (K, L) son las siguientes: $\{(5, 100), (10, 5), (10, 150), (50, 5), (50, 100)\}$.

¿Qué conjuntos de datos se generan?

Teniendo en cuenta las siguientes combinaciones de los ejes del sensor acelerómetro: $\{(X, Y, Z), (X, Y), \|X, Y\|_2, X, Y\}$, se generó por cada combinación de eje 5 datasets que se corresponden a $(K, L) = \{(5, 100), (10, 5), (10, 150), (50, 5), (50, 100)\}$. En total se generaron $5 * 5 = 25$ datasets, donde 5 es la cantidad de combinaciones de ejes del acelerómetro y 5 la cantidad de combinaciones (K, L) . De estos datasets se seleccionaron las dos combinaciones de ejes $\{\|X, Y\|_2, X\}$ de mejores resultados al aplicar el filtro de Análisis Discriminante Lineal de Fisher (ADLF). Se generaron $2 * 5 = 10$ datasets, donde 2 son las combinaciones de ejes y 5 la cantidad de combinaciones (K, L) . A estos 10 datasets se le volvió a repetir la actividad de clasificación.

¿Dónde se encuentran los resultados de la experimentación?

En el Anexo 3, en la Tabla 23 están todos los resultados de los 8 clasificadores con los que se experimentó en los 25 datasets generados a partir del dataset de Ferreira et al. [10] usando BoW. A cada clasificador se le realizó una validación cruzada con 10 folds.

8 clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Ferreira et al. [10]: MHLDForest, Random Forest, Rotation Forest, PBC4cip, Bagging, J48, MLP(sklearn) y GNB(sklearn).

¿Qué datos se seleccionan para realizar la prueba estadística 5.2?

Para realizar las pruebas estadísticas se seleccionan los 10 datasets donde se obtuvieron mejores resultados después de aplicar el filtro de ADLF. Estos fueron los generados con las combinaciones de ejes $\{\|X, Y\|_2, X\}$. Para evaluar los clasificadores en cada uno de los 10 datasets seleccionados se seleccionó la métrica AUC (Weighted Avg.). Se construyó una matriz de 9 columnas X 10 filas. La primera columna se corresponde al identificador del dataset y el resto de las columnas son los 8 clasificadores utilizados en la experimentación. La intersección del identificador del dataset con cada uno de los 8 clasificadores, corresponde al valor de AUC obtenido en ese dataset para ese clasificador. En



la Tabla 24 del Anexo 3, se encuentran los valores de AUC utilizados para construir la matriz, estos valores son el resultado de la segunda actividad de clasificación sobre los 10 datasets seleccionados.

Representación de los resultados agrupados por combinaciones de ejes

Seleccionamos de la Tabla 21 del Anexo 3 los resultados en la métrica AUC de los 8 clasificadores utilizados en la experimentación del sensor acelerómetro. Para ver el resultado de los clasificadores se agrupó por las combinaciones de ejes: $\{(X, Y, Z), (X, Y), \|X, Y\|_2, X, Y\}$. A continuación, se muestra una representación gráfica de dichos resultados:

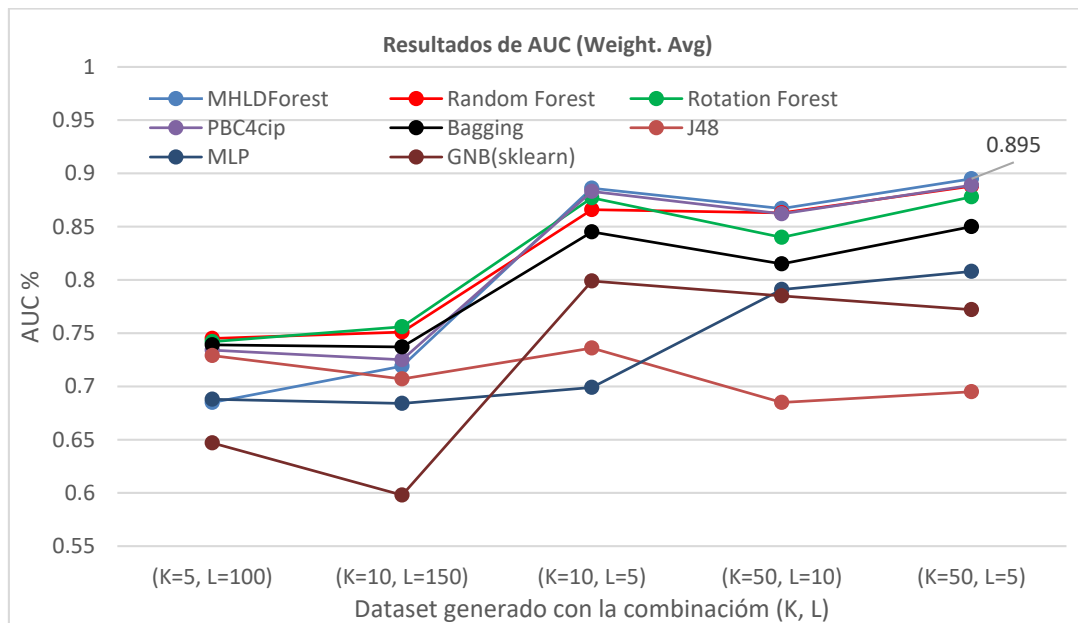


Figura 13. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, ejes (X,Y,Z), en [10]

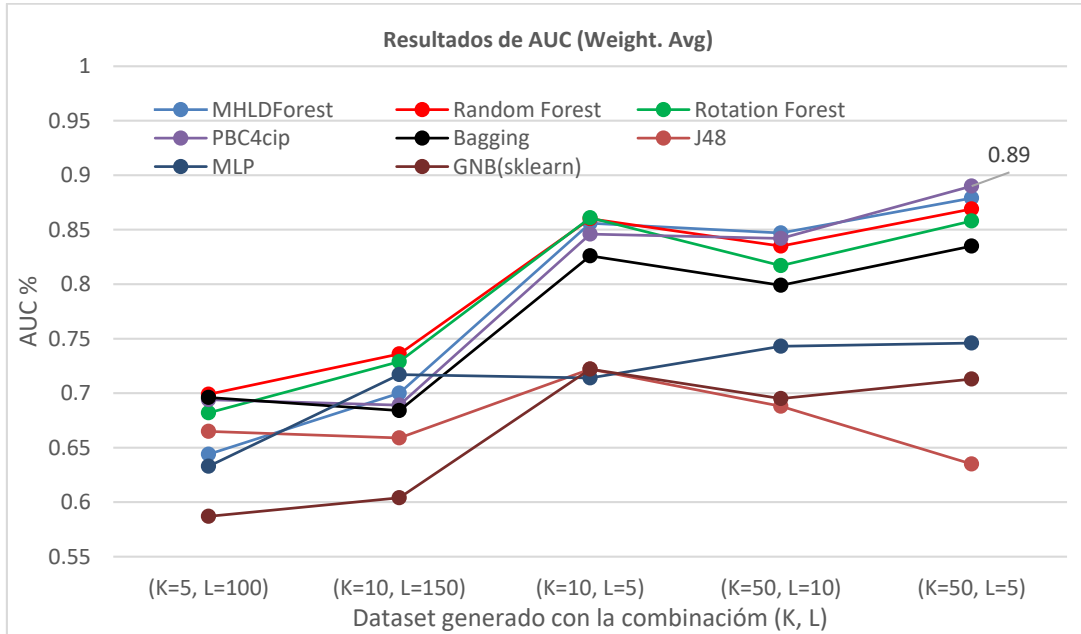


Figura 14. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, ejes (X, Y), en [10]

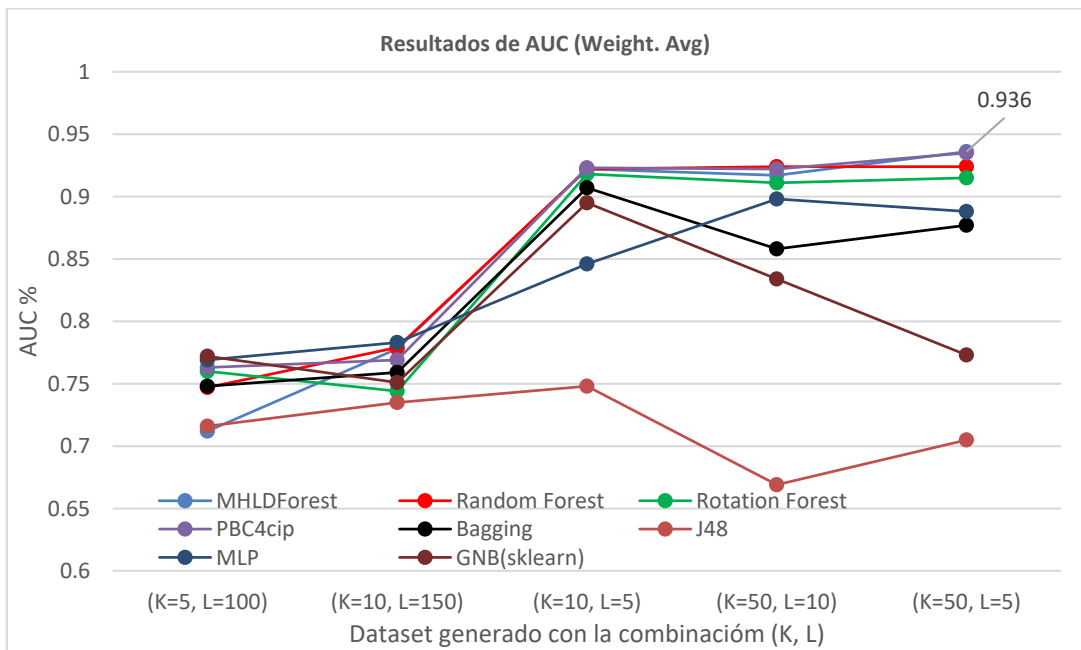


Figura 15. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, ejes X_1, X_2 , en [10]

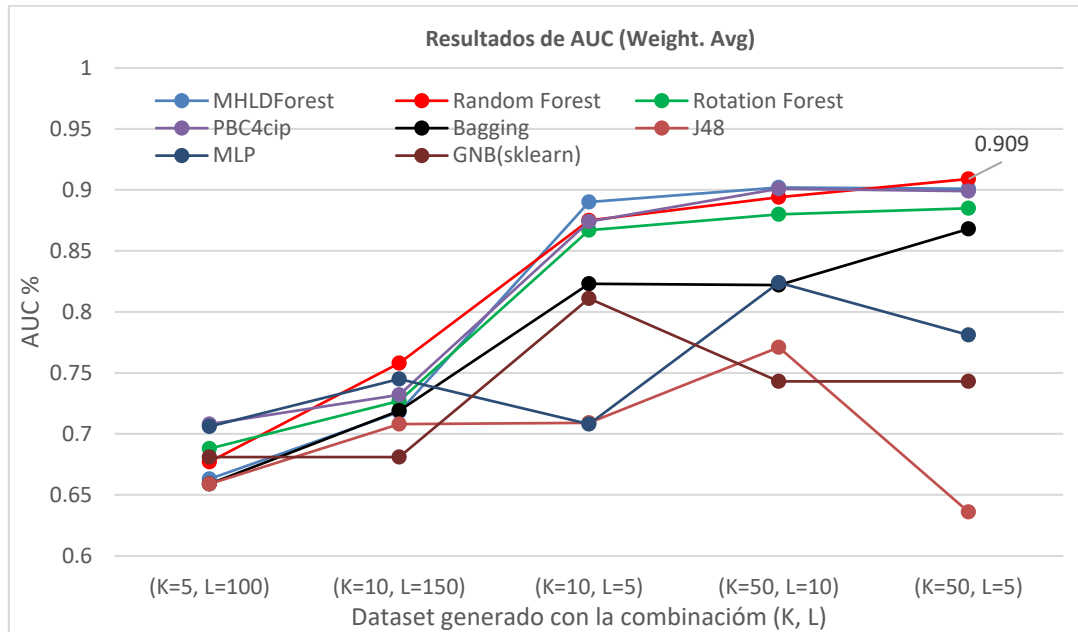


Figura 16. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, eje X, en [10]

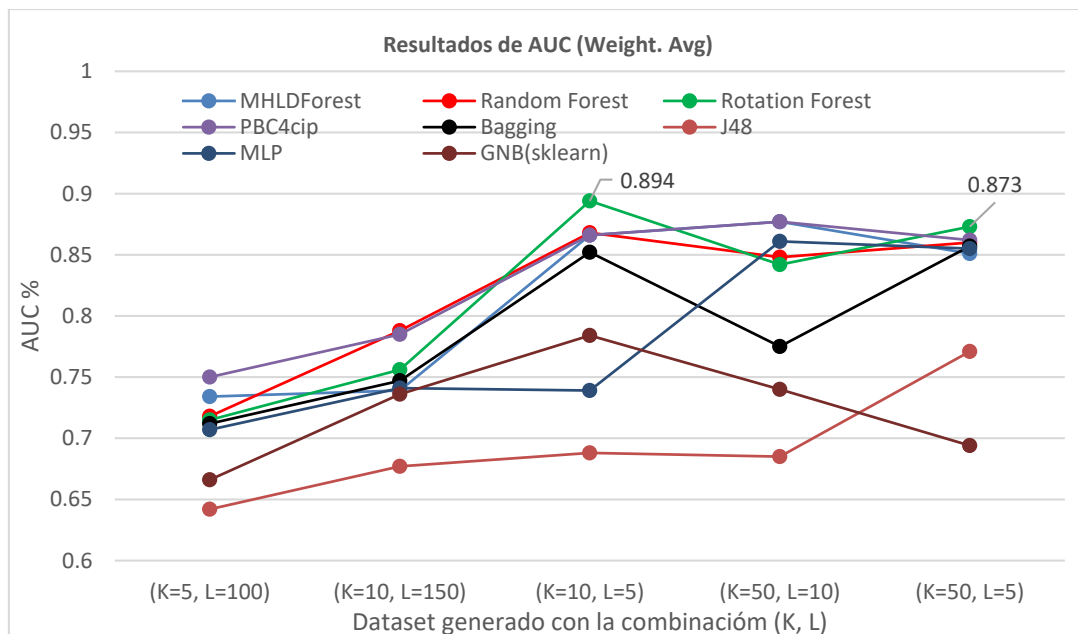


Figura 17. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, eje Y, en [10]

Como en el trabajo de M. Ricardo et al. [14], los mejores resultados se obtuvieron en los conjuntos de datos generados a partir de la aplicación de BoW a los ejes $\{\|X, Y\|_2, X\}$, donde los resultados alcanzan en la métrica AUC valores por encima del 90%.



Con el objetivo de reducir la dimensionalidad, aplicamos el filtro de Análisis Discriminante Lineal de Fisher (ADLF) incluido en Weka para problemas de aprendizaje supervisado con clasificación multiclase. Al aplicar este filtro a todos los conjuntos de datos que se obtuvieron mediante la aplicación de la metodología BoW, obtuvimos nuevos conjuntos de datos a los cuales le repetimos la actividad de clasificación aplicando validación cruzada con 10 folds. A continuación se muestran los mejores resultados obtenidos en la métrica AUC en el dataset de Ferreira et al. [10] hasta el momento, 99.8% y 99.9% en los ejes $\{\|X, Y\|_2, X\}$. Para poder determinar cuáles son los mejores clasificadores y ver si existen diferencias significativas entre sus resultados es necesario realizar pruebas estadísticas.

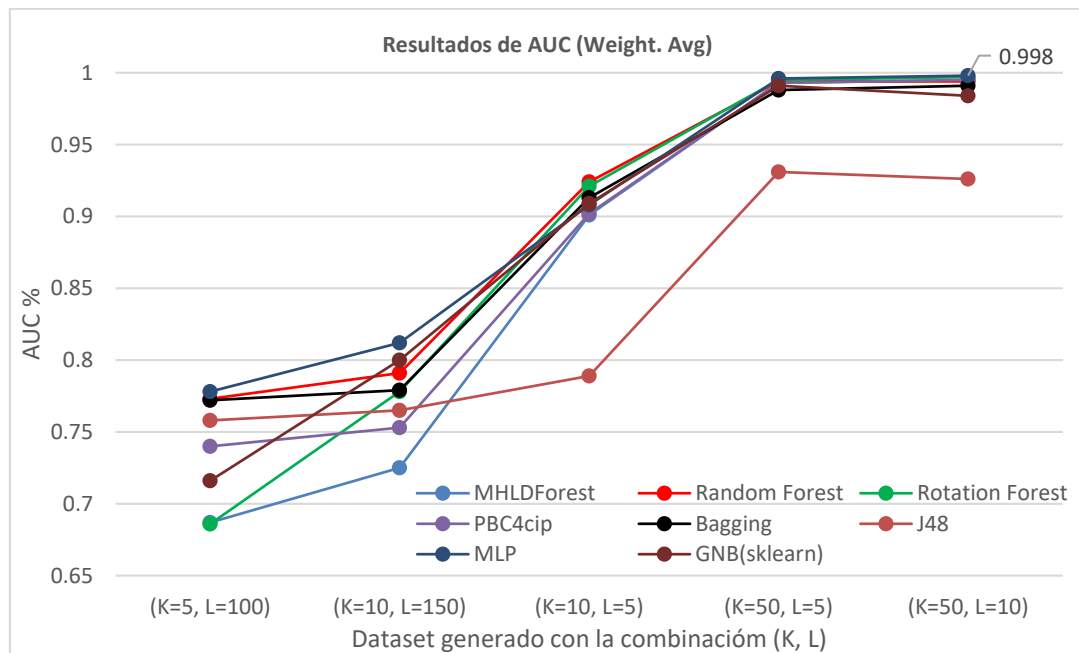


Figura 18. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, ejes $\|X, Y\|_2$, con ADLF, en [10]

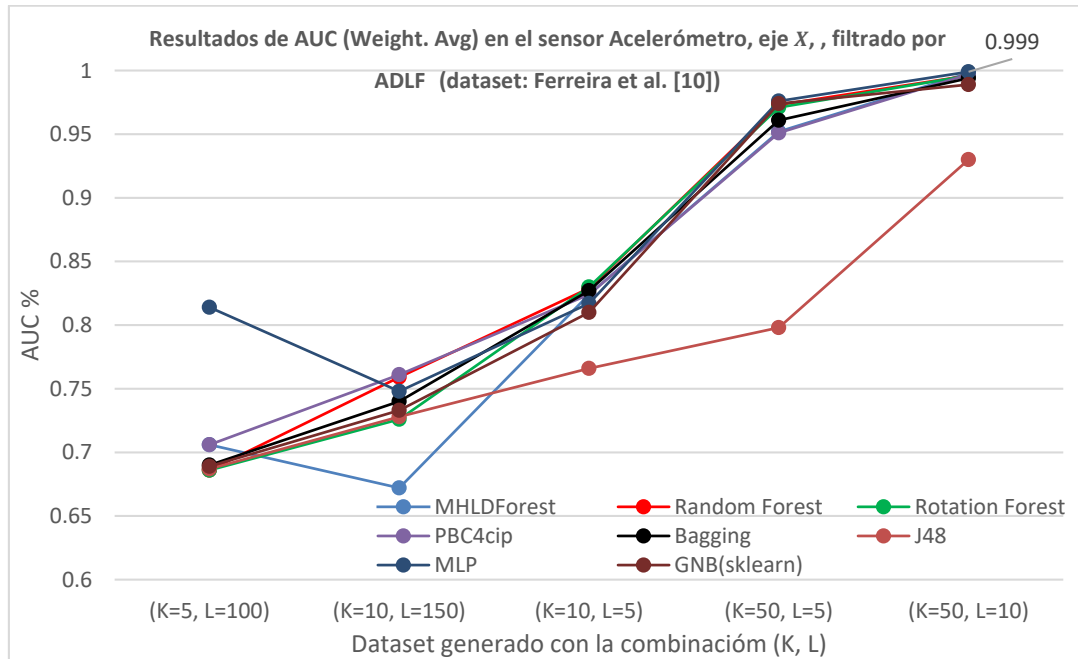


Figura 19. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, eje X, con ADLF, en [10]

4.2.4. EXPERIMENTOS DE BOW EN EL DATASET PROPUESTO POR M. RICARDO ET AL. [14]

En esta subsección se explica la extracción de características y generación de conjuntos de datos a partir del dataset propuesto en [14]. Se muestra además una representación de los principales resultados en función de la métrica AUC (Weighted Avg.) por cada una de las combinaciones de ejes propuestas, en el sensor acelerómetro.

¿Cómo se extraen las características?

Las características de este dataset se extraen aplicando la metodología BoW propuesta en M. Ricardo et al. [14] a la señal del acelerómetro. Como resultado previo de la investigación de los autores de la metodología en este dataset, se tomaron las combinaciones (K, L) , en las cuales se obtuvieron mejores resultados para generar los vectores de características. Las mejores combinaciones (K, L) son las siguientes: $\{(50, 150), (100, 200), (100, 150), (150, 200)\}$.



¿Qué conjuntos de datos se generan?

Teniendo en cuenta las siguientes combinaciones de los ejes del sensor acelerómetro: $\{(X, Y, Z), (X, Y), \|X, Y\|_2, X, Y\}$, se generó por cada combinación de ejes 4 datasets que se corresponden a $(K, L) = \{(50, 150), (100, 200), (100, 150), (150, 200)\}$. En total se generaron $5 * 4 = 20$ datasets, donde 5 es la cantidad de combinaciones de ejes del acelerómetro y 4 la cantidad de combinaciones (K, L) . De estos datasets se seleccionaron las dos combinaciones de ejes de mejores resultados al aplicar el filtro de Análisis Discriminante Lineal de Fisher (ADLF), estas combinaciones de ejes fueron $\{\|X, Y\|_2, X\}$. Se generaron $2 * 4 = 8$ datasets, donde 2 son las combinaciones de ejes y 4 la cantidad de combinaciones (K, L) . A estos 8 datasets se le volvió a repetir la actividad de clasificación.

¿Dónde se encuentran los resultados de la experimentación?

En el Anexo 4, en la tabla 26 están todos los resultados de los 8 clasificadores con los que se experimentó en los 16 datasets generados a partir del dataset de M. Ricardo et al. [14] usando BoW. A cada clasificador se le realizó una validación cruzada con 10 folds.

8 clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Ferreira et al. [10]: MHLDForest, Random Forest, Rotation Forest, PBC4cip, Bagging, J48, MLP(sklearn) y GNB(sklearn).

¿Qué datos se seleccionan para realizar la prueba estadística 5.3?

Para realizar las pruebas estadísticas se seleccionan los 8 datasets donde se obtuvieron mejores resultados después de aplicar el filtro de ADLF. Estos fueron los generados con las combinaciones de ejes $\{\|X, Y\|_2, X\}$. Para evaluar los clasificadores en cada uno de los 8 datasets seleccionados se seleccionó la métrica AUC (Weighted Avg.). Se construyó una matriz de 9 columnas X 8 filas. La primera columna se corresponde al identificador del dataset y el resto de las columnas son los 8 clasificadores utilizados en la experimentación. La intersección del identificador del dataset con cada uno de los 8 clasificadores, corresponde al valor de AUC obtenido en ese dataset para ese clasificador. En la Tabla 27 del Anexo 4, se encuentran los valores de AUC utilizados para construir la matriz, estos son el resultado de la segunda actividad de clasificación sobre los 8 datasets seleccionados.



Representación de los resultados agrupados por combinaciones de ejes

Seleccionamos de la Tabla 27 del Anexo 4 los resultados en la métrica AUC de los 8 clasificadores utilizados en la experimentación del sensor acelerómetro. Para ver el resultado de los clasificadores se agrupó por las combinaciones de ejes: $\{(X, Y, Z), (X, Y), \|X, Y\|_2, X, Y\}$. A continuación, se muestra una representación gráfica de dichos resultados:

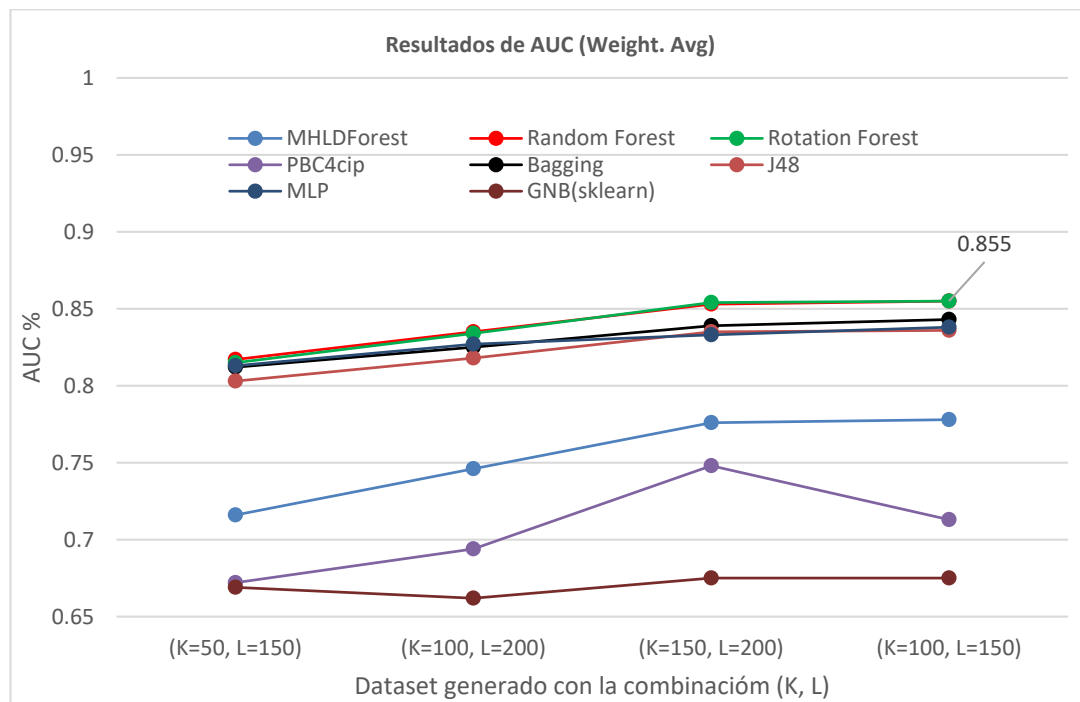


Figura 20. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, ejes (X, Y, Z) , en [14]

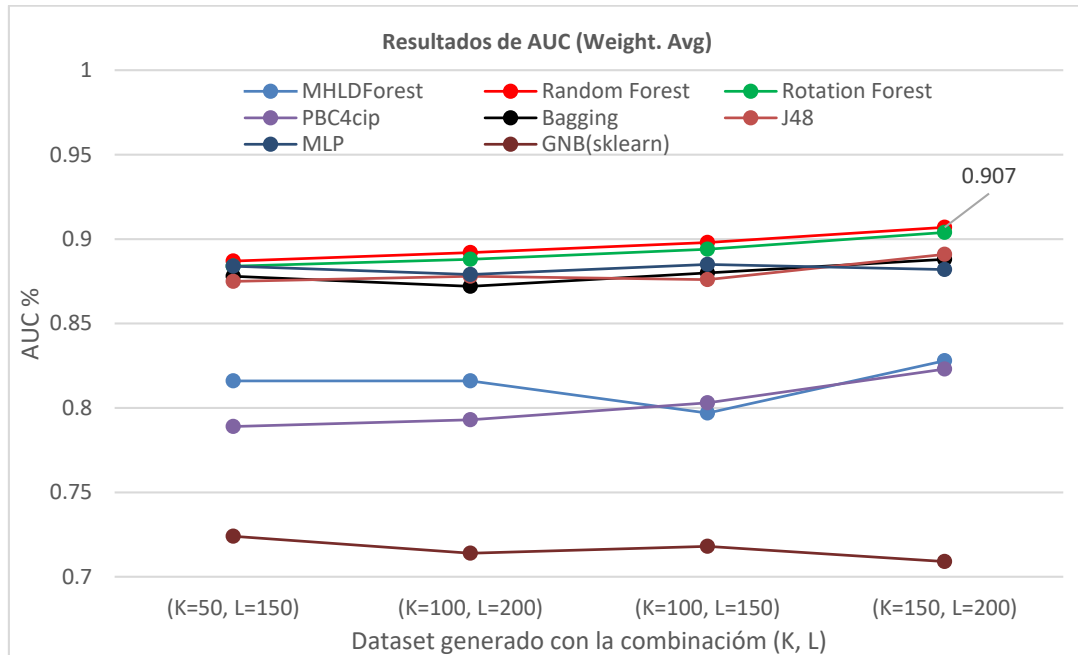


Figura 21. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, ejes (X, Y), en [14]

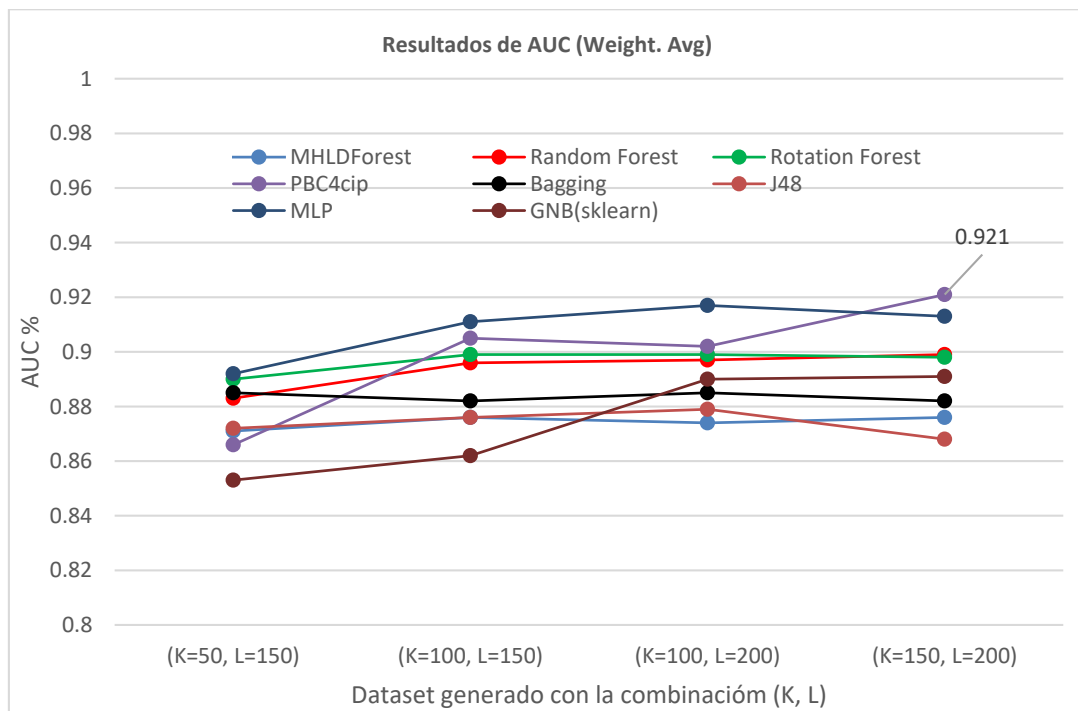


Figura 22. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, ejes $|X, Y|_2$, en [14]

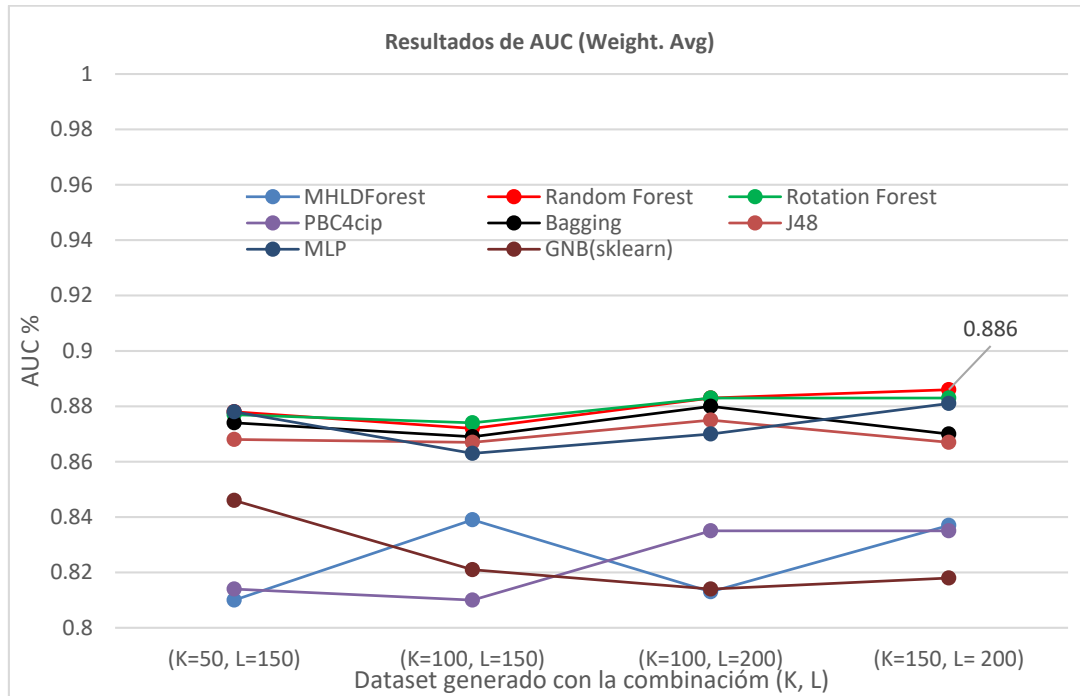


Figura 23. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, eje X, en [14]

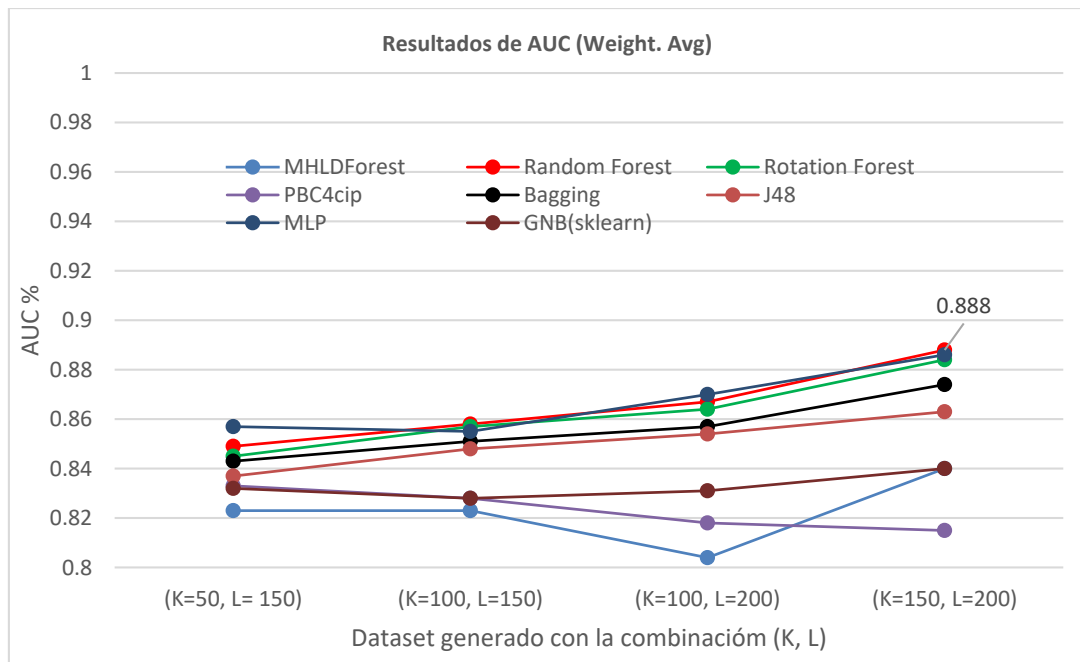


Figura 24. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, eje Y, en [14]

Como se puede ver los mejores resultados se obtuvieron en la combinación $\{\|X, Y\|_2\}$. Al aplicar el filtro ADLF a todos los conjuntos de datos que se obtuvieron mediante



la aplicación de la metodología BoW, obtuvimos nuevos conjuntos de datos a los cuales le repetimos la actividad de clasificación, aplicando validación cruzada con 10 folds. Los mejores resultados se obtuvieron en los ejes: $\{\|X, Y\|_2, X\}$, a continuación se muestran los resultados:

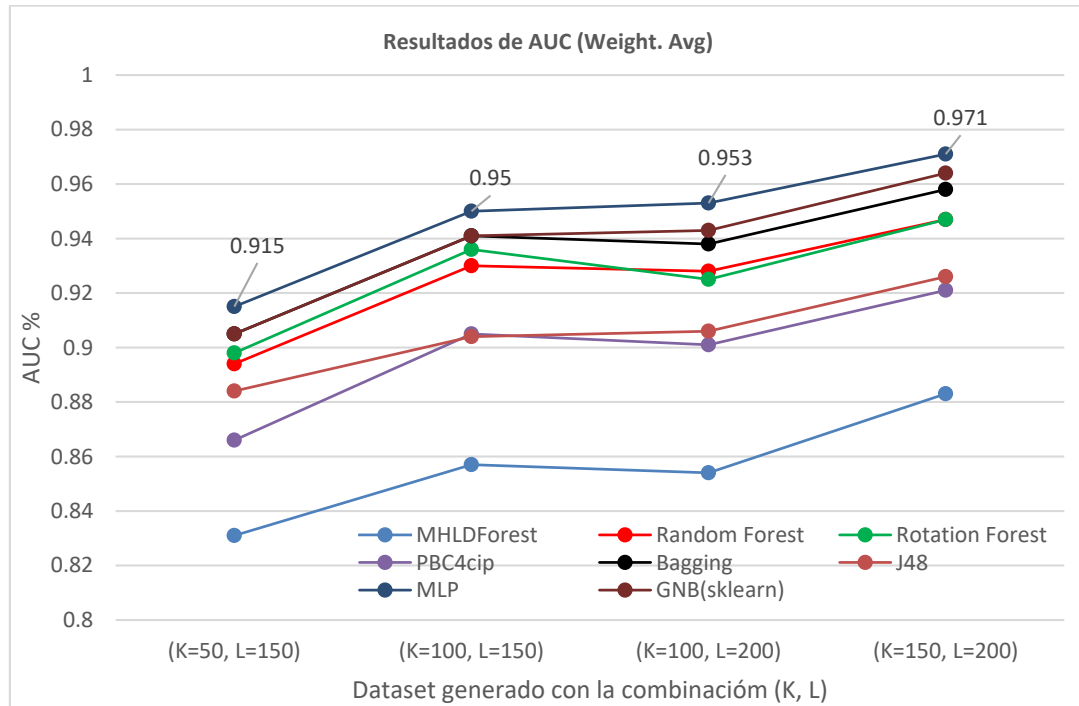


Figura 25. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, ejes $\|X, Y\|_2$ con ADLF en [14]

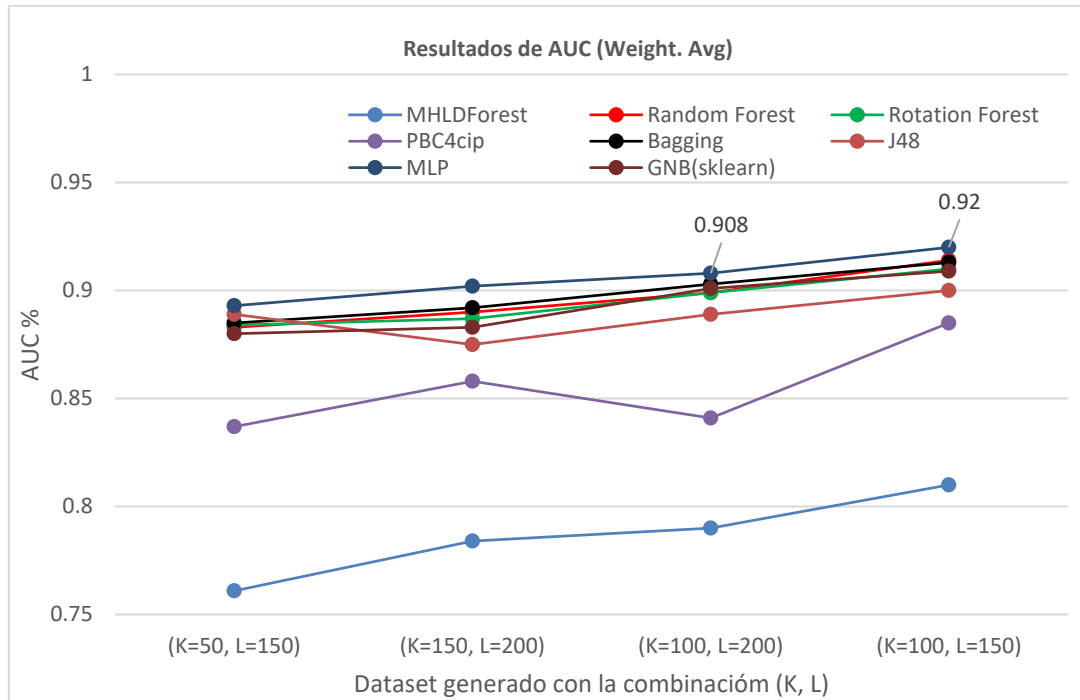


Figura 26. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, eje X, en [14]

El valor de AUC más alto que se alcanzó con la metodología BoW en el dataset propuesto por M. Ricardo et al. [14] fue de 97.1%, esto fue usando como clasificador una red neuronal MLP en un dataset generado con la configuración, palabras de tamaño $K = 150$ con $L = 200$ lecturas. Este resultado no supera al alcanzado por la metodología de Ferreira et al. [10] en este mismo dataset.

El mejor resultado que hemos alcanzado fue usando la metodología Ferreira et al. [10], con una ventana deslizante de tamaño $nf = 2$, leyendo del acelerómetro y utilizando como clasificador MHLDTForest obtuvimos un AUC de 98.3%. Podemos concluir que en este dataset propuesto por M. Ricardo et al.[14] usando AUC como medida, el uso de la metodología de Ferreira et al. [10] obtuvo un resultado superior que la metodología BoW.

4.2.5. EXPERIMENTOS DE LA METODOLOGÍA DE FERREIRA ET AL. [10] EN EL DATASET DE BEJANI Y GHATEE [13]

En esta subsección se explica la extracción de características y generación de conjuntos de datos a partir del dataset propuesto en [13]. Se muestra además una



representación de los principales resultados en función de la métrica AUC (Weighted Avg.) por cada una de las variantes de los sensores con los que se experimenta.

¿Cómo se extraen las características?

Las características del dataset propuesto se extraen usando la metodología propuesta por Ferreira et al. [10]. Los eventos de dicho dataset están recolectados a una frecuencia de 10 Hz y todos los eventos del groundtruth tienen una duración de 10 segundos. Los tiempos entre eventos oscilan en un rango de 0 a 17 segundos y existen eventos agresivos de diferente clase donde la duración de tiempo entre ellos es 0. Si usamos ventanas deslizantes de tamaño $nf > 11$ con paso 1 segundo para recorrer la señal, habrá ocasiones donde la ventana contenga la ocurrencia de 3 eventos al mismo tiempo. En el dataset propuesto por Ferreira et al. [10], como el tiempo mínimo entre eventos agresivos era de 17.5 segundos nunca la ventana deslizante contenía información de dos eventos agresivos al mismo tiempo. En este experimento contemplamos el caso de que la ventana deslizante puede contener dos eventos agresivos al mismo tiempo, en este caso la clase del vector de características será la del primer cuadro $f_{-(nf-1)}$. Teniendo en cuenta esto se decidió probar con los siguientes tamaños $nf = \{2, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 11\}$, de ventanas deslizantes.

¿Qué conjuntos de datos se generan?

Siguiendo la metodología propuesta por Ferreira et al. [10] se generó un dataset por cada tamaño de ventana deslizante $nf = \{2, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 11\}$, para cada una de las 3 variantes de sensores utilizadas. Las variantes de sensores utilizadas fueron: acelerómetro, magnetómetro y una combinación por medio de concatenación de los sensores acelerómetro y magnetómetro. Es importante aclarar que en este conjunto de datos solo vienen grabaciones de los sensores: acelerómetro, magnetómetro y de localización. En total se generaron $8 * 3 = 24$ datasets, donde 8 es la cantidad de tamaños de ventanas deslizantes nf y 3 las variantes de sensores. Se usaron todos los valores de los ejes x, y, z de cada una de las variantes de sensores utilizadas.



¿Dónde se encuentran los resultados de la experimentación?

En el Anexo 5, en la Tabla 29 están todos los resultados de los 8 clasificadores con los que se experimentó en los 24 datasets generados a partir del dataset de Bejani y Ghatee [13], utilizando la metodología propuesta por Ferreira et al. [10]. A cada clasificador se le realizó una validación cruzada con 10 folds.

8 clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Bejani y Ghatee[13]: MHLDForest, Random Forest, Rotation Forest, PBC4cip, Bagging, J48, MLP y GNB(sklearn).

¿Qué datos se seleccionan para realizar la prueba estadística 5.4?

Para evaluar los clasificadores en cada uno de los 24 datasets generados se seleccionó la métrica AUC (Weighted Avg.). Se construyó una matriz de 9 columnas X 24 filas. La primera columna se corresponde al identificador del dataset y el resto de las columnas son los 8 clasificadores utilizados en la experimentación. La intersección del identificador del dataset con cada uno de los 8 clasificadores corresponde al valor de AUC obtenido en ese dataset para ese clasificador. En la tabla 30 del Anexo 5, se encuentran los valores de AUC utilizados para construir la matriz. Los valores de la Tabla 30 se extrajeron de la tabla 29 donde están los resultados de todas las métricas calculadas en los 24 datasets generados para los 8 clasificadores.

Representación de los resultados agrupados por sensor

Con el objetivo de mostrar los resultados que se obtuvieron en la métrica AUC (Weighted Avg.) en la intersección, clasificador, dataset, se muestra una gráfica para cada una de las 4 variantes de sensores utilizados. Esto permite analizar el comportamiento de la actividad de clasificación de eventos agresivos, a través de la métrica AUC, a medida que aumenta el tamaño de la ventana deslizante aumenta el valor de AUC en cada uno de los sensores. Es importante resaltar que cada tamaño de ventana deslizante, en cada uno de los sensores, se corresponde a un dataset generado a partir de ese valor nf .

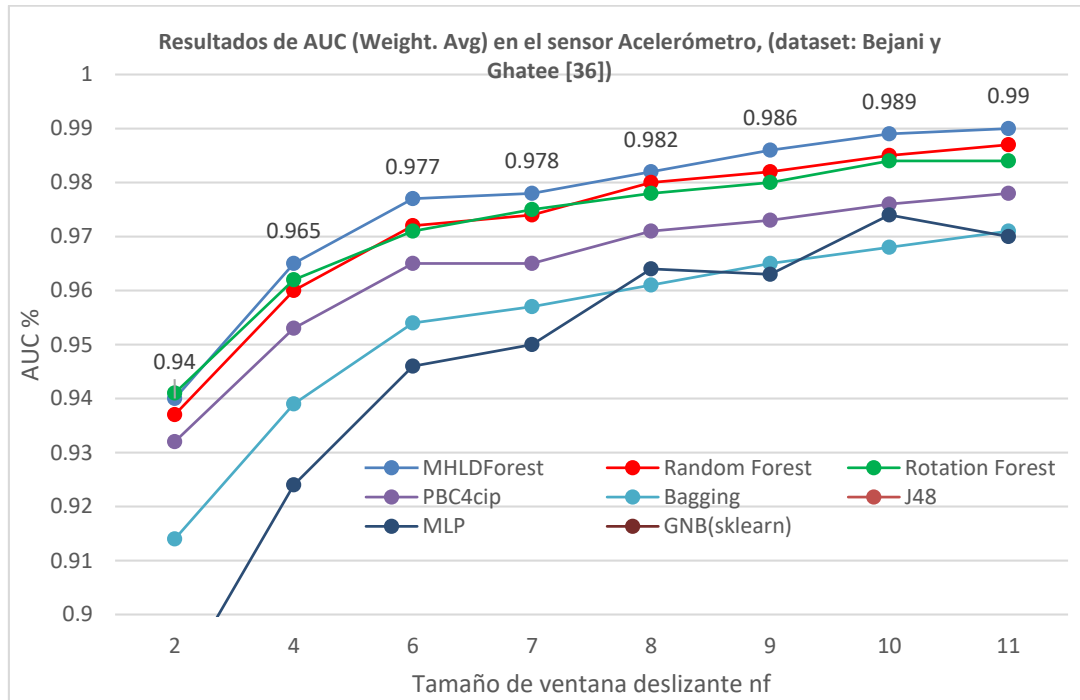


Figura 27. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro, en [36]

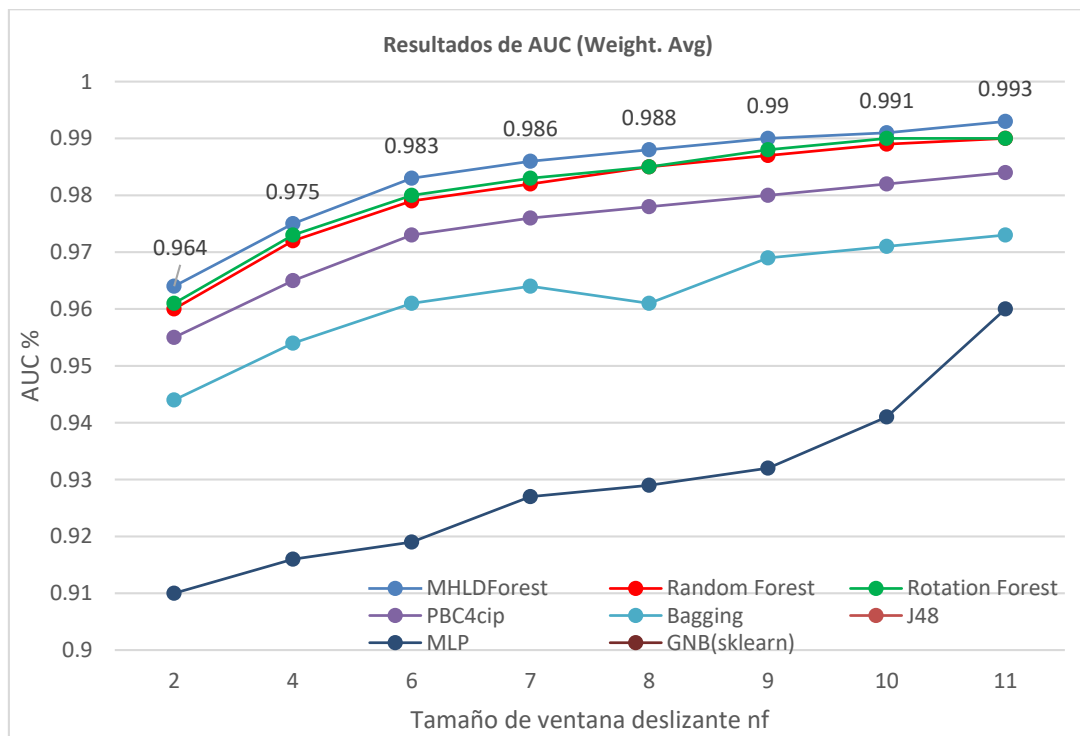


Figura 28. Resultados de AUC en el sensor Magnetómetro, en [36]

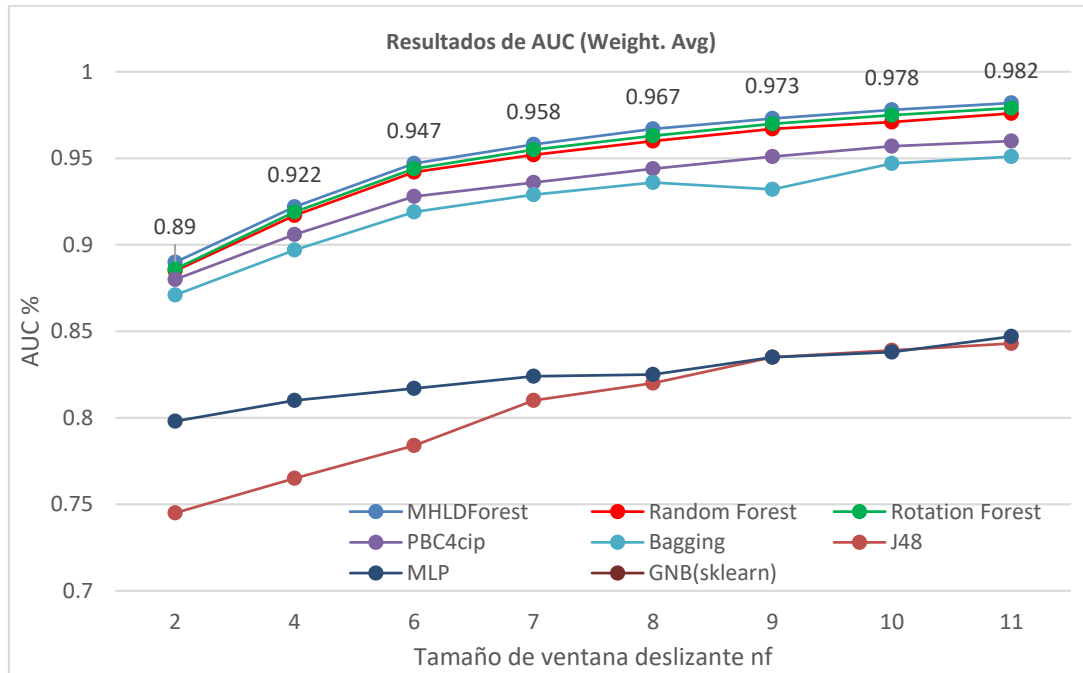


Figura 29. Resultados de AUC en el sensor Acelerómetro-Magnetómetro-Combinado, en [36]

4.2.6. EXPERIMENTOS DE BOW EN EL DATASET PROPUESTO POR BEJANI Y GHATEE [13]

En esta subsección se explica la extracción de características y generación de conjuntos de datos a partir del dataset propuesto en [13]. Se muestra además una representación de los principales resultados en función de la métrica AUC (Weighted Avg.) por cada una de las combinaciones de ejes del magnetómetro propuestas.

¿Cómo se extraen las características?

Las características de este dataset se extraen aplicando la metodología BoW propuesta en M. Ricardo et al. [14] a la señal del magnetómetro. Los eventos agresivos en este dataset entran en la clasificación de cambios de carril, giros y no evento. Se realizó una prueba exploratoria de la metodología BoW en los sensores acelerómetro y magnetómetro probando las combinaciones de ejes $\{\|X, Y\|_2, X\}$, como resultado el magnetómetro obtuvo mejores resultados. Las combinaciones (K, L) , en las cuales se obtuvieron mejores resultados para generar los vectores de características fueron las siguientes: $\{(150, 200), (150, 250), (150, 300), (200, 300)\}$.



¿Qué conjuntos de datos se generan?

Teniendo en cuenta las siguientes combinaciones de los ejes del sensor acelerómetro: $\{(X, Y, Z), (X, Y), \|X, Y\|_2, X, Y\}$, se generó por cada combinación de ejes 4 datasets que se corresponden a las $(K, L) = \{(150, 200), (150, 250), (150, 300), (200, 300)\}$. En total se generaron $5 * 4 = 20$ datasets, donde 5 es la cantidad de combinaciones de ejes del magnetómetro y 4 la cantidad de combinaciones (K, L) . De estos datasets se seleccionaron las dos combinaciones de ejes de mejores resultados al aplicar el filtro de Análisis Discriminante Lineal de Fisher (ADLF), estas combinaciones de ejes fueron $\{\|X, Y\|_2, X\}$. Se generaron $2 * 4 = 8$ datasets, donde 2 son las combinaciones de ejes y 4 la cantidad de combinaciones (K, L) . A estos 8 datasets se le volvió a repetir la actividad de clasificación.

¿Dónde se encuentran los resultados de la experimentación?

En el Anexo 6, en la Tabla 29 están todos los resultados de los 8 clasificadores con los que se experimentó en los 20 datasets generados a partir del dataset de Bejani y Ghatee [13] usando BoW. A cada clasificador se le realizó una validación cruzada con 10 folds.

8 clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Bejani y Ghatee [13]: MHLDForest, Random Forest, Rotation Forest, PBC4cip, Bagging, J48, MLP(sklearn) y GNB(sklearn)

¿Qué datos se seleccionan para realizar la prueba estadística 5.5?

Para realizar las pruebas estadísticas se seleccionan los 8 datasets donde se obtuvieron mejores resultados después de aplicar el filtro de ADLF. Estos fueron los generados con las combinaciones de ejes $\{\|X, Y\|_2, X\}$. Para evaluar los clasificadores en cada uno de los 8 datasets seleccionados se seleccionó la métrica AUC (Weighted Avg.). Se construyó una matriz de 9 columnas X 8 filas. La primera columna se corresponde al identificador del dataset y el resto de las columnas son los 8 clasificadores utilizados en la experimentación. La intersección del identificador del dataset con cada uno de los 8 clasificadores, corresponde al valor de AUC obtenido en ese dataset para ese clasificador. En la tabla 31 del Anexo 6, se encuentran los valores de AUC utilizados para construir la matriz, estos son el resultado de la segunda actividad de clasificación sobre los 8 datasets seleccionados.



A continuación se muestra una representación gráfica donde se muestran los mejores resultados en los ejes: $\{\|X, Y\|_2, X\}$ después de aplicar el filtro ADLF y repetir la actividad de clasificación.

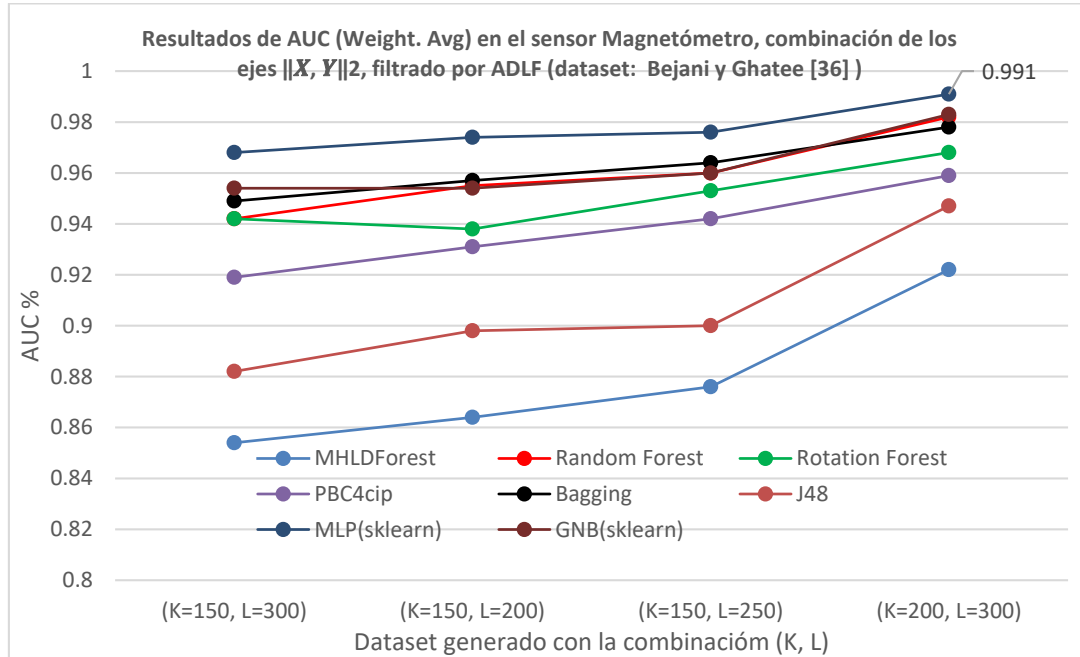


Figura 30. Resultados de AUC en el sensor Magnetómetro, ejes $\|X, Y\|_2$, con ADLF, en [36]

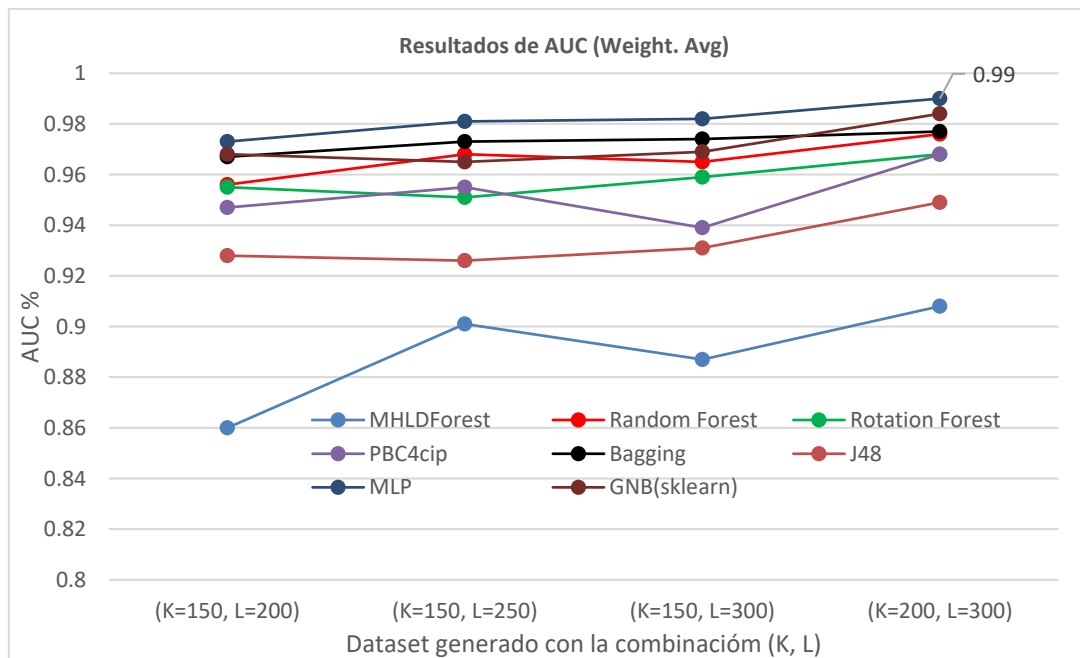


Figura 31. Resultados de AUC en el sensor Magnetómetro, eje X, con ADLF en [36]



Como en el trabajo de M. Ricardo et al. [14], los mejores resultados se obtuvieron en los conjuntos de datos generados a partir de la aplicación de BoW a los ejes $\{\|X, Y\|_2, X\}$. Después de aplicar el filtro ADLF, los resultados alcanzan en la métrica AUC valores hasta el 99.1%.

4.3. CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

En este capítulo se muestran los principales resultados de los algoritmos de clasificación sobre los conjuntos de datos propuestos en la subsección 2.6. Los resultados de la métrica AUC en los experimentos realizados al dataset propuesto por Ferreira et al. [10] usando su metodología están por encima del 99% en la actividad de clasificación de eventos agresivos de conducción. La aplicación del Análisis Discriminante Lineal de Fisher (ADLF) a los conjuntos de datos que se obtuvieron mediante la aplicación de la metodología BoW mejoró los resultados considerablemente. La aplicación de BoW sin el ADLF no supera a los resultados obtenidos con la metodología propuesta por Ferreira et al. [10] basada en la representación de valores estadísticos. Los mejores resultados obtenidos en la métrica AUC en el dataset de Ferreira et al. [10] fueron del 99.8% y 99.9% en los ejes $\{\|X, Y\|_2, X\}$ usando BoW en combinación con el ADLF. Como resultado de la experimentación en los conjuntos de datos propuestos por Bejani y Ghatee [13], M. Ricardo et al. [14], se llega a la conclusión que el uso de la metodología de representación de valores estadísticos obtuvo un resultado superior al de BoW.

Para determinar cuáles son los clasificadores de mejores resultados en cada conjunto de datos y ver si existen diferencias significativas entre sus resultados es necesario realizar pruebas estadísticas.



CAPÍTULO 5: VALIDACIÓN ESTADÍSTICA DE LOS RESULTADOS

Las siguientes pruebas estadísticas están orientadas a seleccionar los mejores clasificadores utilizados en la experimentación del problema de análisis multiclase de eventos agresivos de conducción en los datasets propuestos. Los clasificadores se medirán a través de la métrica AUC. Teniendo en cuenta que se usaron dos metodologías en la experimentación, es objetivo determinar los mejores clasificadores por cada una de ellas. Para esto se desarrollaron cinco pruebas estadísticas.

Primera prueba: Establecer un ranking entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Ferreira et al. [10], de acuerdo a la métrica AUC usando su propia metodología. Determinar si existe diferencia significativa entre ellos con un 0.5% de nivel de significancia.

Segunda prueba: Establecer un ranking entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Ferreira et al. [10], de acuerdo a la métrica AUC usando la metodología BoW. Determinar si existe diferencia significativa entre ellos con un 0.5% de nivel de significancia.

Tercera prueba: Establecer un ranking entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de M. Ricardo et al. [14], de acuerdo a la métrica AUC usando la metodología BoW. Determinar si existe diferencia significativa entre ellos con un 0.5% de nivel de significancia.

Cuarta prueba: Establecer un ranking entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset propuesto por Bejani y Ghatee [13], de acuerdo a la métrica AUC usando la metodología propuesta por Ferreira et al. [10]. Determinar si existe diferencia significativa entre ellos con un 0.5% de nivel de significancia.

Quinta prueba: Establecer un ranking entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset propuesto por Bejani y Ghatee [13], de acuerdo a la métrica AUC usando la metodología BoW. Determinar si existe diferencia significativa entre ellos con un 0.5% de nivel de significancia.



Para la ejecución de estas pruebas utilizaremos la prueba estadística no paramétrica desarrollada por Milton Friedman. Similar a las medidas repetidas paramétricas ANOVA, se usa para detectar diferencias en los tratamientos en múltiples intentos de prueba [44]. Para determinar si existe diferencia significativa entre los clasificadores usaremos el método *post hoc* propuesto por Nemenyi. En los casos donde no exista diferencia significativa usaremos la prueba de rangos de signos de Wilcoxon para realizar el ranking.

5.1. PRIMERA PRUEBA: PRUEBA DE FRIEDMAN EN FERREIRA ET AL. [10] USANDO SU METODOLOGÍA

Objetivo: Establecer un ranking entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Ferreira et al. [10], de acuerdo a la métrica AUC usando la metodología BoW. Determinar si existe diferencia significativa entre ellos con un 0.5% de nivel de significancia.

Clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Ferreira et al. [10]: MHLDForest, Random Forest, Rotation Forest, PBC4cip, Bagging, J48, MLP y GNB(sklearn).

Nota: Para la realización de esta prueba se utilizaron los datos expuestos en la subsección 4.2.1, para tener claridad cómo se generan y seleccionan por favor lea las respuestas a las preguntas:

- ¿Qué conjuntos de datos se generan?
- ¿Qué datos se seleccionan para realizar pruebas estadísticas?

Hipótesis:

H_0 : No existe diferencia entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Ferreira et al. [10] en la métrica AUC para eventos agresivos de conducción.

H_1 : Existe diferencia entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Ferreira et al. [10] en la métrica AUC para eventos agresivos de conducción.

A continuación, se muestran los rangos promedios obtenidos al aplicar el procedimiento de Friedman:



Tabla 4. Rango promedio de los clasificadores al aplicar Friedman en Ferreira et al. [10]

Clasificador	Ranking
MHLDForest	1.0938
Rotation Forest	2.1979
Random Forest	2.7083
PBC4cip 4	4
Bagging	5.1771
MLP	5.8438
J48	7.1042
GNB(sklearn)	7.875

Estadística de Friedman considerando el rendimiento de reducción (distribuido según chi-cuadrado con 7 grados de libertad: 326.388889.

P-value calculado por la prueba de Friedman: 1.4062162545513957E-10.

Nivel de significancia: $\alpha = 0.05$.

Decisión: Como P-value < 0.05 se rechaza la hipótesis nula H_0 y aceptamos la hipótesis alternativa de que si existe diferencia significativa entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Ferreira et al. [10] en la métrica AUC para eventos agresivos de conducción.

A continuación, se muestra el Diagrama de Diferencias Críticas (DDC) calculado, con una diferencia crítica de 1.5154395 con la prueba de Nemenyi.

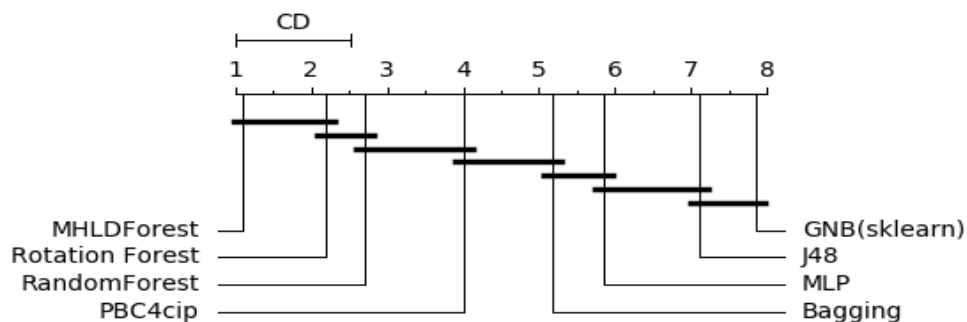


Figura 32. Diagrama de diferencias críticas del AUC en [10] usando su metodología

Como se puede observar hay presencia de subconjuntos homogéneos de medias en los clasificadores que no tienen diferencia significativa entre sí como, por ejemplo: MHLDForest vs Rotation Forest, Rotation Forest vs Random Forest, Random Forest vs



PBC4cip, PBC4cip vs Bagging, Bagging vs MLP, MLP vs J48 y J48 vs GNB(sklearn). Los datos no son suficientes para concluir si el rendimiento de la métrica AUC de eventos agresivos es mejor en el clasificador MHLDForest que en Rotation Forest, pasa lo mismo con Rotation Forest y Random Forest y así sucesivamente. Para clasificar las diferencias en el rendimiento de AUC de cada par de clasificadores mencionados anteriormente por cada conjunto de datos aplicamos la prueba de rango de signos de Wilcoxon[43]. A continuación, se muestra un resumen de los resultados obtenidos en dicha prueba:

Tabla 5. Rangos de signos de Wilcoxon calculados en el dataset de Ferreira et al. [10]

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
MHLDForest (1)	-	1176.0	1031.0	1176.0	1176.0	1176.0	1176.0	1176.0
Random Forest (2)	0.0	-	268.5	1176.0	1176.0	1176.0	1176.0	1176.0
Rotation Forest (3)	97.0	907.5	-	1176.0	1176.0	1176.0	1176.0	1176.0
PBC4cip (4)	0.0	0.0	0.0	-	1176.0	1176.0	1176.0	1176.0
Bagging (5)	0.0	0.0	0.0	0.0	-	1176.0	1023.5	1176.0
J48 (6)	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	-	1.0	1126.5
MLP (7)	0.0	0.0	0.0	0.0	104.5	1175.0	-	1176.0
GNB(sklearn) (8)	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	49.5	0.0	-

● = el método en la fila mejora el método de la columna.

○ = el método en la columna mejora el método de la fila.

Diagonal hacia arriba el nivel de significancia $\alpha = 0.9$ y de la diagonal hacia abajo el nivel significancia $\alpha = 0.95$.

Tabla 6. Resumen de la prueba de rango de signo de Wilcoxon con simbología en [10]

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
MHLDForest (1)	-	●	●	●	●	●	●	●
Random Forest (2)	○	-	○	●	●	●	●	●
Rotation Forest (3)	○	●	-	●	●	●	●	●
PBC4cip (4)	○	○	○	-	●	●	●	●
Bagging (5)	○	○	○	○	-	●	●	●
J48 (6)	○	○	○	○	○	-	○	●
MLP (7)	○	○	○	○	○	●	-	●
GNB(sklearn) (8)	○	○	○	○	○	○	○	-

Tabla 7. Resultados de la prueba de rango de signo de Wilcoxon en Ferreira et al. [10]

Clasificador	$\alpha = 0.9$		$\alpha = 0.95$	
	+	±	+	±
MHLDForest	7	7	7	7



Rotation Forest	6	6	6	6
Random Forest	5	5	5	5
PBC4cip	4	4	4	4
Bagging	3	3	3	3
MLP	2	2	2	2
J48	1	1	1	1
GNB(sklearn)	0	0	0	0

Como se puede apreciar los mejores clasificadores según el rendimiento de la métrica AUC son MHLDForest y Rotation Forest en ese orden. Estos dos clasificadores superan a Random Forest que es el mejor clasificador reportado en Ferreira et al. [10], en el caso de MHLDForest lo supera con una diferencia estadísticamente significativa.

5.2. SEGUNDA PRUEBA: PRUEBA DE FRIEDMAN EN FERREIRA ET AL. [10] USANDO BOW

Objetivo: Establecer un ranking entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Ferreira et al. [10], de acuerdo a la métrica AUC usando la metodología BoW. Determinar si existe diferencia significativa entre ellos con un 0.5% de nivel de significancia.

Clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Ferreira et al. [10]: MHLDForest, Random Forest, Rotation Forest, PBC4cip, Bagging, J48, MLP(sklearn) y GNB(sklearn).

Nota: Para la realización de esta prueba se utilizaron los datos expuestos en la subsección 4.2.3, para tener claridad cómo se generan y seleccionan por favor lea las respuestas a las preguntas:

- ¿Qué conjuntos de datos se generan?
- ¿Qué datos se seleccionan para realizar la prueba estadística?

Hipótesis:

H_0 : No existe diferencia entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Ferreira et al. [10] en la métrica AUC para eventos agresivos de conducción.

H_1 : Existe diferencia entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Ferreira et al. [10] en la métrica AUC para eventos agresivos de conducción.



A continuación, se muestran los rangos promedios obtenidos al aplicar el procedimiento de Friedman:

Tabla 8. Rango promedio de los clasificadores al aplicar Friedman en [10] usando BoW

Clasificador	Ranking
MLP(sklearn)	2.1
Random Forest	3.3
Rotation Forest	4.3
PBC4cip	4.4
Bagging	4.5
GNB(sklearn)	5.1
MHLDForest	5.3
J48	7

Estadística de Friedman considerando el rendimiento de reducción (distribuido según chi-cuadrado con 7 grados de libertad: 24.166667.

P-value calculado por la prueba de Friedman: 0.0010649797338115885.

Nivel de significancia: $\alpha = 0.05$

Decisión: Como P-value < 0.05 se rechaza la hipótesis nula H_0 y aceptamos la hipótesis alternativa de que si existe diferencia significativa entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Ferreira et al. [10] en la métrica AUC para eventos agresivos de conducción.

A continuación, se muestra el Diagrama de Diferencias Críticas (DDC) calculado, con una diferencia crítica de 3.320161594737401 con la prueba de Nemenyi.

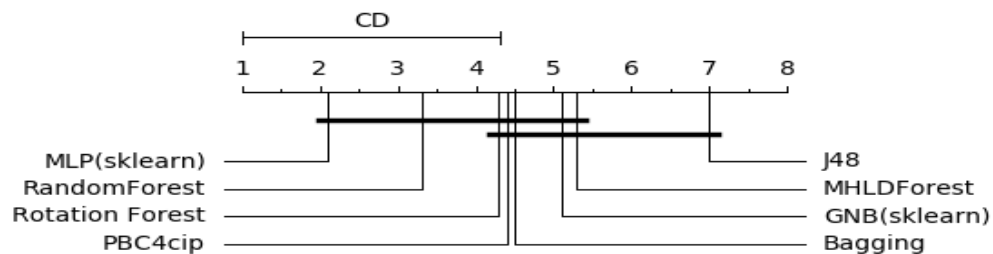


Figura 33. Diagrama de diferencias críticas del resultado del AUC en [10] usando BoW



Como se puede observar hay presencia de subconjuntos homogéneos de medias en los clasificadores que no tienen diferencia significativa entre sí. Solo existe diferencia significativa entre MLP(sklearn) vs J48 y Random Forest vs J48. Los datos no son suficientes para comparar el resto de los clasificadores de eventos agresivos entre sí, ya que no hay diferencias significativas. Para clasificar las diferencias en el rendimiento de AUC de cada par de clasificadores restantes aplicaremos la prueba de rango de signos de Wilcoxon[43]. A continuación, se muestra un resumen de los resultados obtenidos en dicha prueba:

Tabla 9. Resultados de la prueba de rango de signo de Wilcoxon en [10] usando BoW

Clasificador	$\alpha = 0.9$		$\alpha = 0.95$	
	+	\pm	+	\pm
MHLDForest	0	5	0	5
Random Forest	4	7	3	7
Rotation Forest	0	7	0	7
PBC4cip	1	7	1	7
Bagging	1	5	1	6
J48	0	2	0	2
MLP(sklearn)	4	7	3	7
GNB(sklearn)	1	5	1	5

Los clasificadores de mejor puntuación son MLP(sklearn) y Random Forest para la metodología BoW aplicada al dataset propuesto por Ferreira et al. [10].

5.3. TERCERA PRUEBA: PRUEBA DE FRIEDMAN EN M. RICARDO ET AL. [14] USANDO BOW

Objetivo: Establecer un ranking entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de M. Ricardo et al. [14], de acuerdo a la métrica AUC usando la metodología BoW. Determinar si existe diferencia significativa entre ellos con un 0.5% de nivel de significancia.

Clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de M. Ricardo et al. [14]: MHLDForest, Random Forest, Rotation Forest, PBC4cip, Bagging, J48, MLP(sklearn) y GNB(sklearn)



Nota: Para la realización de esta prueba se utilizaron los datos expuestos en la subsección 4.2.4, para tener claridad cómo se generan y seleccionan por favor lea las respuestas a las preguntas:

- ¿Qué conjuntos de datos se generan?
- ¿Qué datos se seleccionan para realizar la prueba estadística?

Hipótesis:

H_0 : No existe diferencia entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de M. Ricardo et al. [14] en la métrica AUC para eventos agresivos de conducción.

H_1 : Existe diferencia entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de M. Ricardo et al. [14] en la métrica AUC para eventos agresivos de conducción.

A continuación, se muestra los rangos promedio obtenidos al aplicar el procedimiento de Friedman:

Tabla 10. Rango promedio de los clasificadores al aplicar Friedman en [14] usando BoW

Clasificador	Ranking
MLP(sklearn)	1
Bagging	2.625
GNB(sklearn)	3.5
Random Forest	4.125
Rotation Forest	4.25
J48	5.625
PBC4cip	6.875
MHLDForest	8

Estadística de Friedman considerando el rendimiento de reducción (distribuido según chi-cuadrado con 7 grados de libertad: 410.166667.

P-value calculado por la prueba de Friedman: 3.308299989512875E-8.

Nivel de significancia: $\alpha = 0.05$

Decisión: Como P-value < 0.05 se rechaza la hipótesis nula H_0 y aceptamos la hipótesis alternativa de que si existe diferencia significativa entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Ferreira et al. [10] en el rendimiento de la métrica AUC para eventos agresivos de conducción.



A continuación, se muestra el Diagrama de Diferencias Críticas (DDC) calculado, con una diferencia crítica de 3.712053511058468 con la prueba de Nemenyi.

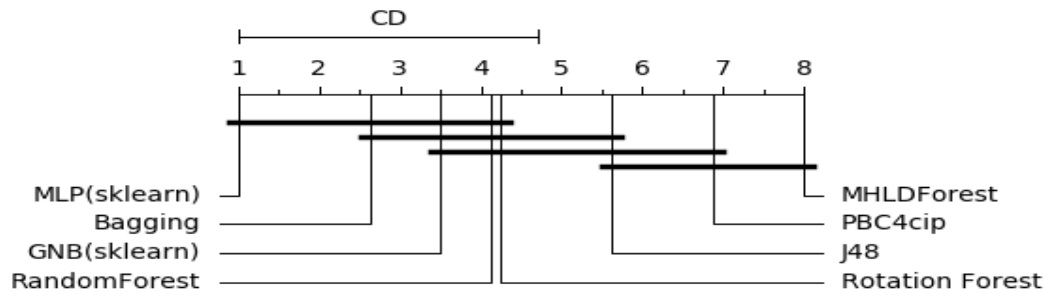


Figura 34. Diagrama de diferencias críticas del AUC en el dataset de [14] usando BoW

Como se puede observar existe diferencia significativa entre MHLDForest vs MLP(sklearn), PBC4cip vs MLP(sklearn), MHLDForest vs Bagging, J48 vs MLP(sklearn), MHLDForest vs GNB(sklearn), PBC4cip vs Bagging y MHLDForest vs Random Forest. Entre el resto de los clasificadores no existe diferencia significativa. Los datos no son suficientes para comparar el resto de los clasificadores de eventos agresivos entre sí, ya que no hay diferencias significativas. Para clasificar las diferencias en el rendimiento de AUC de cada par de clasificadores restantes aplicaremos la prueba de rango de signos de Wilcoxon[43].

Tabla 11. Resultados de la prueba de rango de signo de Wilcoxon en [14] usando BoW

Clasificador	$\alpha = 0.9$		$\alpha = 0.95$	
	+	\pm	+	\pm
MHLDForest	0	0	0	0
Random Forest	3	5	3	5
Rotation Forest	3	5	3	5
PBC4cip	1	1	1	1
Bagging	5	6	5	6
J48	2	2	2	2
MLP(sklearn)	7	7	7	7
GNB(sklearn)	3	6	3	6

Como se puede observar los clasificadores de mejor puntuación son MLP(sklearn) y Bagging para la metodología BoW aplicada al dataset propuesto por M. Ricardo et al.[14].



5.4. CUARTA PRUEBA: PRUEBA DE FRIEDMAN EN BEJANI Y GHATEE [13] USANDO LA METODOLOGÍA PROPUESTA POR FERREIRA ET AL. [10]

Objetivo: Establecer un ranking entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset propuesto por Bejani y Ghatee [13], de acuerdo a la métrica AUC usando la metodología propuesta por Ferreira et al. [10]. Determinar si existe diferencia significativa entre ellos con un 0.5% de nivel de significancia.

Clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Bejani y Ghatee [13]: MHLDForest, Random Forest, Rotation Forest, PBC4cip, Bagging, J48, MLP y GNB(sklearn).

Nota: Para la realización de esta prueba se utilizaron los datos expuestos en la subsección 4.2.5, para tener claridad cómo se generan y seleccionan por favor lea las respuestas a las preguntas:

- ¿Qué conjuntos de datos se generan?
- ¿Qué datos se seleccionan para realizar la prueba estadística?

Hipótesis:

H_0 : No existe diferencia entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Bejani y Ghatee [13] en la métrica AUC para eventos agresivos

H_1 : Existe diferencia entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Bejani y Ghatee [13] en la métrica AUC para eventos agresivos.

A continuación, se muestran los rangos promedio obtenidos al aplicar el procedimiento de Friedman:

Tabla 12. Rango promedio de los clasificadores al aplicar Friedman en [36]

Clasificador	Ranking
MHLDForest	1.2292
Rotation Forest	1.8125
Random Forest	3
PBC4cip 4	3.9583
Bagging	5
MLP	6.0625
J48	6.9583



GNB(sklearn)	7.9792
--------------	--------

Estadística de Friedman considerando el rendimiento de reducción (distribuido según chi-cuadrado con 7 grados de libertad: 165.215278.

P-value calculado por la prueba de Friedman: 8.145017993399506E-11.

Nivel de significancia: $\alpha = 0.05$

Decisión: Como P-value < 0.05 se rechaza la hipótesis nula H_0 y aceptamos la hipótesis alternativa de que si existe diferencia significativa entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Bejani y Ghatte [13] en la métrica AUC para eventos agresivos de conducción.

A continuación, se muestra el Diagrama de Diferencias Críticas (DDC) calculado, con una diferencia crítica de 2.1431550938559023 con la prueba de Nemenyi.

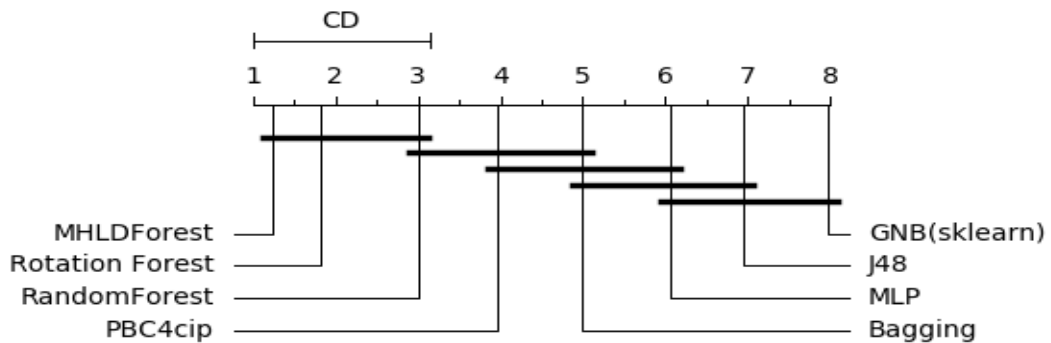


Figura 35. Diagrama de diferencias críticas del AUC en [36] usando la metodología de [10]

Como se puede observar hay presencia de subconjuntos homogéneos de medias en los clasificadores que no tienen diferencia significativa entre sí como, por ejemplo: MHLDForest vs Rotation Forest, MHLDForest vs Random Forest, Rotation Forest vs Random Forest, Rotation Forest vs PBC4cip, Random Forest vs PBC4cip, Random Forest vs Bagging, PBC4cip vs Bagging, PBC4cip vs MLP, Bagging vs MLP, Bagging vs J48, MLP vs GNB(sklearn), MLP vs J48 y J48 vs GNB(sklearn). Los datos no son suficientes para concluir si el rendimiento de la métrica AUC de eventos agresivos es mejor en el clasificador MHLDForest que en Rotation Forest, pasa lo mismo con Rotation Forest y Random Forest y así sucesivamente. Para clasificar las diferencias en el rendimiento de AUC de cada par de clasificadores mencionados anteriormente por cada conjunto de datos aplicamos la prueba



de rango de signos de Wilcoxon[43]. A continuación, se muestra un resumen de los resultados obtenidos en dicha prueba:

Tabla 13. Resultados de la prueba de rango de signo de Wilcoxon en [36]

Clasificador	$\alpha = 0.9$		$\alpha = 0.95$	
	+	\pm	+	\pm
MHLDForest	7	7	7	7
Rotation Forest	6	6	6	6
Random Forest	5	5	5	5
PBC4cip	4	4	4	4
Bagging	3	3	3	3
MLP	2	2	2	2
J48	1	1	1	1
GNB(sklearn)	0	0	0	0

Como se puede apreciar los mejores clasificadores según el rendimiento de la métrica AUC son MHLDForest y Rotation Forest en ese orden, como en la prueba estadística 5.1 realizada al dataset de Ferreira et al. [10]. En esta prueba los tres primeros clasificadores no tienen diferencia significativa entre ellos, pero si existe una diferencia estadísticamente significativa entre MHLDForest y PBC4cip que viene siendo el cuarto clasificador en el ranking.

5.5. QUINTA PRUEBA: PRUEBA DE FRIEDMAN EN BEJANI Y GHATEE [13] USANDO LA METODOLOGÍA BOW

Objetivo: Establecer un ranking entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset propuesto por Bejani y Ghatee [13], de acuerdo a la métrica AUC usando la metodología BoW. Determinar si existe diferencia significativa entre ellos con un 0.5% de nivel de significancia.

Clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Bejani y Ghatee [13]: MHLDForest, Random Forest, Rotation Forest, PBC4cip, Bagging, J48, MLP(sklearn) y GNB(sklearn).

Nota: Para la realización de esta prueba se utilizaron los datos expuestos en la subsección 4.2.6, para tener claridad cómo se generan y seleccionan por favor lea las respuestas a las preguntas:



- ¿Qué conjuntos de datos se generan?
- ¿Qué datos se seleccionan para realizar la prueba estadística?

Hipótesis:

H_0 : No existe diferencia entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Bejani y Ghatte [13] en la métrica AUC para eventos agresivos de conducción.

H_1 : Existe diferencia entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Bejani y Ghatte [13] en la métrica AUC para eventos agresivos de conducción.

A continuación, se muestran los rangos promedio obtenidos al aplicar el procedimiento de Friedman:

Tabla 14. Rango promedio de los clasificadores al aplicar Friedman en [36] usando BoW

Clasificador	Ranking
MLP(sklearn)	1
Bagging	2.625
GNB(sklearn)	2.8125
Random	3.625
Rotation	5.125
PBC4cip	5.8125
J48	7
MHLDForest	8

Estadística de Friedman considerando el rendimiento de reducción (distribuido según chi-cuadrado con 7 grados de libertad: 53.322917.

P-value calculado por la prueba de Friedman: 3.265383741180017E-9.

Nivel de significancia: $\alpha = 0.05$

Decisión: Como P-value < 0.05 se rechaza la hipótesis nula H_0 y aceptamos la hipótesis alternativa de que si existe diferencia significativa entre los clasificadores utilizados en la experimentación del dataset de Ferreira et al. [10] en la métrica AUC para eventos agresivos.

A continuación, se muestra el Diagrama de Diferencias Críticas (DDC) calculado, con una diferencia crítica de 3.712053511058468 con la prueba de Nemenyi.

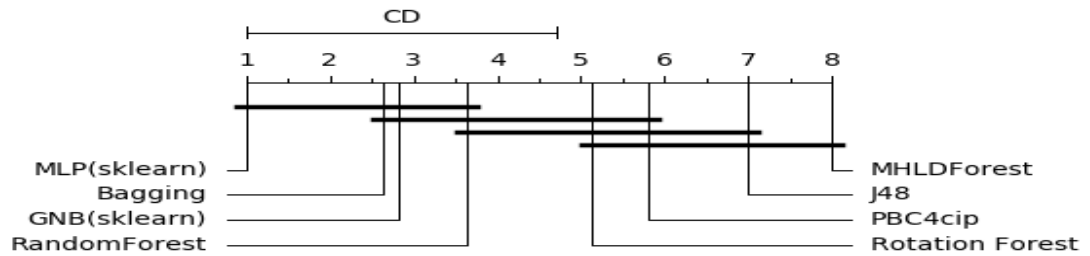


Figura 36. Diagrama de diferencias críticas del AUC en [13] usando BoW

Como se puede observar existe diferencia significativa entre MLP(sklearn) vs MHLDForest, MLP(sklearn) vs J48, MLP(sklearn) vs PBC4cip, MLP(sklearn) vs Rotation Forest, Bagging vs J48, Bagging vs MHLDForest, GNB(sklearn) vs J48, GNB(sklearn) vs MHLDForest y Random Forest vs MHLDForest. Entre el resto de los clasificadores no existe diferencia significativa. Los datos no son suficientes para comparar el resto de los clasificadores de eventos agresivos entre sí, ya que no hay diferencias significativas. Para clasificar las diferencias en el rendimiento de AUC de cada par de clasificadores restantes aplicaremos la prueba de rango de signos de Wilcoxon[43]. A continuación, se muestra un resumen de los resultados obtenidos en dicha prueba:

Tabla 15. Resultados de la prueba de rango de signo de Wilcoxon en [36] usando BoW

Clasificador	$\alpha = 0.9$		$\alpha = 0.95$	
	+	\pm	+	\pm
MLP	7	7	7	7
Bagging	5	6	5	6
GNB(sklearn)	4	6	4	6
Random Forest	4	5	4	5
Rotation Forest	3	3	3	3
PBC4cip	2	2	2	2
J48	1	1	1	1
MHLDForest	0	0	0	0

Como se puede observar los clasificadores de mejor puntuación son MLP(sklearn) y Bagging para la metodología BoW aplicada al dataset propuesto por Bejani y Ghatee [13]. El clasificador MHLDForest que es el primero en el ranking en la aplicación de la metodología propuesta por Ferreira et al. [10] en las pruebas realizadas en la subsección 5.1 y 5.4 , en esta prueba es el último en el ranking.



5.6. CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

Como resultado del capítulo obtuvimos las siguientes configuraciones por cada conjunto de datos, siendo los valores de la métrica AUC más altos que se alcanzaron en toda la actividad de experimentación.

Tabla 16. Mejores resultados obtenidos en el AUC en la actividad de experimentación

Dataset	Extracción de características	Parametrización	Clasificador	AUC
Ferreira et al. [10] (2017)	BoW <i>M. Ricardo et al. [14] (2019)</i>	K, L = 10, 5 Acelerómetro Filtro: ADLF	MLP(sklearn)	99.9
Bejani & Ghatee [13] (2018)	Valores estadísticos <i>Ferreira et al. [10] (2017)</i>	nf = 11 Magnetómetro	MHLDForest	99.3
(M. Ricardo et al. [14] (2019))	Valores estadísticos <i>Ferreira et al. [10] (2017)</i>	nf = 2 Acelerómetro	MHLDForest	98.3

Como resultado de las pruebas estadísticas los clasificadores que quedaron mejor en el ranking fueron: MLP(sklearn) al aplicar BoW y MHLDForest en combinación con la representación basada en valores estadísticos.



CAPÍTULO 6: DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES GENERALES

A modo de conclusión podemos decir que los mejores resultados según la métrica AUC en el dataset de Ferreira et al. [10], fueron obtenidos con la aplicación de la metodología BoW junto a la aplicación del filtro Análisis Discriminante Lineal de Fisher con un 99.8% y 99.9%. En este escenario de acuerdo a las pruebas estadísticas, los clasificadores de mejor puntuación son MLP(sklearn) y Random Forest. No se obtuvieron malos resultados en este dataset aplicando su propia metodología, donde también se obtuvieron resultados hasta un AUC de 99.7%. Los clasificadores de mejores resultados según las pruebas estadísticas fueron MHLDForest y Rotation Forest en ese orden. Estos dos clasificadores superan a Random Forest que es el mejor clasificador reportado en Ferreira et al. [10]. Un factor que ayudó a mejorar la puntuación de la metodología propuesta por Ferreira et al. [10] fue el aumento del tamaño de la ventana deslizante hasta $nf=15$. Con los resultados reportados en este trabajo, se supera el estado del arte en la métrica AUC (Weighted. Avg) con el uso de nuevos clasificadores y el aumento de tamaño de la ventana deslizante.

El uso del algoritmo MODLEM logró un 100% en la clasificación de todos los eventos agresivos el dataset de Ferreira et al. [10] en los 69 eventos, no siendo así para el dataset propuesto por M. Ricardo et al. [14] en 478 eventos donde no superó un AUC del 91%. En el dataset propuesto por Bejani y Ghatee [13] este algoritmo no superó un AUC del 83%. Para más información ver el Anexo 7.

Los mejores resultados según la métrica AUC en el dataset propuesto por M. Ricardo et al. [14], fueron alcanzados con el uso de la metodología Ferreira et al. [10] una ventana deslizante de tamaño $nf = 2$, leyendo del sensor acelerómetro y utilizando como clasificador MHLDTForest se obtuvo un AUC de 98.3%. El valor de AUC más alto que se alcanzó con la metodología BoW en este mismo dataset fue de 97.1%, esto fue usando como clasificador una red neuronal MLP(sklearn). Según las pruebas estadísticas los clasificadores de mayor puntuación con el uso de la metodología BoW en este dataset son MLP(sklearn) y Random Forest.

Los mejores resultados según la métrica AUC en el dataset propuesto por Bejani y Ghatee [13] fueron alcanzados con la metodología de Ferreira et al.[10], con una ventana



deslizante de tamaño $nf = 11$, leyendo del sensor magnetómetro y utilizando como clasificador MHLDTForest se obtuvo un AUC de 99.3%. De acuerdo a las pruebas estadísticas los mejores clasificadores en la metodología de Ferreira et al. [10], en este dataset son MHLDTForest y Rotation Forest . El valor de AUC más alto que se alcanzó con la metodología BoW en este mismo dataset fue de 99.1%, esto fue usando como clasificador una red neuronal MLP(sklearn). Según las pruebas estadísticas los clasificadores de mayor puntuación con el uso de la metodología BoW en este dataset son MLP(sklearn) y Bagging.

Al aplicar el ADLF a los datos en brutos se reduce la dimensionalidad de los datos. Cuando se aplicó el algoritmo MODLEM sobre esta transformación se obtuvieron mejores resultados en la métrica AUC. Se comportó de igual manera al aplicar dicha técnica ADLF sobre la representación BoW. Después de esto se repitió la actividad de clasificación nuevamente obteniendo resultados superiores a los alcanzados por BoW inicialmente. No pasó así al aplicar el ADLF sobre la representación de valores estadísticos propuesta por Ferreira et al. [10].

Con el desarrollo de este trabajo se ha logrado demostrar que ambas metodologías BoW y la propuesta por Ferreira et al. [10], obtienen resultados superiores al 98% de AUC frente al problema de clasificación multiclase de eventos agresivos en los tres datasets con los que se experimentó.

6.1. DISCUSIÓN DE LA HIPÓTESIS

“La extracción de características mediante el cálculo de valores estadísticos con ventanas deslizantes de tamaño $2 < nf < 15$ mejora los resultados de clasificación en eventos seguros/agresivos”.

Con los resultados alcanzados en este trabajo de investigación podemos afirmar que al aplicar metodología propuesta por Ferreira et al. [10] con tamaños de ventana deslizantes nf entre 2 y 14 se obtuvo un comportamiento creciente en la actividad de clasificación seguro/ agresiva de eventos de conducción. A medida que aumenta el tamaño nf mejora el valor de la métrica AUC para los clasificadores de vanguardia reportados en este trabajo.



6.2. TRABAJOS FUTUROS

En trabajos futuros sería interesante seguir validando los resultados alcanzados en este trabajo de investigación en un número mayor de conjuntos de datos.

Integrar los enfoques de análisis de conducción para diseñar una solución sistémica que incluya, modelado, identificación de patrones y sistemas de puntuación por conductores agresivos.

6.3. RECOMENDACIONES

Se recomienda aplicar los resultados obtenidos en este trabajo de investigación, en una aplicación móvil, almacenando los datos en la nube.

Investigar las soluciones que proponen modelos difusos para clasificar el comportamiento del conductor en términos de conducción agresiva y segura.



CAPÍTULO 7: APÉNDICES (ANEXOS)

Las siguientes tablas contienen la parametrización y los resultados de los clasificadores que se probaron en la experimentación de los tres conjuntos de datos propuestos en la subsección 2.6. A cada clasificador se le realizó una validación cruzada de 10 folds usando la herramienta Weka, los resultados que se reportan están expresados en Weighted Avg. Los clasificadores que tienen signo de interrogación en algunas de las métricas seleccionadas, es porque la métrica no se pudo calcular debido a que el clasificador identificó cero objetos en alguna de las clases del conjunto de datos.

ANEXO 1. Resultados de la metodología de Ferreira et al. [10] en su conjunto de datos.

Tabla 17. Parámetros evaluados para optimizar los clasificadores en Ferreira et al. [10]

Clasificador	Parámetros	Valores
Bagging	# of iterations	200, 100, 10
GNB(sklearn)	Default parameters in sklearn	-
J48	Default parameters in Weka	-
MLP	hidden_layer_sizes	(#attr. + #classes)/2, 40, 30, 20, 10
MHLDTForest	# trees	200, 100
PBC4cip	# tress	200, 100
Random Forest	# of iterations	200, 100
	# of attributes to randomly	$\log_2(\# \text{ predictores} + 1, 10, 15)$
Rotation Forest	# of iterations	200, 100, 10

Tabla 18. Resultados de clasificadores en el dataset de Ferreira et al. [10] con su metodología

Clasificadores	nf	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
Acelerómetro, nf = 2									
MHLDForest	2	0.756	0.053	0.756	0.756	0.749	0.705	0.940	0.807
Random Forest	2	0.732	0.058	0.731	0.732	0.723	0.674	0.937	0.800
Rotation Forest	2	0.735	0.057	0.733	0.735	0.726	0.677	0.941	0.814
PBC4cip	2	0.723	0.049	0.739	0.723	0.725	0.677	0.932	0.770
Bagging	2	0.672	0.072	0.666	0.672	0.655	0.596	0.914	0.741
J48	2	0.596	0.079	0.595	0.596	0.595	0.517	0.776	0.464
MLP	2	0.690	0.066	0.696	0.690	0.688	0.628	0.886	0.670
GNB(sklearn)	2	0.491	0.098	0.482	0.491	0.479	0.387	0.836	0.496
Acelerómetro, nf = 4									
MHLDForest	4	0.825	0.038	0.830	0.825	0.824	0.791	0.965	0.884



Random Forest	4	0.793	0.044	0.798	0.793	0.791	0.753	0.960	0.861
Rotation Forest	4	0.817	0.040	0.823	0.817	0.816	0.781	0.962	0.883
PBC4cip	4	0.742	0.042	0.767	0.742	0.747	0.704	0.953	0.843
Bagging	4	0.729	0.058	0.735	0.729	0.727	0.675	0.939	0.793
J48	4	0.578	0.085	0.575	0.578	0.574	0.492	0.776	0.458
MLP	4	0.736	0.055	0.738	0.736	0.733	0.683	0.924	0.785
GNB(sklearn)	4	0.503	0.093	0.507	0.503	0.498	0.406	0.828	0.518
Acelerómetro, nf = 6									
MHLDForest	6	0.851	0.033	0.857	0.851	0.851	0.823	0.977	0.922
Random Forest	6	0.846	0.035	0.855	0.846	0.847	0.817	0.972	0.907
Clasificadores	nf	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
Rotation Forest	6	0.845	0.035	0.852	0.845	0.845	0.815	0.971	0.910
PBC4cip	6	0.777	0.037	0.799	0.777	0.780	0.744	0.965	0.880
Bagging	6	0.774	0.049	0.779	0.774	0.774	0.729	0.954	0.846
J48	6	0.640	0.073	0.640	0.640	0.639	0.567	0.802	0.514
MLP	6	0.823	0.038	0.828	0.823	0.823	0.788	0.946	0.855
GNB(sklearn)	6	0.507	0.099	0.513	0.507	0.502	0.409	0.808	0.513
Acelerómetro, nf = 7									
MHLDForest	7	0.860	0.031	0.868	0.860	0.861	0.834	0.978	0.928
Random Forest	7	0.860	0.031	0.868	0.860	0.861	0.834	0.974	0.912
Rotation Forest	7	0.872	0.029	0.878	0.872	0.873	0.848	0.975	0.925
PBC4cip	7	0.789	0.034	0.813	0.789	0.791	0.759	0.965	0.884
Bagging	7	0.776	0.048	0.783	0.776	0.777	0.732	0.957	0.859
J48	7	0.686	0.063	0.690	0.686	0.687	0.625	0.836	0.581
MLP	7	0.832	0.035	0.834	0.832	0.832	0.798	0.950	0.882
GNB(sklearn)	7	0.522	0.096	0.527	0.522	0.517	0.426	0.805	0.507
Acelerómetro, nf = 8									
MHLDForest	8	0.878	0.027	0.884	0.878	0.879	0.855	0.982	0.943
Random Forest	8	0.865	0.030	0.874	0.865	0.867	0.841	0.980	0.930
Rotation Forest	8	0.883	0.026	0.889	0.883	0.884	0.861	0.978	0.936
PBC4cip	8	0.789	0.032	0.816	0.789	0.794	0.762	0.971	0.904
Bagging	8	0.792	0.045	0.802	0.792	0.793	0.752	0.961	0.876
J48	8	0.694	0.061	0.695	0.694	0.694	0.634	0.840	0.593
MLP	8	0.857	0.030	0.859	0.857	0.857	0.829	0.964	0.902
GNB(sklearn)	8	0.512	0.099	0.512	0.512	0.507	0.412	0.795	0.490
Acelerómetro, nf = 9									
MHLDForest	9	0.900	0.022	0.904	0.900	0.900	0.881	0.986	0.953
Random Forest	9	0.873	0.028	0.879	0.873	0.874	0.849	0.982	0.936
Rotation Forest	9	0.881	0.026	0.885	0.881	0.881	0.857	0.980	0.943
PBC4cip	9	0.797	0.030	0.830	0.797	0.802	0.773	0.973	0.908
Bagging	9	0.804	0.042	0.811	0.804	0.805	0.766	0.965	0.886
J48	9	0.739	0.052	0.741	0.739	0.739	0.687	0.860	0.637



MLP	9	0.867	0.028	0.871	0.867	0.867	0.841	0.963	0.908
GNB(sklearn)	9	0.517	0.098	0.517	0.517	0.513	0.418	0.797	0.484
Acelerómetro. nf = 10									
MHLDForest	10	0.899	0.022	0.903	0.899	0.900	0.880	0.989	0.961
Random Forest	10	0.885	0.025	0.890	0.885	0.886	0.863	0.985	0.947
Rotation Forest	10	0.892	0.024	0.896	0.892	0.892	0.871	0.984	0.952
PBC4cip	10	0.816	0.029	0.840	0.816	0.820	0.791	0.976	0.915
Bagging	10	0.803	0.041	0.806	0.803	0.803	0.764	0.968	0.893
J48	10	0.716	0.057	0.715	0.716	0.715	0.658	0.848	0.608
MLP	10	0.885	0.025	0.887	0.885	0.885	0.862	0.974	0.933
GNB(sklearn)	10	0.523	0.097	0.521	0.523	0.519	0.424	0.793	0.490
Clasificadores	nf	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
Acelerómetro. nf = 11									
MHLDForest	11	0.919	0.018	0.922	0.919	0.919	0.903	0.990	0.965
Random Forest	11	0.892	0.024	0.897	0.892	0.893	0.871	0.987	0.952
Rotation Forest	11	0.902	0.022	0.905	0.902	0.902	0.883	0.984	0.954
PBC4cip	11	0.836	0.025	0.862	0.836	0.842	0.816	0.978	0.923
Bagging	11	0.815	0.038	0.820	0.815	0.815	0.779	0.971	0.899
J48	11	0.759	0.050	0.760	0.759	0.759	0.710	0.871	0.667
MLP	11	0.889	0.023	0.892	0.889	0.889	0.867	0.970	0.934
GNB(sklearn)	11	0.526	0.097	0.523	0.526	0.522	0.427	0.795	0.486
Acelerómetro. nf = 12									
MHLDForest	12	0.920	0.018	0.924	0.920	0.920	0.905	0.991	0.968
Random Forest	12	0.899	0.022	0.904	0.899	0.900	0.879	0.989	0.960
Rotation Forest	12	0.902	0.021	0.905	0.902	0.902	0.883	0.987	0.959
PBC4cip	12	0.831	0.026	0.857	0.831	0.836	0.810	0.979	0.923
Bagging	12	0.800	0.042	0.806	0.800	0.800	0.761	0.973	0.904
J48	12	0.733	0.055	0.735	0.733	0.733	0.679	0.853	0.618
MLP	12	0.899	0.022	0.901	0.899	0.898	0.878	0.968	0.929
GNB(sklearn)	12	0.515	0.099	0.518	0.515	0.515	0.417	0.782	0.477
Acelerómetro. nf = 13									
MHLDForest	13	0.923	0.017	0.926	0.923	0.923	0.908	0.993	0.974
Random Forest	13	0.906	0.021	0.909	0.906	0.906	0.887	0.990	0.965
Rotation Forest	13	0.917	0.018	0.918	0.917	0.916	0.9	0.988	0.965
PBC4cip	13	0.846	0.025	0.864	0.846	0.848	0.824	0.980	0.930
Bagging	13	0.821	0.038	0.825	0.821	0.821	0.786	0.974	0.911
J48	13	0.768	0.049	0.770	0.768	0.768	0.721	0.873	0.680
MLP	13	0.901	0.021	0.903	0.901	0.900	0.881	0.971	0.936
GNB(sklearn)	13	0.512	0.100	0.515	0.512	0.511	0.413	0.790	0.488
Acelerómetro. nf = 14									
MHLDForest	14	0.930	0.016	0.934	0.930	0.930	0.917	0.994	0.977
Random Forest	14	0.901	0.022	0.907	0.901	0.902	0.883	0.991	0.967



Rotation Forest	14	0.919	0.018	0.921	0.919	0.919	0.903	0.991	0.970
PBC4cip	14	0.849	0.025	0.864	0.849	0.850	0.826	0.982	0.935
Bagging	14	0.821	0.039	0.828	0.821	0.821	0.786	0.977	0.917
J48	14	0.769	0.048	0.771	0.769	0.770	0.723	0.874	0.659
MLP	14	0.901	0.021	0.903	0.901	0.901	0.881	0.973	0.944
GNB(sklearn)	14	0.499	0.104	0.502	0.499	0.498	0.396	0.777	0.470
Acelerómetro. nf = 15									
MHLDForest	15	0.935	0.014	0.937	0.935	0.935	0.923	0.994	0.979
Random Forest	15	0.911	0.020	0.914	0.911	0.911	0.893	0.993	0.971
Rotation Forest	15	0.922	0.017	0.923	0.922	0.921	0.906	0.991	0.971
PBC4cip	15	0.863	0.023	0.876	0.863	0.864	0.842	0.985	0.943
Bagging	15	0.825	0.038	0.831	0.825	0.825	0.791	0.979	0.925
Clasificadores	nf	TP Rate	FP Rate	Preci-sion	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
J48	15	0.767	0.049	0.768	0.767	0.767	0.719	0.872	0.660
MLP	15	0.901	0.021	0.901	0.901	0.900	0.88	0.973	0.945
GNB(sklearn)	15	0.51	0.102	0.512	0.510	0.508	0.409	0.786	0.494
Acelerómetro-Lineal. nf = 2									
MHLDForest	2	0.753	0.054	0.753	0.753	0.744	0.700	0.938	0.800
Random Forest	2	0.747	0.057	0.761	0.747	0.739	0.696	0.936	0.799
Rotation Forest	2	0.750	0.055	0.754	0.750	0.740	0.696	0.943	0.824
PBC4cip	2	0.702	0.049	0.723	0.702	0.707	0.657	0.931	0.767
Bagging	2	0.675	0.071	0.668	0.675	0.658	0.599	0.915	0.743
J48	2	0.614	0.075	0.613	0.614	0.613	0.539	0.778	0.469
MLP	2	0.687	0.065	0.687	0.687	0.684	0.623	0.885	0.664
GNB(sklearn)	2	0.500	0.097	0.490	0.500	0.484	0.395	0.820	0.480
Acelerómetro-Lineal. nf = 4									
MHLDForest	4	0.817	0.040	0.824	0.817	0.815	0.782	0.964	0.879
Random Forest	4	0.789	0.045	0.793	0.789	0.787	0.747	0.958	0.858
Rotation Forest	4	0.817	0.040	0.823	0.817	0.816	0.781	0.962	0.881
PBC4cip	4	0.740	0.040	0.772	0.740	0.747	0.707	0.951	0.834
Bagging	4	0.731	0.057	0.737	0.731	0.729	0.678	0.938	0.790
J48	4	0.578	0.083	0.577	0.578	0.576	0.494	0.761	0.435
MLP	4	0.742	0.053	0.746	0.742	0.740	0.691	0.926	0.784
GNB(sklearn)	4	0.450	0.102	0.444	0.450	0.435	0.338	0.793	0.460
Acelerómetro-Lineal. nf = 6									
MHLDForest	6	0.845	0.034	0.850	0.845	0.844	0.815	0.975	0.915
Random Forest	6	0.846	0.034	0.853	0.846	0.847	0.817	0.971	0.903
Rotation Forest	6	0.861	0.031	0.868	0.861	0.861	0.835	0.971	0.911
PBC4cip	6	0.779	0.036	0.803	0.779	0.782	0.747	0.964	0.877
Bagging	6	0.772	0.049	0.778	0.772	0.772	0.727	0.953	0.843
J48	6	0.664	0.066	0.665	0.664	0.664	0.598	0.809	0.529
MLP	6	0.812	0.039	0.815	0.812	0.811	0.775	0.944	0.851



GNB(sklearn)	6	0.473	0.101	0.477	0.473	0.464	0.368	0.783	0.471
Acelerómetro-Lineal, nf = 7									
MHLDForest	7	0.863	0.031	0.871	0.863	0.864	0.838	0.976	0.922
Random Forest	7	0.850	0.033	0.857	0.850	0.850	0.821	0.974	0.91
Rotation Forest	7	0.860	0.031	0.867	0.860	0.861	0.834	0.974	0.923
PBC4cip	7	0.783	0.034	0.812	0.783	0.788	0.755	0.966	0.882
Bagging	7	0.776	0.048	0.783	0.776	0.777	0.732	0.957	0.859
J48	7	0.688	0.062	0.692	0.688	0.689	0.628	0.829	0.568
MLP	7	0.841	0.033	0.844	0.841	0.840	0.810	0.950	0.864
GNB(sklearn)	7	0.486	0.101	0.484	0.486	0.475	0.380	0.782	0.469
Acelerómetro-Lineal, nf = 8									
MHLDForest	8	0.872	0.029	0.879	0.872	0.874	0.848	0.983	0.942
Random Forest	8	0.867	0.030	0.873	0.867	0.868	0.841	0.979	0.926
Clasificadores	nf	TP Rate	FP Rate	Preci-sion	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
Rotation Forest	8	0.883	0.026	0.889	0.883	0.884	0.861	0.980	0.935
PBC4cip	8	0.781	0.034	0.815	0.781	0.787	0.755	0.971	0.899
Bagging	8	0.793	0.045	0.802	0.793	0.794	0.754	0.959	0.871
J48	8	0.686	0.063	0.688	0.686	0.686	0.624	0.829	0.563
MLP	8	0.863	0.029	0.866	0.863	0.863	0.836	0.967	0.903
GNB(sklearn)	8	0.497	0.099	0.499	0.497	0.489	0.396	0.780	0.470
Acelerómetro-Lineal, nf = 9									
MHLDForest	9	0.892	0.024	0.898	0.892	0.893	0.872	0.986	0.951
Random Forest	9	0.863	0.030	0.868	0.863	0.864	0.837	0.981	0.934
Rotation Forest	9	0.885	0.026	0.889	0.885	0.885	0.862	0.981	0.943
PBC4cip	9	0.806	0.029	0.839	0.806	0.812	0.784	0.973	0.905
Bagging	9	0.807	0.041	0.814	0.807	0.808	0.77	0.963	0.883
J48	9	0.708	0.059	0.709	0.708	0.708	0.649	0.840	0.588
MLP	9	0.871	0.027	0.875	0.871	0.871	0.846	0.965	0.916
GNB(sklearn)	9	0.502	0.098	0.499	0.502	0.493	0.400	0.780	0.459
Acelerómetro-Lineal, nf = 10									
MHLDForest	10	0.906	0.021	0.910	0.906	0.907	0.888	0.988	0.957
Random Forest	10	0.878	0.027	0.882	0.878	0.879	0.854	0.984	0.945
Rotation Forest	10	0.897	0.023	0.900	0.897	0.897	0.876	0.986	0.953
PBC4cip	10	0.816	0.028	0.846	0.816	0.821	0.794	0.977	0.917
Bagging	10	0.790	0.044	0.796	0.79	0.791	0.749	0.966	0.888
J48	10	0.726	0.056	0.727	0.726	0.726	0.670	0.847	0.607
MLP	10	0.873	0.027	0.876	0.873	0.873	0.848	0.971	0.929
GNB(sklearn)	10	0.510	0.097	0.509	0.510	0.504	0.410	0.773	0.456
Acelerómetro-Lineal, nf = 11									
MHLDForest	11	0.919	0.018	0.923	0.919	0.919	0.903	0.989	0.964
Random Forest	11	0.896	0.023	0.901	0.896	0.897	0.876	0.987	0.952
Rotation Forest	11	0.903	0.022	0.907	0.903	0.903	0.884	0.987	0.958



PBC4cip	11	0.826	0.027	0.851	0.826	0.831	0.804	0.979	0.923
Bagging	11	0.812	0.039	0.817	0.812	0.812	0.775	0.971	0.899
J48	11	0.747	0.052	0.748	0.747	0.747	0.696	0.858	0.636
MLP	11	0.889	0.024	0.891	0.889	0.889	0.867	0.972	0.937
GNB(sklearn)	11	0.503	0.099	0.500	0.503	0.496	0.400	0.774	0.454
Acelerómetro-Lineal, nf = 12									
MHLDForest	12	0.913	0.019	0.918	0.913	0.914	0.897	0.991	0.969
Random Forest	12	0.895	0.023	0.900	0.895	0.895	0.875	0.989	0.961
Rotation Forest	12	0.907	0.021	0.910	0.907	0.908	0.889	0.989	0.960
PBC4cip	12	0.831	0.026	0.859	0.831	0.837	0.811	0.978	0.921
Bagging	12	0.807	0.040	0.813	0.807	0.807	0.770	0.973	0.905
J48	12	0.730	0.056	0.731	0.730	0.730	0.675	0.844	0.587
MLP	12	0.886	0.024	0.889	0.886	0.886	0.863	0.972	0.928
GNB(sklearn)	12	0.508	0.099	0.506	0.508	0.502	0.406	0.764	0.440
Clasificadores	nf	TP Rate	FP Rate	Preci-sion	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
Acelerómetro-Lineal, nf = 13									
MHLDForest	13	0.925	0.017	0.927	0.925	0.925	0.910	0.993	0.974
Random Forest	13	0.903	0.022	0.906	0.903	0.903	0.884	0.990	0.964
Rotation Forest	13	0.912	0.020	0.915	0.912	0.912	0.894	0.991	0.970
PBC4cip	13	0.843	0.026	0.859	0.843	0.845	0.820	0.981	0.933
Bagging	13	0.818	0.039	0.822	0.818	0.818	0.782	0.974	0.911
J48	13	0.761	0.050	0.763	0.761	0.761	0.712	0.865	0.657
MLP	13	0.913	0.019	0.915	0.913	0.912	0.895	0.972	0.940
GNB(sklearn)	13	0.490	0.103	0.489	0.490	0.484	0.385	0.764	0.446
Acelerómetro-Lineal, nf = 14									
MHLDForest	14	0.923	0.017	0.927	0.923	0.923	0.909	0.993	0.977
Random Forest	14	0.906	0.021	0.910	0.906	0.906	0.888	0.991	0.967
Rotation Forest	14	0.912	0.020	0.915	0.912	0.912	0.895	0.992	0.973
PBC4cip	14	0.840	0.027	0.853	0.840	0.841	0.814	0.982	0.937
Bagging	14	0.820	0.039	0.827	0.820	0.820	0.785	0.977	0.918
J48	14	0.764	0.050	0.767	0.764	0.764	0.716	0.873	0.665
MLP	14	0.902	0.021	0.904	0.902	0.902	0.882	0.970	0.937
GNB(sklearn)	14	0.494	0.102	0.493	0.494	0.490	0.390	0.760	0.444
Acelerómetro-Lineal, nf = 15									
MHLDForest	15	0.937	0.014	0.939	0.937	0.937	0.925	0.995	0.981
Random Forest	15	0.914	0.019	0.917	0.914	0.914	0.898	0.993	0.972
Rotation Forest	15	0.924	0.017	0.927	0.924	0.924	0.910	0.993	0.976
PBC4cip	15	0.863	0.024	0.874	0.863	0.864	0.841	0.985	0.945
Bagging	15	0.829	0.037	0.834	0.829	0.829	0.795	0.979	0.925
J48	15	0.771	0.048	0.773	0.771	0.772	0.724	0.875	0.667
MLP	15	0.906	0.020	0.907	0.906	0.906	0.887	0.976	0.950
GNB(sklearn)	15	0.493	0.102	0.493	0.493	0.489	0.389	0.765	0.452



Acelerómetro-Giroscopio-Combinado. nf = 2									
MHLDForest	2	0.729	0.059	0.725	0.729	0.719	0.67	0.936	0.787
Random Forest	2	0.705	0.065	0.705	0.705	0.692	0.640	0.930	0.768
Rotation Forest	2	0.709	0.065	0.712	0.709	0.701	0.646	0.932	0.792
PBC4cip	2	0.691	0.054	0.703	0.691	0.691	0.638	0.927	0.750
Bagging	2	0.64	0.079	0.635	0.64	0.626	0.559	0.909	0.708
J48	2	0.566	0.089	0.566	0.566	0.565	0.479	0.779	0.483
MLP	2	0.538	0.101	0.526	0.538	0.526	0.434	0.829	0.56
GNB(sklearn)	2	0.291	0.167	0.362	0.291	0.283	0.154	0.596	0.261
Acelerómetro-Giroscopio-Combinado. nf = 4									
MHLDForest	4	0.789	0.046	0.794	0.789	0.788	0.747	0.962	0.864
Random Forest	4	0.764	0.05	0.766	0.764	0.762	0.717	0.955	0.844
Rotation Forest	4	0.795	0.043	0.797	0.795	0.793	0.754	0.958	0.855
PBC4cip	4	0.732	0.044	0.749	0.732	0.734	0.689	0.950	0.823
Bagging	4	0.715	0.060	0.715	0.715	0.712	0.657	0.937	0.787
Clasificadores	nf	TP Rate	FP Rate	Preci-sion	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
J48	4	0.602	0.078	0.602	0.602	0.602	0.525	0.790	0.479
MLP	4	0.610	0.080	0.615	0.610	0.606	0.533	0.872	0.641
GNB(sklearn)	4	0.295	0.153	0.311	0.295	0.269	0.152	0.592	0.237
Acelerómetro-Giroscopio-Combinado. nf = 6									
MHLDForest	6	0.856	0.031	0.859	0.856	0.856	0.828	0.976	0.914
Random Forest	6	0.826	0.037	0.829	0.826	0.826	0.792	0.969	0.894
Rotation Forest	6	0.838	0.035	0.841	0.838	0.838	0.806	0.973	0.903
PBC4cip	6	0.788	0.035	0.800	0.788	0.789	0.753	0.964	0.873
Bagging	6	0.750	0.053	0.755	0.750	0.749	0.700	0.950	0.833
J48	6	0.661	0.069	0.661	0.661	0.661	0.593	0.812	0.536
MLP	6	0.626	0.079	0.637	0.626	0.628	0.554	0.885	0.68
GNB(sklearn)	6	0.288	0.154	0.283	0.288	0.252	0.137	0.603	0.239
Acelerómetro-Giroscopio-Combinado. nf = 7									
MHLDForest	7	0.860	0.030	0.862	0.860	0.859	0.832	0.980	0.928
Random Forest	7	0.843	0.034	0.847	0.843	0.843	0.812	0.974	0.903
Rotation Forest	7	0.852	0.032	0.855	0.852	0.852	0.823	0.978	0.917
PBC4cip	7	0.790	0.035	0.801	0.790	0.790	0.754	0.967	0.887
Bagging	7	0.773	0.048	0.779	0.773	0.774	0.730	0.954	0.844
J48	7	0.692	0.061	0.693	0.692	0.692	0.631	0.834	0.582
MLP	7	0.636	0.076	0.643	0.636	0.636	0.565	0.891	0.695
GNB(sklearn)	7	0.295	0.151	0.299	0.295	0.266	0.150	0.607	0.246
Acelerómetro-Giroscopio-Combinado. nf = 8									
MHLDForest	8	0.889	0.024	0.892	0.889	0.889	0.867	0.985	0.941
Random Forest	8	0.857	0.031	0.859	0.857	0.857	0.828	0.978	0.919
Rotation Forest	8	0.862	0.030	0.865	0.862	0.862	0.835	0.981	0.930
PBC4cip	8	0.801	0.031	0.820	0.801	0.803	0.772	0.973	0.900



Bagging	8	0.783	0.045	0.788	0.783	0.784	0.741	0.959	0.859
J48	8	0.685	0.062	0.685	0.685	0.685	0.623	0.832	0.577
MLP	8	0.649	0.071	0.662	0.649	0.650	0.584	0.899	0.720
GNB(sklearn)	8	0.298	0.151	0.322	0.298	0.283	0.161	0.614	0.255
Acelerómetro-Giroscopio-Combinado, nf = 9									
MHLDForest	9	0.893	0.023	0.896	0.893	0.893	0.872	0.986	0.947
Random Forest	9	0.872	0.027	0.875	0.872	0.872	0.847	0.980	0.930
Rotation Forest	9	0.881	0.025	0.883	0.881	0.881	0.857	0.983	0.940
PBC4cip	9	0.814	0.029	0.830	0.814	0.816	0.785	0.974	0.905
Bagging	9	0.792	0.042	0.796	0.792	0.793	0.752	0.962	0.871
J48	9	0.698	0.060	0.699	0.698	0.699	0.639	0.844	0.598
MLP	9	0.683	0.063	0.692	0.683	0.683	0.623	0.902	0.737
GNB(sklearn)	9	0.290	0.149	0.321	0.290	0.287	0.157	0.613	0.254
Acelerómetro-Giroscopio-Combinado, nf = 10									
MHLDForest	10	0.909	0.02	0.911	0.909	0.91	0.891	0.990	0.961
Random Forest	10	0.886	0.025	0.889	0.886	0.886	0.863	0.986	0.945
Clasificadores	nf	TP Rate	FP Rate	Preci-sion	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
Rotation Forest	10	0.891	0.024	0.893	0.891	0.891	0.869	0.987	0.951
PBC4cip	10	0.829	0.027	0.843	0.829	0.831	0.803	0.979	0.920
Bagging	10	0.799	0.042	0.802	0.799	0.799	0.759	0.967	0.885
J48	10	0.701	0.060	0.702	0.701	0.701	0.641	0.835	0.583
MLP	10	0.671	0.065	0.676	0.671	0.67	0.607	0.905	0.740
GNB(sklearn)	10	0.307	0.145	0.327	0.307	0.298	0.172	0.615	0.257
Acelerómetro-Giroscopio-Combinado, nf = 11									
MHLDForest	11	0.919	0.018	0.922	0.919	0.92	0.903	0.990	0.963
Random Forest	11	0.891	0.024	0.893	0.891	0.891	0.869	0.987	0.952
Rotation Forest	11	0.907	0.020	0.909	0.907	0.907	0.888	0.988	0.956
PBC4cip	11	0.831	0.027	0.846	0.831	0.833	0.805	0.981	0.925
Bagging	11	0.803	0.041	0.808	0.803	0.804	0.765	0.970	0.896
J48	11	0.741	0.053	0.744	0.741	0.742	0.689	0.865	0.648
MLP	11	0.675	0.066	0.676	0.675	0.674	0.609	0.908	0.744
GNB(sklearn)	11	0.318	0.140	0.336	0.318	0.306	0.187	0.621	0.268
Acelerómetro-Giroscopio-Combinado, nf = 12									
MHLDForest	12	0.922	0.017	0.923	0.922	0.922	0.906	0.992	0.971
Random Forest	12	0.898	0.022	0.900	0.898	0.899	0.878	0.989	0.957
Rotation Forest	12	0.898	0.022	0.900	0.898	0.899	0.878	0.990	0.962
PBC4cip	12	0.814	0.029	0.830	0.814	0.816	0.785	0.974	0.905
Bagging	12	0.799	0.042	0.802	0.799	0.799	0.759	0.967	0.885
J48	12	0.750	0.051	0.750	0.750	0.750	0.699	0.863	0.648
MLP	12	0.678	0.062	0.683	0.678	0.679	0.616	0.913	0.752
GNB(sklearn)	12	0.308	0.140	0.322	0.308	0.291	0.174	0.617	0.263
Acelerómetro-Giroscopio-Combinado, nf = 13									



MHLDForest	13	0.930	0.015	0.932	0.930	0.931	0.917	0.993	0.973
Random Forest	13	0.904	0.021	0.906	0.904	0.905	0.885	0.991	0.965
Rotation Forest	13	0.911	0.019	0.913	0.911	0.911	0.893	0.991	0.967
PBC4cip	13	0.862	0.023	0.870	0.862	0.862	0.839	0.984	0.940
Bagging	13	0.825	0.036	0.827	0.825	0.825	0.790	0.974	0.906
J48	13	0.749	0.053	0.751	0.749	0.749	0.698	0.867	0.658
MLP	13	0.660	0.073	0.670	0.660	0.662	0.594	0.892	0.730
GNB(sklearn)	13	0.314	0.135	0.324	0.314	0.293	0.181	0.621	0.271
Acelerómetro-Giroscopio-Combinado, nf = 14									
MHLDForest	14	0.945	0.012	0.946	0.945	0.945	0.934	0.995	0.981
Random Forest	14	0.921	0.017	0.923	0.921	0.921	0.906	0.993	0.971
Rotation Forest	14	0.927	0.016	0.929	0.927	0.928	0.913	0.993	0.975
PBC4cip	14	0.877	0.020	0.885	0.877	0.878	0.857	0.987	0.952
Bagging	14	0.836	0.034	0.838	0.836	0.836	0.803	0.978	0.920
J48	14	0.759	0.049	0.760	0.759	0.759	0.710	0.875	0.667
MLP	14	0.656	0.072	0.676	0.656	0.657	0.594	0.894	0.736
GNB(sklearn)	14	0.306	0.138	0.310	0.306	0.281	0.169	0.615	0.259
Clasificadores	nf	TP Rate	FP Rate	Preci-sion	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
Acelerómetro-Giroscopio-Combinado, nf = 15									
MHLDForest	15	0.942	0.012	0.943	0.942	0.942	0.931	0.995	0.982
Random Forest	15	0.920	0.017	0.922	0.920	0.920	0.905	0.993	0.975
Rotation Forest	15	0.932	0.015	0.933	0.932	0.932	0.919	0.994	0.977
PBC4cip	15	0.886	0.018	0.893	0.886	0.886	0.867	0.988	0.954
Bagging	15	0.841	0.034	0.843	0.841	0.842	0.809	0.980	0.927
J48	15	0.775	0.047	0.776	0.775	0.775	0.729	0.878	0.676
MLP	15	0.636	0.074	0.643	0.636	0.633	0.564	0.877	0.706
GNB(sklearn)	15	0.301	0.139	0.305	0.301	0.275	0.163	0.617	0.260
Giroscopio, nf = 2									
MHLDForest	2	0.732	0.060	0.735	0.732	0.725	0.675	0.930	0.789
Random Forest	2	0.720	0.061	0.718	0.720	0.710	0.660	0.927	0.775
Rotation Forest	2	0.708	0.067	0.732	0.708	0.702	0.651	0.934	0.803
PBC4cip	2	0.690	0.058	0.696	0.690	0.680	0.630	0.924	0.765
Bagging	2	0.654	0.077	0.648	0.654	0.635	0.574	0.912	0.730
J48	2	0.587	0.080	0.602	0.587	0.592	0.512	0.794	0.516
MLP	2	0.657	0.070	0.652	0.657	0.651	0.585	0.884	0.689
GNB(sklearn)	2	0.542	0.080	0.591	0.542	0.550	0.476	0.833	0.540
Giroscopio, nf = 4									
MHLDForest	4	0.776	0.048	0.779	0.776	0.774	0.731	0.957	0.851
Random Forest	4	0.751	0.054	0.754	0.751	0.747	0.700	0.947	0.824
Rotation Forest	4	0.761	0.050	0.764	0.761	0.758	0.713	0.959	0.849
PBC4cip	4	0.721	0.047	0.736	0.721	0.714	0.672	0.946	0.820
Bagging	4	0.695	0.064	0.696	0.695	0.692	0.633	0.925	0.762



J48	4	0.627	0.072	0.626	0.627	0.626	0.554	0.800	0.496
MLP	4	0.674	0.065	0.674	0.674	0.672	0.608	0.906	0.711
GNB(sklearn)	4	0.465	0.096	0.504	0.465	0.460	0.376	0.778	0.451
Giroscopio, nf = 6									
MHLDForest	6	0.836	0.036	0.841	0.836	0.836	0.804	0.974	0.905
Random Forest	6	0.810	0.039	0.810	0.810	0.808	0.771	0.968	0.883
Rotation Forest	6	0.821	0.037	0.824	0.821	0.820	0.786	0.973	0.900
PBC4cip	6	0.765	0.041	0.773	0.765	0.757	0.721	0.962	0.868
Bagging	6	0.757	0.049	0.758	0.757	0.754	0.709	0.945	0.818
J48	6	0.666	0.067	0.663	0.666	0.664	0.598	0.818	0.544
MLP	6	0.752	0.048	0.753	0.752	0.751	0.704	0.930	0.790
GNB(sklearn)	6	0.489	0.096	0.511	0.489	0.470	0.394	0.767	0.450
Giroscopio, nf = 7									
MHLDForest	7	0.842	0.034	0.845	0.842	0.842	0.811	0.978	0.919
Random Forest	7	0.842	0.033	0.845	0.842	0.842	0.812	0.974	0.906
Rotation Forest	7	0.845	0.033	0.848	0.845	0.845	0.815	0.978	0.917
PBC4cip	7	0.782	0.038	0.794	0.782	0.777	0.743	0.968	0.885
Bagging	7	0.768	0.047	0.771	0.768	0.767	0.722	0.952	0.833
Clasificadores	nf	TP Rate	FP Rate	Preci-sion	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
J48	7	0.691	0.059	0.689	0.691	0.689	0.63	0.837	0.589
MLP	7	0.777	0.044	0.782	0.777	0.779	0.735	0.940	0.807
GNB(sklearn)	7	0.484	0.098	0.494	0.484	0.465	0.383	0.779	0.472
Giroscopio, nf = 8									
MHLDForest	8	0.876	0.026	0.880	0.876	0.876	0.853	0.984	0.935
Random Forest	8	0.848	0.032	0.851	0.848	0.848	0.818	0.979	0.917
Rotation Forest	8	0.856	0.030	0.861	0.856	0.856	0.828	0.982	0.928
PBC4cip	8	0.789	0.034	0.808	0.789	0.786	0.756	0.974	0.898
Bagging	8	0.768	0.045	0.770	0.768	0.767	0.723	0.957	0.849
J48	8	0.694	0.06	0.693	0.694	0.693	0.633	0.842	0.598
MLP	8	0.785	0.044	0.788	0.785	0.784	0.743	0.945	0.819
GNB(sklearn)	8	0.493	0.097	0.491	0.493	0.471	0.389	0.786	0.464
Giroscopio, nf = 9									
MHLDForest	9	0.892	0.022	0.895	0.892	0.892	0.872	0.988	0.952
Random Forest	9	0.875	0.026	0.877	0.875	0.875	0.850	0.983	0.932
Rotation Forest	9	0.887	0.024	0.891	0.887	0.887	0.866	0.985	0.940
PBC4cip	9	0.809	0.032	0.824	0.809	0.806	0.778	0.980	0.916
Bagging	9	0.793	0.040	0.795	0.793	0.792	0.754	0.966	0.870
J48	9	0.706	0.058	0.710	0.706	0.707	0.650	0.845	0.603
MLP	9	0.802	0.039	0.805	0.802	0.803	0.764	0.948	0.831
GNB(sklearn)	9	0.509	0.094	0.513	0.509	0.489	0.411	0.791	0.468
Giroscopio, nf = 10									
MHLDForest	10	0.909	0.019	0.913	0.909	0.909	0.892	0.992	0.964



Random Forest	10	0.882	0.024	0.884	0.882	0.882	0.859	0.987	0.947
Rotation Forest	10	0.897	0.021	0.900	0.897	0.897	0.877	0.988	0.956
PBC4cip	10	0.841	0.027	0.855	0.841	0.838	0.814	0.983	0.930
Bagging	10	0.807	0.038	0.808	0.807	0.806	0.769	0.970	0.890
J48	10	0.740	0.053	0.74	0.74	0.739	0.687	0.864	0.64
MLP	10	0.838	0.033	0.844	0.838	0.840	0.808	0.963	0.880
GNB(sklearn)	10	0.495	0.096	0.492	0.495	0.475	0.39	0.788	0.465
Giroscopio, nf = 11									
MHLDForest	11	0.927	0.015	0.931	0.927	0.928	0.914	0.993	0.970
Random Forest	11	0.898	0.022	0.901	0.898	0.898	0.878	0.990	0.958
Rotation Forest	11	0.902	0.021	0.906	0.902	0.903	0.883	0.989	0.960
PBC4cip	11	0.851	0.024	0.865	0.851	0.850	0.828	0.986	0.943
Bagging	11	0.827	0.034	0.829	0.827	0.827	0.793	0.973	0.901
J48	11	0.744	0.053	0.746	0.744	0.745	0.692	0.862	0.647
MLP	11	0.867	0.027	0.869	0.867	0.867	0.840	0.970	0.903
GNB(sklearn)	11	0.521	0.093	0.52	0.521	0.501	0.422	0.806	0.492
Giroscopio, nf = 12									
MHLDForest	12	0.925	0.016	0.928	0.925	0.925	0.911	0.994	0.976
Random Forest	12	0.898	0.021	0.900	0.898	0.898	0.878	0.991	0.966
Clasificadores	nf	TP Rate	FP Rate	Preci-sion	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
Rotation Forest	12	0.898	0.021	0.900	0.898	0.898	0.878	0.991	0.964
PBC4cip	12	0.847	0.025	0.861	0.847	0.846	0.822	0.987	0.947
Bagging	12	0.827	0.034	0.828	0.827	0.827	0.793	0.975	0.907
J48	12	0.758	0.05	0.761	0.758	0.759	0.710	0.870	0.649
MLP	12	0.856	0.030	0.860	0.856	0.857	0.828	0.968	0.906
GNB(sklearn)	12	0.516	0.093	0.511	0.516	0.496	0.414	0.800	0.478
Giroscopio, nf = 13									
MHLDForest	13	0.933	0.014	0.935	0.933	0.934	0.921	0.995	0.980
Random Forest	13	0.924	0.016	0.926	0.924	0.924	0.909	0.993	0.974
Rotation Forest	13	0.906	0.020	0.909	0.906	0.906	0.887	0.994	0.975
PBC4cip	13	0.861	0.023	0.871	0.861	0.861	0.837	0.988	0.954
Bagging	13	0.827	0.035	0.829	0.827	0.827	0.793	0.977	0.915
J48	13	0.751	0.048	0.75	0.751	0.75	0.702	0.864	0.632
MLP	13	0.886	0.023	0.888	0.886	0.886	0.864	0.977	0.928
GNB(sklearn)	13	0.518	0.092	0.519	0.518	0.5	0.42	0.801	0.469
Giroscopio, nf = 14									
MHLDForest	14	0.944	0.011	0.945	0.944	0.944	0.934	0.996	0.983
Random Forest	14	0.927	0.015	0.929	0.927	0.927	0.913	0.994	0.975
Rotation Forest	14	0.924	0.015	0.926	0.924	0.924	0.910	0.995	0.979
PBC4cip	14	0.877	0.021	0.885	0.877	0.876	0.856	0.989	0.958
Bagging	14	0.831	0.034	0.833	0.831	0.831	0.798	0.978	0.916
J48	14	0.791	0.044	0.793	0.791	0.791	0.749	0.894	0.707



MLP	14	0.911	0.019	0.913	0.911	0.911	0.893	0.983	0.949
GNB(sklearn)	14	0.507	0.095	0.503	0.507	0.487	0.404	0.800	0.462
Giroscopio. nf = 15									
MHLDForest	15	0.949	0.011	0.950	0.949	0.949	0.939	0.997	0.987
Random Forest	15	0.932	0.015	0.933	0.932	0.932	0.918	0.995	0.981
Rotation Forest	15	0.930	0.015	0.932	0.930	0.930	0.916	0.996	0.983
PBC4cip	15	0.891	0.018	0.898	0.891	0.890	0.872	0.992	0.968
Bagging	15	0.856	0.029	0.858	0.856	0.856	0.827	0.981	0.929
J48	15	0.769	0.046	0.769	0.769	0.769	0.723	0.887	0.687
MLP	15	0.916	0.017	0.917	0.916	0.916	0.899	0.980	0.943
GNB(sklearn)	15	0.512	0.094	0.510	0.512	0.495	0.411	0.793	0.452

Resumen de resultados de la métrica AUC

Tabla 19. Resultados de clasificadores del AUC en el dataset de [10] usando su metodología

AUC	D-1	D-2	D-3	D-4	D-5	D-6	D-7	D-8	D-9	D-10	D-11	D-12
Clasificador	nf=2	nf=4	nf=6	nf=7	nf=8	nf=9	nf=1	nf=1	nf=1	nf=1	nf=1	nf=1
Acelerómetro												
MHLDForest	0.94	0.96	0.97	0.97	0.98	0.98	0.989	0.990	0.991	0.993	0.994	0.994
Random	0.93	0.96	0.97	0.97	0.98	0.98	0.985	0.987	0.989	0.990	0.991	0.993
Rotation	0.94	0.96	0.97	0.97	0.97	0.98	0.984	0.984	0.987	0.988	0.991	0.991
PBC4cip	0.93	0.95	0.96	0.96	0.97	0.97	0.976	0.978	0.979	0.980	0.982	0.985
Bagging	0.91	0.93	0.95	0.95	0.96	0.96	0.968	0.971	0.973	0.974	0.977	0.979
J48	0.77	0.77	0.80	0.83	0.84	0.86	0.848	0.871	0.853	0.873	0.873	0.872
MLP	0.88	0.92	0.94	0.95	0.96	0.96	0.974	0.970	0.968	0.971	0.970	0.973
GNB(sklearn)	0.83	0.82	0.80	0.80	0.79	0.79	0.793	0.795	0.782	0.790	0.760	0.786
Acelerómetro-Lineal												
MHLDForest	0.93	0.96	0.97	0.97	0.98	0.98	0.988	0.989	0.991	0.993	0.993	0.995
Random	0.93	0.95	0.97	0.97	0.97	0.98	0.984	0.987	0.989	0.990	0.991	0.993
Rotation	0.94	0.96	0.97	0.97	0.98	0.98	0.986	0.987	0.989	0.991	0.992	0.993
PBC4cip	0.93	0.95	0.96	0.96	0.97	0.97	0.977	0.979	0.978	0.981	0.982	0.985
Bagging	0.91	0.93	0.95	0.95	0.95	0.96	0.966	0.971	0.973	0.974	0.977	0.979
J48	0.77	0.76	0.80	0.82	0.82	0.84	0.847	0.858	0.844	0.865	0.873	0.875
MLP	0.88	0.92	0.94	0.95	0.96	0.96	0.971	0.972	0.972	0.972	0.970	0.976
GNB(sklearn)	0.82	0.79	0.78	0.78	0.78	0.78	0.773	0.774	0.764	0.764	0.760	0.765
Acelerómetro-Giroscopio-Combinado												
MHLDForest	0.93	0.96	0.97	0.98	0.98	0.98	0.990	0.990	0.992	0.993	0.995	0.995
Random	0.93	0.95	0.96	0.97	0.97	0.98	0.986	0.987	0.989	0.991	0.993	0.993
Rotation	0.93	0.95	0.97	0.97	0.98	0.98	0.987	0.988	0.990	0.991	0.993	0.994
PBC4cip	0.92	0.95	0.96	0.96	0.97	0.97	0.979	0.981	0.974	0.984	0.987	0.988
Bagging	0.90	0.93	0.95	0.95	0.95	0.96	0.967	0.970	0.967	0.974	0.978	0.980
J48	0.77	0.79	0.81	0.83	0.83	0.84	0.835	0.865	0.863	0.867	0.875	0.878
MLP	0.82	0.87	0.88	0.89	0.89	0.90	0.905	0.908	0.913	0.892	0.894	0.877



GNB(sklearn)	0.59	0.59	0.60	0.60	0.61	0.61	0.615	0.621	0.617	0.621	0.615	0.617
Giroscopio												
MHLDForest	0.93	0.95	0.97	0.97	0.98	0.98	0.992	0.993	0.994	0.995	0.996	0.997
Random	0.92	0.94	0.96	0.97	0.97	0.98	0.987	0.990	0.991	0.993	0.994	0.995
Rotation	0.93	0.95	0.97	0.97	0.98	0.98	0.988	0.989	0.991	0.994	0.995	0.996
PBC4cip	0.92	0.94	0.96	0.96	0.97	0.98	0.983	0.986	0.987	0.988	0.989	0.968
Bagging	0.91	0.92	0.94	0.95	0.95	0.96	0.970	0.973	0.975	0.977	0.978	0.929
J48	0.79	0.80	0.81	0.83	0.84	0.84	0.864	0.862	0.870	0.864	0.894	0.687
MLP	0.88	0.90	0.93	0.94	0.94	0.94	0.963	0.970	0.968	0.977	0.983	0.943
GNB(sklearn)	0.83	0.77	0.76	0.77	0.78	0.79	0.788	0.806	0.800	0.801	0.800	0.452

Resumen de mejores resultados

Tabla 20. Clasificadores de mejores resultados respecto a la métrica AUC en [10]

AUC: Area Under Curve	D-1	D-2	D-3	D-4	D-5	D-6	D-7	D-8	D-9	D-10	D-11	D-12
Clasificador	nf=2	nf=4	nf=6	nf=7	nf=8	nf=9	nf=1 0	nf=1 1	nf=1 2	nf=1 3	nf=1 4	nf=1 5
Acelerómetro												
MHLDFores	0.94	0.96	0.97	0.97	0.98	0.98	0.989	0.990	0.991	0.993	0.994	0.994
Random	0.93	0.96	0.97	0.97	0.98	0.98	0.985	0.987	0.989	0.990	0.991	0.993
Rotation	0.94	0.96	0.97	0.97	0.97	0.98	0.984	0.984	0.987	0.988	0.991	0.991
Acelerómetro-Lineal												
MHLDFores	0.93	0.96	0.97	0.97	0.98	0.98	0.988	0.989	0.991	0.993	0.993	0.995
Random	0.93	0.95	0.97	0.97	0.97	0.98	0.984	0.987	0.989	0.990	0.991	0.993
Rotation	0.94	0.96	0.97	0.97	0.98	0.98	0.986	0.987	0.989	0.991	0.992	0.993
Acelerómetro-Giroscopio-Combinado												
MHLDFores	0.93	0.96	0.97	0.98	0.98	0.98	0.990	0.990	0.992	0.993	0.995	0.995
Random	0.93	0.95	0.96	0.97	0.97	0.98	0.986	0.987	0.989	0.991	0.993	0.993
Rotation	0.93	0.95	0.97	0.97	0.98	0.98	0.987	0.988	0.990	0.991	0.993	0.994
Giroscopio												
MHLDFores	0.93	0.95	0.97	0.97	0.98	0.98	0.992	0.993	0.994	0.995	0.996	0.997
Random	0.92	0.94	0.96	0.97	0.97	0.98	0.987	0.990	0.991	0.993	0.994	0.995
Rotation	0.93	0.95	0.97	0.97	0.98	0.98	0.988	0.989	0.991	0.994	0.995	0.996



ANEXO 2. Resultado de la metodología de Ferreira et al. [10] en el dataset propuesto por M. Ricardo et al. [14].

Se utilizaron los mismos parámetros de optimización expuestos en el Anexo 1.

Tabla 21. Resultados de clasificadores en el dataset M. Ricardo et al. [14]

Clasificador	nf	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
Acelerómetro, nf = 2									
MHLDForest	2	0.876	0.037	0.874	0.876	0.874	0.843	0.983	0.929
Random Forest	2	0.864	0.038	0.862	0.864	0.861	0.828	0.981	0.922
Rotation Forest	2	0.876	0.037	0.874	0.876	0.873	0.843	0.981	0.926
PBC4cip	2	0.860	0.039	0.857	0.860	0.857	0.822	0.979	0.916
Bagging	2	0.848	0.044	0.845	0.848	0.845	0.807	0.975	0.903
J48	2	0.815	0.050	0.813	0.815	0.814	0.766	0.891	0.733
MLP	2	0.834	0.048	0.830	0.834	0.831	0.789	0.957	0.867
GNB(sklearn)	2	0.686	0.076	0.706	0.686	0.687	0.613	0.925	0.717

ANEXO 3. Resultado de la experimentación de la metodología BoW en el dataset de Ferreira et al. [10]

Tabla 22. Parámetros evaluados para optimizar los clasificadores propuestos para [10]

Algoritmo	Parámetros	Valores
Bagging	# of iterations	200, 100, 10
GNB(sklearn)	Default parameters in sklearn	-
J48	Default parameters in Weka	-
MLP(sklearn)	hidden layer sizes	K/2, 100, 75
	max iter	2000
MHLDTForest	# trees	200, 100
PBC4cip	# tress	200, 100
Random Forest	# of iterations	200, 100
	# of attributes to randomly investigate	$\log_2(\# \text{ predictores} + 1, 10, 15)$
Rotation Forest	# of iterations	200, 100, 10

K: Es el parámetro que se le pasa a BoW para construir el dataset, indica la longitud de las palabras con **L** lecturas.



Tabla 23. Parámetros utilizados en la optimización de BoW

Parámetros	Valores evaluados
Ejes del acelerómetro	X, Y, (X,Y), $\ X,Y\ _2$, (X, Y, Z)
Clasificadores	Bagging, GNB(sklearn), J48, MLP(sklearn), Random Forest MHLDTForest, Rotation Forest
Tamaños de codebook	K = {5, 10, 20, 50, 100, 150, 200, 250}
Duración del evento (marcas de tiempo)	L = {5, 10, 20, 50, 100, 150, 200, 250, 300}

Tabla 24. Resultados de clasificadores en el dataset de Ferreira et al. [10]

Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
(X, Y, Z)	MHLDTForest	(50, 5)	0.643	0.078	0.616	0.643	0.605	0.553	0.895	0.693
	PBC4cip	(50, 5)	0.643	0.063	0.651	0.643	0.633	0.578	0.889	0.673
	Random Forest	(50, 5)	0.618	0.083	0.584	0.618	0.584	0.521	0.888	0.676
	Rotation Forest	(50, 5)	0.599	0.085	0.581	0.599	0.569	0.504	0.878	0.647
	MLP(sklearn)	(50, 5)	0.478	0.100	0.474	0.478	0.475	0.376	0.808	0.503
	J48	(50, 5)	0.444	0.107	0.429	0.444	0.436	0.332	0.695	0.320
	GNB(sklearn)	(50, 5)	0.464	0.098	0.490	0.464	0.471	0.375	0.772	0.460
	Bagging	(50, 5)	0.522	0.105	?	0.522	?	?	0.850	0.588
	MHLDTForest	(10, 5)	0.599	0.085	0.572	0.599	0.572	0.504	0.886	0.619
	PBC4cip	(10, 5)	0.556	0.077	0.557	0.556	0.550	0.475	0.883	0.610
	Rotation Forest	(10, 5)	0.546	0.096	0.523	0.546	0.520	0.441	0.877	0.591
	Random Forest	(10, 5)	0.556	0.093	0.508	0.556	0.524	0.445	0.866	0.585
	GNB(sklearn)	(10, 5)	0.372	0.093	0.370	0.372	0.323	0.256	0.799	0.416
	J48	(10, 5)	0.454	0.109	0.432	0.454	0.440	0.338	0.736	0.370
	MLP(sklearn)	(10, 5)	0.333	0.147	0.316	0.333	0.304	0.188	0.699	0.328
	Bagging	(10, 5)	0.536	0.101	?	0.536	?	?	0.845	0.536
	Random Forest	(50, 10)	0.570	0.093	0.531	0.570	0.534	0.463	0.863	0.619
	PBC4cip	(50, 10)	0.589	0.072	0.602	0.589	0.589	0.520	0.862	0.629
	Rotation Forest	(50, 10)	0.536	0.095	0.490	0.536	0.508	0.424	0.84	0.580
	Bagging	(50, 10)	0.464	0.117	0.405	0.464	0.419	0.329	0.815	0.550
	MLP(sklearn)	(50, 10)	0.464	0.098	0.473	0.464	0.464	0.368	0.791	0.488
	GNB(sklearn)	(50, 10)	0.459	0.085	0.515	0.459	0.461	0.385	0.785	0.464
	J48	(50, 10)	0.425	0.110	0.412	0.425	0.417	0.310	0.685	0.359
	MHLDTForest	(50, 10)	0.565	0.095	?	0.565	?	?	0.867	0.634
	Rotation Forest	(10, 150)	0.483	0.116	0.463	0.483	0.446	0.367	0.756	0.404



(X, Y, Z)	Random Forest	(10, 150)	0.498	0.111	0.515	0.498	0.474	0.399	0.751	0.404
	MLP(sklearn)	(10, 150)	0.382	0.137	0.349	0.382	0.336	0.239	0.684	0.316
	Bagging	(10, 150)	0.459	0.121	0.418	0.459	0.417	0.330	0.737	0.391
	PBC4cip	(10, 150)	0.357	0.085	0.486	0.357	0.397	0.315	0.725	0.339
	MHLDTForest	(10, 150)	0.459	0.120	0.436	0.459	0.422	0.338	0.719	0.423
	J48	(10, 150)	0.449	0.124	0.425	0.449	0.406	0.323	0.707	0.335
	GNB(sklearn)	(10, 150)	0.227	0.140	?	0.227	?	?	0.598	0.241
	Random Forest	(5, 100)	0.401	0.131	0.436	0.401	0.37	0.278	0.745	0.353
	PBC4cip	(5, 100)	0.324	0.098	0.375	0.324	0.325	0.231	0.734	0.303
	Rotation Forest	(5, 100)	0.406	0.131	?	0.406	?	?	0.742	0.326
	Bagging	(5, 100)	0.420	0.127	?	0.420	?	?	0.739	0.306
	J48	(5, 100)	0.382	0.135	?	0.382	?	?	0.729	0.315
	MLP(sklearn)	(5, 100)	0.357	0.147	?	0.357	?	?	0.688	0.296
	MHLDTForest	(5, 100)	0.430	0.126	?	0.430	?	?	0.685	0.313
	GNB(sklearn)	(5, 100)	0.304	0.139	?	0.304	?	?	0.647	0.272
Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
(X, Y)	Rotation Forest	(10, 5)	0.558	0.093	0.559	0.558	0.548	0.466	0.861	0.609
	Random Forest	(10, 5)	0.565	0.090	0.560	0.565	0.555	0.475	0.860	0.606
	MHLDTForest	(10, 5)	0.572	0.090	0.565	0.572	0.558	0.481	0.856	0.619
	PBC4cip	(10, 5)	0.522	0.085	0.515	0.522	0.515	0.430	0.846	0.572
	J48	(10, 5)	0.449	0.109	0.454	0.449	0.443	0.343	0.722	0.376
	GNB(sklearn)	(10, 5)	0.384	0.105	0.426	0.384	0.380	0.287	0.722	0.398
	MLP(sklearn)	(10, 5)	0.348	0.136	0.333	0.348	0.331	0.208	0.714	0.402
	Bagging	(10, 5)	0.522	0.102	?	0.522	?	?	0.826	0.519
	MLP(sklearn)	(50, 5)	0.442	0.106	0.450	0.442	0.443	0.340	0.746	0.447
	PBC4cip	(50, 5)	0.643	0.062	0.648	0.643	0.634	0.578	0.890	0.678
	GNB(sklearn)	(50, 5)	0.406	0.105	0.391	0.406	0.387	0.289	0.713	0.387
	J48	(50, 5)	0.355	0.120	0.366	0.355	0.357	0.240	0.635	0.264
	MHLDTForest	(50, 5)	0.667	0.075	?	0.667	?	?	0.879	0.661
	Random Forest	(50, 5)	0.623	0.082	?	0.623	?	?	0.869	0.658
	Rotation Forest	(50, 5)	0.601	0.084	?	0.601	?	?	0.858	0.615
	Bagging	(50, 5)	0.572	0.092	?	0.572	?	?	0.835	0.556
	PBC4cip	(50, 10)	0.478	0.095	0.461	0.478	0.457	0.372	0.842	0.542
	MLP(sklearn)	(50, 10)	0.478	0.101	0.474	0.478	0.473	0.377	0.743	0.443
GNB(sklearn)	(50, 10)	0.406	0.115	0.401	0.406	0.400	0.289	0.695	0.346	
J48	(50, 10)	0.384	0.117	0.369	0.384	0.375	0.262	0.688	0.315	
MHLDTForest	(50, 10)	0.536	0.105	?	0.536	?	?	0.847	0.578	



(X,Y)	Random Forest	(50, 10)	0.507	0.110	?	0.507	?	?	0.835	0.539
	Rotation Forest	(50, 10)	0.551	0.094	?	0.551	?	?	0.817	0.531
	Bagging	(50, 10)	0.413	0.130	?	0.413	?	?	0.799	0.449
	Random Forest	(10, 150)	0.457	0.115	0.482	0.457	0.449	0.355	0.736	0.421
	Rotation Forest	(10, 150)	0.406	0.129	0.390	0.406	0.382	0.276	0.729	0.408
	MLP(sklearn)	(10, 150)	0.406	0.130	0.387	0.406	0.373	0.274	0.717	0.378
	MHLDTForest	(10, 150)	0.449	0.120	0.441	0.449	0.421	0.332	0.700	0.393
	PBC4cip	(10, 150)	0.362	0.105	0.445	0.362	0.391	0.287	0.689	0.320
	Bagging	(10, 150)	0.377	0.135	0.359	0.377	0.345	0.237	0.684	0.350
	J48	(10, 150)	0.406	0.136	?	0.406	?	?	0.659	0.317
	GNB(sklearn)	(10, 150)	0.196	0.097	?	0.196	?	?	0.604	0.263
	Random Forest	(5, 100)	0.348	0.137	0.291	0.348	0.296	0.191	0.699	0.330
	Bagging	(5, 100)	0.341	0.141	0.234	0.341	0.271	0.165	0.696	0.296
	PBC4cip	(5, 100)	0.290	0.103	0.326	0.290	0.279	0.182	0.694	0.269
	Rotation Forest	(5, 100)	0.341	0.141	0.237	0.341	0.271	0.165	0.682	0.282
	J48	(5, 100)	0.333	0.143	0.232	0.333	0.265	0.156	0.665	0.270
	GNB(sklearn)	(5, 100)	0.167	0.080	0.294	0.167	0.166	0.110	0.587	0.235
	MLP(sklearn)	(5, 100)	0.312	0.151	?	0.312	?	?	0.633	0.278
	MHLDTForest	(5, 100)	0.348	0.140	?	0.348	?	?	0.644	0.258
Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
X, Y ²	PBC4cip	(10, 5)	0.667	0.065	0.658	0.667	0.659	0.598	0.923	0.708
	Random Forest	(10, 5)	0.696	0.060	0.705	0.696	0.691	0.639	0.922	0.710
	MHLDTForest	(10, 5)	0.638	0.074	0.636	0.638	0.630	0.564	0.922	0.717
	Rotation Forest	(10, 5)	0.623	0.079	0.594	0.623	0.602	0.533	0.918	0.686
	MLP(sklearn)	(10, 5)	0.478	0.104	0.514	0.478	0.481	0.389	0.846	0.583
	GNB(sklearn)	(10, 5)	0.551	0.090	0.571	0.551	0.533	0.466	0.895	0.645
	Bagging	(10, 5)	0.623	0.079	?	0.623	?	?	0.907	0.640
	J48	(10, 5)	0.507	0.100	?	0.507	?	?	0.748	0.398
	MLP(sklearn)	(5, 100)	0.391	0.120	0.351	0.391	0.363	0.257	0.769	0.380
	PBC4cip	(5, 100)	0.391	0.096	0.385	0.391	0.382	0.289	0.763	0.361
	Rotation Forest	(5, 100)	0.536	0.092	0.498	0.536	0.486	0.427	0.760	0.386
	Random Forest	(5, 100)	0.435	0.112	0.395	0.435	0.410	0.310	0.747	0.368
	GNB(sklearn)	(5, 100)	0.420	0.114	?	0.420	?	?	0.772	0.378
	Bagging	(5, 100)	0.449	0.112	?	0.449	?	?	0.748	0.365
	J48	(5, 100)	0.42	0.118	?	0.42	?	?	0.716	0.336
	MHLDTForest	(5, 100)	0.478	0.108	?	0.478	?	?	0.712	0.350



X, Y 2	MHLDTForest	(50, 5)	0.623	0.077	0.581	0.623	0.597	0.531	0.936	0.738	
	PBC4cip	(50, 5)	0.667	0.063	0.639	0.667	0.649	0.591	0.935	0.728	
	MLP(sklearn)	(50, 5)	0.638	0.070	0.606	0.638	0.620	0.555	0.888	0.697	
	J48	(50, 5)	0.464	0.1	0.460	0.464	0.456	0.363	0.705	0.359	
	Random Forest	(50, 5)	0.609	0.083	?	0.609	?	?	0.924	0.714	
	Rotation Forest	(50, 5)	0.580	0.085	?	0.580	?	?	0.915	0.685	
	Bagging	(50, 5)	0.536	0.101	?	0.536	?	?	0.877	0.634	
	GNB(sklearn)	(50, 5)	0.522	0.100	?	0.522	?	?	0.773	0.431	
	MLP(sklearn)	(10, 150)	0.464	0.113	?	0.464	?	?	0.783	0.407	
	Random Forest	(10, 150)	0.478	0.107	?	0.478	?	?	0.779	0.406	
	MHLDTForest	(10, 150)	0.478	0.106	?	0.478	?	?	0.778	0.436	
	PBC4cip	(10, 150)	0.464	0.110	0.427	0.464	0.439	0.343	0.769	0.394	
	Bagging	(10, 150)	0.406	0.121	?	0.406	?	?	0.759	0.366	
	Rotation Forest	(10, 150)	0.464	0.107	?	0.464	?	?	0.744	0.375	
	J48	(10, 150)	0.478	0.102	?	0.478	?	?	0.735	0.360	
	GNB(sklearn)	(10, 150)	0.377	0.133	?	0.377	?	?	0.751	0.355	
	Random Forest	(50, 10)	0.609	0.082	0.550	0.609	0.569	0.505	0.924	0.713	
	PBC4cip	(50, 10)	0.652	0.070	0.619	0.652	0.629	0.569	0.922	0.716	
	Rotation Forest	(50, 10)	0.609	0.082	0.543	0.609	0.572	0.502	0.911	0.696	
	MHLDTForest	(50, 10)	0.652	0.076	?	0.652	?	?	0.917	0.723	
	MLP(sklearn)	(50, 10)	0.652	0.073	?	0.652	?	?	0.898	0.722	
	Bagging	(50, 10)	0.522	0.104	?	0.522	?	?	0.858	0.596	
	GNB(sklearn)	(50, 10)	0.667	0.071	?	0.667	?	?	0.834	0.533	
	J48	(50, 10)	0.391	0.125	?	0.391	?	?	0.669	0.310	
	Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
(X)	MHLDTForest	(10, 5)	0.536	0.095	0.528	0.536	0.517	0.439	0.890	0.706	
	Random Forest	(10, 5)	0.536	0.094	0.547	0.536	0.529	0.448	0.875	0.679	
	PBC4cip	(10, 5)	0.522	0.089	0.507	0.522	0.506	0.425	0.874	0.656	
	Rotation Forest	(10, 5)	0.551	0.095	0.554	0.551	0.544	0.460	0.867	0.671	
	Bagging	(10, 5)	0.493	0.107	0.424	0.493	0.448	0.359	0.823	0.592	
	GNB(sklearn)	(10, 5)	0.493	0.107	0.497	0.493	0.46	0.387	0.811	0.529	
	J48	(10, 5)	0.478	0.099	0.465	0.478	0.468	0.373	0.709	0.394	
	MLP(sklearn)	(10, 5)	0.406	0.127	0.411	0.406	0.381	0.281	0.708	0.363	
	PBC4cip	(5, 100)	0.261	0.111	0.246	0.261	0.232	0.129	0.708	0.305	
	GNB(sklearn)	(5, 100)	0.333	0.104	0.351	0.333	0.309	0.225	0.681	0.353	
	MLP(sklearn)	(5, 100)	0.333	0.145	?	0.333	?	?	0.706	0.342	
Rotation Forest	(5, 100)	0.391	0.134	?	0.391	?	?	0.688	0.312		
Random Forest	(5, 100)	0.333	0.146	?	0.333	?	?	0.677	0.309		



(X)	MHLDTForest	(5, 100)	0.406	0.131	?	0.406	?	?	0.663	0.316	
	Bagging	(5, 100)	0.333	0.144	?	0.333	?	?	0.659	0.286	
	J48	(5, 100)	0.333	0.148	?	0.333	?	?	0.659	0.285	
	MHLDTForest	(50, 5)	0.652	0.077	0.619	0.652	0.621	0.562	0.901	0.726	
	PBC4cip	(50, 5)	0.638	0.066	0.598	0.638	0.604	0.548	0.899	0.710	
	Rotation Forest	(50, 5)	0.580	0.088	0.535	0.580	0.545	0.472	0.885	0.685	
	MLP(sklearn)	(50, 5)	0.580	0.082	0.555	0.580	0.563	0.487	0.781	0.578	
	GNB(sklearn)	(50, 5)	0.478	0.107	0.467	0.478	0.451	0.364	0.743	0.399	
	J48	(50, 5)	0.377	0.122	0.397	0.377	0.378	0.265	0.636	0.317	
	Random Forest	(50, 5)	0.638	0.081	?	0.638	?	?	0.909	0.746	
	Bagging	(50, 5)	0.580	0.093	?	0.58	?	?	0.868	0.631	
	Random Forest	(10, 150)	0.420	0.122	0.376	0.42	0.385	0.283	0.758	0.464	
	MLP(sklearn)	(10, 150)	0.406	0.124	0.360	0.406	0.368	0.266	0.745	0.453	
	PBC4cip	(10, 150)	0.464	0.099	0.472	0.464	0.440	0.362	0.732	0.392	
	MHLDTForest	(10, 150)	0.449	0.116	0.432	0.449	0.422	0.328	0.718	0.406	
	Rotation Forest	(10, 150)	0.391	0.126	?	0.391	?	?	0.727	0.397	
	Bagging	(10, 150)	0.435	0.119	?	0.435	?	?	0.719	0.376	
	J48	(10, 150)	0.362	0.131	?	0.362	?	?	0.708	0.328	
	GNB(sklearn)	(10, 150)	0.362	0.125	?	0.362	?	?	0.681	0.393	
	MHLDTForest	(50, 10)	0.638	0.083	0.708	0.638	0.612	0.579	0.902	0.741	
	PBC4cip	(50, 10)	0.609	0.077	0.590	0.609	0.594	0.523	0.901	0.724	
	MLP(sklearn)	(50, 10)	0.536	0.097	0.569	0.536	0.53	0.449	0.824	0.599	
	J48	(50, 10)	0.478	0.104	0.487	0.478	0.475	0.379	0.771	0.475	
	Random Forest	(50, 10)	0.551	0.100	?	0.551	?	?	0.894	0.725	
	Rotation Forest	(50, 10)	0.551	0.094	?	0.551	?	?	0.880	0.661	
	Bagging	(50, 10)	0.478	0.117	?	0.478	?	?	0.822	0.543	
	GNB(sklearn)	(50, 10)	0.478	0.106	?	0.478	?	?	0.743	0.432	
	Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
	(Y)	Rotation Forest	(10, 5)	0.681	0.069	0.699	0.681	0.681	0.621	0.894	0.701
		PBC4cip	(10, 5)	0.638	0.066	0.624	0.638	0.621	0.559	0.866	0.666
		Random Forest	(10, 5)	0.652	0.077	0.665	0.652	0.644	0.582	0.868	0.658
		MHLDTForest	(10, 5)	0.667	0.074	0.699	0.667	0.666	0.609	0.866	0.662
GNB(sklearn)		(10, 5)	0.623	0.086	0.654	0.623	0.59	0.545	0.784	0.549	
MLP(sklearn)		(10, 5)	0.406	0.123	0.406	0.406	0.394	0.287	0.739	0.457	
Bagging		(10, 5)	0.565	0.097	?	0.565	?	?	0.852	0.602	
J48		(10, 5)	0.435	0.112	?	0.435	?	?	0.688	0.356	
PBC4cip			0.449	0.077	0.529	0.449	0.443	0.383	0.750	0.401	



(Y)	GNB(sklearn)	(5, 100)	0.290	0.120	0.314	0.290	0.229	0.155	0.666	0.339	
	MHLDTForest	(5, 100)	0.522	0.104	?	0.522	?	?	0.734	0.426	
	Random Forest	(5, 100)	0.507	0.106	?	0.507	?	?	0.718	0.397	
	Rotation Forest	(5, 100)	0.522	0.106	?	0.522	?	?	0.715	0.397	
	Bagging	(5, 100)	0.522	0.106	?	0.522	?	?	0.712	0.346	
	MLP(sklearn)	(5, 100)	0.435	0.127	?	0.435	?	?	0.707	0.379	
	J48	(5, 100)	0.493	0.112	?	0.493	?	?	0.642	0.312	
	Rotation Forest	(50, 5)	0.652	0.077	0.685	0.652	0.642	0.586	0.873	0.691	
	PBC4cip	(50, 5)	0.623	0.073	0.602	0.623	0.603	0.539	0.862	0.695	
	MLP(sklearn)	(50, 5)	0.623	0.075	0.612	0.623	0.614	0.545	0.855	0.689	
	J48	(50, 5)	0.580	0.081	0.560	0.580	0.561	0.489	0.771	0.513	
	Random Forest	(50, 5)	0.710	0.068	?	0.710	?	?	0.860	0.687	
	MHLDTForest	(50, 5)	0.652	0.082	?	0.652	?	?	0.851	0.688	
	Bagging	(50, 5)	0.594	0.095	?	0.594	?	?	0.857	0.693	
	GNB(sklearn)	(50, 5)	0.449	0.109	?	0.449	?	?	0.694	0.378	
	PBC4cip	(10, 150)	0.449	0.073	0.540	0.449	0.464	0.398	0.785	0.413	
	GNB(sklearn)	(10, 150)	0.391	0.086	0.476	0.391	0.395	0.322	0.736	0.394	
	Random Forest	(10, 150)	0.522	0.108	?	0.522	?	?	0.788	0.468	
	Rotation Forest	(10, 150)	0.478	0.118	?	0.478	?	?	0.756	0.411	
	Bagging	(10, 150)	0.406	0.133	?	0.406	?	?	0.747	0.398	
	MLP(sklearn)	(10, 150)	0.435	0.118	?	0.435	?	?	0.741	0.412	
	MHLDTForest	(10, 150)	0.478	0.12	?	0.478	?	?	0.739	0.465	
	J48	(10, 150)	0.377	0.14	?	0.377	?	?	0.677	0.315	
	PBC4cip	(50, 10)	0.667	0.060	0.654	0.667	0.648	0.598	0.877	0.690	
	MLP(sklearn)	(50, 10)	0.580	0.081	0.601	0.580	0.577	0.507	0.861	0.653	
	GNB(sklearn)	(50, 10)	0.507	0.101	0.454	0.507	0.473	0.385	0.740	0.417	
	MHLDTForest	(50, 10)	0.609	0.092	?	0.609	?	?	0.877	0.707	
	Random Forest	(50, 10)	0.551	0.103	?	0.551	?	?	0.848	0.662	
	Rotation Forest	(50, 10)	0.565	0.096	?	0.565	?	?	0.842	0.594	
	Bagging	(50, 10)	0.536	0.108	?	0.536	?	?	0.775	0.529	
J48	(50, 10)	0.377	0.126	?	0.377	?	?	0.685	0.345		

Tabla 25. Resultados de clasificadores del AUC en el dataset de [10] usando BoW

AUC	D-1	D-2	D-3	D-4	D-5
Clasificadores	(K=5, L=100)	(K=10, L=150)	(K=10, L=5)	(K=50, L=10)	(K=50, L=5)
Acelerómetro, combinación de los ejes X,Y,Z					
MHLDForest	0.685	0.719	0.886	0.867	0.895



Random Forest	0.745	0.751	0.866	0.863	0.888
Rotation Forest	0.742	0.756	0.877	0.84	0.878
PBC4cip	0.734	0.725	0.883	0.862	0.889
Bagging	0.739	0.737	0.845	0.815	0.850
J48	0.729	0.707	0.736	0.685	0.695
MLP(sklearn)	0.688	0.684	0.699	0.791	0.808
GNB(sklearn)	0.647	0.598	0.799	0.785	0.772
Acelerómetro, combinación de los ejes X,Y					
MHLDForest	0.644	0.700	0.856	0.847	0.879
Random Forest	0.699	0.736	0.860	0.835	0.869
Rotation Forest	0.682	0.729	0.861	0.817	0.858
PBC4cip	0.694	0.689	0.846	0.842	0.890
Bagging	0.696	0.684	0.826	0.799	0.835
J48	0.665	0.659	0.722	0.688	0.635
MLP	0.633	0.717	0.714	0.743	0.746
GNB(sklearn)	0.587	0.604	0.722	0.695	0.713
Acelerómetro, norma de $\ X,Y\ _2$					
MHLDForest	0.712	0.778	0.922	0.917	0.936
Random Forest	0.747	0.779	0.922	0.924	0.924
Rotation Forest	0.760	0.744	0.918	0.911	0.915
PBC4cip	0.763	0.769	0.923	0.922	0.935
Bagging	0.748	0.759	0.907	0.858	0.877
J48	0.716	0.735	0.748	0.669	0.705
MLP	0.769	0.783	0.846	0.898	0.888
GNB(sklearn)	0.772	0.751	0.895	0.834	0.773
Acelerómetro eje X					
MHLDForest	0.663	0.718	0.890	0.902	0.901
Random Forest	0.677	0.758	0.875	0.894	0.909
Rotation Forest	0.688	0.727	0.867	0.880	0.885
PBC4cip	0.708	0.732	0.874	0.901	0.899
Bagging	0.659	0.719	0.823	0.822	0.868
J48	0.659	0.708	0.709	0.771	0.636
MLP	0.706	0.745	0.708	0.824	0.781
GNB(sklearn)	0.681	0.681	0.811	0.743	0.743
Acelerómetro eje Y					
MHLDForest	0.734	0.739	0.866	0.877	0.851
Random Forest	0.718	0.788	0.868	0.848	0.860
Rotation Forest	0.715	0.756	0.894	0.842	0.873
PBC4cip	0.750	0.785	0.866	0.877	0.862
Bagging	0.712	0.747	0.852	0.775	0.857
J48	0.642	0.677	0.688	0.685	0.771
MLP	0.707	0.741	0.739	0.861	0.855
GNB(sklearn)	0.666	0.736	0.784	0.740	0.694



Resumen de mejores resultados:

Tabla 26. Resultados sobre la norma $\|X, Y\|_2$ y el eje X , al aplicar el filtro ADLF en [10]

	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC	
$\ X, Y\ _2$	Random Forest	(10, 5)	0.594	0.081	0.564	0.594	0.575	0.502	0.924	0.693	
	Rotation Forest	(10, 5)	0.652	0.073	0.650	0.652	0.643	0.579	0.921	0.717	
	Bagging	(10, 5)	0.667	0.071	0.597	0.667	0.621	0.571	0.913	0.666	
	GNB(sklearn)	(10, 5)	0.681	0.064	0.676	0.681	0.673	0.616	0.909	0.686	
	MLP(sklearn)	(10, 5)	0.594	0.079	0.584	0.594	0.584	0.510	0.908	0.668	
	PBC4cip	(10, 5)	0.681	0.059	0.688	0.681	0.683	0.624	0.902	0.694	
	MHLDTForest	(10, 5)	0.652	0.066	0.651	0.652	0.651	0.586	0.901	0.684	
	J48	(10, 5)	0.507	0.091	0.492	0.507	0.493	0.410	0.789	0.482	
	MLP(sklearn)	(5, 100)	0.435	0.114	?	0.435	?	?	?	0.778	0.352
	Random Forest	(5, 100)	0.449	0.11	0.401	0.449	0.418	0.323	?	0.773	0.378
	Bagging	(5, 100)	0.522	0.099	0.455	0.522	0.468	0.399	?	0.772	0.392
	J48	(5, 100)	0.551	0.09	?	0.551	?	?	?	0.758	0.378
	PBC4cip	(5, 100)	0.406	0.095	0.416	0.406	0.397	0.310	?	0.740	0.347
	GNB(sklearn)	(5, 100)	0.348	0.135	?	0.348	?	?	?	0.716	0.335
	MHLDTForest	(5, 100)	0.478	0.108	0.450	0.478	0.436	0.362	?	0.687	0.342
	Rotation Forest	(5, 100)	0.362	0.140	0.272	0.362	0.296	0.195	?	0.686	0.322
	MLP(sklearn)	(50, 5)	0.957	0.010	0.958	0.957	0.956	0.948	?	0.998	0.991
	Rotation Forest	(50, 5)	0.942	0.012	0.942	0.942	0.942	0.930	?	0.997	0.988
	MHLDTForest	(50, 5)	0.957	0.010	0.958	0.957	0.957	0.947	?	0.995	0.982
	PBC4cip	(50, 5)	0.957	0.010	0.958	0.957	0.957	0.947	?	0.995	0.982
	Random Forest	(50, 5)	0.942	0.013	0.944	0.942	0.942	0.930	?	0.994	0.978
	Bagging	(50, 5)	0.913	0.017	0.918	0.913	0.914	0.897	?	0.991	0.965
	GNB(sklearn)	(50, 5)	0.957	0.010	0.958	0.957	0.956	0.948	?	0.984	0.951
	J48	(50, 5)	0.870	0.022	0.875	0.870	0.868	0.848	?	0.926	0.777
	MLP(sklearn)	(10, 150)	0.507	0.104	0.531	0.507	0.499	0.413	?	0.812	0.469
	GNB(sklearn)	(10, 150)	0.536	0.098	0.565	0.536	0.523	0.450	?	0.800	0.454
	Random Forest	(10, 150)	0.536	0.099	?	0.536	?	?	?	0.791	0.448
	Bagging	(10, 150)	0.507	0.102	0.454	0.507	0.474	0.386	?	0.779	0.402
	Rotation Forest	(10, 150)	0.493	0.108	0.450	0.493	0.466	0.372	?	0.778	0.403
	J48	(10, 150)	0.493	0.106	?	0.493	?	?	?	0.765	0.392
	PBC4cip	(10, 150)	0.536	0.098	0.498	0.536	0.514	0.427	?	0.753	0.413
	MHLDTForest	(10, 150)	0.522	0.100	0.488	0.522	0.502	0.413	?	0.725	0.414
	MLP(sklearn)	(50, 10)	0.928	0.017	0.929	0.928	0.927	0.913	?	0.996	0.986



	Rotation Forest	(50, 10)	0.942	0.013	0.942	0.942	0.942	0.929	0.995	0.981
	Random Forest	(50, 10)	0.942	0.010	0.952	0.942	0.942	0.934	0.994	0.979
	PBC4cip	(50, 10)	0.957	0.010	0.958	0.957	0.957	0.947	0.993	0.976
	MHLDTForest	(50, 10)	0.971	0.007	0.971	0.971	0.971	0.964	0.993	0.976
	GNB(sklearn)	(50, 10)	0.957	0.010	0.959	0.957	0.957	0.948	0.991	0.972
	Bagging	(50, 10)	0.913	0.015	0.918	0.913	0.912	0.899	0.988	0.958
	J48	(50, 10)	0.870	0.025	0.875	0.87	0.871	0.848	0.931	0.794
Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
(X)	Rotation Forest	(10, 5)	0.536	0.095	0.516	0.536	0.524	0.434	0.830	0.589
	Random Forest	(10, 5)	0.507	0.097	0.488	0.507	0.494	0.401	0.829	0.559
	Bagging	(10, 5)	0.507	0.100	0.474	0.507	0.485	0.393	0.827	0.563
	MHLDTForest	(10, 5)	0.507	0.089	0.493	0.507	0.492	0.406	0.824	0.562
	PBC4cip	(10, 5)	0.507	0.089	0.493	0.507	0.492	0.406	0.824	0.562
	MLP(sklearn)	(10, 5)	0.536	0.096	0.538	0.536	0.534	0.443	0.817	0.571
	GNB(sklearn)	(10, 5)	0.464	0.109	0.491	0.464	0.461	0.364	0.810	0.562
	J48	(10, 5)	0.478	0.098	0.505	0.478	0.482	0.390	0.766	0.437
	MLP(sklearn)	(5, 100)	0.551	0.093	0.550	0.551	0.547	0.459	0.814	0.556
	PBC4cip	(5, 100)	0.261	0.108	0.323	0.261	0.241	0.152	0.706	0.315
	MHLDTForest	(5, 100)	0.261	0.108	0.323	0.261	0.241	0.152	0.706	0.315
	Bagging	(5, 100)	0.348	0.143	0.267	0.348	0.287	0.181	0.690	0.310
	GNB(sklearn)	(5, 100)	0.435	0.120	0.424	0.435	0.381	0.306	0.689	0.356
	Rotation Forest	(5, 100)	0.362	0.140	0.272	0.362	0.296	0.195	0.686	0.362
	J48	(5, 100)	0.348	0.143	?	0.348	?	?	0.687	0.295
	Random Forest	(5, 100)	0.348	0.143	?	0.348	?	?	0.686	0.320
	MLP(sklearn)	(50, 5)	0.986	0.004	0.986	0.986	0.985	0.982	0.999	0.995
	MHLDTForest	(50, 5)	0.957	0.010	0.958	0.957	0.957	0.947	0.998	0.993
	PBC4cip	(50, 5)	0.957	0.010	0.958	0.957	0.957	0.947	0.997	0.988
	Random Forest	(50, 5)	0.957	0.010	0.957	0.957	0.956	0.947	0.996	0.985
	Rotation Forest	(50, 5)	0.942	0.013	0.944	0.942	0.943	0.929	0.996	0.983
	Bagging	(50, 5)	0.928	0.017	0.928	0.928	0.927	0.911	0.994	0.977
	GNB(sklearn)	(50, 5)	0.957	0.01	0.961	0.957	0.957	0.949	0.989	0.952
	J48	(50, 5)	0.855	0.031	0.876	0.855	0.858	0.833	0.930	0.792
PBC4cip	(10, 150)	0.478	0.097	0.466	0.478	0.450	0.368	0.761	0.419	
Random Forest	(10, 150)	0.449	0.113	0.419	0.449	0.425	0.325	0.759	0.468	
MLP(sklearn)	(10, 150)	0.435	0.118	0.414	0.435	0.413	0.311	0.748	0.45	
Bagging	(10, 150)	0.449	0.111	0.387	0.449	0.403	0.314	0.740	0.430	
GNB(sklearn)	(10, 150)	0.449	0.114	0.399	0.449	0.407	0.321	0.733	0.428	
Rotation Forest	(10, 150)	0.464	0.111	0.394	0.464	0.417	0.326	0.726	0.420	



	J48	(10, 150)	0.478	0.105	0.416	0.478	0.433	0.35	0.728	0.421
	MHLDTForest	(10, 150)	0.464	0.111	0.427	0.464	0.435	0.339	0.672	0.343
	GNB(sklearn)	(50, 10)	0.942	0.012	0.944	0.942	0.942	0.932	0.994	0.974
	MLP(sklearn)	(50, 10)	0.957	0.008	0.958	0.957	0.956	0.948	0.993	0.976
	Rotation Forest	(50, 10)	0.971	0.005	0.973	0.971	0.971	0.966	0.993	0.971
	Random Forest	(50, 10)	0.942	0.013	0.944	0.942	0.942	0.93	0.992	0.973
	Bagging	(50, 10)	0.899	0.024	0.907	0.899	0.892	0.878	0.991	0.961
	PBC4cip	(50, 10)	0.884	0.023	0.883	0.884	0.882	0.860	0.990	0.951
	MHLDTForest	(50, 10)	0.884	0.023	0.883	0.884	0.882	0.860	0.989	0.952
	J48	(50, 10)	0.870	0.019	0.899	0.87	0.879	0.86	0.918	0.798

ANEXO 4. Resultado de la experimentación de la metodología BoW en el dataset de M.

Ricardo et al. [14]

Se utilizaron los mismos parámetros de optimización expuestos en el Anexo 2.

Tabla 27. Resultados de clasificadores en el dataset de M. Ricardo et al. [14] usando BoW

Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precisio n	Recal l	F-1	MCC	AUC	PRC	
(X, Y, Z)	Rotation Forest	(100, 150)	0.545	0.114	0.557	0.545	0.538	0.435	0.855	0.61	
	Random Forest	(100, 150)	0.538	0.115	0.549	0.538	0.533	0.427	0.855	0.61	
	Bagging	(100, 150)	0.520	0.120	0.542	0.52	0.506	0.407	0.843	0.57	
	MLP(sklearn)	(100, 150)	0.531	0.117	0.542	0.531	0.525	0.418	0.838	0.58	
	J48	(100, 150)	0.532	0.117	0.545	0.532	0.525	0.419	0.836	0.56	
	MHLDTForest	(100, 150)	0.515	0.121	0.524	0.515	0.509	0.397	0.778	0.45	
	PBC4cip	(100, 150)	0.505	0.123	0.515	0.505	0.501	0.385	0.713	0.31	
	GNB(sklearn)	(100, 150)	0.321	0.168	0.428	0.321	0.262	0.194	0.675	0.33	
	Rotation Forest	(150, 200)	0.552	0.112	0.56	0.552	0.543	0.442	0.854	0.60	
	Random Forest	(150, 200)	0.553	0.112	0.558	0.553	0.545	0.442	0.853	0.60	
	Bagging	(150, 200)	0.509	0.123	0.523	0.509	0.49	0.389	0.839	0.54	
	J48	(150, 200)	0.517	0.121	0.530	0.517	0.498	0.399	0.835	0.54	
	MLP(sklearn)	(150, 200)	0.539	0.115	0.545	0.539	0.532	0.426	0.833	0.57	
	MHLDTForest	(150, 200)	0.535	0.116	0.544	0.535	0.528	0.422	0.776	0.46	
	PBC4cip	(150, 200)	0.533	0.116	0.542	0.533	0.527	0.420	0.748	0.34	
	GNB(sklearn)	(150, 200)	0.285	0.177	0.358	0.285	0.222	0.135	0.675	0.31	
	Random Forest	(100, 200)	0.522	0.120	0.560	0.522	0.517	0.417	0.835	0.57	
	Rotation Forest	(100, 200)	0.517	0.121	0.569	0.517	0.513	0.416	0.834	0.57	
MLP(sklearn)	(100, 200)	0.513	0.122	0.523	0.513	0.511	0.395	0.827	0.57		



	Bagging	(100, 200)	0.504	0.124	0.540	0.504	0.502	0.394	0.825	0.54	
	J48	(100, 200)	0.511	0.123	0.570	0.511	0.504	0.41	0.818	0.53	
	MHLDTForest	(100, 200)	0.512	0.122	0.555	0.512	0.504	0.405	0.746	0.43	
	PBC4cip	(100, 200)	0.500	0.125	0.558	0.500	0.493	0.395	0.694	0.30	
	GNB(sklearn)	(100, 200)	0.310	0.171	0.383	0.310	0.253	0.171	0.662	0.31	
	Random Forest	(50, 150)	0.495	0.127	0.536	0.495	0.485	0.383	0.817	0.55	
	Rotation Forest	(50, 150)	0.495	0.127	0.540	0.495	0.484	0.384	0.815	0.54	
	MLP(sklearn)	(50, 150)	0.488	0.128	0.520	0.488	0.482	0.373	0.813	0.54	
	Bagging	(50, 150)	0.481	0.130	0.518	0.481	0.471	0.364	0.812	0.53	
	J48	(50, 150)	0.488	0.128	0.527	0.488	0.477	0.373	0.803	0.51	
	MHLDTForest	(50, 150)	0.492	0.127	0.533	0.492	0.483	0.38	0.716	0.40	
	PBC4cip	(50, 150)	0.472	0.132	0.521	0.472	0.458	0.358	0.672	0.28	
	GNB(sklearn)	(50, 150)	0.316	0.169	0.479	0.316	0.265	0.206	0.669	0.34	
	Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precisio n	Recal l	F-1	MCC	AUC	PRC
(X,Y)	Random Forest	(150, 200)	0.637	0.091	0.665	0.637	0.638	0.558	0.907	0.71	
	Rotation Forest	(150, 200)	0.630	0.093	0.656	0.630	0.631	0.548	0.904	0.70	
	J48	(150, 200)	0.613	0.097	0.651	0.613	0.609	0.531	0.891	0.64	
	Bagging	(150, 200)	0.592	0.102	0.617	0.592	0.592	0.500	0.888	0.63	
	MLP(sklearn)	(150, 200)	0.594	0.102	0.615	0.594	0.595	0.501	0.882	0.66	
	MHLDTForest	(150, 200)	0.578	0.106	0.597	0.578	0.580	0.480	0.828	0.54	
	PBC4cip	(150, 200)	0.596	0.101	0.620	0.596	0.596	0.505	0.823	0.41	
	GNB(sklearn)	(150, 200)	0.345	0.162	0.390	0.345	0.296	0.205	0.709	0.34	
	Random Forest	(100, 150)	0.626	0.094	0.681	0.626	0.617	0.552	0.898	0.70	
	Rotation Forest	(100, 150)	0.610	0.098	0.662	0.610	0.597	0.531	0.894	0.68	
	Bagging	(100, 150)	0.583	0.104	0.636	0.583	0.567	0.497	0.880	0.63	
	MLP(sklearn)	(100, 150)	0.610	0.098	0.653	0.610	0.602	0.528	0.885	0.68	
	J48	(100, 150)	0.600	0.100	0.655	0.600	0.584	0.520	0.876	0.62	
	PBC4cip	(100, 150)	0.602	0.100	0.648	0.602	0.591	0.519	0.803	0.38	
	MHLDTForest	(100, 150)	0.605	0.099	0.647	0.605	0.595	0.521	0.797	0.51	
	GNB(sklearn)	(100, 150)	0.371	0.156	0.456	0.371	0.334	0.254	0.718	0.37	
	Random Forest	(100, 200)	0.625	0.094	0.676	0.625	0.614	0.550	0.892	0.69	
	Rotation Forest	(100, 200)	0.614	0.097	0.667	0.614	0.600	0.537	0.888	0.67	
	MLP(sklearn)	(100, 200)	0.600	0.100	0.639	0.600	0.591	0.514	0.879	0.66	
	J48	(100, 200)	0.608	0.098	0.664	0.608	0.593	0.530	0.878	0.63	
	Bagging	(100, 200)	0.600	0.100	0.650	0.600	0.584	0.518	0.872	0.62	
	MHLDTForest	(100, 200)	0.584	0.104	0.614	0.584	0.571	0.491	0.816	0.52	
	PBC4cip	(100, 200)	0.603	0.099	0.642	0.603	0.589	0.517	0.793	0.37	
	GNB(sklearn)	(100, 200)	0.372	0.156	0.441	0.372	0.324	0.245	0.714	0.36	



	Random Forest	(50, 150)	0.596	0.101	0.645	0.596	0.584	0.512	0.887	0.68	
	Rotation Forest	(50, 150)	0.587	0.104	0.634	0.587	0.571	0.500	0.884	0.67	
	MLP(sklearn)	(50, 150)	0.589	0.103	0.631	0.589	0.576	0.500	0.884	0.67	
	Bagging	(50, 150)	0.569	0.108	0.613	0.569	0.556	0.477	0.878	0.65	
	J48	(50, 150)	0.579	0.106	0.626	0.579	0.561	0.490	0.875	0.64	
	MHLDTForest	(50, 150)	0.584	0.104	0.614	0.584	0.571	0.491	0.816	0.52	
	PBC4cip	(50, 150)	0.577	0.106	0.610	0.577	0.561	0.483	0.789	0.37	
	GNB(sklearn)	(50, 150)	0.376	0.154	0.522	0.376	0.322	0.271	0.724	0.39	
Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precisio n	Recal l	F-1	MCC	AUC	PRC	
 X, Y 2	MLP(sklearn)	(100, 200)	0.735	0.066	0.731	0.735	0.729	0.666	0.917	0.76	
	PBC4cip	(100, 200)	0.753	0.062	0.75	0.753	0.748	0.689	0.902	0.75	
	Rotation Forest	(100, 200)	0.709	0.073	0.707	0.709	0.701	0.634	0.899	0.70	
	Random Forest	(100, 200)	0.713	0.072	0.711	0.713	0.706	0.639	0.897	0.72	
	GNB(sklearn)	(100, 200)	0.595	0.101	0.664	0.595	0.575	0.518	0.890	0.65	
	Bagging	(100, 200)	0.674	0.082	0.673	0.674	0.665	0.591	0.885	0.66	
	J48	(100, 200)	0.690	0.078	0.685	0.690	0.683	0.609	0.879	0.68	
	MHLDTForest	(100, 200)	0.671	0.082	0.672	0.671	0.662	0.588	0.874	0.67	
	PBC4cip	(150, 200)	0.803	0.049	0.802	0.803	0.8	0.753	0.921	0.82	
	MLP(sklearn)	(150, 200)	0.723	0.069	0.719	0.723	0.720	0.652	0.913	0.76	
	Random Forest	(150, 200)	0.723	0.069	0.718	0.723	0.718	0.651	0.899	0.75	
	Rotation Forest	(150, 200)	0.715	0.071	0.710	0.715	0.710	0.641	0.898	0.73	
	GNB(sklearn)	(150, 200)	0.634	0.092	0.695	0.634	0.626	0.562	0.891	0.65	
	Bagging	(150, 200)	0.676	0.081	0.676	0.676	0.669	0.594	0.882	0.69	
	MHLDTForest	(150, 200)	0.635	0.091	0.628	0.635	0.622	0.539	0.876	0.67	
	J48	(150, 200)	0.691	0.077	0.701	0.691	0.685	0.617	0.868	0.67	
	MLP(sklearn)	(100, 150)	0.731	0.067	0.727	0.731	0.727	0.662	0.911	0.76	
	PBC4cip	(100, 150)	0.747	0.063	0.746	0.747	0.744	0.683	0.905	0.77	
	Rotation Forest	(100, 150)	0.679	0.080	0.674	0.679	0.670	0.595	0.899	0.71	
	Random Forest	(100, 150)	0.690	0.078	0.684	0.690	0.685	0.609	0.896	0.72	
	Bagging	(100, 150)	0.659	0.085	0.658	0.659	0.650	0.572	0.882	0.68	
	J48	(100, 150)	0.683	0.079	0.681	0.683	0.675	0.602	0.876	0.68	
	MHLDTForest	(100, 150)	0.635	0.091	0.628	0.635	0.622	0.539	0.876	0.67	
	GNB(sklearn)	(100, 150)	0.576	0.106	0.652	0.576	0.567	0.497	0.862	0.59	
	MLP(sklearn)	(50, 150)	0.726	0.069	0.722	0.726	0.722	0.655	0.892	0.70	
	Rotation Forest	(50, 150)	0.713	0.072	0.709	0.713	0.705	0.638	0.890	0.69	
	Bagging	(50, 150)	0.709	0.073	0.705	0.709	0.701	0.633	0.885	0.67	



	Random Forest	(50, 150)	0.715	0.071	0.710	0.715	0.71	0.641	0.883	0.69	
	J48	(50, 150)	0.694	0.077	0.692	0.694	0.687	0.615	0.872	0.66	
	MHLDTForest	(50, 150)	0.714	0.071	0.717	0.714	0.705	0.642	0.871	0.66	
	PBC4cip	(50, 150)	0.721	0.07	0.717	0.721	0.715	0.648	0.866	0.65	
	GNB(sklearn)	(50, 150)	0.594	0.102	0.604	0.594	0.564	0.490	0.853	0.59	
Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precisio n	Recal l	F-1	MCC	AUC	PRC	
(X)	Random Forest	(100, 150)	0.623	0.094	0.639	0.623	0.588	0.531	0.872	0.60	
	Bagging	(100, 150)	0.596	0.101	0.611	0.596	0.555	0.495	0.869	0.58	
	J48	(100, 150)	0.612	0.097	0.545	0.612	0.553	0.499	0.867	0.57	
	MLP(sklearn)	(100, 150)	0.590	0.103	0.621	0.59	0.593	0.501	0.863	0.60	
	GNB(sklearn)	(100, 150)	0.475	0.132	0.515	0.475	0.420	0.360	0.821	0.54	
	PBC4cip	(100, 150)	0.614	0.097	0.540	0.614	0.555	0.502	0.810	0.44	
	Rotation Forest	(100, 150)	0.611	0.097	?	0.611	?	?	0.874	0.59	
	MHLDTForest	(100, 150)	0.616	0.096	?	0.616	?	?	0.839	0.58	
		Random Forest	(150, 200)	0.631	0.092	0.722	0.631	0.579	0.546	0.886	0.62
		Rotation Forest	(150, 200)	0.62	0.095	0.747	0.62	0.565	0.539	0.883	0.62
		MLP(sklearn)	(150, 200)	0.583	0.105	0.614	0.583	0.58	0.492	0.881	0.63
		J48	(150, 200)	0.603	0.099	0.749	0.603	0.539	0.516	0.867	0.57
		MHLDTForest	(150, 200)	0.62	0.095	0.683	0.62	0.563	0.521	0.837	0.60
		PBC4cip	(150, 200)	0.616	0.096	0.694	0.616	0.558	0.522	0.835	0.48
		GNB(sklearn)	(150, 200)	0.447	0.139	0.576	0.447	0.392	0.351	0.818	0.53
		Bagging	(150, 200)	0.595	0.101	?	0.595	?	?	0.870	0.57
		Random Forest	(100, 200)	0.638	0.091	0.758	0.638	0.586	0.558	0.883	0.62
		Rotation Forest	(100, 200)	0.642	0.090	0.771	0.642	0.585	0.560	0.883	0.62
		J48	(100, 200)	0.639	0.090	0.767	0.639	0.582	0.556	0.875	0.59
		MLP(sklearn)	(100, 200)	0.598	0.101	0.568	0.598	0.557	0.485	0.870	0.60
		PBC4cip	(100, 200)	0.638	0.091	0.764	0.638	0.579	0.546	0.835	0.49
		GNB(sklearn)	(100, 200)	0.483	0.130	0.524	0.483	0.427	0.366	0.814	0.51
		Bagging	(100, 200)	0.631	0.092	?	0.631	?	?	0.880	0.60
		MHLDTForest	(100, 200)	0.626	0.094	?	0.626	?	?	0.813	0.57
		Random Forest	(50, 150)	0.594	0.102	0.585	0.594	0.566	0.486	0.878	0.63
		MLP(sklearn)	(50, 150)	0.595	0.101	0.589	0.595	0.572	0.489	0.878	0.62
		Rotation Forest	(50, 150)	0.602	0.100	0.556	0.602	0.553	0.483	0.877	0.61
		Bagging	(50, 150)	0.594	0.102	0.581	0.594	0.559	0.483	0.874	0.61
		J48	(50, 150)	0.610	0.098	0.584	0.610	0.559	0.498	0.868	0.58
	GNB(sklearn)	(50, 150)	0.492	0.127	0.560	0.492	0.450	0.386	0.846	0.56	
	PBC4cip	(50, 150)	0.607	0.098	0.549	0.607	0.554	0.485	0.814	0.48	
	MHLDTForest	(50, 150)	0.604	0.099	0.553	0.604	0.553	0.485	0.810	0.57	



Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precisio n	Recal l	F-1	MCC	AUC	PRC	
(Y)	Random Forest	(100, 150)	0.591	0.103	0.652	0.591	0.581	0.508	0.858	0.61	
	Rotation Forest	(100, 150)	0.584	0.104	0.634	0.584	0.571	0.494	0.857	0.60	
	MLP(sklearn)	(100, 150)	0.578	0.106	0.609	0.578	0.574	0.484	0.855	0.61	
	Bagging	(100, 150)	0.544	0.114	0.568	0.544	0.536	0.438	0.851	0.59	
	J48	(100, 150)	0.571	0.108	0.636	0.571	0.564	0.483	0.848	0.58	
	GNB(sklearn)	(100, 150)	0.544	0.114	0.637	0.544	0.549	0.467	0.828	0.57	
	PBC4cip	(100, 150)	0.564	0.109	0.589	0.564	0.568	0.466	0.828	0.49	
	MHLDTForest	(100, 150)	0.574	0.107	0.584	0.574	0.572	0.471	0.823	0.59	
	Random Forest	(150, 200)	0.632	0.092	0.683	0.632	0.63	0.561	0.888	0.68	
	MLP(sklearn)	(150, 200)	0.598	0.101	0.697	0.598	0.612	0.540	0.886	0.69	
	Rotation Forest	(150, 200)	0.62	0.095	0.672	0.620	0.616	0.546	0.884	0.67	
	Bagging	(150, 200)	0.592	0.102	0.644	0.592	0.587	0.511	0.874	0.63	
	J48	(150, 200)	0.566	0.109	0.646	0.566	0.552	0.486	0.863	0.59	
	MHLDTForest	(150, 200)	0.622	0.095	0.671	0.622	0.62	0.547	0.840	0.64	
	GNB(sklearn)	(150, 200)	0.528	0.118	0.699	0.528	0.505	0.476	0.840	0.60	
	PBC4cip	(150, 200)	0.619	0.095	0.664	0.619	0.616	0.542	0.815	0.44	
	MLP(sklearn)	(100, 200)	0.636	0.091	0.729	0.636	0.626	0.576	0.870	0.65	
	Random Forest	(100, 200)	0.646	0.089	0.723	0.646	0.628	0.582	0.867	0.64	
	Rotation Forest	(100, 200)	0.644	0.089	0.709	0.644	0.627	0.576	0.864	0.62	
	Bagging	(100, 200)	0.607	0.099	0.680	0.607	0.592	0.534	0.857	0.62	
	J48	(100, 200)	0.631	0.093	0.697	0.631	0.612	0.560	0.854	0.59	
	GNB(sklearn)	(100, 200)	0.548	0.113	0.662	0.548	0.541	0.48	0.831	0.58	
	PBC4cip	(100, 200)	0.624	0.094	0.694	0.624	0.609	0.554	0.818	0.47	
	MHLDTForest	(100, 200)	0.635	0.092	0.704	0.635	0.619	0.566	0.804	0.60	
	MLP(sklearn)	(50, 150)	0.634	0.092	0.678	0.634	0.598	0.550	0.857	0.61	
	Random Forest	(50, 150)	0.628	0.093	0.665	0.628	0.594	0.542	0.849	0.60	
	Rotation Forest	(50, 150)	0.619	0.096	0.644	0.619	0.581	0.526	0.845	0.59	
Bagging	(50, 150)	0.612	0.097	0.644	0.612	0.58	0.522	0.843	0.59		
J48	(50, 150)	0.622	0.095	0.665	0.622	0.589	0.536	0.837	0.57		
PBC4cip	(50, 150)	0.620	0.095	0.693	0.620	0.582	0.537	0.833	0.57		
GNB(sklearn)	(50, 150)	0.528	0.118	0.555	0.528	0.467	0.428	0.832	0.57		
MHLDTForest	(50, 150)	0.626	0.094	0.696	0.626	0.581	0.538	0.823	0.59		



Tabla 28. Resultados de clasificadores del AUC en el dataset [14] usando BoW

AUC	D-1	D-2	D-3	D-4
Clasificadores	(K=100, L=150)	(K=150, L=200)	(K=100, L=200)	(K=50, L=150)
Acelerómetro, combinación de los ejes X,Y,Z				
MHLDForest	0.778	0.776	0.746	0.716
Random Forest	0.855	0.853	0.835	0.817
Rotation Forest	0.855	0.854	0.834	0.815
PBC4cip	0.713	0.748	0.694	0.672
Bagging	0.843	0.839	0.825	0.812
J48	0.836	0.835	0.818	0.803
MLP(sklearn)	0.838	0.833	0.827	0.813
GNB(sklearn)	0.675	0.675	0.662	0.669
Acelerómetro, combinación de los ejes X,Y				
MHLDForest	0.797	0.828	0.816	0.816
Random Forest	0.898	0.907	0.892	0.887
Rotation Forest	0.894	0.904	0.888	0.884
PBC4cip	0.803	0.823	0.793	0.789
Bagging	0.880	0.888	0.872	0.878
J48	0.876	0.891	0.878	0.875
MLP	0.885	0.882	0.879	0.884
GNB(sklearn)	0.718	0.709	0.714	0.724
Acelerómetro, norma de $\ X, Y\ _2$				
MHLDForest	0.876	0.876	0.874	0.871
Random Forest	0.896	0.899	0.897	0.883
Rotation Forest	0.899	0.898	0.899	0.890
PBC4cip	0.905	0.921	0.902	0.846
Bagging	0.882	0.882	0.885	0.885
J48	0.876	0.868	0.879	0.872
MLP	0.911	0.913	0.917	0.892
GNB(sklearn)	0.862	0.891	0.890	0.853
Acelerómetro eje X				
MHLDForest	0.839	0.837	0.813	0.810
Random Forest	0.872	0.886	0.883	0.878
Rotation Forest	0.874	0.883	0.883	0.877
PBC4cip	0.810	0.835	0.835	0.814
Bagging	0.869	0.870	0.880	0.874
J48	0.867	0.867	0.875	0.868
MLP	0.863	0.881	0.870	0.878
GNB(sklearn)	0.821	0.818	0.814	0.846
Acelerómetro eje Y				
MHLDForest	0.823	0.840	0.804	0.823
Random Forest	0.858	0.888	0.867	0.849



Rotation Forest	0.857	0.884	0.864	0.845
PBC4cip	0.828	0.815	0.818	0.833
Bagging	0.851	0.874	0.857	0.843
J48	0.848	0.863	0.854	0.837
MLP	0.855	0.886	0.870	0.857
GNB(sklearn)	0.828	0.840	0.831	0.832

Resumen de mejores resultados:

Tabla 29. Resultados sobre la norma $\|X, Y\|_2$ y el eje X , al aplicar el filtro ADLF en [14]

	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
$\ X, Y\ _2$	MLP(sklearn)	(100, 150)	0.778	0.055	0.779	0.778	0.776	0.723	0.950	0.850
	GNB(sklearn)	(100, 150)	0.773	0.057	0.774	0.773	0.771	0.716	0.941	0.836
	Bagging	(100, 150)	0.758	0.061	0.756	0.758	0.754	0.696	0.941	0.823
	Rotation	(100, 150)	0.766	0.059	0.767	0.766	0.763	0.707	0.936	0.795
	Random	(100, 150)	0.747	0.063	0.745	0.747	0.744	0.683	0.930	0.808
	PBC4cip	(100, 150)	0.743	0.064	0.741	0.743	0.739	0.678	0.905	0.772
	J48	(100, 150)	0.765	0.059	0.769	0.765	0.761	0.707	0.904	0.715
	MHLDTFore	(100, 150)	0.737	0.066	0.732	0.737	0.733	0.668	0.857	0.646
	MLP(sklearn)	(150, 200)	0.829	0.043	0.828	0.829	0.828	0.786	0.971	0.91
	GNB(sklearn)	(150, 200)	0.821	0.045	0.821	0.821	0.820	0.776	0.964	0.900
	Bagging	(150, 200)	0.811	0.047	0.810	0.811	0.809	0.763	0.958	0.872
	Rotation	(150, 200)	0.822	0.044	0.821	0.822	0.820	0.777	0.947	0.828
	Random	(150, 200)	0.807	0.048	0.805	0.807	0.805	0.758	0.947	0.861
	J48	(150, 200)	0.813	0.047	0.811	0.813	0.81	0.765	0.926	0.768
	PBC4cip	(150, 200)	0.805	0.049	0.803	0.805	0.801	0.755	0.921	0.828
	MHLDTFore	(150, 200)	0.803	0.049	0.802	0.803	0.801	0.753	0.883	0.698
	MLP(sklearn)	(100, 200)	0.789	0.053	0.787	0.789	0.786	0.735	0.953	0.857
	GNB(sklearn)	(100, 200)	0.787	0.053	0.787	0.787	0.785	0.734	0.943	0.847
	Bagging	(100, 200)	0.781	0.055	0.781	0.781	0.776	0.725	0.938	0.814
	Random	(100, 200)	0.762	0.060	0.760	0.762	0.757	0.701	0.928	0.798
	Rotation	(100, 200)	0.785	0.054	0.787	0.785	0.781	0.731	0.925	0.769
	J48	(100, 200)	0.787	0.053	0.791	0.787	0.782	0.735	0.906	0.719
	PBC4cip	(100, 200)	0.754	0.062	0.751	0.754	0.749	0.691	0.901	0.754
	MHLDTFore	(100, 200)	0.754	0.062	0.751	0.754	0.749	0.691	0.854	0.635
	MLP(sklearn)	(50, 150)	0.734	0.066	0.733	0.734	0.731	0.667	0.915	0.755



X, Y ₂	GNB(sklearn)	(50, 150)	0.725	0.069	0.724	0.725	0.722	0.655	0.905	0.744
	Bagging	(50, 150)	0.741	0.065	0.739	0.741	0.736	0.674	0.905	0.721
	Rotation	(50, 150)	0.747	0.063	0.746	0.747	0.743	0.683	0.898	0.713
	Random	(50, 150)	0.734	0.067	0.73	0.734	0.73	0.665	0.894	0.716
	J48	(50, 150)	0.743	0.064	0.742	0.743	0.739	0.678	0.884	0.666
	PBC4cip	(50, 150)	0.721	0.070	0.717	0.721	0.715	0.648	0.866	0.659
	MHLDTFore	(50, 150)	0.722	0.070	0.716	0.722	0.716	0.649	0.831	0.591
Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
(X)	MLP(sklearn)	(100, 150)	0.652	0.087	0.666	0.652	0.647	0.571	0.902	0.696
	Bagging	(100, 150)	0.655	0.086	0.677	0.655	0.621	0.572	0.892	0.668
	Random	(100, 150)	0.652	0.087	0.677	0.652	0.621	0.571	0.890	0.674
	Rotation	(100, 150)	0.655	0.086	0.718	0.655	0.602	0.569	0.887	0.649
	GNB(sklearn)	(100, 150)	0.635	0.091	0.614	0.635	0.585	0.531	0.883	0.641
	J48	(100, 150)	0.651	0.087	0.665	0.651	0.615	0.564	0.875	0.587
	PBC4cip	(100, 150)	0.655	0.086	0.744	0.655	0.605	0.577	0.858	0.602
	MHLDTFore	(100, 150)	0.654	0.087	0.717	0.654	0.605	0.572	0.784	0.537
	MLP(sklearn)	(150, 200)	0.701	0.075	0.801	0.701	0.655	0.636	0.920	0.74
	Random	(150, 200)	0.701	0.075	0.795	0.701	0.661	0.642	0.914	0.727
	Bagging	(150, 200)	0.701	0.075	0.791	0.701	0.656	0.637	0.913	0.718
	Rotation	(150, 200)	0.695	0.076	0.786	0.695	0.651	0.631	0.910	0.702
	GNB(sklearn)	(150, 200)	0.683	0.079	0.692	0.683	0.676	0.607	0.909	0.694
	J48	(150, 200)	0.693	0.077	0.769	0.693	0.648	0.625	0.900	0.656
	PBC4cip	(150, 200)	0.701	0.075	0.808	0.701	0.660	0.644	0.885	0.654
	MHLDTFore	(150, 200)	0.698	0.076	0.810	0.698	0.659	0.643	0.810	0.587
	MLP(sklearn)	(100, 200)	0.674	0.082	0.792	0.674	0.619	0.596	0.908	0.706
	Bagging	(100, 200)	0.666	0.084	0.784	0.666	0.613	0.589	0.903	0.691
	GNB(sklearn)	(100, 200)	0.674	0.082	0.757	0.674	0.62	0.597	0.901	0.689
	Random	(100, 200)	0.666	0.084	0.784	0.666	0.619	0.598	0.899	0.692
	Rotation	(100, 200)	0.670	0.083	0.762	0.670	0.620	0.597	0.899	0.672
	J48	(100, 200)	0.668	0.083	0.753	0.668	0.616	0.591	0.889	0.628
	PBC4cip	(100, 200)	0.667	0.083	0.786	0.667	0.621	0.600	0.841	0.566
	MHLDTFore	(100, 200)	0.662	0.085	0.780	0.662	0.615	0.593	0.790	0.542
	MLP(sklearn)	(50, 150)	0.632	0.092	0.622	0.632	0.597	0.531	0.893	0.664
J48	(50, 150)	0.668	0.083	0.753	0.668	0.616	0.591	0.889	0.628	
Bagging	(50, 150)	0.615	0.096	0.607	0.615	0.585	0.513	0.885	0.653	
Rotation	(50, 150)	0.616	0.096	0.544	0.616	0.562	0.499	0.884	0.639	
Random	(50, 150)	0.604	0.099	0.596	0.604	0.576	0.5	0.883	0.646	
GNB(sklearn)	(50, 150)	0.624	0.094	?	0.624	?	?	0.880	0.633	



	PBC4cip	(50, 150)	0.612	0.097	0.594	0.612	0.564	0.503	0.837	0.564
	MHLDTFore	(50, 150)	0.618	0.096	0.606	0.618	0.570	0.512	0.761	0.490

ANEXO 5. Resultado de la experimentación con la metodología de Ferreira et al. [10] en el dataset propuesto por Bejani y Ghatte [13].

Se utilizaron los mismos parámetros de optimización expuestos en el Anexo 2.

Tabla 30. Resultados de clasificadores en el dataset de Bejani y Ghatte [36]

Clasificadores	nf	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
Acelerómetro, nf = 2									
MHLDForest	2	0.567	0.246	0.558	0.567	0.551	0.336	0.766	0.600
Random Forest	2	0.562	0.249	0.555	0.562	0.548	0.330	0.763	0.598
Rotation Forest	2	0.569	0.245	0.560	0.569	0.554	0.341	0.769	0.605
PBC4cip	2	0.497	0.163	0.563	0.497	0.508	0.329	0.764	0.594
Bagging	2	0.557	0.255	0.552	0.557	0.538	0.321	0.759	0.589
J48	2	0.475	0.258	0.469	0.475	0.472	0.219	0.615	0.407
MLP	2	0.518	0.261	0.503	0.518	0.504	0.265	0.696	0.488
GNB(sklearn)	2	0.339	0.213	0.425	0.339	0.331	0.123	0.615	0.410
Acelerómetro, nf = 4									
MHLDForest	4	0.628	0.214	0.623	0.628	0.614	0.432	0.836	0.702
Random Forest	4	0.630	0.212	0.624	0.630	0.618	0.435	0.828	0.692
Rotation Forest	4	0.641	0.201	0.635	0.641	0.631	0.455	0.838	0.704
PBC4cip	4	0.568	0.137	0.633	0.568	0.578	0.425	0.821	0.680
Bagging	4	0.612	0.218	0.605	0.612	0.600	0.410	0.814	0.667
J48	4	0.524	0.229	0.524	0.524	0.524	0.296	0.657	0.443
MLP	4	0.527	0.249	0.515	0.527	0.518	0.284	0.704	0.504
GNB(sklearn)	4	0.355	0.197	0.456	0.355	0.350	0.158	0.632	0.431
Acelerómetro, nf = 6									
MHLDForest	6	0.713	0.167	0.715	0.713	0.705	0.566	0.895	0.794
Random Forest	6	0.703	0.171	0.702	0.703	0.694	0.550	0.885	0.777
Rotation Forest	6	0.715	0.158	0.710	0.715	0.707	0.571	0.897	0.797
PBC4cip	6	0.627	0.115	0.688	0.627	0.637	0.505	0.867	0.627
Bagging	6	0.670	0.188	0.666	0.670	0.659	0.500	0.863	0.740
J48	6	0.587	0.194	0.587	0.587	0.587	0.392	0.717	0.514
MLP	6	0.566	0.220	0.561	0.566	0.561	0.349	0.741	0.558
GNB(sklearn)	6	0.364	0.191	0.469	0.364	0.36	0.173	0.644	0.444
Acelerómetro, nf = 7									
MHLDForest	7	0.754	0.143	0.755	0.754	0.746	0.630	0.918	0.836
Random Forest	7	0.731	0.155	0.731	0.731	0.724	0.595	0.907	0.814
Rotation Forest	7	0.750	0.140	0.748	0.750	0.743	0.625	0.920	0.836



PBC4cip	7	0.655	0.101	0.720	0.655	0.664	0.546	0.887	0.782
Bagging	7	0.686	0.176	0.682	0.686	0.677	0.526	0.881	0.770
J48	7	0.613	0.183	0.613	0.613	0.613	0.430	0.730	0.527
MLP	7	0.573	0.220	0.566	0.573	0.567	0.358	0.751	0.569
GNB(sklearn)	7	0.365	0.191	0.469	0.365	0.360	0.173	0.649	0.450
Acelerómetro, nf = 8									
MHLDForest	8	0.786	0.125	0.787	0.786	0.780	0.679	0.937	0.869
Random Forest	8	0.760	0.135	0.759	0.760	0.754	0.641	0.925	0.845
Rotation Forest	8	0.779	0.125	0.779	0.779	0.774	0.670	0.938	0.870
PBC4cip	8	0.674	0.094	0.737	0.674	0.683	0.572	0.901	0.807
Bagging	8	0.710	0.167	0.708	0.710	0.700	0.561	0.895	0.793
J48	8	0.619	0.178	0.619	0.619	0.619	0.441	0.736	0.534
MLP	8	0.607	0.199	0.601	0.607	0.602	0.413	0.781	0.608
GNB(sklearn)	8	0.367	0.191	0.469	0.367	0.363	0.175	0.654	0.456
Acelerómetro, nf = 9									
MHLDForest	9	0.809	0.111	0.810	0.809	0.803	0.714	0.951	0.895
Random Forest	9	0.783	0.126	0.784	0.783	0.776	0.675	0.939	0.871
Rotation Forest	9	0.805	0.112	0.806	0.805	0.800	0.709	0.951	0.895
PBC4cip	9	0.698	0.085	0.759	0.698	0.707	0.604	0.914	0.830
Bagging	9	0.731	0.153	0.730	0.731	0.723	0.595	0.906	0.814
J48	9	0.637	0.172	0.637	0.637	0.637	0.465	0.758	0.562
MLP	9	0.626	0.181	0.624	0.626	0.625	0.446	0.800	0.638
GNB(sklearn)	9	0.372	0.188	0.474	0.372	0.368	0.183	0.658	0.461
Acelerómetro, nf = 10									
MHLDForest	10	0.837	0.096	0.839	0.837	0.833	0.757	0.962	0.918
Random Forest	10	0.806	0.112	0.807	0.806	0.801	0.711	0.950	0.891
Rotation Forest	10	0.832	0.094	0.832	0.832	0.828	0.750	0.960	0.912
PBC4cip	10	0.722	0.076	0.782	0.722	0.731	0.638	0.926	0.853
Bagging	10	0.746	0.146	0.746	0.746	0.739	0.619	0.916	0.830
J48	10	0.651	0.165	0.651	0.651	0.651	0.486	0.755	0.562
MLP	10	0.660	0.169	0.657	0.660	0.657	0.494	0.828	0.681
GNB(sklearn)	10	0.373	0.188	0.471	0.373	0.367	0.181	0.662	0.466
Acelerómetro, nf = 11									
MHLDForest	11	0.857	0.082	0.859	0.857	0.855	0.788	0.970	0.934
Random Forest	11	0.828	0.099	0.830	0.828	0.824	0.744	0.959	0.908
Rotation Forest	11	0.851	0.083	0.851	0.851	0.848	0.779	0.968	0.928
PBC4cip	11	0.741	0.067	0.801	0.741	0.751	0.665	0.936	0.871
Bagging	11	0.761	0.136	0.761	0.761	0.755	0.642	0.923	0.844
J48	11	0.673	0.159	0.671	0.673	0.672	0.516	0.772	0.581
MLP	11	0.695	0.154	0.691	0.695	0.692	0.546	0.847	0.710
GNB(sklearn)	11	0.378	0.185	0.478	0.378	0.374	0.19	0.665	0.47
Magnetómetro, nf = 2									
MHLDForest	2	0.817	0.086	0.817	0.817	0.813	0.738	0.964	0.902



Random Forest	2	0.806	0.093	0.805	0.806	0.800	0.721	0.960	0.893
Rotation Forest	2	0.820	0.085	0.820	0.820	0.815	0.743	0.961	0.897
PBC4cip	2	0.792	0.068	0.811	0.792	0.797	0.717	0.955	0.884
Bagging	2	0.772	0.111	0.775	0.772	0.762	0.673	0.944	0.857
J48	2	0.736	0.115	0.733	0.736	0.734	0.623	0.851	0.657
MLP	2	0.740	0.114	0.736	0.740	0.734	0.630	0.910	0.788
GNB(sklearn)	2	0.602	0.124	0.661	0.602	0.616	0.476	0.848	0.687
Magnetómetro, nf = 4									
MHLDForest	4	0.855	0.068	0.855	0.855	0.852	0.793	0.975	0.932
Random Forest	4	0.844	0.074	0.845	0.844	0.841	0.777	0.972	0.923
Rotation Forest	4	0.849	0.070	0.848	0.849	0.846	0.785	0.973	0.926
PBC4cip	4	0.818	0.060	0.832	0.818	0.822	0.751	0.965	0.908
Bagging	4	0.795	0.099	0.799	0.795	0.787	0.707	0.954	0.879
J48	4	0.764	0.102	0.761	0.764	0.762	0.665	0.868	0.707
MLP	4	0.744	0.108	0.742	0.744	0.740	0.638	0.916	0.796
GNB(sklearn)	4	0.595	0.115	0.674	0.595	0.609	0.48	0.851	0.688
Magnetómetro, nf = 6									
MHLDForest	6	0.887	0.054	0.887	0.887	0.885	0.839	0.983	0.952
Random Forest	6	0.863	0.064	0.863	0.863	0.861	0.804	0.979	0.943
Rotation Forest	6	0.872	0.060	0.871	0.872	0.870	0.817	0.980	0.944
PBC4cip	6	0.845	0.049	0.859	0.845	0.849	0.788	0.973	0.929
Bagging	6	0.807	0.093	0.811	0.807	0.801	0.724	0.961	0.897
J48	6	0.784	0.091	0.784	0.784	0.784	0.693	0.876	0.727
MLP	6	0.759	0.104	0.756	0.759	0.755	0.659	0.919	0.804
GNB(sklearn)	6	0.592	0.114	0.676	0.592	0.606	0.479	0.853	0.684
Magnetómetro, nf = 7									
MHLDForest	7	0.900	0.046	0.900	0.900	0.899	0.858	0.986	0.960
Random Forest	7	0.881	0.058	0.881	0.881	0.879	0.830	0.982	0.952
Rotation Forest	7	0.885	0.053	0.884	0.885	0.883	0.836	0.983	0.952
PBC4cip	7	0.858	0.045	0.869	0.858	0.861	0.805	0.976	0.937
Bagging	7	0.814	0.088	0.817	0.814	0.81	0.734	0.964	0.905
J48	7	0.789	0.091	0.788	0.789	0.788	0.699	0.877	0.733
MLP	7	0.764	0.096	0.763	0.764	0.763	0.668	0.927	0.818
GNB(sklearn)	7	0.593	0.111	0.681	0.593	0.607	0.484	0.853	0.684
Magnetómetro, nf = 8									
MHLDForest	8	0.912	0.043	0.912	0.912	0.910	0.874	0.988	0.966
Random Forest	8	0.894	0.051	0.893	0.894	0.892	0.848	0.985	0.959
Rotation Forest	8	0.888	0.052	0.888	0.888	0.886	0.840	0.985	0.959
PBC4cip	8	0.864	0.043	0.874	0.864	0.866	0.812	0.978	0.942
Bagging	8	0.807	0.093	0.811	0.807	0.801	0.724	0.961	0.897
J48	8	0.800	0.083	0.800	0.800	0.800	0.718	0.884	0.742
MLP	8	0.781	0.089	0.781	0.781	0.781	0.694	0.929	0.823
GNB(sklearn)	8	0.590	0.109	0.683	0.590	0.604	0.482	0.853	0.684



Magnetómetro, nf = 9									
MHLDForest	9	0.916	0.040	0.915	0.916	0.915	0.880	0.990	0.972
Random Forest	9	0.901	0.048	0.900	0.901	0.899	0.858	0.987	0.964
Rotation Forest	9	0.899	0.047	0.899	0.899	0.897	0.856	0.988	0.966
PBC4cip	9	0.874	0.040	0.884	0.874	0.876	0.826	0.980	0.950
Bagging	9	0.828	0.083	0.832	0.828	0.824	0.754	0.969	0.919
J48	9	0.813	0.08	0.813	0.813	0.813	0.733	0.887	0.752
MLP	9	0.795	0.085	0.794	0.795	0.794	0.712	0.932	0.831
GNB(sklearn)	9	0.586	0.107	0.686	0.586	0.601	0.481	0.853	0.681
Magnetómetro, nf = 10									
MHLDForest	10	0.925	0.036	0.925	0.925	0.924	0.893	0.991	0.976
Random Forest	10	0.906	0.045	0.906	0.906	0.904	0.866	0.989	0.968
Rotation Forest	10	0.912	0.041	0.912	0.912	0.911	0.874	0.990	0.971
PBC4cip	10	0.882	0.037	0.891	0.882	0.884	0.837	0.982	0.954
Bagging	10	0.832	0.081	0.835	0.832	0.829	0.758	0.971	0.926
J48	10	0.812	0.080	0.811	0.812	0.812	0.733	0.887	0.746
MLP	10	0.803	0.085	0.801	0.803	0.801	0.722	0.941	0.847
GNB(sklearn)	10	0.585	0.107	0.688	0.585	0.600	0.481	0.852	0.679
Magnetómetro, nf = 11									
MHLDForest	11	0.928	0.034	0.928	0.928	0.927	0.898	0.993	0.980
Random Forest	11	0.917	0.040	0.917	0.917	0.916	0.881	0.990	0.971
Rotation Forest	11	0.913	0.041	0.912	0.913	0.912	0.875	0.990	0.973
PBC4cip	11	0.883	0.035	0.893	0.883	0.885	0.839	0.984	0.958
Bagging	11	0.839	0.079	0.841	0.839	0.835	0.768	0.973	0.930
J48	11	0.818	0.079	0.816	0.818	0.817	0.741	0.892	0.760
MLP	11	0.814	0.051	0.845	0.814	0.820	0.752	0.960	0.913
GNB(sklearn)	11	0.584	0.106	0.690	0.584	0.600	0.482	0.852	0.676
Acelerómetro- Magnetómetro-Combinado, nf = 2									
MHLDForest	2	0.697	0.163	0.694	0.697	0.689	0.547	0.890	0.788
Random Forest	2	0.687	0.169	0.683	0.687	0.678	0.530	0.885	0.778
Rotation Forest	2	0.693	0.165	0.690	0.693	0.686	0.541	0.886	0.781
PBC4cip	2	0.650	0.114	0.697	0.650	0.661	0.531	0.880	0.769
Bagging	2	0.667	0.182	0.664	0.667	0.654	0.500	0.871	0.749
J48	2	0.604	0.181	0.602	0.604	0.603	0.424	0.745	0.527
MLP	2	0.595	0.250	0.586	0.595	0.561	0.371	0.798	0.639
GNB(sklearn)	2	0.406	0.153	0.574	0.406	0.432	0.280	0.663	0.520
Acelerómetro- Magnetómetro-Combinado, nf = 4									
MHLDForest	4	0.746	0.140	0.744	0.746	0.739	0.621	0.922	0.842
Random Forest	4	0.735	0.145	0.734	0.735	0.728	0.604	0.917	0.832
Rotation Forest	4	0.740	0.138	0.737	0.740	0.734	0.613	0.919	0.835
PBC4cip	4	0.698	0.096	0.739	0.698	0.707	0.594	0.906	0.811
Bagging	4	0.703	0.161	0.700	0.703	0.694	0.556	0.897	0.792
J48	4	0.645	0.163	0.644	0.645	0.644	0.483	0.765	0.557



MLP	4	0.605	0.235	0.591	0.605	0.578	0.392	0.810	0.652
GNB(sklearn)	4	0.387	0.142	0.592	0.387	0.415	0.281	0.662	0.525
Acelerómetro- Magnetómetro-Combinado, nf = 6									
MHLDForest	6	0.797	0.111	0.796	0.797	0.792	0.698	0.947	0.888
Random Forest	6	0.783	0.119	0.782	0.783	0.778	0.677	0.942	0.875
Rotation Forest	6	0.786	0.115	0.784	0.786	0.781	0.682	0.944	0.879
PBC4cip	6	0.737	0.081	0.775	0.737	0.744	0.647	0.928	0.849
Bagging	6	0.741	0.140	0.739	0.741	0.733	0.614	0.919	0.830
J48	6	0.679	0.143	0.680	0.679	0.679	0.536	0.784	0.586
MLP	6	0.615	0.227	0.603	0.615	0.592	0.408	0.817	0.666
GNB(sklearn)	6	0.380	0.139	0.602	0.380	0.409	0.283	0.661	0.525
Acelerómetro- Magnetómetro-Combinado, nf = 7									
MHLDForest	7	0.817	0.101	0.816	0.817	0.812	0.728	0.958	0.907
Random Forest	7	0.808	0.106	0.808	0.808	0.804	0.715	0.952	0.895
Rotation Forest	7	0.810	0.101	0.809	0.810	0.806	0.719	0.955	0.899
PBC4cip	7	0.754	0.075	0.789	0.754	0.761	0.669	0.936	0.867
Bagging	7	0.758	0.131	0.756	0.758	0.751	0.639	0.929	0.848
J48	7	0.712	0.132	0.712	0.712	0.712	0.580	0.810	0.633
MLP	7	0.621	0.220	0.614	0.621	0.605	0.422	0.824	0.679
GNB(sklearn)	7	0.375	0.137	0.605	0.375	0.403	0.281	0.659	0.523
Acelerómetro- Magnetómetro-Combinado, nf = 8									
MHLDForest	8	0.845	0.086	0.845	0.845	0.842	0.771	0.967	0.925
Random Forest	8	0.823	0.097	0.824	0.823	0.819	0.738	0.960	0.910
Rotation Forest	8	0.830	0.091	0.829	0.830	0.826	0.749	0.963	0.916
PBC4cip	8	0.773	0.068	0.807	0.773	0.779	0.695	0.944	0.882
Bagging	8	0.770	0.125	0.770	0.770	0.764	0.659	0.936	0.860
J48	8	0.722	0.127	0.721	0.722	0.721	0.595	0.820	0.646
MLP	8	0.626	0.221	0.618	0.626	0.607	0.428	0.825	0.682
GNB(sklearn)	8	0.371	0.136	0.608	0.371	0.398	0.28	0.658	0.520
Acelerómetro- Magnetómetro-Combinado, nf = 9									
MHLDForest	9	0.860	0.077	0.860	0.860	0.857	0.794	0.973	0.937
Random Forest	9	0.845	0.086	0.846	0.845	0.841	0.771	0.967	0.925
Rotation Forest	9	0.858	0.076	0.858	0.858	0.855	0.791	0.970	0.932
PBC4cip	9	0.786	0.062	0.820	0.786	0.792	0.713	0.951	0.894
Bagging	9	0.795	0.085	0.794	0.795	0.794	0.712	0.932	0.831
J48	9	0.742	0.120	0.741	0.742	0.741	0.623	0.835	0.674
MLP	9	0.637	0.215	0.631	0.637	0.620	0.447	0.835	0.696
GNB(sklearn)	9	0.368	0.135	0.611	0.368	0.395	0.280	0.657	0.521
Acelerómetro- Magnetómetro-Combinado, nf = 10									
MHLDForest	10	0.879	0.066	0.879	0.879	0.876	0.822	0.978	0.948
Random Forest	10	0.855	0.080	0.855	0.855	0.852	0.786	0.971	0.933
Rotation Forest	10	0.871	0.068	0.871	0.871	0.869	0.812	0.975	0.941
PBC4cip	10	0.800	0.056	0.834	0.800	0.806	0.734	0.957	0.906



Bagging	10	0.797	0.109	0.797	0.797	0.792	0.700	0.947	0.882
J48	10	0.749	0.115	0.749	0.749	0.749	0.635	0.839	0.680
MLP	10	0.636	0.213	0.630	0.636	0.620	0.445	0.838	0.705
GNB(sklearn)	10	0.365	0.134	0.615	0.365	0.391	0.279	0.656	0.519
Acelerómetro- Magnetómetro-Combinado, nf = 11									
MHLDForest	11	0.891	0.058	0.891	0.891	0.890	0.841	0.982	0.956
Random Forest	11	0.876	0.067	0.877	0.876	0.874	0.818	0.976	0.944
Rotation Forest	11	0.880	0.063	0.879	0.880	0.878	0.825	0.979	0.949
PBC4cip	11	0.814	0.051	0.845	0.814	0.820	0.752	0.960	0.913
Bagging	11	0.806	0.105	0.807	0.806	0.801	0.714	0.951	0.889
J48	11	0.758	0.109	0.757	0.758	0.757	0.649	0.843	0.681
MLP	11	0.649	0.209	0.647	0.649	0.634	0.465	0.847	0.723
GNB(sklearn)	11	0.363	0.133	0.617	0.363	0.390	0.279	0.655	0.518

Resumen de resultados de la métrica AUC

Tabla 31. Resultados de clasificadores del AUC en el dataset de Ghattee [36]

AUC	D-1	D-2	D-3	D-4	D-5	D-6	D-7	D-8
Clasificadores	nf=2	nf=4	nf=6	nf=7	nf=8	nf=9	nf=10	nf=11
Acelerómetro								
MHLDForest	0.766	0.836	0.895	0.918	0.937	0.951	0.962	0.970
Random Forest	0.763	0.828	0.885	0.907	0.925	0.939	0.950	0.959
Rotation Forest	0.769	0.838	0.897	0.920	0.938	0.951	0.960	0.968
PBC4cip	0.764	0.821	0.867	0.887	0.901	0.914	0.926	0.936
Bagging	0.759	0.814	0.863	0.881	0.895	0.906	0.916	0.923
J48	0.615	0.657	0.717	0.730	0.736	0.758	0.755	0.772
MLP	0.696	0.704	0.741	0.751	0.781	0.800	0.828	0.847
GNB(sklearn)	0.615	0.632	0.644	0.649	0.654	0.658	0.662	0.665
Magnetómetro								
MHLDForest	0.964	0.975	0.983	0.986	0.988	0.990	0.991	0.993
Random Forest	0.960	0.972	0.979	0.982	0.985	0.987	0.989	0.990
Rotation Forest	0.961	0.973	0.980	0.983	0.985	0.988	0.990	0.990
PBC4cip	0.955	0.965	0.973	0.976	0.978	0.980	0.982	0.984
Bagging	0.944	0.954	0.961	0.964	0.961	0.969	0.971	0.973
J48	0.851	0.868	0.876	0.877	0.884	0.887	0.887	0.892
MLP	0.910	0.916	0.919	0.927	0.929	0.932	0.941	0.960
GNB(sklearn)	0.848	0.851	0.853	0.853	0.853	0.853	0.852	0.852
Acelerómetro- Magnetómetro-Combinado								
MHLDForest	0.890	0.922	0.947	0.958	0.967	0.973	0.978	0.982
Random Forest	0.885	0.917	0.942	0.952	0.960	0.967	0.971	0.976
Rotation Forest	0.886	0.919	0.944	0.955	0.963	0.970	0.975	0.979



PBC4cip	0.880	0.906	0.928	0.936	0.944	0.951	0.957	0.960
Bagging	0.871	0.897	0.919	0.929	0.936	0.932	0.947	0.951
J48	0.745	0.765	0.784	0.810	0.820	0.835	0.839	0.843
MLP	0.798	0.810	0.817	0.824	0.825	0.835	0.838	0.847
GNB(sklearn)	0.663	0.662	0.661	0.659	0.658	0.657	0.656	0.655

ANEXO 6. Resultado de la experimentación de la metodología BoW en el dataset propuesto por Bejani y Ghatte [13]

Se utilizaron los mismos parámetros de optimización expuestos en el Anexo 3.

Tabla 32. Resultados de clasificadores en el dataset de Bejani et Ghatte [36] usando BoW

Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
(X, Y, Z)	MLP(sklearn)	(150,200)	0.490	0.262	0.474	0.490	0.479	0.233	0.630	0.438
	Random Forest	(150,200)	0.506	0.275	0.483	0.506	0.483	0.242	0.676	0.489
	MHLDTForest	(150,200)	0.484	0.320	0.460	0.484	0.436	0.186	0.673	0.490
	PBC4cip	(150,200)	0.283	0.126	0.608	0.283	0.278	0.213	0.627	0.404
	Bagging	(150,200)	0.488	0.327	0.450	0.488	0.431	0.186	0.669	0.486
	Rotation Forest	(150,200)	0.479	0.330	0.420	0.479	0.418	0.164	0.672	0.476
	J48	(150,200)	0.468	0.314	0.419	0.468	0.425	0.165	0.598	0.401
	GNB(sklearn)	(150,200)	0.260	0.169	0.414	0.260	0.245	0.095	0.568	0.367
	MLP(sklearn)	(150, 250)	0.468	0.264	0.451	0.468	0.456	0.206	0.661	0.454
	Random Forest	(150, 250)	0.470	0.276	0.438	0.470	0.449	0.195	0.690	0.499
	MHLDTForest	(150, 250)	0.495	0.302	0.450	0.495	0.453	0.202	0.674	0.489
	PBC4cip	(150, 250)	0.288	0.135	0.555	0.288	0.286	0.194	0.633	0.394
	Bagging	(150, 250)	0.488	0.331	0.444	0.488	0.431	0.177	0.680	0.495
	Rotation Forest	(150, 250)	0.490	0.325	0.424	0.490	0.432	0.178	0.684	0.485
	J48	(150, 250)	0.463	0.356	0.406	0.463	0.393	0.131	0.578	0.376
	GNB(sklearn)	(150, 250)	0.250	0.164	0.418	0.250	0.232	0.092	0.585	0.378
	MLP(sklearn)	(150, 300)	0.447	0.272	0.428	0.447	0.436	0.176	0.631	0.423
	Random Forest	(150, 300)	0.484	0.273	0.457	0.484	0.466	0.216	0.678	0.484
	MHLDTForest	(150, 300)	0.480	0.301	0.411	0.480	0.433	0.181	0.663	0.461
	PBC4cip	(150, 300)	0.285	0.144	0.524	0.285	0.281	0.175	0.622	0.407
	Bagging	(150, 300)	0.483	0.337	0.422	0.483	0.415	0.172	0.665	0.466
	Rotation Forest	(150, 300)	0.505	0.316	0.453	0.505	0.445	0.209	0.675	0.478
	J48	(150, 300)	0.472	0.292	0.430	0.472	0.436	0.181	0.633	0.426
	GNB(sklearn)	(150, 300)	0.230	0.172	0.382	0.230	0.210	0.060	0.569	0.369



(X, Y, Z)	MLP(sklearn)	(200, 300)	0.445	0.278	0.429	0.445	0.435	0.169	0.646	0.446
	Random Forest	(200, 300)	0.451	0.287	0.418	0.451	0.43	0.164	0.669	0.490
	MHLDTForest	(200, 300)	0.459	0.313	0.410	0.459	0.421	0.152	0.653	0.472
	PBC4cip	(200, 300)	0.261	0.138	0.554	0.261	0.256	0.174	0.597	0.377
	Bagging	(200, 300)	0.473	0.351	0.426	0.473	0.402	0.152	0.647	0.467
	Rotation Forest	(200, 300)	0.474	0.342	0.411	0.474	0.409	0.150	0.651	0.471
	J48	(200, 300)	0.436	0.436	?	0.436	?	?	0.493	0.32
	GNB(sklearn)	(200, 300)	0.261	0.188	0.405	0.261	0.27	0.083	0.591	0.381
Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
(X, Y)	MLP(sklearn)	(150, 200)	0.491	0.245	0.471	0.491	0.479	0.246	0.677	0.477
	Random Forest	(150, 200)	0.516	0.249	0.484	0.516	0.493	0.269	0.728	0.543
	MHLDTForest	(150, 200)	0.531	0.259	0.488	0.531	0.499	0.278	0.724	0.534
	PBC4cip	(150, 200)	0.307	0.151	0.534	0.307	0.318	0.194	0.680	0.468
	Bagging	(150, 200)	0.533	0.293	0.501	0.533	0.485	0.270	0.670	0.483
	Rotation Forest	(150, 200)	0.533	0.300	0.478	0.533	0.473	0.258	0.717	0.527
	J48	(150, 200)	0.519	0.294	0.466	0.519	0.466	0.246	0.627	0.427
	GNB(sklearn)	(150, 200)	0.28	0.20	0.385	0.280	0.281	0.078	0.622	0.397
	MLP(sklearn)	(150, 250)	0.497	0.244	0.477	0.497	0.484	0.254	0.704	0.495
	Random Forest	(150, 250)	0.531	0.245	0.499	0.531	0.507	0.290	0.743	0.564
	MHLDTForest	(150, 250)	0.542	0.255	0.494	0.542	0.506	0.293	0.724	0.539
	PBC4cip	(150, 250)	0.321	0.135	0.612	0.321	0.342	0.246	0.682	0.448
	Bagging	(150, 250)	0.535	0.306	0.490	0.535	0.470	0.263	0.727	0.552
	Rotation Forest	(150, 250)	0.545	0.282	0.478	0.545	0.486	0.281	0.740	0.557
	J48	(150, 250)	0.533	0.268	0.484	0.533	0.492	0.279	0.660	0.443
	GNB(sklearn)	(150, 250)	0.315	0.177	0.451	0.315	0.325	0.147	0.626	0.407
	MLP(sklearn)	(150, 300)	0.540	0.230	0.525	0.540	0.530	0.314	0.701	0.491
	Random Forest	(150, 300)	0.531	0.252	0.504	0.531	0.509	0.287	0.729	0.531
	MHLDTForest	(150, 300)	0.566	0.246	0.527	0.566	0.533	0.332	0.728	0.530
	PBC4cip	(150, 300)	0.331	0.142	0.604	0.331	0.357	0.245	0.679	0.451
	Bagging	(150, 300)	0.530	0.314	0.510	0.530	0.463	0.261	0.719	0.518
	Rotation Forest	(150, 300)	0.519	0.308	0.465	0.519	0.459	0.232	0.729	0.533
	J48	(150, 300)	0.512	0.298	0.473	0.512	0.465	0.238	0.636	0.425
	GNB(sklearn)	(150, 300)	0.303	0.187	0.419	0.303	0.294	0.114	0.653	0.411
(X, Y)	MLP(sklearn)	(200, 300)	0.488	0.249	0.472	0.488	0.478	0.24	0.698	0.51
	Random Forest	(200, 300)	0.512	0.252	0.482	0.512	0.491	0.262	0.723	0.546
	MHLDTForest	(200, 300)	0.516	0.266	0.484	0.516	0.490	0.260	0.705	0.533
	PBC4cip	(200, 300)	0.310	0.144	0.577	0.310	0.330	0.220	0.619	0.384



	Bagging	(200, 300)	0.486	0.342	0.414	0.486	0.412	0.171	0.680	0.506
	Rotation Forest	(200, 300)	0.488	0.327	0.418	0.488	0.426	0.179	0.713	0.530
	J48	(200, 300)	0.434	0.436	?	0.434	?	?	0.496	0.321
	GNB(sklearn)	(200, 300)	0.390	0.180	0.492	0.390	0.408	0.216	0.648	0.429
Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
X, Y ₂	MLP(sklearn)	(150, 200)	0.620	0.186	0.617	0.620	0.603	0.447	0.788	0.603
	Random Forest	(150, 200)	0.624	0.192	0.618	0.624	0.610	0.447	0.788	0.593
	MHLDTForest	(150, 200)	0.641	0.203	0.621	0.641	0.610	0.459	0.794	0.596
	PBC4cip	(150, 200)	0.449	0.154	0.589	0.449	0.469	0.319	0.710	0.471
	Bagging	(150, 200)	0.620	0.232	0.609	0.620	0.577	0.421	0.779	0.579
	Rotation Forest	(150, 200)	0.596	0.234	0.563	0.596	0.557	0.383	0.775	0.570
	J48	(150, 200)	0.582	0.229	0.566	0.582	0.556	0.373	0.727	0.526
	GNB(sklearn)	(150, 200)	0.321	0.157	0.485	0.321	0.309	0.170	0.720	0.479
	MLP(sklearn)	(150, 250)	0.610	0.183	0.606	0.610	0.603	0.434	0.788	0.579
	Random Forest	(150, 250)	0.624	0.191	0.613	0.624	0.609	0.445	0.791	0.589
	MHLDTForest	(150, 250)	0.638	0.196	0.611	0.638	0.609	0.455	0.789	0.587
	PBC4cip	(150, 250)	0.422	0.162	0.564	0.422	0.443	0.282	0.703	0.485
	Bagging	(150, 250)	0.613	0.225	0.581	0.613	0.571	0.410	0.772	0.568
	Rotation Forest	(150, 250)	0.645	0.192	0.619	0.645	0.615	0.466	0.795	0.603
	J48	(150, 250)	0.575	0.224	0.542	0.575	0.542	0.355	0.751	0.530
	GNB(sklearn)	(150, 250)	0.369	0.151	0.515	0.369	0.370	0.222	0.740	0.500
MLP(sklearn)	(150, 300)	0.592	0.199	0.59	0.592	0.574	0.407	0.777	0.574	
Random Forest	(150, 300)	0.599	0.208	0.588	0.599	0.576	0.410	0.784	0.575	
MHLDTForest	(150, 300)	0.652	0.196	0.607	0.652	0.609	0.469	0.780	0.581	
PBC4cip	(150, 300)	0.373	0.152	0.539	0.373	0.376	0.245	0.687	0.447	
Bagging	(150, 300)	0.627	0.228	0.563	0.627	0.568	0.415	0.770	0.556	
Rotation Forest	(150, 300)	0.631	0.227	0.565	0.631	0.569	0.422	0.796	0.592	
J48	(150, 300)	0.596	0.219	0.571	0.596	0.557	0.387	0.739	0.527	
GNB(sklearn)	(150, 300)	0.331	0.163	0.481	0.331	0.317	0.170	0.730	0.478	
X, Y ₂	MLP(sklearn)	(200, 300)	0.596	0.182	0.607	0.596	0.595	0.424	0.801	0.600
	Random Forest	(200, 300)	0.603	0.21	0.606	0.603	0.583	0.413	0.786	0.604
	MHLDTForest	(200, 300)	0.585	0.247	0.567	0.585	0.547	0.369	0.773	0.579
	PBC4cip	(200, 300)	0.449	0.174	0.558	0.449	0.465	0.291	0.649	0.423
	Bagging	(200, 300)	0.564	0.274	0.480	0.564	0.500	0.314	0.759	0.553
	Rotation Forest	(200, 300)	0.596	0.233	0.582	0.596	0.553	0.388	0.784	0.585
	J48	(200, 300)	0.589	0.229	0.586	0.589	0.552	0.385	0.708	0.485
	GNB(sklearn)	(200, 300)	0.408	0.139	0.571	0.408	0.417	0.282	0.733	0.501



Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC	
(X)	MLP(sklearn)	(150, 200)	0.582	0.176	0.587	0.582	0.575	0.413	0.838	0.663	
	Random Forest	(150, 200)	0.599	0.186	0.587	0.599	0.578	0.418	0.832	0.676	
	MHLDTForest	(150, 200)	0.613	0.194	0.585	0.613	0.581	0.425	0.811	0.649	
	PBC4cip	(150, 200)	0.397	0.111	0.691	0.397	0.432	0.355	0.759	0.509	
	Bagging	(150, 200)	0.564	0.265	0.457	0.564	0.497	0.303	0.827	0.658	
	Rotation Forest	(150, 200)	0.582	0.237	0.481	0.582	0.522	0.341	0.836	0.667	
	J48	(150, 200)	0.554	0.238	0.483	0.554	0.507	0.312	0.715	0.505	
	GNB(sklearn)	(150, 200)	0.498	0.115	0.623	0.498	0.518	0.397	0.798	0.589	
	MLP(sklearn)	(150, 250)	0.603	0.173	0.603	0.603	0.593	0.435	0.835	0.663	
	Random Forest	(150, 250)	0.592	0.196	0.554	0.592	0.562	0.394	0.820	0.658	
	MHLDTForest	(150, 250)	0.613	0.201	0.587	0.613	0.577	0.420	0.814	0.660	
	PBC4cip	(150, 250)	0.432	0.104	0.713	0.432	0.470	0.394	0.736	0.461	
	Bagging	(150, 250)	0.564	0.263	0.472	0.564	0.503	0.310	0.821	0.662	
	Rotation Forest	(150, 250)	0.613	0.220	0.542	0.613	0.554	0.397	0.842	0.673	
	J48	(150, 250)	0.592	0.209	0.549	0.592	0.554	0.384	0.730	0.514	
	GNB(sklearn)	(150, 250)	0.470	0.127	0.605	0.470	0.496	0.362	0.776	0.562	
	MLP(sklearn)	(150, 300)	0.641	0.148	0.646	0.641	0.635	0.496	0.845	0.675	
	Random Forest	(150, 300)	0.617	0.181	0.585	0.617	0.591	0.433	0.841	0.688	
	MHLDTForest	(150, 300)	0.659	0.179	0.630	0.659	0.628	0.489	0.834	0.687	
	PBC4cip	(150, 300)	0.383	0.113	0.698	0.383	0.419	0.346	0.746	0.491	
	Bagging	(150, 300)	0.596	0.257	0.543	0.596	0.545	0.370	0.816	0.669	
	Rotation Forest	(150, 300)	0.648	0.204	0.581	0.648	0.603	0.452	0.846	0.699	
	J48	(150, 300)	0.620	0.198	0.573	0.620	0.589	0.425	0.742	0.551	
	GNB(sklearn)	(150, 300)	0.519	0.110	0.657	0.519	0.550	0.430	0.794	0.594	
	MLP(sklearn)	(200, 300)	0.585	0.180	0.581	0.585	0.573	0.409	0.810	0.629	
	Random Forest	(200, 300)	0.596	0.196	0.599	0.596	0.571	0.411	0.797	0.63	
	MHLDTForest	(200, 300)	0.589	0.217	0.543	0.589	0.547	0.380	0.790	0.613	
	PBC4cip	(200, 300)	0.362	0.116	0.669	0.362	0.393	0.318	0.669	0.412	
	Bagging	(200, 300)	0.516	0.301	0.422	0.516	0.442	0.237	0.781	0.612	
	Rotation Forest	(200, 300)	0.571	0.250	0.476	0.571	0.512	0.327	0.803	0.622	
	J48	(200, 300)	0.547	0.238	0.48	0.547	0.5	0.317	0.681	0.459	
	GNB(sklearn)	(200, 300)	0.484	0.135	0.597	0.484	0.515	0.366	0.760	0.546	
	Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC
		MLP(sklearn)	(150, 200)	0.488	0.270	0.445	0.488	0.459	0.217	0.683	0.491



(Y)	Random Forest	(150, 200)	0.502	0.271	0.463	0.502	0.466	0.235	0.667	0.466
	MHLDTForest	(150, 200)	0.491	0.301	0.424	0.491	0.438	0.201	0.668	0.459
	PBC4cip	(150, 200)	0.216	0.162	0.472	0.216	0.205	0.095	0.580	0.373
	Bagging	(150, 200)	0.488	0.354	0.421	0.488	0.398	0.177	0.628	0.425
	Rotation Forest	(150, 200)	0.491	0.301	0.424	0.491	0.438	0.201	0.668	0.459
	J48	(150, 200)	0.505	0.302	0.462	0.505	0.453	0.229	0.616	0.431
	GNB(sklearn)	(150, 200)	0.272	0.177	0.438	0.272	0.281	0.113	0.612	0.401
	MLP(sklearn)	(150, 250)	0.502	0.258	0.472	0.502	0.482	0.245	0.683	0.49
	Random Forest	(150, 250)	0.516	0.26	0.475	0.516	0.488	0.257	0.674	0.478
	MHLDTForest	(150, 250)	0.516	0.282	0.451	0.516	0.472	0.241	0.673	0.477
	PBC4cip	(150, 250)	0.223	0.168	0.471	0.223	0.230	0.097	0.587	0.378
	Bagging	(150, 250)	0.488	0.352	0.425	0.488	0.403	0.176	0.647	0.449
	Rotation Forest	(150, 250)	0.533	0.293	0.501	0.533	0.485	0.270	0.670	0.483
	J48	(150, 250)	0.516	0.260	0.475	0.516	0.488	0.257	0.674	0.478
GNB(sklearn)	(150, 250)	0.275	0.190	0.414	0.275	0.282	0.095	0.613	0.390	
(Y)	MLP(sklearn)	(150, 300)	0.463	0.275	0.442	0.463	0.445	0.191	0.650	0.452
	Random Forest	(150, 300)	0.456	0.294	0.417	0.456	0.427	0.166	0.641	0.446
	MHLDTForest	(150, 300)	0.477	0.311	0.409	0.477	0.428	0.174	0.647	0.468
	PBC4cip	(150, 300)	0.240	0.167	0.473	0.240	0.235	0.111	0.568	0.351
	Bagging	(150, 300)	0.512	0.336	0.458	0.512	0.434	0.222	0.620	0.434
	Rotation Forest	(150, 300)	0.512	0.312	0.477	0.512	0.458	0.230	0.624	0.447
	J48	(150, 300)	0.495	0.308	0.457	0.495	0.446	0.212	0.559	0.382
	GNB(sklearn)	(150, 300)	0.247	0.194	0.387	0.247	0.257	0.063	0.581	0.372
	MLP(sklearn)	(200, 300)	0.456	0.286	0.404	0.456	0.428	0.165	0.647	0.475
	Random Forest	(200, 300)	0.460	0.304	0.394	0.46	0.422	0.152	0.645	0.473
	MHLDTForest	(200, 300)	0.502	0.319	0.436	0.502	0.441	0.205	0.640	0.455
	PBC4cip	(200, 300)	0.293	0.167	0.510	0.293	0.300	0.165	0.547	0.343
	Bagging	(200, 300)	0.467	0.383	0.390	0.467	0.356	0.128	0.600	0.418
	Rotation Forest	(200, 300)	0.516	0.282	0.451	0.516	0.472	0.241	0.673	0.477
J48	(200, 300)	0.467	0.323	0.444	0.467	0.431	0.162	0.567	0.396	
GNB(sklearn)	(200, 300)	0.279	0.189	0.441	0.279	0.303	0.113	0.578	0.385	

Tabla 33. Resultados de clasificadores del AUC en el dataset de Ghatee [36] usando BoW

AUC	D-1	D-2	D-3	D-4
Clasificadores	(K=150, L=200)	(K=150, L=250)	(K=150, L=300)	(K=200, L=300)
Magnetómetro, combinación de los eies X.Y.Z				
MLP(sklearn)	0.630	0.661	0.631	0.646



Random Forest	0.676	0.690	0.678	0.669
MHLDTForest	0.673	0.674	0.663	0.653
PBC4cip	0.627	0.633	0.622	0.597
Bagging	0.669	0.680	0.665	0.647
Rotation Forest	0.672	0.684	0.675	0.651
J48	0.598	0.578	0.633	0.493
GNB(sklearn)	0.568	0.585	0.569	0.591
Magnetómetro, combinación de los ejes X,Y				
MLP(sklearn)	0.677	0.704	0.701	0.698
Random Forest	0.728	0.743	0.729	0.723
MHLDTForest	0.724	0.724	0.728	0.705
PBC4cip	0.680	0.682	0.679	0.619
Bagging	0.670	0.727	0.719	0.680
Rotation Forest	0.717	0.740	0.729	0.713
J48	0.627	0.660	0.636	0.496
GNB(sklearn)	0.622	0.626	0.653	0.648
Magnetómetro, norma de $\ X, Y\ _2$				
MLP(sklearn)	0.788	0.788	0.777	0.801
Random Forest	0.788	0.791	0.784	0.786
MHLDTForest	0.794	0.789	0.780	0.773
PBC4cip	0.710	0.703	0.687	0.649
Bagging	0.779	0.772	0.770	0.759
Rotation Forest	0.775	0.795	0.796	0.784
J48	0.727	0.751	0.739	0.708
GNB(sklearn)	0.720	0.740	0.730	0.733
Magnetómetro eje X				
MLP(sklearn)	0.838	0.835	0.845	0.810
Random Forest	0.832	0.820	0.841	0.797
MHLDTForest	0.811	0.814	0.834	0.790
PBC4cip	0.759	0.736	0.746	0.669
Bagging	0.827	0.821	0.816	0.781
Rotation Forest	0.836	0.842	0.846	0.803
J48	0.715	0.730	0.742	0.681
GNB(sklearn)	0.798	0.776	0.794	0.760
Magnetómetro eje Y				
MLP(sklearn)	0.683	0.683	0.650	0.647
Random Forest	0.667	0.674	0.641	0.645
MHLDTForest	0.668	0.673	0.647	0.640
PBC4cip	0.580	0.587	0.568	0.547
Bagging	0.628	0.647	0.620	0.600
Rotation Forest	0.668	0.670	0.624	0.673
J48	0.616	0.674	0.559	0.567
GNB(sklearn)	0.612	0.613	0.581	0.578



Resumen de mejores resultados:

Tabla 34. Resultados la norma $\|X, Y\|_2$ y el eje X , al aplicar el filtro ADLF en Ghatee [36]

	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC	
$\ X, Y\ _2$	MLP(sklearn)	(150, 200)	0.864	0.064	0.861	0.864	0.862	0.806	0.974	0.937	
	Random Forest	(150, 200)	0.819	0.086	0.814	0.819	0.815	0.738	0.955	0.899	
	MHLDTForest	(150, 200)	0.808	0.080	0.810	0.808	0.807	0.734	0.864	0.727	
	PBC4cip	(150, 200)	0.794	0.071	0.820	0.794	0.797	0.726	0.931	0.862	
	Bagging	(150, 200)	0.843	0.080	0.838	0.843	0.838	0.772	0.957	0.897	
	Rotation	(150, 200)	0.836	0.082	0.829	0.836	0.824	0.763	0.938	0.863	
	J48	(150, 200)	0.833	0.086	0.829	0.833	0.822	0.756	0.898	0.765	
	GNB(sklearn)	(150, 200)	0.833	0.060	0.849	0.833	0.832	0.773	0.954	0.878	
	MLP(sklearn)	(150, 250)	0.868	0.065	0.865	0.868	0.865	0.81	0.976	0.937	
	Random Forest	(150, 250)	0.822	0.082	0.821	0.822	0.822	0.743	0.960	0.905	
	MHLDTForest	(150, 250)	0.829	0.076	0.831	0.829	0.828	0.759	0.876	0.745	
	PBC4cip	(150, 250)	0.791	0.068	0.819	0.791	0.792	0.72	0.942	0.87	
	Bagging	(150, 250)	0.854	0.07	0.850	0.854	0.851	0.790	0.964	0.912	
	Rotation	(150, 250)	0.833	0.08	0.829	0.833	0.83	0.759	0.953	0.88	
	J48	(150, 250)	0.833	0.078	0.829	0.833	0.83	0.76	0.900	0.772	
	GNB(sklearn)	(150, 250)	0.854	0.056	0.865	0.854	0.854	0.799	0.960	0.882	
	MLP(sklearn)	(150, 300)	0.857	0.07	0.853	0.857	0.854	0.794	0.968	0.919	
	Random Forest	(150, 300)	0.798	0.098	0.788	0.798	0.791	0.706	0.942	0.866	
	MHLDTForest	(150, 300)	0.794	0.086	0.794	0.794	0.793	0.714	0.854	0.711	
	PBC4cip	(150, 300)	0.76	0.084	0.791	0.76	0.759	0.676	0.919	0.826	
	Bagging	(150, 300)	0.826	0.087	0.817	0.826	0.818	0.747	0.949	0.863	
	Rotation	(150, 300)	0.798	0.098	0.788	0.798	0.791	0.706	0.942	0.866	
	J48	(150, 300)	0.812	0.092	0.800	0.812	0.802	0.727	0.882	0.737	
	GNB(sklearn)	(150, 300)	0.826	0.066	0.844	0.826	0.824	0.765	0.954	0.856	
	$\ X, Y\ _2$	MLP(sklearn)	(200, 300)	0.916	0.038	0.916	0.916	0.916	0.881	0.991	0.977
	Random Forest	(200, 300)	0.868	0.059	0.867	0.868	0.867	0.811	0.982	0.958	
	MHLDTForest	(200, 300)	0.892	0.048	0.891	0.892	0.891	0.848	0.922	0.829	
	PBC4cip	(200, 300)	0.854	0.053	0.862	0.854	0.854	0.794	0.959	0.916	
Bagging	(200, 300)	0.909	0.039	0.912	0.909	0.909	0.873	0.978	0.95		
Rotation	(200, 300)	0.889	0.045	0.892	0.889	0.888	0.847	0.968	0.932		
J48	(200, 300)	0.885	0.048	0.886	0.885	0.884	0.841	0.947	0.880		
GNB(sklearn)	(200, 300)	0.920	0.032	0.924	0.920	0.920	0.888	0.983	0.954		



Ejes	Clasificador	(K, L)	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC	
(X)	MLP(sklearn)	(150, 200)	0.840	0.088	0.844	0.840	0.816	0.765	0.973	0.923	
	Random Forest	(150, 200)	0.787	0.079	0.786	0.787	0.787	0.708	0.956	0.885	
	MHLDTForest	(150, 200)	0.780	0.074	0.790	0.78	0.785	0.707	0.860	0.730	
	PBC4cip	(150, 200)	0.822	0.047	0.860	0.822	0.830	0.778	0.947	0.861	
	Bagging	(150, 200)	0.812	0.072	0.805	0.812	0.808	0.740	0.967	0.898	
	Rotation	(150, 200)	0.815	0.071	0.810	0.815	0.810	0.744	0.955	0.870	
	J48	(150, 200)	0.822	0.067	0.818	0.822	0.819	0.755	0.928	0.817	
	GNB(sklearn)	(150, 200)	0.871	0.040	0.882	0.871	0.875	0.829	0.968	0.879	
		MLP(sklearn)	(150, 250)	0.878	0.045	0.877	0.878	0.878	0.834	0.981	0.94
		Random Forest	(150, 250)	0.840	0.067	0.830	0.84	0.831	0.775	0.968	0.907
		MHLDTForest	(150, 250)	0.857	0.054	0.854	0.857	0.855	0.803	0.901	0.787
		PBC4cip	(150, 250)	0.812	0.050	0.848	0.812	0.818	0.765	0.955	0.865
		Bagging	(150, 250)	0.847	0.062	0.84	0.847	0.84	0.786	0.973	0.912
	Rotation	(150, 250)	0.826	0.072	0.809	0.826	0.809	0.753	0.951	0.860	
	J48	(150, 250)	0.826	0.072	0.809	0.826	0.809	0.753	0.926	0.795	
	GNB(sklearn)	(150, 250)	0.864	0.047	0.868	0.864	0.866	0.817	0.965	0.877	
(X)											
		MLP(sklearn)	(150, 300)	0.882	0.046	0.879	0.882	0.879	0.837	0.982	0.941
		Random Forest	(150, 300)	0.836	0.061	0.836	0.836	0.836	0.775	0.965	0.892
		MHLDTForest	(150, 300)	0.826	0.059	0.833	0.826	0.829	0.767	0.887	0.764
		PBC4cip	(150, 300)	0.794	0.060	0.822	0.794	0.802	0.737	0.939	0.862
		Bagging	(150, 300)	0.857	0.053	0.855	0.857	0.856	0.804	0.974	0.91
		Rotation	(150, 300)	0.843	0.067	0.834	0.843	0.832	0.779	0.959	0.877
		J48	(150, 300)	0.836	0.066	0.828	0.836	0.830	0.771	0.931	0.808
		GNB(sklearn)	(150, 300)	0.864	0.047	0.869	0.864	0.866	0.816	0.969	0.894
		MLP(sklearn)	(200, 300)	0.902	0.047	0.924	0.902	0.885	0.872	0.990	0.966
		Random Forest	(200, 300)	0.868	0.045	0.864	0.868	0.866	0.823	0.976	0.928
		MHLDTForest	(200, 300)	0.843	0.048	0.848	0.843	0.845	0.795	0.908	0.796
		PBC4cip	(200, 300)	0.857	0.038	0.874	0.857	0.862	0.820	0.968	0.911
	Bagging	(200, 300)	0.871	0.044	0.869	0.871	0.870	0.829	0.977	0.923	
	Rotation	(200, 300)	0.878	0.046	0.872	0.878	0.872	0.834	0.968	0.898	
	J48	(200, 300)	0.875	0.048	0.868	0.875	0.869	0.828	0.949	0.845	
	GNB(sklearn)	(200, 300)	0.916	0.029	0.915	0.916	0.916	0.888	0.984	0.953	



ANEXO 7. Experimentación con el algoritmo MODLEM

Tabla 35. Resultados del algoritmo Modlem en el dataset propuesto por Ferreira et al.[10]

	Algoritmo	Ejes	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC	
Weighted Avg.	Modlem	x	0.449	0.113	0.391	0.449	0.403	0.313	0.668	0.314	
	Modlem	$\ X, Y\ _2$	0.348	0.128	0.342	0.348	0.334	0.22	0.610	0.264	
	Modlem	y	0.348	0.143	0.319	0.348	0.315	0.201	0.602	0.238	
	Modlem	xvz	0.341	0.142	0.319	0.341	0.305	0.196	0.599	0.223	
	Modlem	xy	0.333	0.146	0.300	0.333	0.287	0.183	0.594	0.217	
	Modlem	z	0.377	0.129	?	0.377	?	?	0.624	0.246	
	Dataset filtrado por el filtro Análisis Discriminante Lineal de Fisher (ADLF)										
	Modlem	x	1.000	0	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	Modlem	y	1.000	0	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	Modlem	z	1.000	0	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	Modlem	xv	1.000	0	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	Modlem	$\ X, Y\ _2$	1.000	0	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	Modlem	xvz	1.000	0	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000

Tabla 36. Resultados del algoritmo Modlem en el dataset de M. Ricardo et al. [14]

	Algoritmo	Ejes	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC	
Weighted Avg.	Modlem	y	0.715	0.071	0.712	0.715	0.712	0.642	0.822	0.609	
	Modlem	x	0.687	0.078	0.689	0.687	0.686	0.609	0.804	0.555	
	Modlem	xvz	0.612	0.097	0.605	0.612	0.607	0.511	0.757	0.467	
	Modlem	$\ X, Y\ _2$	0.602	0.100	0.579	0.602	0.572	0.489	0.751	0.445	
	Modlem	xv	0.557	0.111	0.560	0.557	0.557	0.447	0.723	0.421	
	Modlem	z	0.519	0.121	0.533	0.519	0.522	0.404	0.699	0.398	
	Dataset filtrado por el filtro Análisis Discriminante Lineal de Fisher (ADLF)										
	Modlem	$\ X, Y\ _2$	0.853	0.037	0.854	0.853	0.853	0.816	0.908	0.761	
	Modlem	y	0.820	0.045	0.821	0.820	0.818	0.775	0.887	0.733	
	Modlem	z	0.767	0.058	0.772	0.767	0.768	0.711	0.855	0.651	
	Modlem	x	0.632	0.092	0.635	0.632	0.633	0.541	0.770	0.499	
	Modlem	xv	0.575	0.106	0.576	0.575	0.574	0.469	0.734	0.433	
	Modlem	xvz	0.521	0.120	0.523	0.521	0.521	0.402	0.701	0.380	



Tabla 37. Resultados del algoritmo Modlem en el dataset propuesto por Ghatee [36]

	Algoritmo	Ejes	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-1	MCC	AUC	PRC	
Weighted Avg.	Modlem	x	0.659	0.167	0.645	0.659	0.638	0.501	0.746	0.545	
	Modlem	$\ X, Y\ _2$	0.54	0.246	0.470	0.540	0.497	0.291	0.647	0.428	
	Modlem	xvz	0.493	0.286	0.457	0.493	0.462	0.215	0.604	0.388	
	Modlem	v	0.46	0.314	0.408	0.460	0.419	0.153	0.573	0.366	
	Modlem	xv	0.448	0.321	0.416	0.448	0.418	0.138	0.564	0.359	
	Modlem	z	0.425	0.351	0.364	0.425	0.376	0.080	0.537	0.343	
	Dataset filtrado por el filtro Análisis Discriminante Lineal de Fisher (ADLF)										
	Modlem	$\ X, Y\ _2$	0.777	0.119	0.778	0.777	0.77	0.675	0.829	0.661	
	Modlem	x	0.725	0.167	0.734	0.725	0.716	0.585	0.779	0.596	
	Modlem	v	0.704	0.177	0.708	0.704	0.695	0.55	0.763	0.575	
	Modlem	z	0.693	0.188	0.702	0.693	0.689	0.527	0.753	0.572	
	Modlem	xvz	0.528	0.277	0.515	0.528	0.507	0.271	0.626	0.408	
	Modlem	xv	0.479	0.302	0.459	0.479	0.457	0.19	0.588	0.377	



8. BIBLIOGRAFÍA

- [1] C. Perera, P. P. Jayaraman, A. Zaslavsky, D. Georgakopoulos, and P. Christen, “MOSDEN: An internet of things middleware for resource constrained mobile devices,” *Proc. Annu. Hawaii Int. Conf. Syst. Sci.*, pp. 1053–1062, 2014, doi: 10.1109/HICSS.2014.137.
- [2] J. Arnett, “Drunk driving, sensation seeking, and egocentrism among adolescents,” *Pers. Individ. Dif.*, vol. 11, no. 6, pp. 541–546, 1990, doi: 10.1016/0191-8869(90)90035-P.
- [3] P. Handel *et al.*, “Insurance telematics: Opportunities and challenges with the smartphone solution,” *IEEE Intell. Transp. Syst. Mag.*, vol. 6, no. 4, pp. 57–70, 2014, doi: 10.1109/MITS.2014.2343262.
- [4] G. A. M. Meiring and H. C. Myburgh, “A review of intelligent driving style analysis systems and related artificial intelligence algorithms,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 15, no. 12, pp. 30653–30682, 2015, doi: 10.3390/s151229822.
- [5] D. A. Johnson and M. M. Trivedi, “Driving style recognition using a smartphone as a sensor platform,” *IEEE Conf. Intell. Transp. Syst. Proceedings, ITSC*, pp. 1609–1615, 2011, doi: 10.1109/ITSC.2011.6083078.
- [6] L. Tasca, “A review of the literature on aggressive driving research. Ontario Advisory Group on Safe Driving Secretariat, Road User Safety Branch, Ontario Ministry of Transportation.,” pp. 1–25, 2000, doi: 10.1016/S0022-3182(80)80003-3.
- [7] H. L. Moosavi V, “Modeling urban traffic dynamics in coexistence with urban data streams,” *Proc. 2nd ACM SIGKDD Int. Work. Urban Comput.*, 2013.
- [8] M. Fazeen, B. Gozick, R. Dantu, M. Bhukhiya, and M. C. González, “Safe Driving Using Mobile Phones,” *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 13, no. 3, pp. 1462–1468, 2012, doi: 10.1109/tits.2012.2187640.
- [9] J. Wahlström, I. Skog, P. Händel, and S. Member, “Smartphone-Based Vehicle Telematics : A Ten-Year Anniversary,” pp. 1–24, 2017.
- [10] J. F. Júnior *et al.*, “Driver behavior profiling: An investigation with different



- smartphone sensors and machine learning,” *PLoS One*, vol. 12, no. 4, pp. 1–16, 2017, doi: 10.1371/journal.pone.0174959.
- [11] S. Kanarachos, S. R. G. Christopoulos, and A. Chroneos, “Smartphones as an integrated platform for monitoring driver behaviour: The role of sensor fusion and connectivity,” *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, vol. 95, no. April, pp. 867–882, 2018, doi: 10.1016/j.trc.2018.03.023.
- [12] E. I. Vlahogianni and E. N. Barmounakis, “Driving analytics using smartphones: Algorithms, comparisons and challenges,” *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, vol. 79, pp. 196–206, 2017, doi: 10.1016/j.trc.2017.03.014.
- [13] M. M. Bejani and M. Ghatee, “A context aware system for driving style evaluation by an ensemble learning on smartphone sensors data,” *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, vol. 89, no. February, pp. 303–320, 2018, doi: 10.1016/j.trc.2018.02.009.
- [14] M. R. Carlos, L. C. Gonzalez, J. Wahlstrom, G. Ramirez, F. Martinez, and G. Runger, “How Smartphone Accelerometers Reveal Aggressive Driving Behavior?--The Key Is the Representation,” *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, no. 1, pp. 1–11, 2019, doi: 10.1109/tits.2019.2926639.
- [15] L. C. Gonzalez, R. Moreno, H. J. Escalante, F. Martinez, and M. R. Carlos, “Learning Roadway Surface Disruption Patterns Using the Bag of Words Representation,” *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 18, no. 11, pp. 2916–2928, 2017, doi: 10.1109/TITS.2017.2662483.
- [16] H. Gao *et al.*, “Papers Short Papers,” vol. 39, no. 3, pp. 1–8, 2000.
- [17] P. Senin and S. Malinchik, “SAX-VSM: Interpretable time series classification using sax and vector space model,” *Proc. - IEEE Int. Conf. Data Mining, ICDM*, pp. 1175–1180, 2013, doi: 10.1109/ICDM.2013.52.
- [18] J. Stefanowski, “On combined classifiers, rule induction and rough sets,” *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 4374 LNCS, no. PART 1, pp. 329–350, 2007.
- [19] Organización Mundial de la Salud, “Informe Sobre La Situación Mundial De La Seguridad Vial 2015,” *Ginebra, Suiza*, pp. 1–12, 2015.



- [20] G. M. Krishnaswamy S, Gama J, “Mobile Data Stream Mining: From Algorithms to Applications.,” *IEEE 13th Int. Conf. Mob. Data Manag.*, pp. 360–3, 2012.
- [21] FREMAP, “Conocimiento y acatamiento de normas y medidas. Respeto, cortesía e imagen,” 2019. [Online]. Available: <https://www.icv.csic.es/prevencion/Documentos/breves/FREMAP/vial.pdf>.
- [22] C. M. S. Martin, “Agresividad al volante,” 2019. [Online]. Available: <https://www.centromedicosanmartin.com/agresividad-al-volante/>.
- [23] A. Diaz Alvarez, F. Serradilla Garcia, J. E. Naranjo, J. J. Anaya, and F. Jimenez, “Modeling the driving behavior of electric vehicles using smartphones and neural networks,” *IEEE Intell. Transp. Syst. Mag.*, vol. 6, no. 3, pp. 44–53, 2014, doi: 10.1109/MITS.2014.2322651.
- [24] T. Lajunen and D. Parker, “Are aggressive people aggressive drivers? A study of the relationship between self-reported general aggressiveness, driver anger and aggressive driving,” *Accid. Anal. Prev.*, vol. 33, no. 2, pp. 243–255, 2001, doi: 10.1016/S0001-4575(00)00039-7.
- [25] C. S. Dula and M. E. Ballard, “Development and evaluation of a measure of dangerous, aggressive, negative emotional, and risky driving,” *J. Appl. Soc. Psychol.*, vol. 33, no. 2, pp. 263–282, 2003, doi: 10.1111/j.1559-1816.2003.tb01896.x.
- [26] H. R. Eftekhari and M. Ghatee, “A similarity-based neuro-fuzzy modeling for driving behavior recognition applying fusion of smartphone sensors,” *J. Intell. Transp. Syst. Technol. Planning, Oper.*, vol. 23, no. 1, pp. 72–83, 2019, doi: 10.1080/15472450.2018.1506338.
- [27] J. Paefgen, F. Kehr, Y. Zhai, and F. Michahelles, “Driving behavior analysis with smartphones,” *Proc. 11th Int. Conf. Mob. Ubiquitous Multimed. - MUM*, p. 1, 2012, doi: 10.1145/2406367.2406412.
- [28] H. Hromic *et al.*, “Real Time Analysis of Sensor Data for the Internet of Things by means of Clustering and Event Processing,” pp. 685–691, 2015.
- [29] H. Reza and M. Ghatee, “An inference engine for smartphones to preprocess data and detect stationary and transportation modes,” *Transp. Res. Part C*, vol. 69, pp. 313–



327, 2016, doi: 10.1016/j.trc.2016.06.005.

- [30] N. J. De Vries, M. H. Davel, J. Badenhorst, and W. D. Basson, “ScienceDirect A smartphone-based ASR data collection tool for under-resourced languages,” *Speech Commun.*, vol. 56, pp. 119–131, 2014, doi: 10.1016/j.specom.2013.07.001.
- [31] L. Eboli, G. Mazzulla, and G. Pungillo, “Combining speed and acceleration to define car users’ safe or unsafe driving behaviour,” *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, vol. 68, pp. 113–125, 2016, doi: 10.1016/j.trc.2016.04.002.
- [32] M. Ghatee, *SMARTPHONES RECENT INNOVATIONS AND APPLICATIONS*, 2019 Nova. 2019.
- [33] R. Asadi and M. Ghatee, “A Rule-Based Decision Support System in Intelligent Hazmat Transportation System,” pp. 1–9, 2015.
- [34] S. Abpeykar and M. Ghatee, “An ensemble of RBF neural networks in decision tree structure with knowledge transferring to accelerate multi-classification,” *Neural Comput. Appl.*, vol. 9, 2018, doi: 10.1007/s00521-018-3543-9.
- [35] R. Lotfi and M. Ghatee, “Smartphone based Driving Style Classification Using Features Made by Discrete Wavelet Transformation.”
- [36] H. R. Eftekhari and M. Ghatee, “Hybrid of discrete wavelet transform and adaptive neuro fuzzy inference system for overall driving behavior recognition,” *Transp. Res. Part F Traffic Psychol. Behav.*, vol. 58, pp. 782–796, 2018, doi: 10.1016/j.trf.2018.06.044.
- [37] R. M. Nieto, “La identificación de irregularidades del camino en base a patrones de acelerómetro,” Universidad Autónoma de Chihuahua, 2016.
- [38] J. Wang, P. Liu, S. Nahavandi, S. Member, and A. Kouzani, “Bag-of-words Representation for Biomedical Time Series Classification,” pp. 1–10, 2013.
- [39] J. Lin, R. Khade, and Y. Li, “Rotation-invariant similarity in time series using bag-of-patterns representation,” pp. 287–315, 2012, doi: 10.1007/s10844-012-0196-5.
- [40] L. Cañete-Sifuentes, R. Monroy, M. A. Medina-Pérez, O. Loyola-González, and F. Vera Voronisky, “Classification Based on Multivariate Contrast Patterns,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 55744–55762, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2913649.



- [41] O. Loyola-González, M. A. Medina-Pérez, J. F. Martínez-Trinidad, J. A. Carrasco-Ochoa, R. Monroy, and M. García-Borroto, “PBC4cip: A new contrast pattern-based classifier for class imbalance problems,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 115, pp. 100–109, 2017, doi: 10.1016/j.knosys.2016.10.018.
- [42] J. Demš, “Statistical Comparisons of Classifiers over Multiple Data Sets,” vol. 7, pp. 1–30, 2006.
- [43] F. WILCOXON, “Individual comparisons of grouped data by ranking methods.,” *J. Econ. Entomol.*, vol. 39, no. 6, p. 269, 1946, doi: 10.1093/jee/39.2.269.
- [44] W. Myers, *Probabilidad estadística para Ingeniería y ciencia.* .
- [45] U. N. Córdoba, “Seguridad Vial,” 2019. [Online]. Available: <https://www.unc.edu.ar/campus-virtual/curso-seguridad-vial>.