

ESCUELA DE INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIÓN Y ELECTRÓNICA



TRABAJO DE FIN DE GRADO

Detección del temblor 3D para la enfermedad de Parkinson

Titulación: Grado en Ingeniería en Tecnologías de la
Telecomunicación

Mención: Sistemas de Telecomunicación

Autor: Alejandro Moreno García

Tutor: Dr. D. Carlos Manuel Travieso González

Cotutor: D. Ciro García Merino

Fecha: Junio de 2020

ESCUELA DE INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIÓN Y ELECTRÓNICA



TRABAJO DE FIN DE GRADO Detección del temblor 3D para la enfermedad de Parkinson

HOJA DE EVALUACIÓN

Calificación:

Presidente:

Fdo.:

Vocal:

Secretario/a:

Fdo.:

Fdo.:

Fecha: Junio de 2020

Resumen

La enfermedad de Parkinson es una enfermedad neurodegenerativa que, entre otros síntomas, produce temblor involuntario en ciertas partes del aparato locomotor. Actualmente se sugiere que diferentes factores como la edad, factores genéticos y medioambientales fomentan el desarrollo de la enfermedad. Asimismo, existen multitud de técnicas para su detección y diagnóstico, así como para su seguimiento. Sin embargo, en la mayoría de los casos, estas técnicas requieren de dispositivos cuya compra exige un desembolso elevado por la entidad o institución que desee implementar sus servicios. Además, estos dispositivos son poco eficientes en términos de tiempo pues generalmente la realización de cada prueba conlleva un tiempo prologado.

A partir de los hechos expuestos en este Trabajo de Fin de Grado se pretende analizar y evaluar la capacidad del dispositivo *Leap Motion Controller* como elemento que permita la detección de párkinson y el grado de temblor que sufre el paciente, de modo que se pueda realizar un seguimiento de este.

Abstract

Parkinson's disease is a neurodegenerative disease that, among other symptoms, produces involuntary trembling in certain parts of the locomotive system. It is currently suggested that different factors such as age, genetic and environmental factors encourage the development of the disease. Likewise, there are many techniques for its detection and diagnosis, as well as for its follow-up. However, in most cases, these techniques need devices whose purchase requires a high expenditure by the entity or institution that needs their services. In addition, these devices are not very efficient in terms of time since the performance of each test generally requires a long period of time.

Based on the above information, this dissertation aims to analyse and evaluate the capacity of the Leap Motion Controller device as an element, which allows the detection of Parkinson and the degree of tremor suffered by the patient, so that it can be monitored.

Índice de contenidos

Glosario	23
Capítulo 1: Introducción.....	27
1.1. Introducción.....	29
1.2. Antecedentes.....	31
1.1.1. Detección del párkinson con técnicas 3D.....	32
1.1.2. Detección del párkinson a partir de la voz.....	33
1.1.3. Detección del párkinson con manuscritos	34
1.1.4. Detección del párkinson con <i>Leap Motion</i> y <i>Kinect</i>	35
1.3. Objetivos	38
1.4. Estructura de la memoria	39
Capítulo 2: Escalas de párkinson	41
2.1. Escala de <i>Hoehn-Yahr</i>	43
2.2. UPDRS	44
2.3. MDS-UPDRS	44
2.4. NODS.....	46
2.5. Escala de <i>Webster</i>	46
2.6. Otras escalas	47
Capítulo 3: Construcción de la base de datos	49
3.1. Descripción del sensor	51
3.1.1. <i>Hardware</i>	51
3.1.2. <i>Software</i>	51
3.1.3. Funcionamiento y ubicación	53
3.2. Base de datos.....	54
3.2.1. Programa para la captura de datos.....	54
3.2.2. Descripción de la base de datos.....	58
Capítulo 4: Métodos de extracción de parámetros y clasificación	61
4.1. Parametrización	63
4.1.1. Análisis temporal.....	63
4.1.2. Análisis estadístico	63
4.1.3. Análisis frecuencial.....	65
4.1.4. <i>Dynamic time warping</i>	66
4.1.5. Transformada Wavelet.....	67
4.2. Clasificadores	67
4.2.1. Redes neuronales.....	67
4.2.2. SVM	68

4.2.3. LSTM.....	69
Capítulo 5: Metodología.....	71
5.1. Extracción de parámetros.....	73
5.1.1. Preprocesado.....	73
5.1.2. Postprocesado.....	73
5.1.2.1. Filtro paso alto.....	73
5.1.2.2. Espiral generada como referencia.....	76
5.1.2.3. Espiral filtrada como referencia.....	77
5.2. Uso de clasificadores.....	79
5.3. Parámetros de medida.....	82
Capítulo 6: Resultados.....	83
6.1. Parametrización.....	85
6.2. Clasificadores.....	88
6.2.1. Red neuronal.....	88
6.2.1.1. Clasificación sin temblor/temblor leve/temblor moderado.....	88
6.2.1.2. Clasificación en dos etapas.....	96
6.2.2. SVM.....	106
6.2.3. Fusión red neuronal y SVM.....	111
6.2.4. SVM con entrada DWT.....	113
6.2.5. LSTM.....	120
6.2.5.1. Series temporales.....	120
6.2.5.2. Parámetros obtenidos.....	122
6.3. Validaciones.....	131
6.4. Experimento final.....	135
Capítulo 7: Conclusiones y líneas futuras.....	137
7.1. Conclusiones.....	139
7.2. Líneas futuras.....	140
Bibliografía.....	141
Presupuesto.....	147
P1. Desglose del presupuesto.....	149
P2. Recursos materiales.....	149
P2.1. Recursos <i>hardware</i>	149
P2.2. Recursos <i>software</i>	150
P3. Trabajo tarifado por tiempo empleado.....	150
P4. Costes asociados a la redacción del documento.....	151
P5. Derechos del visado del COITT.....	152

P6.	Gastos de tramitación y envío	153
P7.	Aplicación de impuestos	153
Anexos	155
Anexo 1.	Pliego de condiciones	156
Anexo 1.1.	Requisitos <i>hardware</i>	156
Anexo 1.2.	Requisitos <i>software</i>	156
Anexo 1.3.	Recursos humanos	156
Anexo 2.	Resultados validaciones.....	157
Anexo 3.	Resultados experimento final.....	173
Anexo 4.	Versión preliminar del programa final.....	181

Índice de figuras

Figura 1.1. Estadios de Hoehn y Yahr.....	31
Figura 3.1. Componentes del sensor y vistas de este.....	51
Figura 3.2. Interaction Box.....	53
Figura 3.3. Posición del sensor en un ordenador de sobremesa y en un portátil.....	54
Figura 3.4. Diagrama de flujo del funcionamiento del programa que realiza la captura de datos.....	55
Figura 3.5. Ventana de ubicación de guardado.....	56
Figura 3.6. Ventana de calibración.....	56
Figura 3.7. Ventana de grabación.....	57
Figura 3.8. Ejemplo de grabación.....	57
Figura 3.9. Ejemplo de datos representados.....	59
Figura 3.10. Clasificación por edad y género de los sujetos.....	60
Figura 4.1. Tipos de Skewness.....	64
Figura 4.2. Tipos de Curtosis: a) Leptocúrtica, b) Mesocúrtica, c) Platicúrtica.....	64
Figura 4.3. Espectrogramas de grabaciones sin temblor, con temblor leve y temblor moderado.....	66
Figura 4.4. Alineación de puntos de dos series temporales usando DTW.....	67
Figura 4.5. Perceptron multicapa.....	68
Figura 4.6. SVM con diferentes hiperplanos o vectores de soporte.....	69
Figura 4.7. Estructura interna LSTM.....	69
Figura 5.1. Magnitud y fase del filtro paso alto.....	74
Figura 5.2. Efecto de aplicar integración sobre los espectros.....	75
Figura 5.3. Espiral generada de referencia y espiral grabada.....	76
Figura 5.4. Magnitud y fase del filtro paso bajo.....	77
Figura 5.5. Espiral de referencia tras aplicar un filtro paso bajo y espiral grabada.....	78
Figura 5.6. Extracción de parámetros preseleccionados.....	79
Figura 6.1. Diferencias en la varianza entre diferentes grados de temblor en la velocidad filtrada.....	85
Figura 6.2. Diferencia entre las relaciones de energía para distintos grados de temblor.....	86
Figura 6.3. Matriz de confusión utilizando todos los parámetros en la red neuronal.....	88
Figura 6.4. Ejemplo de aplicación de Score Fusion.....	91
Figura 6.5. Resultados tras aplicar Score Fusion en la red neuronal.....	91
Figura 6.6. Matriz de confusión tras incluir nuevos parámetros en la red neuronal.....	92
Figura 6.7. Resultados tras aplicar Score Fusion en la red neuronal tras añadir parámetros.....	96
Figura 6.8. Matriz de confusión utilizando todos los parámetros en la primera etapa de la red neuronal: sin temblor/con temblor.....	97
Figura 6.9. Tasa de éxito al aplicar Score Fusion en la primera etapa utilizando la red neuronal.....	100
Figura 6.10. Matriz de confusión utilizando todos los parámetros en la segunda etapa en la red neuronal: temblor leve/moderado.....	101
Figura 6.11. Tasa de éxito al aplicar Score Fusion en la segunda etapa utilizando la red neuronal.....	104
Figura 6.12. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento en la primera estrategia utilizando la red neuronal.....	105
Figura 6.13. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento en la segunda estrategia utilizando la red neuronal.....	105
Figura 6.14. Matriz de confusión utilizando todos los parámetros y <i>kernel</i> lineal con SVM en la primera etapa: sin temblor/con temblor.....	106

Figura 6.15. Matriz de confusión utilizando todos los parámetros y <i>kernel</i> lineal con SVM en la segunda etapa: temblor leve/moderado.....	108
Figura 6.16. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento utilizando SVM.	110
Figura 6.17. Cambios en las etiquetas de salida de SVM.	111
Figura 6.18. Evaluación de los pesos dados en la fusión NN + SVM.	112
Figura 6.19. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento en la fusión NN + SVM.....	112
Figura 6.20. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento utilizando SVM DWT (parte I).	118
Figura 6.21. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento utilizando SVM DWT (parte II).	118
Figura 6.22. Evaluación de los pesos dados en la fusión SVM parámetros + SVM DWT (parte I).	119
Figura 6.23. Evaluación de los pesos dados en la fusión SVM parámetros + SVM DWT (parte II).	119
Figura 6.24. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento en la fusión SVM parámetros + SVM DWT (parte I).....	120
Figura 6.25. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento en la fusión SVM parámetros + SVM DWT (parte II).....	120
Figura 6.26. Matriz de confusión utilizando todos los parámetros con LSTM en la primera etapa: sin temblor/con temblor.	123
Figura 6.27. Evaluación del número de epochs en la clasificación sin temblor/con temblor con LSTM.....	126
Figura 6.28. Matriz de confusión utilizando todos los parámetros con LSTM en la segunda etapa: temblor leve/moderado.....	127
Figura 6.29. Evaluación del número de epochs en la clasificación temblor leve/moderado con LSTM.....	130
Figura 6.30. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento utilizando LSTM.	130
Figura 6.31. Tiempo de ejecución de los clasificadores.	134
Figura A.1. Validaciones utilizando el 10% de las muestras para entrenamiento (parte I).	157
Figura A.2. Validaciones utilizando el 10% de las muestras para entrenamiento (parte II).	158
Figura A.3. Validaciones utilizando el 20% de las muestras para entrenamiento (parte I).	159
Figura A.4. Validaciones utilizando el 20% de las muestras para entrenamiento (parte II).	160
Figura A.5. Validaciones utilizando el 30% de las muestras para entrenamiento (parte I).	161
Figura A.6. Validaciones utilizando el 30% de las muestras para entrenamiento (parte II).	162
Figura A.7. Validaciones utilizando el 40% de las muestras para entrenamiento (parte I).	163
Figura A.8. Validaciones utilizando el 40% de las muestras para entrenamiento (parte II).	164
Figura A.9. Validaciones utilizando el 50% de las muestras para entrenamiento (parte I).	165
Figura A.10. Validaciones utilizando el 10% de las muestras para entrenamiento (parte II).	166
Figura A.11. Validaciones utilizando el 60% de las muestras para entrenamiento (parte I).	167
Figura A.12. Validaciones utilizando el 60% de las muestras para entrenamiento (parte II).	168
Figura A.13. Validaciones utilizando el 70% de las muestras para entrenamiento (parte I).	169
Figura A.14. Validaciones utilizando el 70% de las muestras para entrenamiento (parte II).	170
Figura A.15. Validaciones utilizando el 80% de las muestras para entrenamiento (parte I).	171
Figura A.16. Validaciones utilizando el 80% de las muestras para entrenamiento (parte II).	172
Figura A.17. Experimento final utilizando el 10% de las muestras para entrenamiento.....	173
Figura A.18. Experimento final utilizando el 20% de las muestras para entrenamiento.....	174
Figura A.19. Experimento final utilizando el 30% de las muestras para entrenamiento.....	175

Figura A.20. Experimento final utilizando el 40% de las muestras para entrenamiento.....	176
Figura A.21. Experimento final utilizando el 50% de las muestras para entrenamiento.....	177
Figura A.22. Experimento final utilizando el 60% de las muestras para entrenamiento.....	178
Figura A.23. Experimento final utilizando el 70% de las muestras para entrenamiento.....	179
Figura A.24. Experimento final utilizando el 80% de las muestras para entrenamiento.....	180
Figura A.25. Vista inicial.	181
Figura A.26. Resultados simulación (parte I).....	181
Figura A.27 Resultados simulación (parte II).....	182
Figura A.28 Resultados simulación (parte III).....	182

Índice de tablas

Tabla 1.1. Síntomas motores y no motores del párkinson.	30
Tabla 1.2. Tabla resumen: técnicas de detección y diagnóstico.	38
Tabla 2.1. Partes e ítems que conforman la escala MDS-UPDRS.	45
Tabla 3.1. Estructura de los datos almacenados.	58
Tabla 3.2. Clasificación por edad y género de los sujetos.	60
Tabla 4.1. Matriz parámetros estadísticos.	65
Tabla 5.1. Coeficientes del filtro paso alto.	73
Tabla 5.2. Matriz con parámetros de frecuencia.	75
Tabla 5.3. Coeficientes filtro paso bajo.	77
Tabla 6.1. Parámetros preseleccionados.	87
Tabla 6.2. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados (parte I).	89
Tabla 6.3. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados (parte II).	89
Tabla 6.4. Tasas de éxito al concatenar los parámetros utilizando la red neuronal: sin temblor/temblor leve/temblor moderado.	90
Tabla 6.5. Parámetros seleccionados para la red neuronal: sin temblor/temblor leve/temblor moderado.	90
Tabla 6.6. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados tras aplicar Score Fusion utilizando la red neuronal (parte I).	93
Tabla 6.7. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados tras aplicar Score Fusion utilizando la red neuronal (parte II).	94
Tabla 6.8. Tasas de éxito tras añadir parámetros y concatenar los parámetros utilizando la red neuronal: sin temblor/temblor leve/temblor moderado (parte I).	95
Tabla 6.9. Tasas de éxito tras añadir parámetros y concatenar los parámetros utilizando la red neuronal: sin temblor/temblor leve/temblor moderado (parte II).	95
Tabla 6.10. Parámetros seleccionados para la red neuronal tras añadir parámetros: sin temblor/temblor leve/temblor moderado.	96
Tabla 6.11. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la primera etapa utilizando la red neuronal (parte I).	97
Tabla 6.12. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la primera etapa utilizando la red neuronal (parte II).	98
Tabla 6.13. Tasas de éxito tras concatenar los parámetros en la primera etapa utilizando la red neuronal (parte I).	99
Tabla 6.14. Tasas de éxito tras concatenar los parámetros en la primera etapa utilizando la red neuronal (parte II).	99
Tabla 6.15. Parámetros seleccionados para la red neuronal en la primera etapa.	100
Tabla 6.16. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la segunda etapa utilizando la red neuronal (parte I).	101
Tabla 6.17. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la segunda etapa utilizando la red neuronal (parte II).	102
Tabla 6.18. Tasas de éxito tras concatenar los parámetros en la segunda etapa utilizando la red neuronal (parte I).	103
Tabla 6.19. Tasas de éxito tras concatenar los parámetros en la segunda etapa utilizando la red neuronal (parte II).	103
Tabla 6.20. Parámetros seleccionados para la red neuronal en la segunda etapa.	104
Tabla 6.21. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la primera etapa utilizando SVM (parte I).	107

Tabla 6.22. Tasas de éxito tras concatenar los parámetros en la primera etapa utilizando SVM.	108
Tabla 6.23. Parámetros seleccionados en la primera etapa utilizando SVM.	108
Tabla 6.24. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la segunda etapa utilizando SVM (parte I).	109
Tabla 6.25. Tasas de éxito tras concatenar los parámetros en la segunda etapa utilizando SVM.	110
Tabla 6.26. Parámetros seleccionados en la segunda etapa utilizando SVM.	110
Tabla 6.27. Evaluación tasa de éxito con diferentes combinaciones, tanto para el filtro paso bajo como para el filtro paso alto de DWT.	114
Tabla 6.28. Análisis de los coeficientes de cada serie temporal de forma individual aplicando DWT con filtro paso bajo.	115
Tabla 6.29. Análisis de los coeficientes de cada serie temporal de forma individual aplicando DWT con filtro paso alto.	116
Tabla 6.30. Evaluación del porcentaje de muestras destinadas a entrenamiento con los 3 mejores grupos de coeficientes de DWT.	118
Tabla 6.31. Evaluación del porcentaje de muestras destinadas a entrenamiento en la fusión SVM parámetros + SVM DWT.	119
Tabla 6.32. Combinaciones de unidades ocultas y epochs utilizando las series temporales para la clasificación sin temblor/con temblor.	121
Tabla 6.33. Resultados del análisis individual y por tipo de las series temporales en la clasificación sin temblor/con temblor.	121
Tabla 6.34. Combinaciones de unidades ocultas y epochs utilizando las series temporales para la clasificación temblor leve/moderado.	122
Tabla 6.35. Resultados del análisis individual y por tipo de las series temporales en la clasificación temblor leve/moderado.	122
Tabla 6.36. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la primera etapa utilizando LSTM (parte I).	123
Tabla 6.37. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la primera etapa utilizando LSTM (parte II).	124
Tabla 6.38. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la primera etapa utilizando LSTM (parte III).	125
Tabla 6.39. Tasas de éxito tras concatenar los parámetros en la primera etapa utilizando LSTM.	125
Tabla 6.40. Parámetros seleccionados en la primera etapa utilizando LSTM.	126
Tabla 6.41. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la segunda etapa utilizando LSTM (parte I).	127
Tabla 6.42. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la segunda etapa utilizando LSTM (parte II).	128
Tabla 6.43. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la segunda etapa utilizando LSTM (parte III).	129
Tabla 6.44. Tasas de éxito tras concatenar los parámetros en la segunda etapa utilizando LSTM.	129
Tabla 6.45. Parámetros seleccionados en la segunda etapa utilizando LSTM.	129
Tabla 6.46. Selección del clasificador óptimo.	134
Tabla 6.47. Resultados del experimento final en la primera etapa.	136
Tabla 6.48. Resultados del experimento final en la segunda etapa.	136
Tabla 7.1. Consecución de objetivos.	139
Tabla P.1. Recursos hardware.	150
Tabla P.2. Factor de corrección en función del número de horas invertidas.	151
Tabla P.3. Presupuesto de ejecución material.	152

Tabla P.4. Costes totales del proyecto.....	153
---	-----

Glosario

- DTW** Dynamic time warping
- DWT** Discrete wavelet transform
- NN** Neuronal network
- SVM** Support vector machine
- LSTM** Long-Short Term memory

Capítulo 1: Introducción

1.1. Introducción

La enfermedad de Parkinson es el segundo trastorno neurodegenerativo más frecuente, solo por detrás del Alzheimer y se incluye dentro de los denominados Trastornos del Movimiento. Se tiene constancia de esta enfermedad desde 1817, momento en el que el doctor James Parkinson realiza la primera descripción sobre ella en la literatura médica. Afecta al sistema nervioso, en concreto a las células nerviosas del cerebro encargadas del movimiento, las denominadas neuronas dopaminérgicas. El párkinson afecta de manera crónica y progresiva, por lo que sus síntomas aparecen y se agravan con el paso del tiempo [1].

En la actualidad, se conoce que el párkinson se desarrolla debido a la pérdida de células productoras de dopamina en el cerebro, lo que imposibilita que las células nerviosas transmitan correctamente los mensajes cerebrales, lo que a su vez que el movimiento no se controle adecuadamente y aparezcan los síntomas del párkinson [2]. Sin embargo, se desconoce el hecho que produce esta pérdida, por lo que no se conoce la última causa. Investigaciones sugieren que se debe a una combinación de diferentes factores, entre los que se encuentran la edad, factores genéticos y factores medioambientales [3]:

- La edad: pese a no ser una causa como tal, es un importante factor de riesgo, pues la enfermedad se inicia generalmente en personas con una edad comprendida entre los 50 y los 60 años, aumentando la prevalencia a partir de dicha edad.
- Factores genéticos: aunque un alto porcentaje de casos de párkinson se presentan de forma esporádica y no afectan a más de un miembro en la familia, se estima que alrededor de un 15-20% de las personas afectadas cuentan con un familiar que la ha desarrollado, identificándose diferentes mutaciones genéticas asociadas, como el gen alfa-sinucleína.
- Factores medioambientales: la exposición a sustancias tóxicas como pesticidas, herbicidas, así como virus, bacterias metales pesados e, incluso, el consumo continuado de agua procedente de pozos, forman otras de las principales causas de esta enfermedad.

Se estima que en España estarían afectadas alrededor de 160.000 personas, mientras que según un informe elaborado por '*Global Declaration for Parkinson's Disease*' se estima que podría afectar a 6,3 millones de personas en todo el mundo. Dentro de estas cifras, la prevalencia es ligeramente mayor en los hombres que en las mujeres, así como en mayores de 50 años tal y como se comentó anteriormente. Pese a esto, la enfermedad también puede ocurrir a edades más tempranas: en casos de personas de entre 30 y 50 años se denomina enfermedad de Parkinson de

inicio temprano (EPIT) mientras que, en personas menores de 30 años, se denomina párkinson juvenil.

En lo que respecta a los síntomas, estos se pueden dividir en síntomas motores y síntomas no motores [4], tal y como se refleja en la tabla 1.1:

Motores		Temblor en reposo Rigidez Bradicipnesia Inestabilidad postural
No motores	Neuro-psiquiátricos	Trastornos afectivos Alteraciones cognitivas Demencia Trastornos del control de impulsos
	Del sueño	Somnolencia diurna Sueños vívidos Insomnio, sueño fragmentado Síndrome piernas inquietas
	Autonómicos	Hipotensión ortostática Sudoración excesiva Seborrea Disfunción sexual Alteraciones de la micción
	Digestivos	Disfagia Náuseas Estreñimiento
	Sensoriales	Dolor Parestesias Hiposmia, anosmia Alteraciones visuales
	Otros	Fatiga Cambios en el cuerpo, pérdida peso

Tabla 1.1. Síntomas motores y no motores del párkinson.

Al tratarse de una enfermedad crónica y progresiva, el paciente transcurre por diferentes estadios. De este modo, la escala de *Hoehn y Yahr* detalla diferentes estadios de la enfermedad [5]:

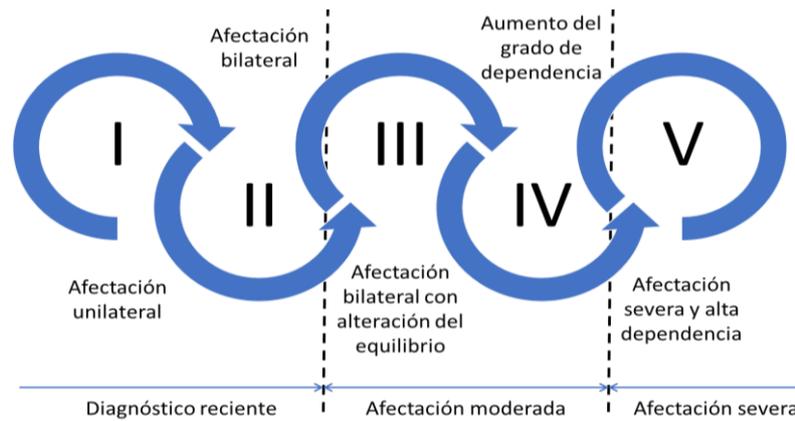


Figura 1.1. Estadios de Hoehn y Yahr.

1.2. Antecedentes

El diagnóstico de la enfermedad de Parkinson generalmente se realiza mediante el análisis del historial clínico del paciente por parte de un neurólogo en conjunción con los síntomas que presenta el paciente. Sin embargo, discernir el párkinson de otras enfermedades es complicado, pues no existe una prueba específica para ello. Aun así, existen diferentes pruebas y técnicas complementarias que ayudan a su diagnóstico. Dentro de estas, existen diferentes tipos:

- Pruebas de detección de párkinson en 3D [6]:
 - Tomografía computarizada por emisión de foto único (SPECT).
 - Tomografía computarizada por emisión de positrones (PET), que permite estimar el estado de diferentes áreas cerebrales.
 - Ecografía transcraneal, que emplea ultrasonidos para observar la degradación de las células de la sustancia negra [7].
- Pruebas de detección de párkinson mediante voz: debido a que dentro de los síntomas del párkinson se encuentran los temblores, que afectan también a los músculos presentes en el aparato fonador, es posible medir la variación en el período y amplitud de los ciclos de la voz [8].
- Pruebas de detección de párkinson mediante manuscritos, como el análisis a partir de la espiral de Arquímedes, que es un extendido método grafonométrico que permite evaluar el movimiento de las extremidades superiores mediante la digitalización y análisis de esta [9].
- Pruebas de detección de párkinson con *Leap Motion*, que posibilita una evaluación objetiva de la disfunción motora en pacientes con esta enfermedad [10].

A continuación, y de forma más detallada, se presentan una serie de artículos y estudios en los que se profundizan las técnicas descritas.

1.1.1. Detección del párkinson con técnicas 3D

Detection of Substantia Nigra Echogenicities in 3D Transcranial Ultrasound for Early Diagnosis of Parkinson Disease.

La ecografía transcraneal en modo B es una herramienta viable para la detección y diagnóstico del párkinson, pues en estas imágenes se puede apreciar la degeneración de las células de la sustancia negra en zonas brillantes e hiperecogénicas en el cerebro medio. En este estudio se propone un enfoque automático para la detección de estas zonas hiperecogénicas basado en bosques aleatorios. En concreto, se analizaron datos de un conjunto de 11 pacientes con párkinson y de 11 sujetos sanos. Dicho enfoque proporciona resultados con una buena sensibilidad a la hora de cribar los pacientes con párkinson [7].

Cerebral atrophy in Parkinson's disease-Represented in CT.

Estudio en el que se examinaron 173 pacientes enfermos de párkinson que fueron sometidos a tomografía axial computarizada. En un porcentaje ligeramente superior al 50%, se determinó que la atrofia cerebral era patológica, además de encontrar relaciones estadísticas de edad y sexo, en lo que respecta a la extensión y localización de la atrofia cerebral. Como conclusión, se determina que la atrofia cerebral es más frecuente en pacientes de párkinson que en pacientes normales [11].

Detection of presymptomatic Parkinson's disease: Combining smell tests, transcranial sonography, and SPECT.

La pérdida del olfato es de uno de los primeros síntomas y signos del desarrollo de la enfermedad de Parkinson. Es por ello por lo que en este estudio se pretende analizar si existe relación entre la disfunción olfativa y la degeneración de la sustancia negra. Para ello se combinaron pruebas olfativas, ecografías transcraneales e imágenes de tomografía computarizada por emisión de fotones únicos. A partir de los resultados, se determina que el uso de ecografía transcraneal puede ser útil para la detección de pacientes en riesgo de desarrollar párkinson [12].

1.1.2. Detección del párkinson a partir de la voz

Voice characteristics in the progression of Parkinson's disease.

En este estudio se examinaron las características acústicas referidas a la voz de pacientes que sufren párkinson, realizaron un estudio sobre las propiedades de 30 personas con párkinson en estadio temprano y de 30 personas con párkinson en estadio avanzado, comparándolas posteriormente con los datos de personas sanas. Para ello, se realizaron grabaciones de la vocal /a/, fonación sostenida y monólogos de 1 minuto. Se determina que las voces de los pacientes de párkinson se caracterizaban por una variabilidad del tono y la sonoridad, así como niveles de intensidad media más bajos y rangos de frecuencia menores, en comparación con los datos de pacientes sanos [13].

Acoustic voice analysis in patients with Parkinson's disease treated with dopaminergic drugs.

Con el fin de estudiar y cuantificar las características acústicas de la voz en pacientes con párkinson, se examinaron 41 pacientes, de los que 28 se agruparon por edad y sexo. Mediante un micrófono y un equipo de laringografía se realizaron grabaciones de la vocal /a/ y una frase. A partir de esto, se hicieron una serie de medidas entre las que se encuentran la frecuencia fundamental, la variabilidad de frecuencia e intensidad en una oración y el rango dinámico a la frecuencia natural, entre otros. En lo que respecta a los pacientes de párkinson, entre algunas de las características que mostraron se encuentran mayor fluctuación, menor variabilidad en la frecuencia y en la intensidad de la frase y menor rango de la fonación [14].

Complexity Measures of Voice Recordings as a Discriminative Tool for Parkinson's Disease.

En este artículo se investigaron las diferencias entre las voces de pacientes de párkinson y personas sanas al pronunciar los fonemas /a/, /u/ y /m/ utilizando dos medidas de complejidad, en concreto la dimensión fractal y la información mutua normalizada. También se almacenaron diferentes parámetros como la entropía del período de tono normalizado, la relación de excitación glotal-ruido, el análisis de fluctuaciones sin tendencia y el cociente de cierre glotal para realizar comparaciones con las medidas de complejidad propuestas. Entre las conclusiones del estudio se encuentra que la información mutua normalizada es mayor en grabaciones de voz entre enfermos de párkinson-pacientes sanos y pacientes de párkinson en comparación con pacientes sanos-pacientes sanos, lo que sugiere que la información mutua normalizada puede usarse para identificar voces de pacientes con párkinson [15].

Developing a large scale population screening tool for the assessment of Parkinson's disease using telephone-quality voice.

Estudio en el que se analizaron grabaciones de voz con calidad telefónica de pacientes de párkinson y personas sanas de 7 países diferentes. A partir de las grabaciones, se desarrolló un marco estadístico para analizar la voz, en el que se realizaron 307 medidas de disfonía, que cuantificaban diferentes propiedades relacionadas con la discapacidad de la voz como el temblor vocal pronunciado y la respiración, entre otras. Asimismo, se utilizaron algoritmos de selección de características junto a un clasificador de bosques aleatorios para distinguir con precisión pacientes de párkinson de personas sanas. A gran escala, el estudio puede suponer un avance en el desarrollo de una herramienta de apoyo para tomar decisiones clínicas de manera segura y veraz a partir de la voz con calidad telefónica [16].

1.1.3. Detección del párkinson con manuscritos

Validity of spiral analysis in early Parkinson's disease.

Una manera no invasiva, fácil y objetiva de medir la disfunción motora en la enfermedad de Parkinson es realizar un análisis en espiral. En este estudio participaron 74 pacientes con párkinson precoz y de los resultados se concluye que diferentes parámetros como el grado de gravedad y la velocidad media se correlacionan mejor con la *Unified Parkinson's Disease Rating Scale* (UPDRS), lo que sugiere que este tipo de prueba puede complementar la evaluación motora en la enfermedad de Parkinson [17].

Aphasic and Parkinsonian Signing: Differences in Phonological Disruption.

Durante la firma se producen movimientos en las articulaciones requeridas para realizar la acción, por lo que este hecho se puede investigar como comportamiento motor y determinar los trastornos en la representación y ejecución motora del signo. Entre las características y parámetros estudiados se encuentran la duración de los segmentos, cambios en la postura de la mano y pausas, entre otros, de dos personas sordas afásicas con daño posterior en el hemisferio izquierdo, dos firmantes con enfermedad de Parkinson y dos firmantes de control de género y edad. En el caso de los firmantes con párkinson o parkinsonismo, se observaron perturbaciones en la coordinación y organización temporal [18].

Automatic Spiral Analysis for Objective Assessment of Motor Symptoms in Parkinson's Disease.

El objetivo de este artículo es caracterizar de manera objetiva la bradicinesia y discinesia mediante la captura de espirales manuscritas realizadas sobre dispositivos con pantallas táctiles, con el fin de automatizar la interpretación visual de las anomalías durante la realización de los movimientos. Para ello se tomaron datos de 65 pacientes con párkinson avanzado y datos de 10 sujetos sanos, extrayendo características espaciotemporales del movimiento que fueron utilizadas como entrada para los métodos de aprendizaje automáticos, que fueron validados por especialistas en trastornos del movimiento, evaluando también la capacidad para discriminar entre pacientes con párkinson y sujetos sanos [19].

1.1.4. Detección del párkinson con *Leap Motion* y *Kinect****Differential diagnosis of Parkinson and essential tremor with convolutional LSTM networks.***

Estudio que tiene como objetivo la clasificación y distinción del temblor de Parkinson y temblor esencial usando la información y datos recogidos por el sensor *Leap Motion* y usando una memoria convolucional a largo plazo. Se tomaron datos de 40 sujetos de los que 17 sufrían temblor esencial y 23 temblor de párkinson. A partir de los experimentos realizados se obtuvo una alta precisión de la clasificación [20].

Leap motion evaluation for assessment of upper limb motor skills in Parkinson's disease.

La finalidad de esta investigación es averiguar el potencial del sensor *Leap Motion* para la evaluación de pacientes con párkinson que presenten disfunciones motoras. Entre los signos clínicos más relevantes en la enfermedad se extrajeron datos de la lentitud de movimientos, la variación en la amplitud y en la velocidad y la variación de la frecuencia de 16 sujetos enfermos de párkinson y 12 sujetos sanos de control. Dicha información fue contrastada con la evaluación realizada por un neurólogo. A partir de los hallazgos determinan el moderado potencial del *Leap Motion* para extraer información sobre las disfunciones motoras del párkinson [10].

A Noncontact Tremor Measurement System Using Leap Motion.

En esta investigación se pretende emplear un método en el que el paciente de párkinson no tenga que sostener un dispositivo que realice las medidas ligadas a los temblores. Es por ello por lo que emplean el sensor *Leap Motion*, que es capaz de detectar y capturar los movimientos relativos a los temblores en las manos sin necesidad de tocarlo. Su objetivo es el desarrollo de una aplicación

que permita medir los síntomas del temblor fácilmente sin requerir la presencia del paciente en un entorno hospitalizado o sin equipo médico especializado [21].

Accuracy of the Microsoft Kinect sensor for measuring movement in people with Parkinson's disease.

Estudio en el que se evaluaron a 9 personas con párkinson y 10 controles mediante el sensor *Kinect* de Microsoft. Se recogió información de una serie de movimientos, de los que el sensor *Kinect* recogió el tiempo de las repeticiones de movimiento con una alta precisión, pero obtuvo un éxito variado en la medida de características espaciales, con excelentes resultados en movimientos muy pronunciados como el hecho de sentarse pero con un rendimiento muy bajo en acciones de relativa precisión como el cierre de la palma de la mano [22].

En la siguiente tabla se encuentran, de forma sintetizada y a modo de resumen, las conclusiones y resultados de los artículos y estudios anteriormente expuestos:

	Título del artículo/estudio	Conclusiones	Resultados
3D	<i>Detection of Substantia Nigra Echogenicities in 3D Transcranial Ultrasound for Early Diagnosis of Parkinson Disease.</i>	Enfoque automático para la detección de zonas hiperecogénicas con ultrasonidos 3D.	Resultados con alrededor de un 83% de sensibilidad.
	<i>Cerebral atrophy in Parkinson's disease- Represented in CT.</i>	Mayor frecuencia de atrofia cerebral en pacientes de párkinson.	
	<i>Detection of presymptomatic Parkinson's disease: Combining smell tests, transcranial sonography, and SPECT.</i>	El uso de ecografía transcraneal puede ser útil para la detección de pacientes en riesgo de desarrollar párkinson.	El 95% de enfermos de párkinson tienen lesiones nigrales, aunque el 5% de la población adulta también.
Voz	<i>Voice characteristics in the progression of Parkinson's disease.</i>	Mayor variabilidad y menores niveles de intensidad en pacientes de párkinson.	
	<i>Acoustic voice analysis in patients with Parkinson's disease treated with dopaminergic drugs.</i>	Menor variabilidad en la frecuencia y en la intensidad de la frase y menor rango de la fonación.	Pacientes con párkinson con mayor presencia de alteraciones de la voz, baja intensidad y temblores.

	<i>Complexity Measures of Voice Recordings as a Discriminative Tool for Parkinson's Disease.</i>	Información mutua normalizada puede usarse para discriminar pacientes de párkinson.	Mayor precisión en la clasificación (81%) al combinar las características de las tres grabaciones fonéticas.
	<i>Developing a large scale population screening tool for the assessment of Parkinson's disease using telephone-quality voice.</i>	Herramienta para la detección de pacientes de párkinson mediante grabaciones con calidad telefónica.	La clasificación con mayor precisión (64%-68%) se obtiene usando RF-GSO.
Manuscritos	<i>Validity of spiral analysis in early Parkinson's disease.</i>	El análisis en espiral puede suponer una prueba complementaria para la evaluación motora.	El cruce de primer orden, la suavidad del segundo orden, la velocidad media y el grado de severidad son los índices con mayor correlación con UPDRS.
	<i>Aphasic and Parkinsonian Signing: Differences in Phonological Disruption.</i>	Problemas en la coordinación y organización temporal.	Los firmantes parkinsonianos mostraron un promedio de 85.3% de movimientos de transición para realizar cambios en la forma de la mano, porcentaje muy superior a los firmantes de control y firmantes afásicos.
	<i>Automatic Spiral Analysis for Objective Assessment of Motor Symptoms in Parkinson's Disease.</i>	Alto potencial del análisis digital de la espiral para cuantificar los síntomas motores.	El mejor clasificador (<i>Multiyaler Perceptron</i>) clasificó la bradicinesia o discinesia con una precisión del 84%.
Leap Motion y Kinect	<i>Differential diagnosis of Parkinson and essential tremor with convolutional LSTM networks.</i>	Alta precisión en el uso combinado del <i>Leap Motion</i> y memoria convolucional a largo plazo.	Mayor precisión para diferenciar pacientes con temblor de párkinson en posición postural.
	<i>Leap motion evaluation for assessment of upper limb motor skills in Parkinson's disease.</i>	Moderado potencial del <i>Leap Motion</i> para extraer información.	El máximo resultado de clasificación obtenido de LR (<i>logistic regression</i>) fue de 82,14%, con una sensibilidad de 66,7% y una especificidad de 93,8%
	<i>A Noncontact Tremor Measurement System Using Leap Motion.</i>	Uso de <i>Leap Motion</i> para medir fácilmente los síntomas del temblor.	
	<i>Accuracy of the Microsoft Kinect sensor for</i>	<i>Kinect</i> detecta con precisión los	Alta precisión en la medida de tiempo de repeticiones

	<i>measuring movement in people with Parkinson's disease.</i>	movimientos bruscos y pronunciados, pero no ocurre lo mismo con los movimientos con gran precisión espacial.	de movimiento. Porcentaje de éxito variado en las medidas espaciales.
--	---	--	---

Tabla 1.2. Tabla resumen: técnicas de detección y diagnóstico.

De este modo, la realización de este proyecto está en gran medida relacionada con este último tipo de técnica, mediante la que se pretende obtener información adicional sobre la clásica realización de la espiral de Arquímedes, que solo suele proporcionar información presente en el mismo plano en el que se esboza la espiral.

1.3. Objetivos

El objetivo principal que persigue la realización de este Trabajo de Fin de Grado es diseñar, desarrollar y, en última instancia, implementar en una primera aproximación, un sistema que permita cuantificar el grado de temblor que sufre un enfermo de párkinson mediante el sensor *Leap Motion*, de modo que se pueda demostrar que su uso pueda convertirse en una práctica habitual por parte de los especialistas encargados de realizar el diagnóstico de la enfermedad, debido a su comedido, y su bajo coste de realización en relación a otro tipo de pruebas como son las tomografías axiales computarizadas (TAC). La novedad que presenta este proyecto frente a otros basados en la espiral de Arquímedes es la exploración y estudio de la información 3D que es capaz de proporcionar el sensor utilizado, para lo que se aplican diferentes parametrizaciones.

Para ello, los objetivos específicos que se plantean son los siguientes:

- O1. Conocer y estudiar la enfermedad, así como las técnicas de diagnóstico empleadas en la actualidad.
- O2. Crear una base de datos que permita el almacenamiento de la información extraída del sensor.
- O3. Parametrizar la información obtenida determinando qué parámetros son los más adecuados para el desarrollo del sistema.
- O4. Detectar, identificar y cuantificar el grado de temblor.

1.4. Estructura de la memoria

El presente documento está estructurado en 7 capítulos bien diferenciados. En el primero de ellos se introduce la enfermedad haciendo hincapié en las distintas técnicas y herramientas para detectarla y diagnosticarla, mientras que en el segundo se detallan diferentes escalas existentes para categorizar la enfermedad. En el tercer capítulo se explica todo lo referente a la base de datos: el dispositivo, con sus respectivas características técnicas y especificaciones requeridas, que permitirá realizar las grabaciones; el programa elaborado para la captura de datos y la descripción de la propia base de datos. En el cuarto apartado se describen los métodos utilizados a la hora de la extracción de parámetros y de la clasificación, mientras que en el quinto capítulo se describe la metodología empleada. Los resultados obtenidos son expuestos y explicados en el sexto capítulo y, finalmente, en el séptimo capítulo se extraen las conclusiones de dichos resultados y de este Trabajo de Fin de Grado en general y se proponen las líneas futuras del proyecto.

Capítulo 2: Escala de párkinson

2.1. Escala de *Hoehn-Yahr*

Existen diferentes escalas que permiten evaluar a un paciente de párkinson y determinar en qué estadio de la enfermedad se encuentra. Una de las más conocidas es la escala de *Hoehn-Yahr*, en la que se diferencian 5 estadios posibles. Su principal utilidad se basa en la comparación de poblaciones de pacientes de párkinson, aunque no es adecuada para la evaluación y seguimiento de un mismo paciente al aplicarle un nuevo tratamiento. Los 5 estadios que diferencia son [23]:

- **Estadio 1:** fase inicial de la enfermedad. Los pacientes presentan rigidez, temblor y bradicinesia con afectación unilateral, aunque aún pueden desempeñar una vida cotidiana y profesional normal. La duración media de esta fase es de tres años aproximadamente. Sin embargo, existen pacientes que empiezan a presentar la sintomatología en ambos lados del cuerpo.
- **Estadio 2:** comienza la afectación bilateral y axial, aunque aún con asimetría en la intensidad de los síntomas. Comienzan los primeros trastornos relacionados con la postura corporal, aumentando la cifosis dorsal, lo que dificulta la vida profesional. El transcurso de esta etapa comprende un período aproximado de 6 años.
- **Estadio 3:** la afectación bilateral es total, aparecen trastornos del equilibrio y afectación de los reflejos posturales. Se producen caídas espontáneas, marcha festinante y congelación del movimiento. Los pacientes en esta etapa continúan siendo independientes en el transcurso de la vida cotidiana. La duración media de esta etapa es de siete años.
- **Estadio 4:** aumenta la inestabilidad postural. Comienzan problemas relacionados con los efectos secundarios de la medicación, como el fenómeno *on-off*, en el que el paciente alterna fases de mejora con fases en las que prácticamente se encuentra inmovilizado. En esta etapa es necesaria ayuda externa para la vida cotidiana y la marcha autónoma se vuelve imposible. La duración media es de nueve años.
- **Estadio 5:** en esta etapa la enfermedad se encuentra totalmente desarrollada y el paciente es totalmente dependiente.

Ziegler-Bleton es otra clasificación basada en la escala de *Hoehn-Yahr*. En este caso, se diferencian tres estadios:

- **Primer estadio:** el paciente muestra pocas manifestaciones de la enfermedad. Se corresponde con los estadios 1 y 2 de la escala de *Hoehn-Yahr*.
- **Segundo estadio:** la enfermedad ya se encuentra establecida. Se corresponde con los estadios 3 y 4 de la escala de *Hoehn-Yahr*.

- **Tercer estadio:** incapacidad importante. Se corresponde con el estadio 5 de la escala de *Hoehn-Yahr*.

2.2. UPDRS

Pese a que la escala de *Hoehn-Yahr* es ampliamente utilizada, no es apropiada como una medida de seguimiento clínico. Por el contrario, la escala unificada de la enfermedad de Parkinson [24] (en inglés *Unified Parkinson's disease rating scale*, UPDRS) es un tipo de escala que sí es adecuada para el seguimiento temporal de la enfermedad en un mismo paciente. Esta escala es una herramienta que analiza los pacientes con la enfermedad en diferentes dominios, en los que los ítems que los conforman tienen una calificación de 0 (normal) a 4 (afección severa). En concreto, los dominios son:

- Parte I: análisis mental, conductual y de ánimo. Formada por 4 ítems: alteración del intelecto, trastorno del pensamiento, depresión y motivación/iniciativa.
- Parte II: análisis de las actividades de la vida cotidiana. Formada por 13 ítems, entre los que se encuentran acciones básicas como la escritura, la higiene, cortar alimentos y el lenguaje.
- Parte III: análisis y evaluación de las capacidades motoras. Formada por 14 ítems, entre los que se encuentran el temblor en reposo, la rigidez axial, levantarse, etc.
- Parte IV: análisis sobre las complicaciones motoras. Algunos de los ítems de esta parte al evaluar complicaciones motoras solo se califican como ausentes o presentes.

2.3. MDS-UPDRS

Una variante y evolución de la UPDRS es la escala unificada de la enfermedad de Parkinson modificada por la MDS (MDS-UPDRS) [25], que conserva la misma estructura de cuatro partes, aunque los dominios se modificaron. El principal cambio es una sección específica que integra cuestiones relacionadas con los elementos no motores de la enfermedad de Parkinson. De este modo, la estructura de la nueva escala queda confeccionada de la siguiente forma:

- **Parte I:** experiencias no motoras de la vida diaria. Se divide en parte IA, compuesta por preguntas que abarcan los siete días anteriores a la realización del examen y parte IB, compuesta por preguntas que describen el sentir y estado del paciente.
- **Parte II:** experiencias motoras de la vida diaria.

- **Parte III:** examen y exploración motora. Se debe verificar si el paciente está tomando medicamentos antiparkinsonianos y, si es el caso, en alguno de ellos especificar cuánto tiempo ha transcurrido desde la última toma.
- **Parte IV:** complicaciones motoras relacionadas con la discinesia, fluctuaciones y distonía dolorosa.

Tal y como ocurría con la escala UPDRS, los diferentes ítems tienen 5 posibles opciones: 0 (normal), 1 (leve), 2 (leve), 3 (moderado) y 4 (severo). Asimismo, algunas de las cuestiones relacionadas con las partes 1 y 2 están recogidas en un documento que debe rellenar el paciente o, en su defecto, el cuidador. El tiempo total requerido para la evaluación aplicando esta escala es de aproximadamente 30 minutos. En la tabla 2.1, se especifican los diferentes ítems que componen cada una de las partes nombradas anteriormente:

MDS-UPDRS I	Parte IA	Deterioro cognitivo Alucinaciones y psicosis Ánimo depresivo	Ansiedad Apatía Desregulación dopaminérgica
	Parte IB	Insomnio Somnolencia diurna Dolor Problemas urinarios	Estreñimiento Hipotensión ortostática Fatiga
MDS-UPDRS Parte II		Habla Saliva y babeo Masticación y deglución Comer Vestirse Higiene Congelamiento o bloqueos	Escritura Pasatiempos Vuelta en cama Temblor Levantarse Caminar y equilibrio
MDS-UPDRS Parte III		Lenguaje Expresión facial Rigidez Golpeteo de dedos de las manos Pronación-supinación de las manos Golpeteo con los dedos de los pies Agilidad de las piernas Levantarse de la silla Congelamiento de la marcha Estabilidad postural	Postura Espontaneidad global del movimiento Temblor postural de las manos Temblor de acción de las manos Amplitud del temblor de reposo Persistencia del temblor del reposo Marcha
MDS-UPDRS Parte IV		Tiempo con discinesias Impacto funcional de discinesias Tiempo en estado de OFF Impacto de las fluctuaciones	Complejidad de las fluctuaciones Distonía en OFF

Tabla 2.1. Partes e ítems que conforman la escala MDS-UPDRS.

2.4. NODS

Otra escala es la *Nothwestern University Disability Scale* (NODS) [26], que analiza y evalúa la invalidez y las incapacidades producidas por la enfermedad en diferentes actividades de la vida diaria. Los apartados e ítems evaluados en esta escala son:

1. Escala A: caminar.
 - Siempre camina solo.
 - Camina solo a veces.
 - Nunca camina solo.
2. Escala B: vestirse.
 - Requiere ayuda parcial.
 - Requiere ayuda completa.
3. Escala C: higiene.
 - Autonomía completa.
 - Requiere ayuda parcial.
 - Requiere asistencia completa.
4. Escala D: comida y alimentación.
5. Escala E: lenguaje.

La escala NODS tiene una significativa correlación con la escala de *Hoehn y Yahr* y con la escala de *Webster*, que se describe a continuación.

2.5. Escala de *Webster*

En el caso de la escala de *Webster* [27], se analizan aspectos característicos de la enfermedad como bradiquinesia, rigidez, postura, braceo, marcha, temblor, facies, seborrea, habla y autocuidado. Además, en una modificación de la escala se añadieron dos ítems más, la inestabilidad postural y la incorporación. Todos los ítems son evaluados con una puntuación de 0 a 3 puntos, de modo que cuanto mayor sea la puntuación, mayor será el grado de discapacidad. En función de la puntuación la enfermedad puede estar en uno de estos tres estados:

- 1-10 puntos: enfermedad de Parkinson leve.
- 11-20 puntos: enfermedad de Parkinson de gravedad media.
- 21-36 puntos: enfermedad de Parkinson grave.

2.6. Otras escalas

Entre otras escalas que también son frecuentemente utilizadas se encuentran la *Columbia University Rating Scale* (CURS), la escala de la Marcha para la Enfermedad de Parkinson y la escala de *King College Hospital*. La primera de ellas valora ítems como la bradicinesia, marcha, postura, temblor en reposo, temblor postural, discinesias y posturas distónicas, aunque no valora actividades de la vida cotidiana. En segundo lugar, la escala de la Marcha para la Enfermedad de Parkinson mide las alteraciones relacionadas con la motricidad de la enfermedad mientras que la escala de *King College Hospital* evalúa la discapacidad funcional y realiza pruebas cronometradas.

Asimismo, el Grupo de Estudio de Trastornos del Movimiento de la Sociedad Española de Neurología proporciona acceso a las diferentes escalas de clasificación nombradas anteriormente y a otras más que suelen ser utilizadas y califican otro tipo de aspectos. Cualquier persona puede acceder a estas escalas (<http://getm.sen.es/profesionales/escalas-de-valoracion>) de forma gratuita.

Capítulo 3: Construcción de la base de datos

3.1. Descripción del sensor

3.1.1. Hardware

En cuanto a las características físicas del dispositivo, este tiene unas medidas de 13x80x30 mm (alto, ancho y largo) y un peso de 32 gramos. Está construido en aluminio y vidrio resistente a arañazos y es resistente también a salpicaduras. Asimismo, en lo que respecta a los elementos físicos que componen el sensor *Leap Motion* se encuentran [28]:

- Dos cámaras de infrarrojo cercano (longitud de onda de 850 nm), de tipo CMOS, que cuentan con una resolución de 640x240 píxeles cada una. Estas cámaras están separadas 40 milímetros y están protegidas mediante un vidrio que es transparente a la radiación infrarroja. Generalmente operan a 120 Hz, aunque son capaces de trabajar a más de 240 Hz.
- Tres leds, uno a cada lado de las cámaras y otro entre ellas, que emiten a la misma longitud de onda que captan las cámaras.
- Un controlador USB de alta velocidad, que puede soportar USB 3.0.
- Un microcontrolador (MX25L3206E), que contiene el programa encargado del funcionamiento y control de todo el equipo.



Figura 3.1. Componentes del sensor y vistas de este.

3.1.2. Software

En la página oficial para desarrolladores de *Leap Motion* se encuentran diferentes versiones del kit de desarrollo *software* en función del lenguaje en el que desee implementar la aplicación a desarrollar. Dos de ellas son:

- *Software V3*, versión que hereda diversas API anteriores. Con esta versión se pueden desarrollar aplicaciones escritas en múltiples lenguajes como C, Unity, C++, C#, Objective-C, Java, Python, JavaScript y Unreal Engine.

- *Software V4*, versión optimizada para el rendimiento de aplicaciones de realidad virtual. En esta versión solo es posible trabajar con LeapC, que es una API de estilo C de más bajo nivel, con Unity y Unreal Engine.

Con la descarga de cualquiera de estas versiones se instalará un programa denominado Panel de control de *Leap Motion*. Dicho programa cuenta con las siguientes pestañas:

- General. Pestaña en la que se pueden configurar diferentes opciones generales como permitir el envío de información a aplicaciones web y aplicaciones en segundo plano.
- Resolución de problemas. Pestaña donde se muestra el estado del dispositivo, en la que se indica si este está conectado o no, si el ancho de banda es el adecuado, etc. También cuenta con una opción denominada visualizador de diagnóstico que permite ver en tiempo real la información proporcionada por el sensor.
- Acerca de. En este apartado se proporciona información sobre la versión actual del programa, así como acceso a las páginas web del fabricante.

Para el desarrollo de la aplicación encargada de realizar la captura de datos e información procedente del sensor se empleará el lenguaje de programación Java, debido a su alto grado de compatibilidad, fácil implementación y amplio periodo de aprendizaje y formación durante el transcurso del grado académico. Es por este motivo que la versión *software* empleada será la V3, versión más reciente que permite trabajar con este lenguaje.

La API de JAVA proporciona una serie de clases y objetos [29] mediante los que se puede obtener diversa información capturada por el sensor. Entre ellos nos encontramos con el objeto *Frame*, que nos posibilita acceder al resto de clases y objetos de la API. A continuación, se describen algunas de las clases más relevantes:

- Clase *Frame*: representa un conjunto de datos referentes al seguimiento de las manos y dedos detectados en una trama.
- Clase *Hand*: proporciona las características físicas de la mano detectada.
- Clase *Finger*: proporciona la información referida al seguimiento de los dedos.
- Clase *Pointable*: representa las características físicas de un dedo o herramienta.

Para este caso concreto, los objetos *Finger*, que se engloban a su vez dentro de la clase *Pointable*, son los más interesantes pues proporcionan información como la posición (estabilizada o no) de la punta de los dedos, la velocidad y la dirección de estos, entre otros atributos.

Por último, en lo que respecta a los mínimos requisitos recomendados en la página web del fabricante para programas de escritorio nos encontramos con:

- Windows 7+ or Mac OS X 10.7.
- Procesador AMD Phenom™ II or Intel Core™ i3/i5/i7.
- 2GB RAM.
- Puerto USB 2.0.

3.1.3. Funcionamiento y ubicación

El funcionamiento del dispositivo [30] está basado en la reflexión de la luz que incide en los cuerpos situados en el campo de visión próximo a él. La luz reflejada llega a las lentes de las cámaras y, debido a que dichas lentes son de tipo biconvexas, se produce una distorsión en la imagen, por lo que es necesario realizar un proceso de corrección. Tras ello, el *driver* es capaz de determinar la posición de las manos y dedos gracias a técnicas y algoritmos basados en la visión estereoscópica, al tratarse el *Leap Motion Controller* de un dispositivo binocular.

La zona de cobertura del dispositivo presenta una forma de pirámide invertida y dentro de ella se define un volumen denominado como *Interaction Box*, en el que se garantiza el correcto seguimiento de la mano o dedo que esté situado dentro de él. El tamaño del *Interaction Box* está determinado por el ajuste de altura definido por el usuario en el Panel de control de *Leap Motion* y por el campo de visión que presente en ese instante.

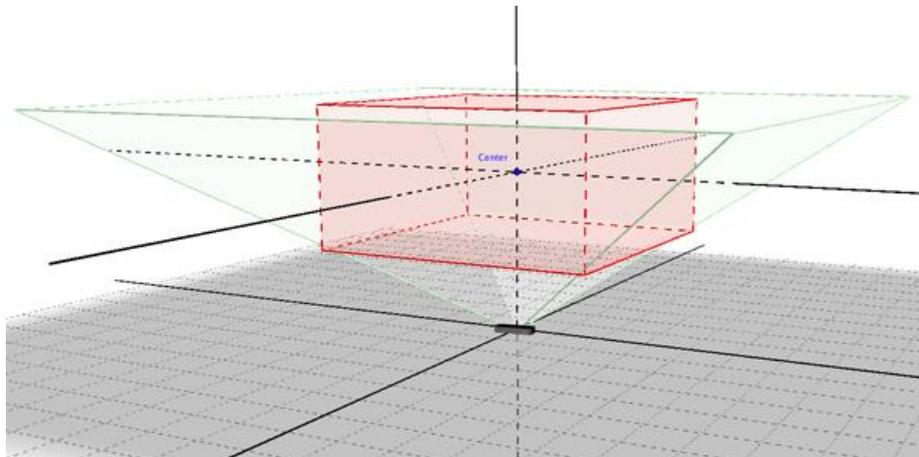


Figura 3.2. *Interaction Box*.

Para la aplicación propuesta en la que se empleará este dispositivo, la localización óptima del mismo sería debajo de la pantalla del ordenador y separada de esta unos 10-15 centímetros, pues de este modo se asegura el correcto funcionamiento, seguimiento y captura de los datos. Además, se evita otro posible problema inherente al dispositivo como es la reflexión infrarroja del resto del cuerpo humano. En el caso de que se trate de un ordenador portátil, se podría situar sobre el

teclado o sobre el *touchpad*, aunque en estos casos podría no funcionar correctamente al no existir suficiente distancia en el plano vertical para que el sensor capture correctamente la información. Para solucionar esto, lo ideal si se trabaja con un ordenador portátil sería tener algún tipo de soporte que eleve la parte trasera de la base del ordenador, situando el *Leap Motion* delante del ordenador.



Figura 3.3. Posición del sensor en un ordenador de sobremesa y en un portátil.

Otro aspecto importante relacionado con la posición y colocación del dispositivo es la correcta identificación de los ejes de coordenadas. En el caso del *Leap Motion Controller*, este proporciona los valores de posición en medidas basadas en los ejes cartesianos y, a partir de la posición sugerida para su colocación (en una superficie plana y con la luz de encendido dirigida hacia el usuario), el eje X aumentaría su valor a medida que la mano se desplace hacia la derecha, el eje Y aumentaría cuando la mano aumente su altura, y el eje Z aumentaría cuando la mano se aleje del sensor y de la pantalla.

3.2. Base de datos

3.2.1. Programa para la captura de datos

El programa creado para la captura de datos está escrito en el lenguaje de programación Java, principal lenguaje de programación que se ha visto en la base del Grado. Java está integrado en multitud de dispositivos, desde portátiles y consolas hasta centros de procesamiento de datos. En lo que respecta a la captura de datos en sí, esta se realiza como se indica en el siguiente diagrama de flujo:

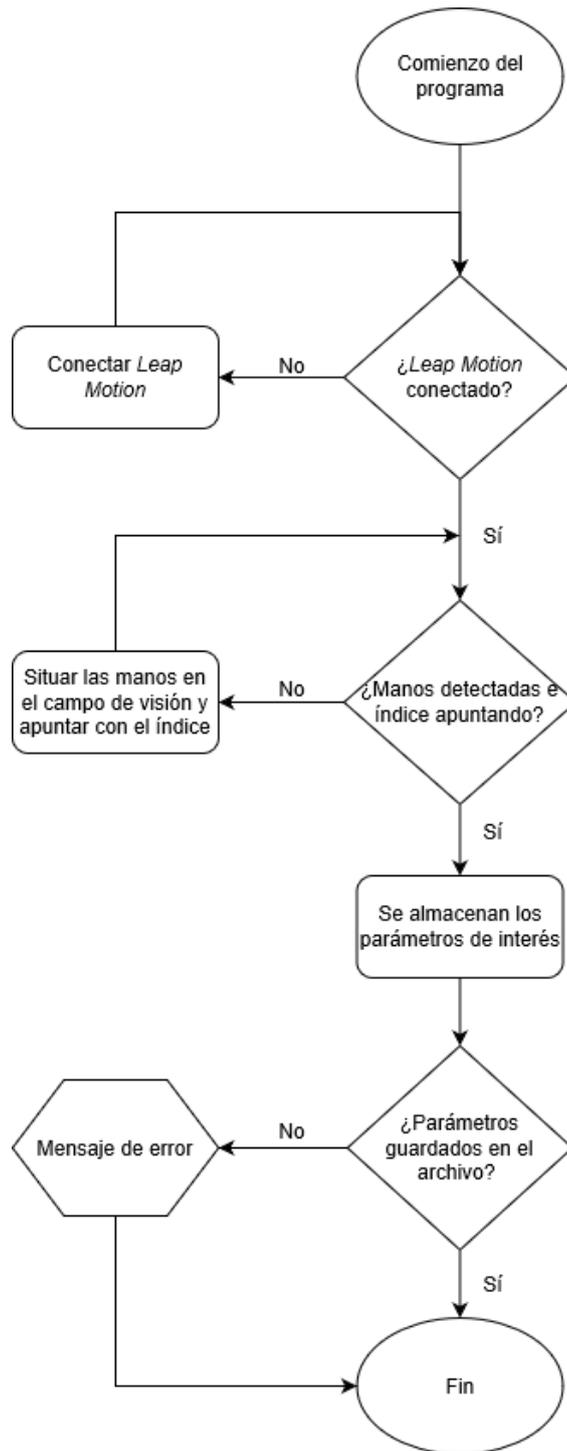


Figura 3.4. Diagrama de flujo del funcionamiento del programa que realiza la captura de datos.

Asimismo, el programa de grabación está compuesto por una interfaz sencilla que permite, en primer lugar, seleccionar la ruta en la que se guardará el fichero de texto que contendrá la información recopilada.

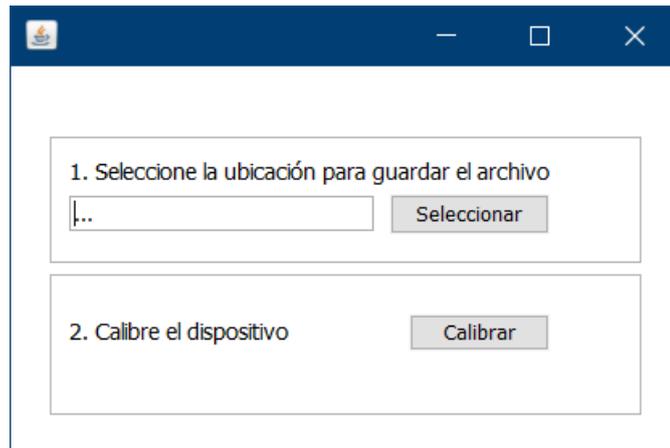


Figura 3.5. Ventana de ubicación de guardado.

Posteriormente, es necesario realizar una calibración para ajustar las medidas proporcionadas por el dispositivo a la pantalla del ordenador en la que este se encuentre conectado. Para ello, es necesario situar el dedo índice en el extremo superior izquierdo de la pantalla.

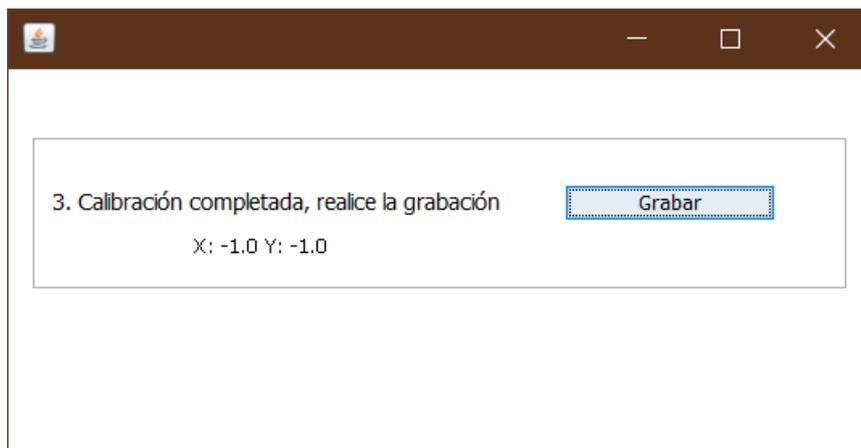


Figura 3.6. Ventana de calibración.

Una vez que se haya realizado la calibración (si es correcta, aparecerán valores distintos de -1 en X e Y, que determinarán la distancia desde el dispositivo hasta el extremo superior izquierdo de la pantalla) se pasará a la ventana de grabación.

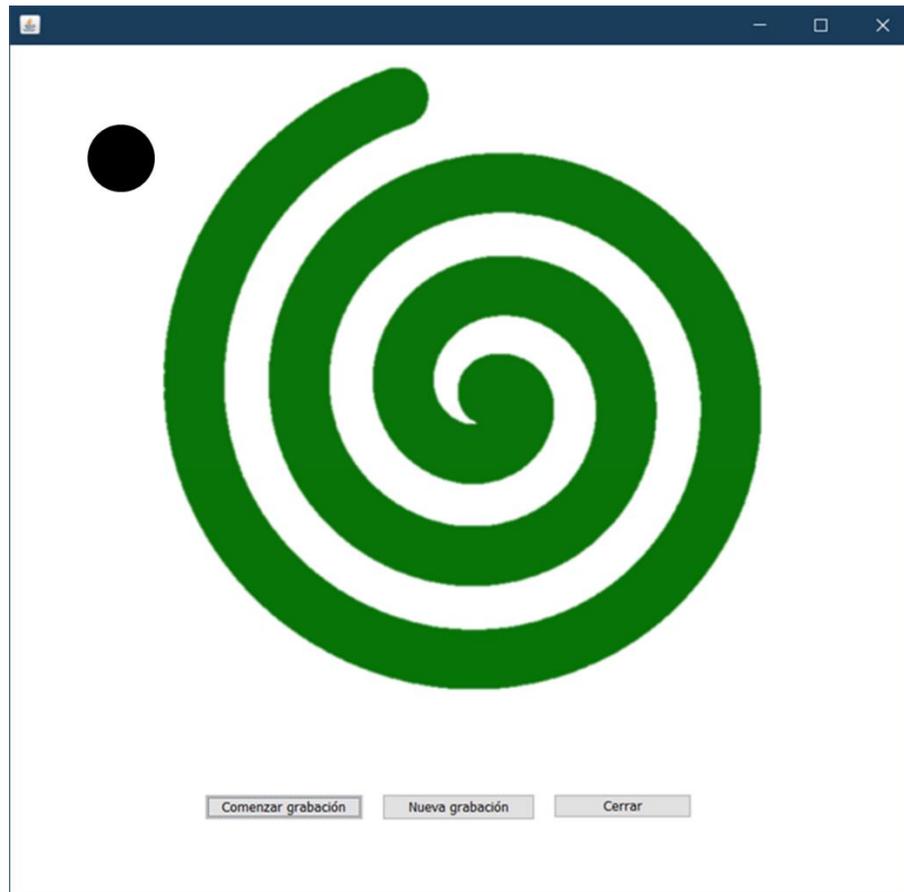


Figura 3.7. Ventana de grabación.

El sujeto que esté realizando la prueba debe situar el punto negro en el centro de la espiral. Una vez hecho esto, se debe pulsar “Comenzar grabación” tras lo que el sujeto debe describir la espiral manteniendo el punto negro dentro del trazado en verde. Cuando finalice, podrá repetirse la prueba pulsando “Nueva grabación”, volviendo a la ventana en la que se selecciona la ubicación donde se guardará el archivo o se podrá cerrar el programa.



Figura 3.8. Ejemplo de grabación.

3.2.2. Descripción de la base de datos

Tras la elaboración e implementación del programa encargado de capturar y almacenar los datos procedentes del sensor *Leap Motion*, la segunda fase del proyecto consistirá en la creación de una base de datos a partir de las grabaciones realizadas con dicho programa. El primer paso para la creación de la base de datos será la realización de grabaciones a sujetos de control, es decir, personas sanas que no presenten síntomas de la enfermedad, con el fin de tomar muestras de multitud de personas. Estas posteriormente se compararán con muestras de personas con párkinson y se estudiarán los parámetros más relevantes, significativos y diferenciadores entre ambos tipos de muestra, para poder determinar mediante procesado y otro tipo de técnicas como el uso de clasificadores qué sujetos son los que padecen la enfermedad.

Tal y como se menciona anteriormente, la primera fase de la base de datos estará compuesta por grabaciones de sujetos de control. Las grabaciones estarán estructuradas por sujetos y a su vez se dividirán en 3 sesiones al menos, que se realizarán en días diferentes si es posible y que constarán de 6 grabaciones cada una. De estas 6 grabaciones, denominadas 1, 2, 3, 4, 5 y 6, en dos de ellas la espiral estará descrita de forma normal (la 1 y la 4), en otras dos la espiral estará descrita con un temblor leve (la 2 y la 5) y, en las 2 restantes, la espiral estará descrita con un temblor aún más pronunciado (la 3 y la 6). El hecho de realizar grabaciones con diferentes grados de temblor tiene como objetivo caracterizar y determinar posteriormente en qué estadio de la enfermedad se encuentra el paciente. Asimismo, todos los ficheros en los que se almacenarán los datos de las grabaciones y que formen parte de la base de datos tendrán extensión *.txt*. En la siguiente tabla se muestra un ejemplo de la estructura de los datos almacenados en uno de estos ficheros:

Frame	Tiempo	Manos	Dedos	px	py	pz	vx	vy	vz
33527	8069417954	1	5	-14.964.406	19.853.882	-14.085.915	4.561.472	108.906.784	-5.885.869
33528	8069426676	1	5	-1.489.408	199.578	-13.930.303	6.874.767	110.636.955	19.704.597
33529	8069435360	1	5	-14.842.639	20.016.415	-137.989.435	62.921.114	63.408.024	15.822.835
33530	8069443988	1	5	-14.803.332	20.036.703	-13.671.832	58.963.733	22.162.575	1.461.853
33531	8069452639	1	5	-14.755.102	20.043.356	-13.568.083	7.655.716	73.688.297	11.581.679
33532	8069461323	1	5	-14.703.269	20.049.219	-13.498.796	81.125.145	4.768.978	75.995.955
33533	8069469973	1	5	-15.091.626	19.904.948	-13.496.191	-20.974.152	-16.755.678	-8.621.076
33534	8069478665	1	5	-15.460.828	1.980.025	-13.430.533	-1.784.072	-12.918.271	-0.83719844
33535	8069487320	1	5	-14.945.649	19.875.461	-1.352.961	41.977.554	7.144.361	-5.666.834
33536	8069495989	1	5	-15.327.778	1.980.393	-134.430.895	-205.205	-9.068.552	27.311.387
33537	8069504681	1	5	-15.695.484	1.974.448	-13.388.366	-18.797.146	-8.368.584	-0.5818989
33538	8069513354	1	5	-15.699.147	19.674.443	-1.349.425	8.338.635	-10.095.548	-14.173.232
33539	8069522013	1	5	-15.159.014	19.799.318	-13.597.531	41.231.895	12.767.536	-4.851.012

Tabla 3.1. Estructura de los datos almacenados.

Como se puede observar cada fichero consta de:

3. Construcción de la base de datos

- *Frame*: número de fotograma grabado. Hay que denotar que, el primero es aleatorio y a partir de él continúa la secuencia.
- *Tiempo*: tiempo en milisegundos en el que se ha grabado cada fotograma. Al igual que con *Frame*, el instante en el que se graba el primer fotograma es totalmente aleatorio y a partir de él continúa la secuencia temporal.
- *Manos*: número de manos captados por el sensor.
- *Dedos*: número de dedos captados por el sensor.
- *Px*: posición en el eje x del dedo índice.
- *Py*: posición en el eje y del dedo índice.
- *Pz*: posición en el eje z del dedo índice.
- *Vx*: componente en el eje x de la velocidad del dedo índice.
- *Vy*: componente en el eje y de la velocidad del dedo índice.
- *Vz*: componente en el eje z de la velocidad del dedo índice.

Por otra parte, los datos almacenados se pueden representar como se observa en la siguiente figura:

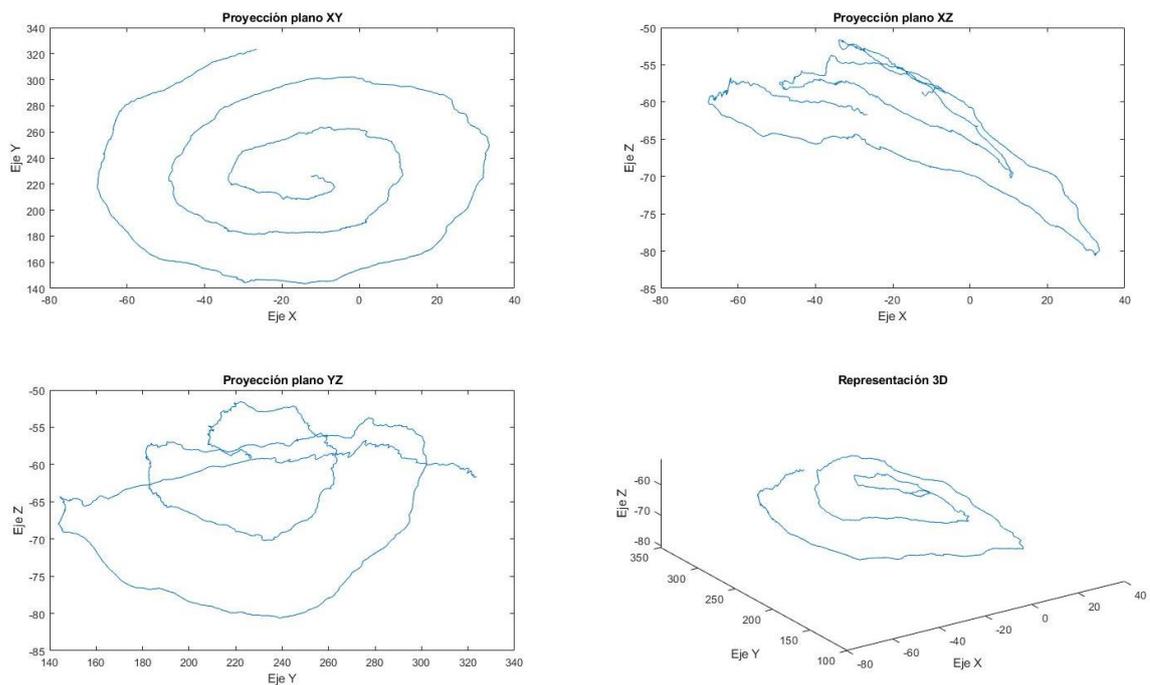


Figura 3.9. Ejemplo de datos representados.

Para la confección de esta primera parte de la base de datos han participado 25 personas, tanto hombres como mujeres de diferentes edades, tal y como se ve reflejado en tablas y figuras:

	Clasificación por edad
20-24	13
25-29	6
40-44	1
45-49	2
50-54	3

	Clasificación por género
Hombres	20
Mujeres	5

Tabla 3.2. Clasificación por edad y género de los sujetos.

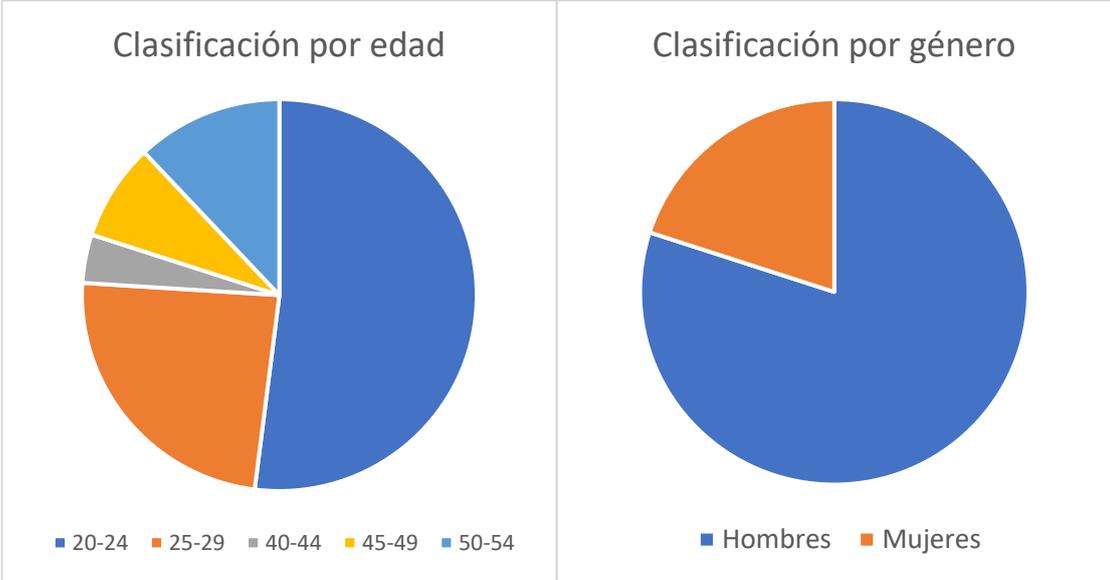


Figura 3.10. Clasificación por edad y género de los sujetos.

Con los sujetos que han participado en total se han recopilado 124 grabaciones de la espiral sin temblor, 124 grabaciones de la espiral con temblor leve y 124 grabaciones con temblor moderado. Al haber participado 25 sujetos, el número total de grabaciones por cada tipo debería ser 150, pero no todos pudieron completar las 3 sesiones de grabaciones, por lo que este es el motivo por el que no se alcanza dicha cifra.

Capítulo 4: Métodos de extracción de parámetros y clasificación

4.1. Parametrización

4.1.1. Análisis temporal

La primera posibilidad de análisis y extracción de posibles parámetros se compone de las propias series temporales, ya que a partir de estas se puede analizar la duración temporal de las grabaciones, la cantidad de muestras que conforman cada grabación y la distancia total recorrida en el plano XY, uno de los posibles planos que proporcionan las grabaciones, al ser estas realizadas en 3D, a partir de la expresión $D = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$, entre otros parámetros.

4.1.2. Análisis estadístico

Otra posibilidad de estudio es el análisis de parámetros estadísticos obtenidos a partir de las series temporales. Haciendo uso de MatLab, se han estudiado diferentes variables y medidas estadísticas entre las que se encuentran:

- **Media aritmética:** valor medio de un conjunto de medidas. Se define como $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ donde x_i es cada dato de la serie y n la media de los datos [31].
- **Varianza:** medida de dispersión que representa la variabilidad de una serie de datos respecto a su media. Se define como $\sigma_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2$ donde x_i es cada dato de la serie, \bar{X} la media de los datos y n la media de los datos [32].
- **Skewness:** medida de la asimetría de los datos alrededor de una determinada muestra [33]. En función del punto de concentración de los datos existen dos tipos:
 - Asimetría positiva o a la derecha, si los datos se esparcen en mayor medida a la derecha con respecto a la media.
 - Asimetría negativa o a la izquierda, si los datos se esparcen en mayor medida a la izquierda con respecto a la media.

Para una determinada distribución, *skewness* se define como $s = \frac{E(x-\bar{X})^3}{\sigma^3}$ donde \bar{X} es la media de x , σ es la desviación estándar de x , $E(t)$ representa el valor esperado de la cantidad t .

4. Métodos de extracción de parámetros y clasificación

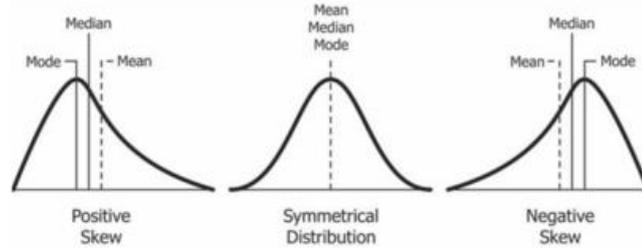


Figura 4.1. Tipos de *Skewness*.

- **Curtosis:** medida estadística que determina el grado de concentración que presentan los valores de una determinada serie alrededor de la zona central de la distribución de frecuencias. En función del grado de curtosis [34], existen tres tipos de distribuciones:
 - Leptocúrtica: gran concentración de valores en torno a su media.
 - Mesocúrtica: concentración normal de valores entorno a su media.
 - Platicúrtica: baja concentración de valores en torno a su media.

La curtosis de una distribución se define como $k = \frac{E(x-\bar{X})^4}{\sigma^4}$, donde \bar{X} es la media de x , σ es la desviación estándar de x , $E(t)$ representa el valor esperado de la cantidad t .

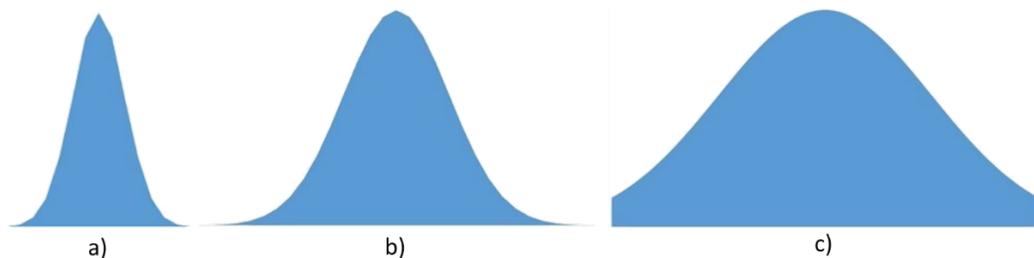


Figura 4.2. Tipos de Curtosis: a) Leptocúrtica, b) Mesocúrtica, c) Platicúrtica.

- **Entropía:** magnitud que mide la cantidad de información proporcionada por un símbolo, un dato o un determinado hecho. La entropía de un determinado mensaje se define como $H(X) = -\sum_i^n p(x_i) \log_2 p(x_i)$, donde p son las diferentes probabilidades de los posibles códigos y n el número total de códigos [35].

En lo que respecta a los parámetros estadísticos, estos se han calculado tanto sobre los datos de posición obtenidos como los datos de velocidad. Las matrices resultantes en las que se almacenan los parámetros estadísticos de la posición y velocidad presentan la siguiente forma:

4. Métodos de extracción de parámetros y clasificación

	Sin temblor				Temblor leve				Temblor moderado			
Sin temblor	Media Eje X	Media Eje Y	Media Eje Z	...	Entropía Eje Y	Entropía Eje Z	Temblor leve	...	Entropía Eje Z	Temblor moderado	...	Entropía Eje Z
Sujeto 1; sesión 1; parte 1				...			Sujeto 1; sesión 1; parte 1	...		Sujeto 1; sesión 1; parte 1	...	
⋮				...			⋮	...		⋮	...	
Sujeto 1; sesión 3; parte 2				...			Sujeto 1; sesión 3; parte 2	...		Sujeto 1; sesión 3; parte 2	...	
⋮				...			⋮	...		⋮	...	
Sujeto N; sesión 3; parte 2				...			Sujeto N; sesión 3; parte 2	...		Sujeto N; sesión 3; parte 2	...	

Tabla 4.1. Matriz parámetros estadísticos.

4.1.3. Análisis frecuencial

Otra opción de estudio que se debe considerar es el análisis y observación en el dominio de la frecuencia de la información recabada en las grabaciones. Las diferencias entre las grabaciones con distintos grados de temblor se pueden apreciar mediante un espectrograma, técnica que consiste en el análisis por tramos del espectro de una señal. Para ello, se divide la señal en tramos generalmente solapados, multiplicando cada uno de ellos por una ventana. A continuación, se calcula el espectro de cada tramo y, por último, se concatenan los espectros resultantes y se representa la evolución temporal.

Con el uso de MatLab y en concreto con la función *spectrogram* se puede apreciar que en grabaciones con temblor aparece una franja con un mayor nivel de energía en torno a los 5 Hz en grabaciones con temblor leve, franja que se acentúa aún más cuando el grado de temblor aumenta. Dicha franja no aparece cuando el sujeto simplemente recorre la espiral, sin presentar ningún tipo de temblor.

4. Métodos de extracción de parámetros y clasificación

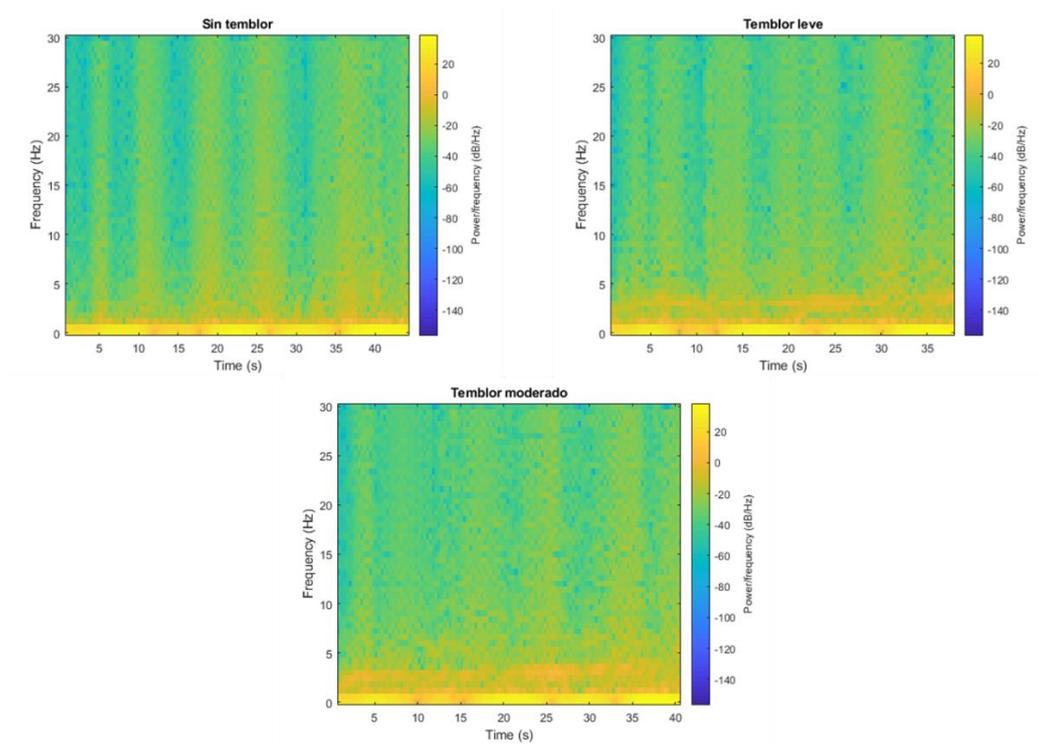


Figura 4.3. Espectrogramas de grabaciones sin temblor, con temblor leve y temblor moderado.

4.1.4. *Dynamic time warping*

Por otra parte, con el fin de encontrar y medir la similitud entre dos series temporales se ha utilizado *Dynamic time warping*, técnica que permite determinar la alineación óptima entre dos series temporales pese a que no coincidan en el número de muestras [36], es decir, que una con respecto a la otra esté estirada a lo largo de su eje temporal, determinando para ello el camino deformado óptimo, que es la trayectoria deformada de distancia mínima, donde la distancia de una trayectoria deformada W es $Dist(W) = \sum_{k=1}^{k=K} Dist(w_{ki}, w_{ki})$, siendo $Dist(W)$ la distancia, típicamente la distancia euclídea, y $Dist(w_{ki}, w_{ki})$ la distancia entre dos puntos de datos de índices de ambas series del elemento k^{th} de la trayectoria deformada.

Esta técnica es ampliamente utilizada en el reconocimiento automático del habla, para determinar si dos formas de onda representan la misma frase, aunque también es utilizada en otros muchos campos como el reconocimiento de gesto, robótica y medicina, entre otros. A partir de esta técnica es posible determinar el error por muestra entre las series temporales y el error acumulado.

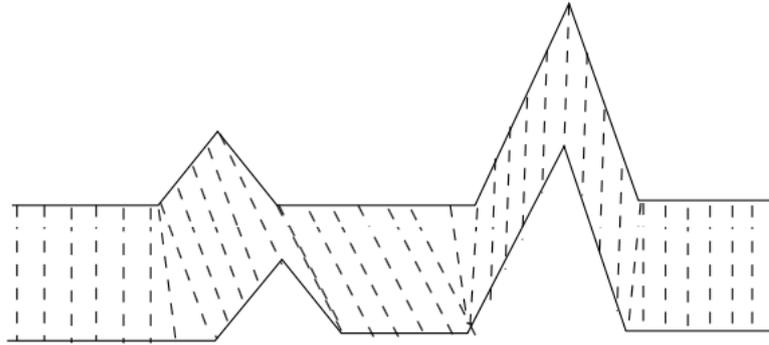


Figura 4.4. Alineación de puntos de dos series temporales usando DTW.

4.1.5. Transformada Wavelet

La última opción estudiada para caracterizar las grabaciones se basa en la aplicación de la transformada Wavelet [37]. Se trata de un tipo de transformada que representa una señal en términos de versiones trasladadas y dilatadas de una onda finita. Con respecto a la transformada de Fourier, esta funciona bien en frecuencia, pero no en tiempo, pues detecta la presencia de una determinada frecuencia, pero no proporciona información sobre la evolución temporal de las características espectrales de la señal, mientras que la transformada Wavelet no es solo local en tiempo, sino también en frecuencia. Asimismo, con la transformada Wavelet es posible trabajar con diferentes bases o familia, cosa que no ocurre con la transformada de Fourier. En concreto, se han utilizado las familias *Haar* y *Reverse biorthogonal* 4.4 (rbio4.4).

De forma general, dada una función $f(t)$, la transformada Wavelet de dicha función es la descomposición de $f(t)$ en un conjunto de funciones $\psi_{s,\tau}(t)$, de modo que definida como $W_f(s, \tau) = \int f(t) \cdot \psi_{s,\tau}(t) \cdot dt$.

4.2. Clasificadores

4.2.1. Redes neuronales

La primera de las técnicas utilizadas para la clasificación de los sujetos en función del grado de temblor son las redes neuronales, que pretenden imitar el comportamiento biológico de las neuronas mediante modelos matemáticos. Sus características principales son la autoorganización y adaptabilidad, aplicación de procesamiento no lineal y aplicación de procesamiento paralelo.

Para modelar cualquier red neuronal artificial son necesarias una fase de entrenamiento en la que se usa un conjunto de observaciones para determinar, de manera iterativa, los pesos o

porcentajes de la red neuronal y, una fase de prueba, en la que se comprueba la validez del proceso de aprendizaje.

En este caso, se ha optado por una clasificación supervisada en la que el clasificador es una red neuronal prealimentada (en inglés *Feedforward*). Esto implica que la información transcurre únicamente desde los nodos de entrada hacia los nodos de salida. Además, el algoritmo de aprendizaje es el *Perceptron*, que al constar de varias capas la estructura, se le denomina perceptrón multicapa. En este algoritmo, los errores presentes en la salida se propagan hacia atrás, hecho que se conoce como *backpropagation*, con el fin de modificar los pesos de cada una de las neuronas que conforman la red [38].

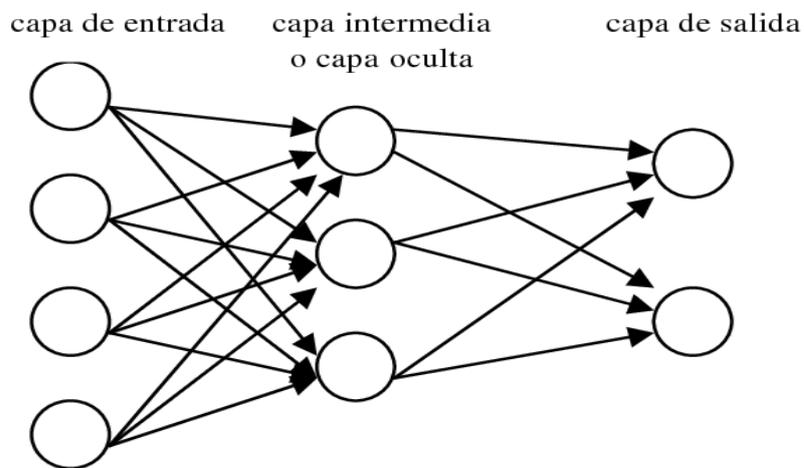


Figura 4.5. *Perceptron* multicapa.

4.2.2. SVM

Una máquina de soporte vectorial (en inglés, *Support Vector Machine*) es un algoritmo de aprendizaje supervisado utilizado para clasificación binaria y regresión de dos grupos de datos, que elabora un hiperplano que optimiza la separación de las dos clases de entrada. Está formada por la máquina de soporte vectorial para la clasificación y la máquina de soporte vectorial para la regresión [39] [40]. A partir de esto se puede deducir que no es posible distinguir los tres tipos de temblor registrados en las grabaciones a la vez, por lo que es necesario una discriminación binaria cuando se utilice este clasificador. En comparación con las redes neuronales, este clasificador es más estable, aunque, por otra parte, trabaja peor con parámetros ruidosos.

En cuanto al hiperplano (*kernel*) lo ideal sería que este fuera una línea recta. Sin embargo, en multitud de ocasiones se trabaja con varias variables que dificultan la clasificación utilizando solo

una recta. Es por ello por lo que existen diferentes funciones *kernel* que permiten realizar una clasificación más precisa: lineal, gaussiana y polinómica.

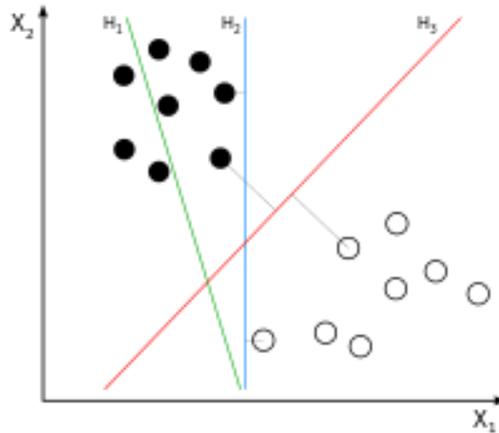


Figura 4.6. SVM con diferentes hiperplanos o vectores de soporte.

4.2.3. LSTM

Otro clasificador que se utilizará será una red de memoria a corto-largo plazo (en inglés, Long short-term memory). Se trata de un tipo de red neuronal recurrente que, a diferencia de las redes neuronales convencionales, tiene conexiones de retroalimentación. Es capaz de aprender dependencias a largo plazo entre los pasos de tiempo de las secuencias analizadas. Son utilizadas en tareas de clasificación, regresión y predicción [41]. La inclusión y utilización de este clasificador se debe a que parece que es la tendencia futura en cuanto a clasificación y predicción.

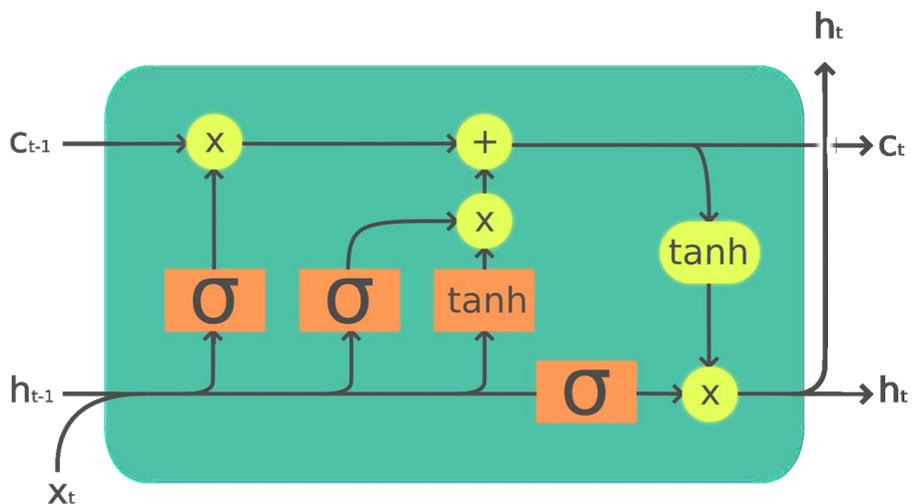


Figura 4.7. Estructura interna LSTM.

Capítulo 5: Metodología

5.1. Extracción de parámetros

Una fase fundamental del proyecto es la elección de los parámetros que permitirán a posteriori discriminar las diferentes muestras en función de si los sujetos padecen o no la enfermedad de Parkinson a partir del grado de temblor detectado (o ausencia de este) en las grabaciones y, en el caso de que la padezcan, determinar y clasificar de manera automática cuál es el estadio de la enfermedad en el que se encuentran.

5.1.1. Preprocesado

En este apartado se han aplicado los métodos anteriores referentes a la parametrización. Para ello, se han extraído parámetros temporales, estadísticos y frecuenciales de las grabaciones, pero sin realizar ningún tipo de procesado. Para cada parámetro analizado, se han representado todos los valores de este, correspondientes a los diferentes sujetos y grados de temblor y se ha determinado a partir de cuáles es posible discriminar las diferentes grabaciones.

5.1.2. Postprocesado

5.1.2.1. Filtro paso alto

Si se observan los tres espectrogramas del apartado anterior, se puede ver como en todos ellos aparece otra franja en torno a 0-1 Hz. Esto es debido al movimiento descrito por los sujetos al realizar la propia espiral, cuya realización en sí no aporta información relevante, por lo que se puede eliminar realizando un filtrado paso alto a las grabaciones. De este modo, las componentes espectrales inherentes a la ejecución de la espiral se eliminan. Concretamente, el filtro utilizado es de orden 64 y está compuesto por los siguientes coeficientes:

-3,66E-04	6,57E-03	-4,75E-02	-4,20E-02	7,04E-03
-8,48E-05	5,57E-03	-5,24E-02	-3,63E-02	7,05E-03
3,39E-04	3,97E-03	-5,67E-02	-3,04E-02	6,70E-03
9,10E-04	1,72E-03	-6,03E-02	-2,46E-02	6,06E-03
1,62E-03	-1,20E-03	-6,29E-02	-1,90E-02	5,24E-03
2,45E-03	-4,78E-03	-6,45E-02	-1,38E-02	4,32E-03
3,37E-03	-8,99E-03	9,35E-01	-8,99E-03	3,37E-03
4,32E-03	-1,38E-02	-6,45E-02	-4,78E-03	2,45E-03
5,24E-03	-1,90E-02	-6,29E-02	-1,20E-03	1,62E-03
6,06E-03	-2,46E-02	-6,03E-02	1,72E-03	9,10E-04
6,70E-03	-3,04E-02	-5,67E-02	3,97E-03	3,39E-04
7,05E-03	-3,63E-02	-5,24E-02	5,57E-03	-8,48E-05
7,04E-03	-4,20E-02	-4,75E-02	6,57E-03	-3,66E-04

Tabla 5.1. Coeficientes del filtro paso alto.

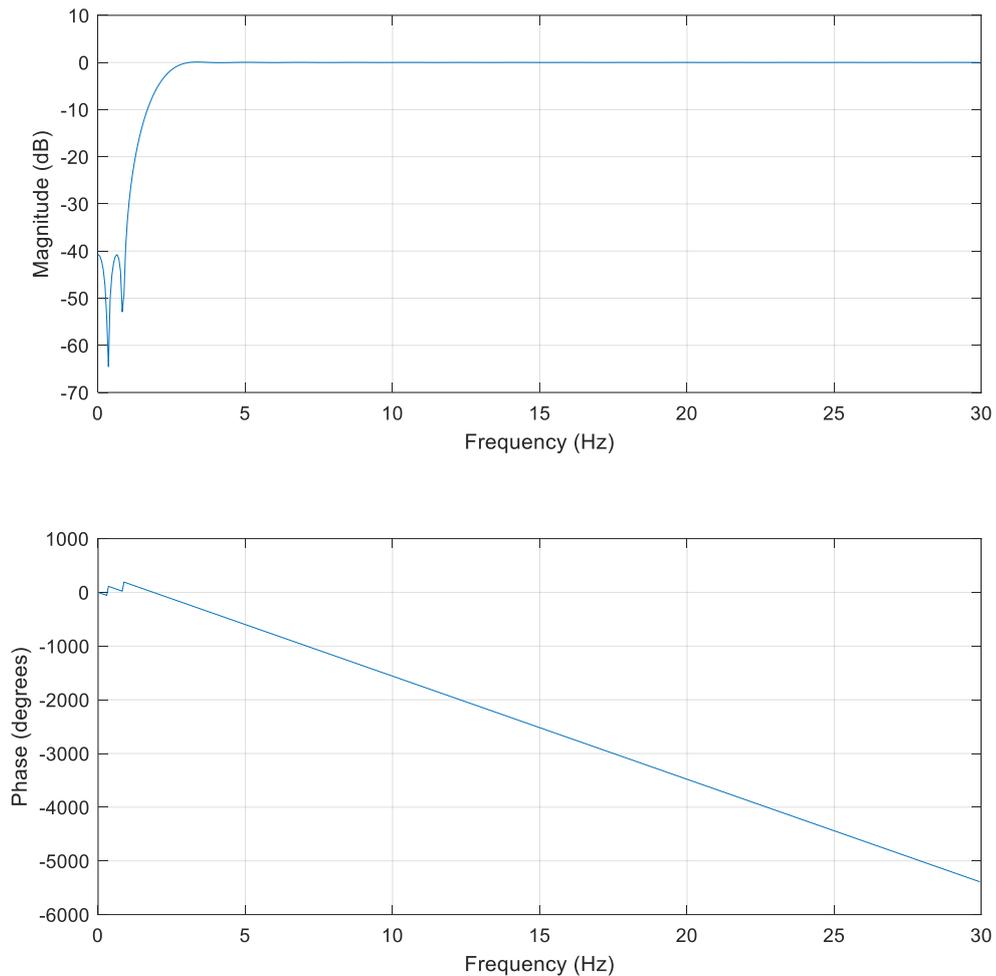


Figura 5.1. Magnitud y fase del filtro paso alto.

Posteriormente, tras haber filtrado y eliminado de este modo la información de la espiral se han vuelto a calcular los parámetros estadísticos, tanto para los datos de la posición como para los datos de la velocidad.

Para analizar en mayor profundidad la información que puede aportar el estudio en frecuencia, se ha realizado una segmentación por bandas. Concretamente, se han analizado las bandas 1-2 Hz, 2-3 Hz, 3-5 Hz 5-8 Hz y 3-10 Hz. Para ello, se han estudiado los máximos en cada una de estas bandas y la relación de energía entre cada una de ellas con respecto a la energía total de la señal. Las matrices resultantes tienen la siguiente forma:

	Sin temblor					Temblor leve			Temblor moderado			
Sin temblor	1-2 Hz Eje X	2-3 Hz Eje X	3-5 Hz Eje X	5-8 Hz Eje X	...	5-8 Hz Eje Z	Temblor leve	...	5-8 Hz Eje Z	Temblor moderado	...	5-8 Hz Eje Z
Sujeto 1; sesión 1; parte 1					...		Sujeto 1; sesión 1; parte 1	...		Sujeto 1; sesión 1; parte 1	...	
⋮					...		⋮	...		⋮	...	
Sujeto 1; sesión 3; parte 2					...		Sujeto 1; sesión 3; parte 2	...		Sujeto 1; sesión 3; parte 2	...	
⋮					...		⋮	...		⋮	...	
Sujeto N; sesión 3; parte 2					...		Sujeto N; sesión 3; parte 2	...		Sujeto N; sesión 3; parte 2	...	

Tabla 5.2. Matriz con parámetros de frecuencia.

Posteriormente, con el fin de intentar resaltar aún más las diferencias entre los espectros de los diferentes grados de temblor se realizó una integración de estos. Para ello, se utilizaron tramas o ventanas con una longitud del 5% de la longitud total de la señal. Estas tramas, se iban desplazando de elemento en elemento y en cada una de ellas se calcula el valor medio de los elementos que las conformaban, por lo que finalmente se obtenía un nuevo espectro con la misma cantidad de elementos, pero con una variabilidad mucho más reducida.

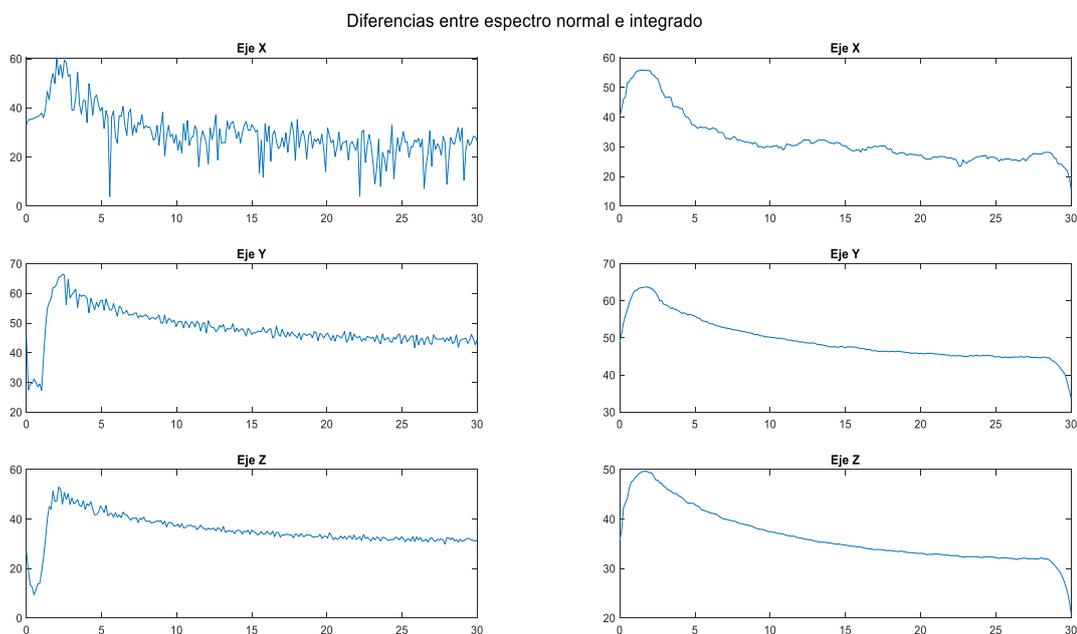


Figura 5.2. Efecto de aplicar integración sobre los espectros.

Tras haber eliminado gran parte de la variabilidad de los espectros se volvieron a calcular los valores máximos y relaciones de energía, pero no suponía una mejora en los valores obtenidos

anteriormente, en cuanto a la discriminación entre los grados de temblor se refiere. Sin embargo, para otros parámetros como la magnitud media en la banda de interés, es decir, entre los 3 y 10 Hz, la energía total de dicha banda y las relaciones entre los máximos era más apropiado utilizar los espectros con variabilidad reducida. Asimismo, a partir del valor máximo de cada eje, se ha estudiado el ancho de banda para diferentes valores de caída.

5.1.2.2. Espiral generada como referencia

Otra técnica empleada para intentar discernir y diferenciar entre los diferentes grados de temblor de las grabaciones fue la generación de una espiral de referencia.

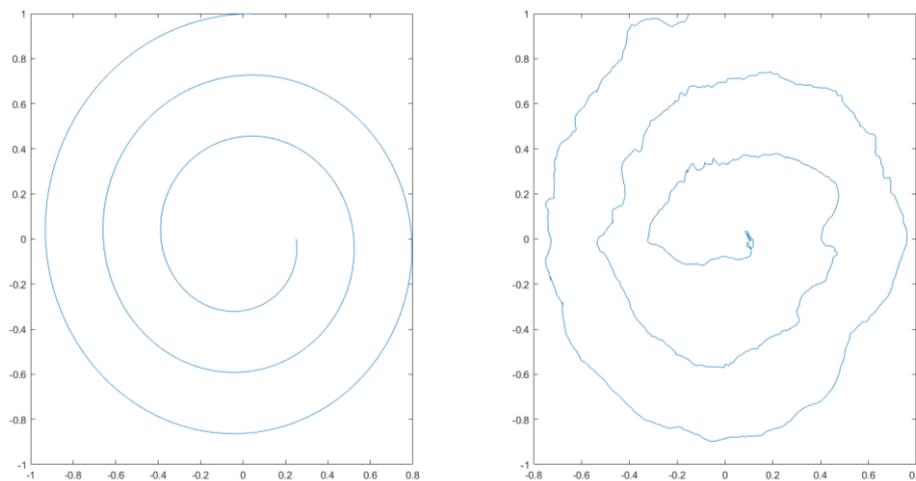


Figura 5.3. Espiral generada de referencia y espiral grabada.

Dicha espiral de referencia se restaría posteriormente a la espiral grabada. Para hacer esto posible, es necesario que coincida el número de elementos entre ambas espirales por lo que, para cada grabación, la longitud de la espiral de referencia se determina a partir de la longitud de la espiral grabada tras ser normalizada y centrada.

Tras realizar la diferencia entre ambas espirales, se aplicó de nuevo el mismo filtro paso alto visto con anterioridad para eliminar cierta periodicidad de la espiral que aún se mantenía presente y, tras ello, se procedió a calcular todos los parámetros estadísticos y frecuenciales vistos anteriormente. A parte de esto, se calculó un nuevo parámetro en este apartado: el número de cruces por cero de la señal resultante de restar los ejes X e Y de la espiral grabada y la espiral de referencia.

5.1.2.3. Espiral filtrada como referencia

En este apartado, que tiene una base similar al apartado anterior, la espiral de referencia utilizada se obtiene aplicando un filtro paso bajo a cada grabación, con la que se obtiene una referencia de la propia espiral grabada sin la variabilidad que supone la presencia de temblor en la grabación. En este caso, el orden del filtro paso bajo es 95, que está formado por los siguientes coeficientes:

2,39E-03	-6,77E-03	1,22E-02	4,99E-02	9,15E-03	-6,07E-03
2,36E-03	-7,35E-03	1,55E-02	4,95E-02	6,24E-03	-5,29E-03
2,26E-03	-7,78E-03	1,88E-02	4,86E-02	3,55E-03	-4,45E-03
2,06E-03	-8,04E-03	2,23E-02	4,73E-02	1,12E-03	-3,59E-03
1,77E-03	-8,09E-03	2,57E-02	4,56E-02	-1,05E-03	-2,72E-03
1,38E-03	-7,91E-03	2,91E-02	4,35E-02	-2,92E-03	-1,88E-03
8,99E-04	-7,48E-03	3,24E-02	4,11E-02	-4,51E-03	-1,08E-03
3,22E-04	-6,78E-03	3,55E-02	3,84E-02	-5,79E-03	-3,42E-04
-3,42E-04	-5,79E-03	3,84E-02	3,55E-02	-6,78E-03	3,22E-04
-1,08E-03	-4,51E-03	4,11E-02	3,24E-02	-7,48E-03	8,99E-04
-1,88E-03	-2,92E-03	4,35E-02	2,91E-02	-7,91E-03	1,38E-03
-2,72E-03	-1,05E-03	4,56E-02	2,57E-02	-8,09E-03	1,77E-03
-3,59E-03	1,12E-03	4,73E-02	2,23E-02	-8,04E-03	2,06E-03
-4,45E-03	3,55E-03	4,86E-02	1,88E-02	-7,78E-03	2,26E-03
-5,29E-03	6,24E-03	4,95E-02	1,55E-02	-7,35E-03	2,36E-03
-6,07E-03	9,15E-03	4,99E-02	1,22E-02	-6,77E-03	2,39E-03

Tabla 5.3. Coeficientes filtro paso bajo.

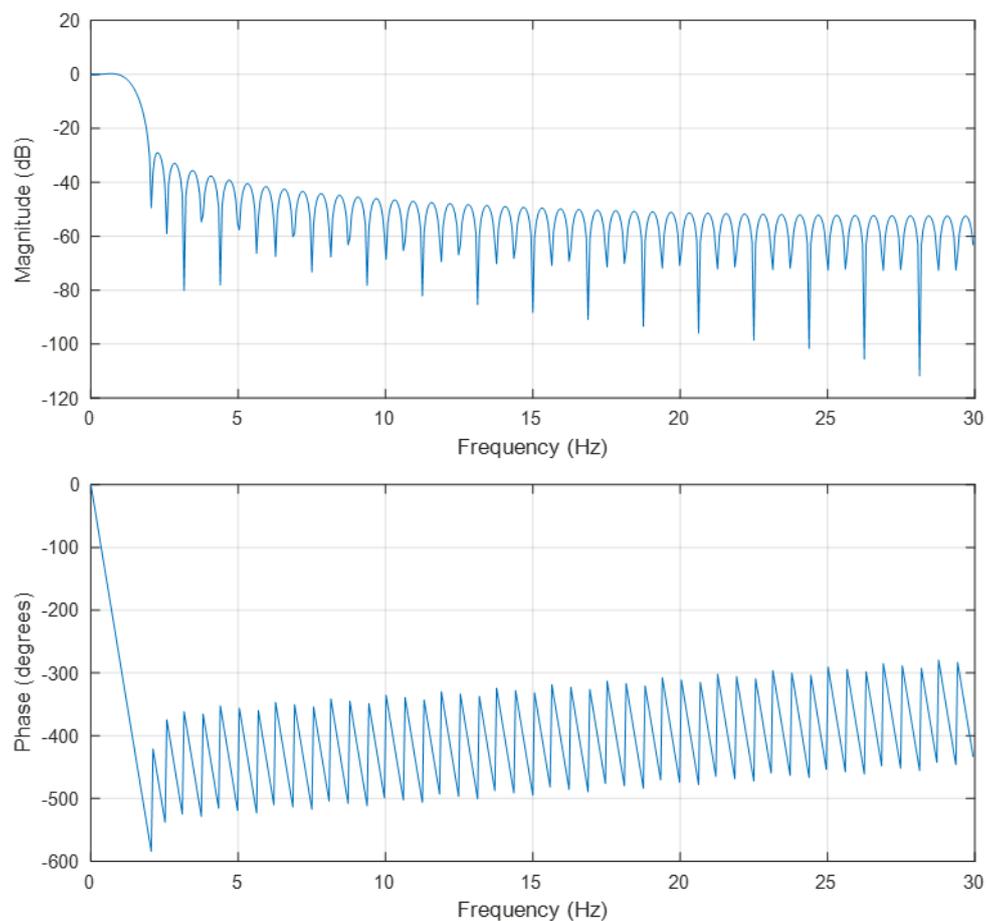


Figura 5.4. Magnitud y fase del filtro paso bajo.

Como se puede observar en la siguiente figura, con la espiral filtrada se obtiene una referencia que se puede restar a la espiral grabada, por lo que permanece solamente el efecto derivado del temblor. Dicho efecto es más notorio en grabaciones con temblor moderado.

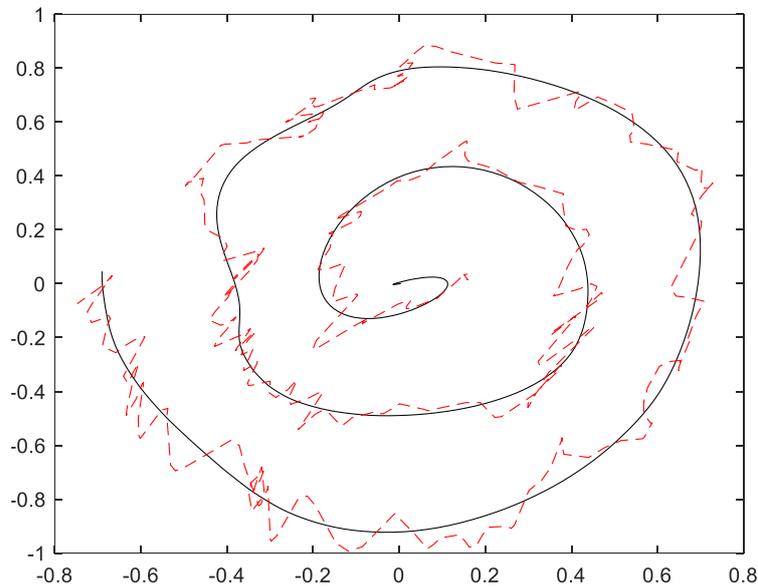


Figura 5.5. Espiral de referencia tras aplicar un filtro paso bajo y espiral grabada.

Además de analizar todos los parámetros vistos con anterioridad, tanto estadísticos como frecuenciales, con esta técnica se analizaron unos parámetros nuevos:

1. La distancia media entre las muestras de la espiral grabada y la espiral de referencia.
2. La cantidad de muestras en las que la espiral grabada dista un cierto porcentaje de la espiral de referencia.
3. Error acumulado total entre la espiral de referencia y la espiral grabada usando *dtw*.

En lo que respecta al almacenamiento de los parámetros preseleccionados, este proceso se realiza según se indica en la siguiente figura:

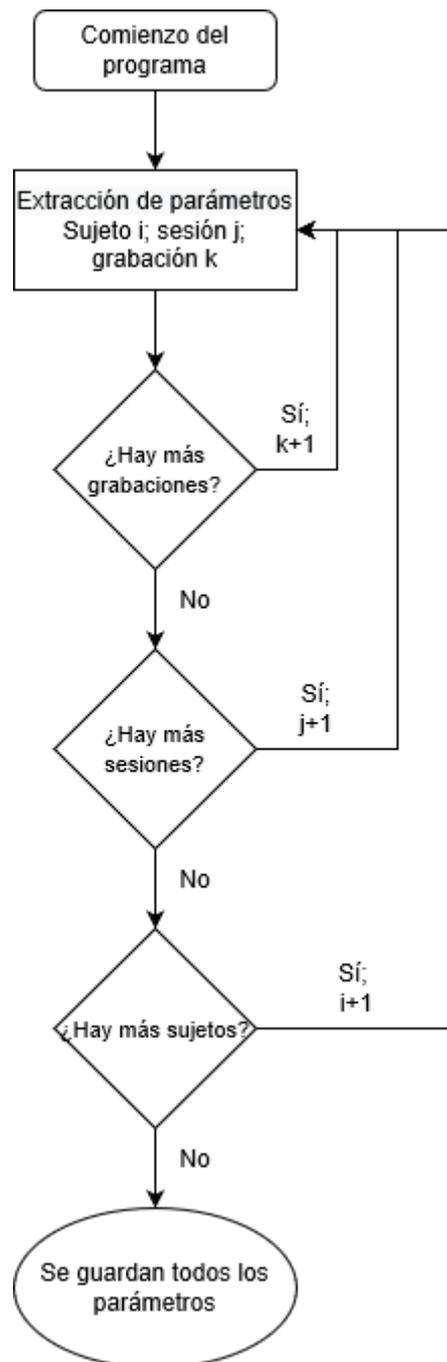


Figura 5.6. Extracción de parámetros preseleccionados.

5.2. Uso de clasificadores

En este apartado se describe la metodología empleada con los clasificadores propuestos. Con el primero de ellos, es decir, las redes neuronales, se realiza una clasificación inicial distinguiendo entre los tres tipos de grabaciones y usando todos los parámetros preseleccionados, para tener una idea inicial del posible éxito del sistema. Para ello, se utiliza la función de entrenamiento de red *trainlm*, que actualiza los valores de peso y sesgo de acuerdo con la optimización *Levenberg-*

Marquardt, en la que el número máximo de *epochs* está fijado en 1000. Seguidamente, se procede a realizar un análisis individual de los parámetros, para posteriormente concatenarlos en busca de una mejora de la tasa de éxito, variando en este proceso el número de neuronas. Con esta variación se busca también maximizar la tasa de éxito del sistema. Tras determinar cuáles son los parámetros que maximizan la tasa de éxito, con las mejores combinaciones de neuronas se aplican técnicas de *Score Fusion* para dotar de una mayor estabilidad a los resultados del sistema. Posteriormente y tras añadir una serie de parámetros, se vuelve a realizar la verificación de parámetros, pero en este caso aplicando también *Score Fusion* al análisis individual de los mismos, tras lo que se prueban los parámetros elegidos con diferentes números de neuronas para, finalmente, estudiar cómo influyen el número de muestras destinadas al entrenamiento de la red neuronal.

Utilizando también las redes neuronales como clasificador se ha realizado una clasificación en dos etapas: en la primera de ellas, se determina si la grabación en cuestión posee temblor o no, y en caso afirmativo, se determina si el temblor es leve o moderado. El proceso descrito en ambas etapas de clasificación es exactamente igual al explicado en la distinción entre los tres tipos de grabaciones.

El siguiente clasificador utilizado es SVM y el proceso descrito es similar a los anteriores, aunque con algunos matices. En primer lugar, se realiza la clasificación con todos los parámetros, pero utilizando los tres *kernel*, para utilizar en pasos posteriores aquel que obtenga los mejores resultados. Como SVM es un clasificador biclase, solo se puede optar por realizar la clasificación en dos etapas, tal y como se hizo en la segunda opción con las redes neuronales. Una vez determinado el *kernel* con el que se obtienen mejores resultados, en cada una de las etapas se procede a concatenar los parámetros para intentar mejorar de nuevo la tasa de éxito. En este caso, el resultado no varía entre simulaciones, por lo que no es necesario aplicar *Score Fusion*. El análisis de la variación de la tasa de éxito queda finalizado al modificar el número de muestras de entrenamiento.

Tras analizar los resultados obtenidos con las redes neuronales y SVM, se procede a fusionar los resultados obtenidos con ambos clasificadores, utilizando los respectivos parámetros seleccionados para cada uno de ellos. El fin de este paso es poder utilizar las mejores prestaciones de cada uno de ellos para mejorar los resultados. Para ello, en primer lugar, se determina la relación de pesos que deben tener a la hora de fusionar los resultados y, posteriormente, se estudia cómo influye el número de muestras destinadas a entrenamiento en este proceso de fusión.

Otra opción es utilizar de nuevo SVM como clasificador, pero en este caso usando como entrada los grupos de coeficientes obtenidos con la aplicación de DWT. Para esto, se varía el

número de veces que se aplica DWT de forma anidada, además de ser necesario que todas las grabaciones tengan el mismo número de muestras, por lo que se aplican técnicas de diezmado e interpolación. En este caso, se analizan los resultados al variar el número de veces que se aplica DWT con todos los grupos de coeficientes y el *kernel* utilizado, tanto para los coeficientes obtenidos del filtro paso bajo como los obtenidos del filtro paso alto. Seguidamente, se analizan cada uno de los grupos de coeficientes por separado con diferentes *kernel* y niveles de DWT y se seleccionan las mejores combinaciones, con las que se analiza cómo influyen las muestras de entrenamiento.

Posteriormente, se vuelve a realizar otra fusión que, en este caso, está formada por los resultados obtenidos con SVM utilizando los parámetros y los resultados con SVM utilizando los grupos de coeficientes obtenidos tras aplicar DWT. Con esta, se determinó primeramente la relación de pesos idónea y por último el porcentaje de muestras de entrenamiento.

El último clasificador utilizado es LSTM. En este caso se ha optado por realizar la clasificación en dos etapas directamente. En primera instancia, se utilizaron como entrada del clasificador las series temporales, variando el número de *epochs* y de unidades ocultas. Tras determinar qué combinación de *epochs* y unidades ocultas era la idónea, se analizó con esta combinación cada una de las series temporales en ambas etapas. Tras ello y utilizando nuevamente LSTM, se utilizaron como entrada los parámetros preseleccionados. En este caso, el proceso es similar al realizado con las redes neuronales y SVM: en primer lugar, se realiza la clasificación con todos los parámetros con un número arbitrario de *epochs* y unidades ocultas. Tras ello, se concatenan los parámetros que aumentan la tasa de éxito manteniendo fijo el número de *epochs* y variando solamente las unidades ocultas. Una vez que se han seleccionado los parámetros, se comprueba si el número de *epochs* influye en el resultado y se finaliza con el análisis del número de muestras de entrenamiento.

Para realizar las validaciones de cada uno de los clasificadores estudiados, al estar constituida la base de datos por un número reducido de sujetos, se ha realizado una validación *hold out*, consistente en la división del conjunto de muestras en una parte para el entrenamiento del clasificador en cuestión y otra parte para realizar los *tests* que determinarán el rendimiento del sistema. Asimismo, para cada clasificador se ha repetido este proceso 50 veces variando en cada iteración las muestras para entrenamiento y test. Además, este proceso se ha repetido varias veces ya que el porcentaje de muestras destinadas a entrenamiento se ha variado entre un 10% y un 80%.

5.3. Parámetros de medida

En lo que respecta a las herramientas y parámetros de medidas, que son aquellos que permitirán realizar un análisis y evaluación de los resultados obtenidos, nos encontramos con [42]:

- Matriz de confusión: herramienta que permite visualizar y evaluar el desempeño de un algoritmo de clasificación representando los resultados obtenidos frente a los esperados.
- Precisión: relación entre el número total de aciertos y el número total de casos.
- Sensibilidad: conocida también como tasa de verdaderos positivos. Se define como el cociente entre los verdaderos positivos y la suma de los verdaderos positivos y los falsos negativos.
- Especificidad: conocida como la tasa de verdaderos negativos. Se define como el cociente entre los verdaderos negativos y la suma de los verdaderos negativos y los falsos positivos.
- Precisión: porcentaje de casos positivos detectados. Se calcula como el cociente entre los verdaderos positivos y la suma entre los verdaderos positivos y los falsos positivos.
- F1: medida que combina la precisión y sensibilidad en una sola medida. Se calcula como el doble del cociente entre el producto de la sensibilidad y la precisión y la suma entre la sensibilidad y la precisión.

Capítulo 6: Resultados

6.1. Parametrización

En lo que respecta a la preselección de parámetros, en el apartado de preprocesado se puede apreciar cómo cuando el efecto de la espiral está aún presente, la *Curtosis* de la posición del eje Y (aunque con poca variación), la varianza de la velocidad de los tres ejes y la *Curtosis* de la velocidad del eje Y (con poca variación) presentan diferencias entre las grabaciones sin temblor, con temblor leve y con temblor moderado.

Una vez se ha aplicado el filtro paso alto a los datos eliminando la información de la espiral, aparecen un mayor número de parámetros que pueden resultar de interés al mostrar diferencias entre los diferentes tipos de grabación. En este caso, entre los parámetros de interés que destacan nos encontramos con:

- Varianza de la posición del eje X.
- *Curtosis* de la posición de los ejes X e Y.
- Entropía de la posición de los tres ejes.
- Media de la velocidad de los tres ejes, aunque con poca variación.
- Varianza de la velocidad de los tres ejes.
- *Curtosis* de la velocidad de los ejes X e Y.
- Entropía de la velocidad de los tres ejes.

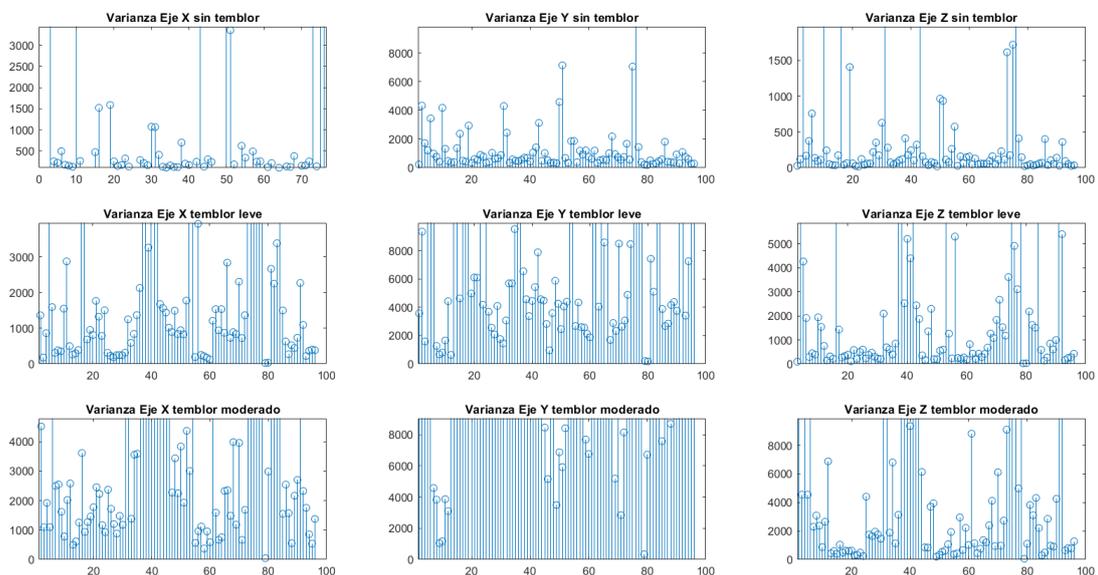


Figura 6.1. Diferencias en la varianza entre diferentes grados de temblor en la velocidad filtrada.

Como se puede apreciar, se observa que algunos de los parámetros que presentan diferencias coinciden tanto en el caso en el que aún está presente la espiral como en el caso en el que su efecto ha sido eliminado.

Asimismo, en los parámetros espectrales se puede apreciar que en las bandas de 3-5 Hz y 5-8 Hz es donde más diferencias existen entre los diferentes grados de temblor, notándose en ambas bandas diferencias entre el valor máximo en cada una de ellas, entre las relaciones de energía tanto en los datos de la posición filtrada como en la velocidad filtrada, la energía de la banda 3-10 Hz y la magnitud media de la misma banda.

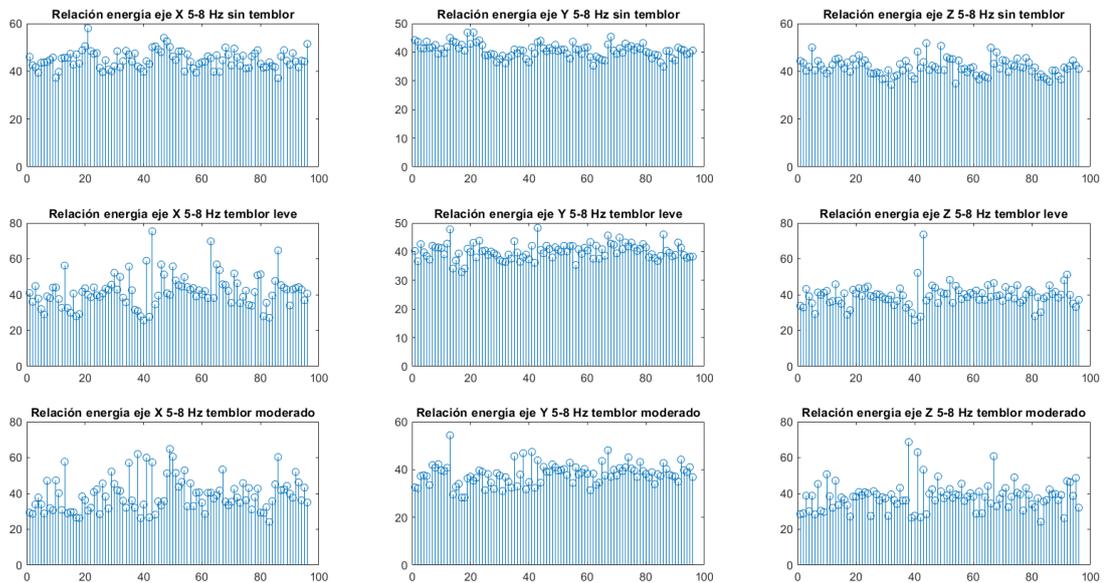


Figura 6.2. Diferencia entre las relaciones de energía para distintos grados de temblor.

De igual modo ocurre cuando se utiliza como referencia la espiral generada o la espiral filtrada, pues en la mayoría de los parámetros citados anteriormente se aprecian diferencias, así como en parte de los parámetros añadidos en cada uno de estos apartados.

Más detalladamente, en la siguiente tabla, se recogen los parámetros que se han determinado como aptos para la posterior incorporación a los clasificadores, empleando un total de 56.27 segundos en su extracción:

Kurtosis posición eje Y sin filtrar(1)	Relación Energía Posición Eje X 3-10 Hz(1)
Varianza velocidad eje X sin filtrar(1)	Relación Energía Posición Eje Y 3-10 Hz(1)
Varianza velocidad eje Y sin filtrar(1)	Relación Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)
Varianza velocidad eje Z sin filtrar(1)	Relación Energía Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)
Kurtosis velocidad eje Y poca variación(1)	Energía Posición Eje X 3-10 Hz(1)
Varianza posición eje X filtrada(1)	Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)
Kurtosis posición eje X filtrada(1)	Energía Velocidad Eje X 3-10 Hz(1)
Kurtosis posición eje Y filtrada(1)	Energía Velocidad Eje Y 3-10 Hz(1)
Entropía posición eje X filtrada(1)	Energía Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)
Entropía posición eje Y filtrada(1)	Magnitud Media Posición Eje X 3-10 Hz(1)
Entropía posición eje Z filtrada(1)	Magnitud Media Posición Eje Y 3-10 Hz(1)
Media velocidad eje X filtrada(1)	Magnitud Media Posición Eje Z 3-10 Hz(1)
Media velocidad eje Y filtrada(1)	Magnitud Media Velocidad Eje X 3-10 Hz(1)
Media velocidad eje Z filtrada(1)	Magnitud Media Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)
Varianza velocidad eje X filtrada(1)	Máximo 3-5 Hz eje X(2)
Varianza velocidad eje Y filtrada(1)	Máximo 5-8 Hz eje X(2)
Varianza velocidad eje Z filtrada(1)	Máximo 3-5 Hz eje Y(2)
Kurtosis velocidad eje X filtrada(1)	Máximo 5-8 Hz eje Y(2)
Kurtosis velocidad eje Y filtrada(1)	Relación energía 3-5 Hz eje X(2)
Entropía velocidad eje X filtrada(1)	Relación energía 5-8 Hz eje X(2)
Entropía velocidad eje Y filtrada(1)	Relación energía 3-10 Hz eje X(2)
Entropía velocidad eje Z filtrada(1)	Relación energía 3-5 Hz eje Y(2)
Máximos posición 3-5 Hz eje X(1)	Relación energía 5-8 Hz eje Y(2)
Máximos posición 5-8 Hz eje X(1)	Relación energía 3-10 Hz eje Y(2)
Máximos posición 3-5 Hz eje Y(1)	Energía 3-10 Hz eje X(2)
Máximos posición 5-8 Hz eje Y(1)	Energía 3-10 Hz eje Y(2)
Máximos posición 3-5 Hz eje Z(1)	Magnitud media 3-10 Hz eje X(2)
Máximos posición 5-8 Hz eje Z(1)	Magnitud media 3-10 Hz eje Y(2)
Máximos velocidad 3-5 Hz eje X(1)	Máximo 3-5 Hz Eje X(3)
Máximos velocidad 5-8 Hz eje X(1)	Máximo 5-8 Hz Eje X(3)
Máximos velocidad 3-5 Hz eje Y(1)	Máximo 3-5 Hz Eje Y(3)
Máximos velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	Máximo 5-8 Hz Eje y(3)
Máximos velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	Relación Energía 3-5 Hz Eje X(3)
Máximos velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	Relación Energía 5-8 Hz Eje X(3)
Relación energía posición 3-5 Hz eje X(1)	Relación Energía 3-10 Hz Eje X(3)
Relación energía posición 5-8 Hz eje X(1)	Relación Energía 3-5 Hz Eje Y(3)
Relación energía posición 3-5 Hz eje Y(1)	Relación Energía 5-8 Hz Eje Y(3)
Relación energía posición 5-8 Hz eje Y(1)	Relación Energía 3-10 Hz Eje Y(3)
Relación energía posición 3-5 Hz eje Z(1)	Energía 3-10 Hz Eje X(3)
Relación energía posición 5-8 Hz eje Z(1)	Energía 3-10 Hz Eje Y(3)
Relación energía velocidad 3-5 Hz eje X(1)	Magnitud media 3-10 Hz Eje X(3)
Relación energía velocidad 5-8 Hz eje X(1)	Distancia recorrida(3)
Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Y(1)	Distancia recorrida normalizada(3)
Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	Número de elementos(3)
Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	Dist funcion(3)
Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	Dist matlab(3)

Tabla 6.1. Parámetros preseleccionados.

¹ Tanto en esta tabla como en las posteriores, los parámetros terminados en (1) son aquellos en los que se analizan los parámetros estadísticos antes y después de filtrar, así como los espectros tras haber aplicado el filtro paso alto, los terminados en (2) son aquellos en los que se realiza la diferencia entre la espiral de referencia generada y la espiral grabada y los terminados en (3) son en los que se analizan los parámetros resultantes de la espiral de referencia generada tras filtrar.

6.2. Clasificadores

6.2.1. Red neuronal

6.2.1.1. Clasificación sin temblor/temblor leve/temblor moderado

Tal y como se comentó en la metodología, en esta estrategia de clasificación, en un primer instante, se ejecutó la red neuronal con todos los parámetros que fueron seleccionados previamente, obteniendo unas tasas de éxito que rondaban entre el 65% y el 70%, aproximadamente.

True Class	Sin temblor	49 30,25 %	5 3,08 %	
	Temblor leve	9 5,55 %	32 19,75 %	13 8,02 %
	Temblor moderado	1 0,61 %	25 15,43 %	28 17,28 %
		Sin temblor	Temblor leve	Temblor moderado
		Predicted Class		

Figura 6.3. Matriz de confusión utilizando todos los parámetros en la red neuronal.

Con el fin de mejorar dichos porcentajes, se procedió a analizar los parámetros preseleccionados y comprobar cuál era la tasa de éxito cuando se aplicaban cada uno de estos de manera individual. Para hacer esto, se ejecutó la red neuronal variando entre 5 y 10 el número de neuronas para cada parámetro analizado y, al terminar con la totalidad de los parámetros, se ordenaron en función del éxito alcanzado de manera descendente. Los resultados obtenidos fueron los siguientes:

6. Resultados

Número de neuronas	5 neuronas	6 neuronas	7 neuronas	8 neuronas	9 neuronas	10 neuronas
16. Varianza velocidad eje Y filtrada	73,46%	73,46%	62,35%	72,22%	74,69%	72,22%
10. Entropía posición eje Y filtrada	67,28%	67,28%	67,90%	67,28%	67,90%	69,75%
3. Varianza velocidad eje Y sin filtrar	67,28%	64,82%	64,82%	66,05%	58,03%	64,20%
34. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Z	64,20%	54,32%	64,20%	63,58%	62,35%	59,88%
15. Varianza velocidad eje X filtrada	58,03%	60,49%	58,64%	58,64%	58,64%	59,26%
22. Entropía velocidad eje Z filtrada	59,26%	58,03%	56,17%	54,32%	61,11%	58,03%
17. Varianza velocidad eje Z filtrada	58,64%	57,41%	59,26%	43,83%	62,96%	62,96%
4. Varianza velocidad eje Z sin filtrar	56,17%	59,26%	56,79%	56,17%	61,11%	54,32%
32. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Y	56,79%	59,88%	54,94%	59,26%	53,09%	54,94%
42. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje X	54,32%	51,85%	52,47%	55,56%	61,11%	57,41%
44. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Y	56,17%	54,32%	52,47%	56,17%	54,94%	57,41%
26. Máximos posición 5-8 Hz eje Y	54,94%	57,41%	53,09%	54,32%	53,70%	54,32%
7. Kurtosis posición eje X filtrada	54,32%	54,94%	54,32%	53,70%	54,94%	54,32%

Tabla 6.2. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados (parte I).

Número de neuronas	5 neuronas	6 neuronas	7 neuronas	8 neuronas	9 neuronas	10 neuronas
30. Máximos velocidad 5-8 Hz eje X	53,09%	53,09%	53,70%	53,70%	56,17%	53,09%
33. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Z	54,94%	55,56%	53,70%	48,77%	54,32%	51,85%
20. Entropía velocidad eje X filtrada	54,32%	50,00%	55,56%	54,94%	47,53%	55,56%
9. Entropía posición eje X filtrada	55,56%	49,38%	54,32%	54,94%	52,47%	50,62%
2. Varianza velocidad eje X sin filtrar	52,47%	50,62%	51,85%	53,09%	53,09%	52,47%
24. Máximos posición 5-8 Hz eje X	49,38%	53,70%	53,09%	49,38%	54,94%	50,00%
31. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Y	50,62%	57,41%	50,00%	51,24%	48,15%	52,47%
46. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Z	50,62%	51,85%	51,85%	53,09%	51,85%	48,15%
29. Máximos velocidad 3-5 Hz eje X	48,15%	48,77%	53,70%	50,62%	49,38%	54,94%
25. Máximos posición 3-5 Hz eje Y	49,38%	53,70%	50,62%	50,62%	48,77%	48,15%
36. Relación energía posición 5-8 Hz eje X	51,24%	50,00%	51,24%	51,24%	48,15%	48,77%
21. Entropía velocidad eje Y filtrada	50,00%	48,15%	53,09%	52,47%	48,77%	47,53%
13. Media velocidad eje Y filtrada	50,00%	51,85%	40,74%	50,00%	45,06%	50,62%
6. Varianza posición eje X filtrada	48,15%	33,33%	51,85%	53,70%	49,38%	50,62%
23. Máximos posición 3-5 Hz eje X	46,30%	46,91%	50,00%	48,77%	45,06%	48,15%
28. Máximos posición 5-8 Hz eje Z	46,91%	46,30%	46,30%	45,68%	47,53%	48,77%
43. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Y	48,15%	45,68%	44,44%	46,30%	47,53%	46,30%
14. Media velocidad eje Z filtrada	45,68%	43,83%	46,30%	54,94%	44,44%	42,59%
45. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Z	46,30%	45,68%	45,68%	40,74%	48,15%	45,68%
11. Entropía posición eje Z filtrada	47,53%	41,98%	45,68%	40,12%	45,68%	45,68%
40. Relación energía posición 5-8 Hz eje Z	42,59%	38,27%	43,83%	42,59%	46,30%	46,91%
8. Kurtosis posición eje Y filtrada	45,68%	45,06%	41,98%	42,59%	40,74%	42,59%
41. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje X	43,83%	45,68%	43,83%	43,21%	41,98%	40,12%
27. Máximos posición 3-5 Hz eje Z	40,12%	39,51%	38,27%	40,74%	40,12%	44,44%
12. Media velocidad eje X filtrada	50,62%	35,19%	43,83%	33,33%	32,10%	42,59%
35. Relación energía posición 3-5 Hz eje X	37,04%	38,27%	36,42%	41,98%	43,83%	39,51%
38. Relación energía posición 5-8 Hz eje Y	40,12%	41,36%	37,04%	38,27%	39,51%	37,65%
1. Kurtosis posición eje Y sin filtrar	38,27%	37,04%	37,04%	43,83%	38,27%	30,25%
39. Relación energía posición 3-5 Hz eje Z	39,51%	38,89%	35,19%	37,65%	40,12%	29,01%
37. Relación energía posición 3-5 Hz eje Y	32,10%	37,65%	34,57%	31,48%	38,27%	33,33%
19. Kurtosis velocidad eje Y filtrada	33,95%	38,89%	34,57%	32,10%	33,95%	32,10%
5. Kurtosis velocidad eje Y poca variación	35,19%	33,33%	33,33%	32,72%	32,10%	33,33%
18. Kurtosis velocidad eje X filtrada	32,72%	31,48%	32,10%	32,72%	32,10%	31,48%

Tabla 6.3. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados (parte II).

Posteriormente y tras haberlos ordenados, para verificar qué conjunto de parámetros eran los que maximizaban la tasa de éxito se procedió a concatenarlos. Para ello, se comenzó concatenando los dos primeros parámetros que obtuvieron la mayor tasa de éxito en la evaluación individual de los mismos, es decir, la varianza de la velocidad filtrada del eje Y y la entropía de la posición filtrada

del eje X, variando también en este caso entre 5 y 10 el número de neuronas que conforman la red. Seguidamente, se concatenaron la varianza de la velocidad del eje Y sin filtrar y el máximo de la velocidad filtrada entre 5 y 8 Hz del eje Z, puestos que al concatenar estos la tasa de éxito continuaba aumentando. Sin embargo, al llegar al quinto parámetro con mejor tasa de éxito en la clasificación individual, es decir, la varianza de la velocidad filtrada del eje X, y concatenar con los que previamente habían sido seleccionados, la tasa de éxito del conjunto de parámetros no aumentaba, por lo que se descartó este parámetro. De este modo, se continuó concatenando el resto de los parámetros siempre que aumentara la tasa de éxito del conjunto en la clasificación y, en el caso de que no lo hiciera, se descartaba el parámetro y se procedía a concatenar el siguiente. De este modo, al terminar de probar con todos los parámetros la tasa de éxito media rondaba el 76% tal y como se puede ver en la siguiente tabla:

Número de neuronas	5 neuronas	6 neuronas	7 neuronas	8 neuronas	9 neuronas	10 neuronas
2 Parámetros	68,52%	66,67%	68,52%	71,61%	70,37%	70,37%
3 Parámetros	67,90%	70,37%	70,99%	72,22%	67,28%	68,52%
4 Parámetros	70,37%	63,58%	72,84%	72,84%	73,46%	73,46%
5 Parámetros	71,61%	74,07%	72,84%	74,07%	70,37%	71,61%
6 Parámetros	72,22%	75,31%	70,99%	74,69%	74,07%	72,84%
7 Parámetros	76,54%	72,22%	71,61%	72,84%	75,31%	72,22%
8 Parámetros	72,22%	75,31%	76,54%	74,69%	73,46%	70,37%
9 Parámetros	74,69%	74,07%	73,46%	75,31%	74,07%	71,61%
10 Parámetros	70,99%	73,46%	77,78%	69,75%	75,93%	75,93%
11 Parámetros	75,93%	77,78%	76,54%	79,01%	72,84%	62,96%
12 Parámetros	69,75%	75,31%	72,22%	80,25%	74,07%	75,93%
13 Parámetros	77,78%	72,84%	74,07%	75,93%	73,46%	75,31%
14 Parámetros	72,84%	75,93%	75,31%	74,07%	76,54%	74,07%
15 Parámetros	69,75%	75,93%	75,31%	77,16%	75,31%	77,78%
16 Parámetros	71,61%	81,48%	72,84%	76,54%	75,31%	76,54%

Tabla 6.4. Tasas de éxito al concatenar los parámetros utilizando la red neuronal: sin temblor/temblor leve/temblor moderado.

Número de neuronas	5 neuronas	6 neuronas	7 neuronas	8 neuronas	9 neuronas	10 neuronas
16. Varianza velocidad eje Y filtrada	73,46%	73,46%	62,35%	72,22%	74,69%	72,22%
10. Entropía posición eje Y filtrada	67,28%	67,28%	67,90%	67,28%	67,90%	69,75%
3. Varianza velocidad eje Y sin filtrar	67,28%	64,82%	64,82%	66,05%	58,03%	64,20%
34. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Z	64,20%	54,32%	64,20%	63,58%	62,35%	59,88%
22. Entropía velocidad eje Z filtrada	59,26%	58,03%	56,17%	54,32%	61,11%	58,03%
17. Varianza velocidad eje Z filtrada	58,64%	57,41%	59,26%	43,83%	62,96%	62,96%
4. Varianza velocidad eje Z sin filtrar	56,17%	59,26%	56,79%	56,17%	61,11%	54,32%
32. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Y	56,79%	59,88%	54,94%	59,26%	53,09%	54,94%
42. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje X	54,32%	51,85%	52,47%	55,56%	61,11%	57,41%
44. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Y	56,17%	54,32%	52,47%	56,17%	54,94%	57,41%
26. Máximos posición 5-8 Hz eje Y	54,94%	57,41%	53,09%	54,32%	53,70%	54,32%
33. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Z	54,94%	55,56%	53,70%	48,77%	54,32%	51,85%
46. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Z	50,62%	51,85%	51,85%	53,09%	51,85%	48,15%
11. Entropía posición eje Z filtrada	47,53%	41,98%	45,68%	40,12%	45,68%	45,68%
27. Máximos posición 3-5 Hz eje Z	40,12%	39,51%	38,27%	40,74%	40,12%	44,44%
19. Kurtosis velocidad eje Y filtrada	33,95%	38,89%	34,57%	32,10%	33,95%	32,10%

Tabla 6.5. Parámetros seleccionados para la red neuronal: sin temblor/temblor leve/temblor moderado.

Con los 16 parámetros seleccionados junto con la aplicación de técnicas de *Score Fusion*, que consisten en ejecutar el mismo proceso de forma recurrente un cierto número N de veces, número que puede aumentar para obtener una mayor exactitud de los resultados y, finalmente, sumar los valores que se encuentren en la misma posición y dividirlos entre el número de veces que se haya ejecutado el proceso para normalizarlos, la tasa de éxito se incrementó hasta el 77%-80%, en función del número de neuronas escogido.

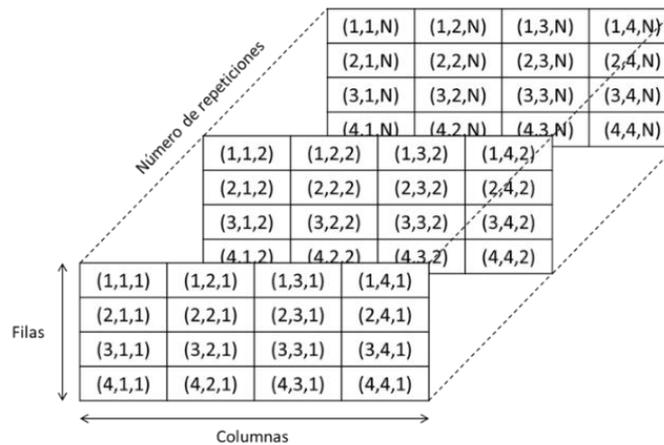


Figura 6.4. Ejemplo de aplicación de *Score Fusion*.

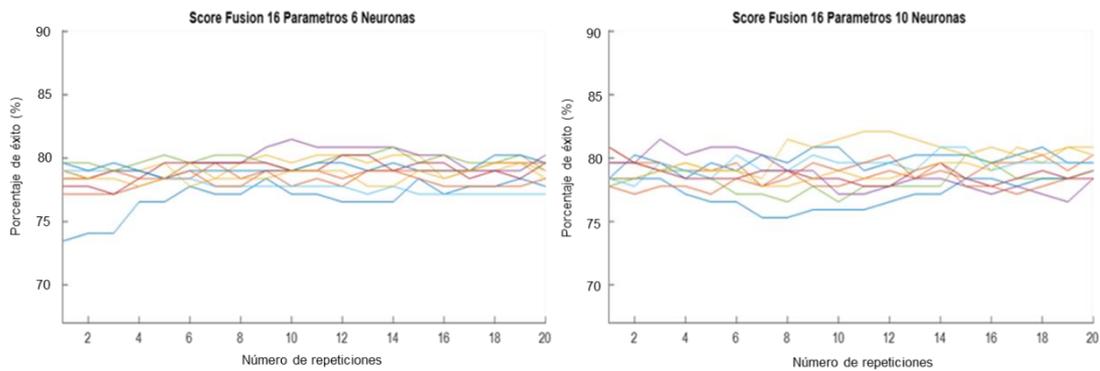


Figura 6.5. Resultados tras aplicar *Score Fusion* en la red neuronal.

Tras esto, se añadieron y se comenzaron a probar tanto los parámetros resultantes de restar la espiral de referencia generada a la espiral grabada como los parámetros resultantes de restar la espiral grabada y la espiral de referencia obtenida tras aplicar un filtro paso bajo a la espiral grabada, comprobando que el porcentaje de éxito al ejecutar la red neuronal con la totalidad de los parámetros se incrementaba hasta casi el 73%, obteniendo la siguiente matriz de confusión:

True Class	Sin temblor	48 29,62 %	5 3,08 %	1 0,61 %
	Temblor leve	7 4,32 %	30 18,52 %	17 10,49 %
	Temblor moderado	3 1,85 %	11 6,79 %	40 24,69 %
		Sin temblor	Temblor leve	Temblor moderado
		Predicted Class		

Figura 6.6. Matriz de confusión tras incluir nuevos parámetros en la red neuronal.

Luego, se volvió a realizar la evaluación individual de los parámetros para tener de nuevo una referencia de cuáles podrían ser los más interesantes para emplear en base a la tasa de éxito obtenida en el análisis individual. Asimismo, para dotar de un mayor rigor y veracidad a la selección de parámetros, a la evaluación individual de estos se aplicó la técnica de *Score Fusion* explicada anteriormente. De este modo, la manera en la que estaban ordenados los parámetros se modificó, no solo por la inclusión de los nuevos parámetros nombrados anteriormente, sino también por aplicación de *Score Fusion* que, al ejecutar el proceso un cierto número de veces y hacer el promedio, cada valor evaluado tiende hacia una cierta cifra, por lo que el valor resultante es más fidedigno.

6. Resultados

Numero de neuronas	5 neuronas	6 neuronas	7 neuronas	8 neuronas	9 neuronas	10 neuronas
16. Varianza velocidad eje Y filtrada(1)	72,96%	71,79%	71,98%	72,72%	72,53%	73,15%
10. Entropía posición eje Y filtrada(1)	67,35%	67,90%	67,47%	67,96%	67,53%	67,04%
86. Energía 3-10 Hz Eje Y(3)	66,54%	65,06%	66,17%	66,42%	65,25%	64,88%
72. Energía 3-10 Hz eje Y(2)	65,56%	63,46%	66,30%	64,63%	65,68%	66,05%
84. Relación Energía 3-10 HZ Eje Y(3)	64,94%	64,51%	64,75%	64,01%	65,62%	63,77%
3. Varianza velocidad eje Y sin filtrar(1)	64,82%	64,88%	62,78%	63,15%	65,00%	64,51%
54. Energía Velocidad Eje Y 3-10 Hz(1)	68,46%	64,94%	63,09%	61,61%	61,36%	60,49%
55. Energía Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	63,09%	63,77%	62,96%	62,96%	60,62%	63,64%
91. Dist eje Y función(3)	61,73%	62,22%	61,24%	61,79%	61,30%	59,32%
92. Dist eje Y matlab(3)	59,63%	60,43%	60,31%	60,56%	59,75%	59,94%
17. Varianza velocidad eje Z filtrada(1)	60,25%	60,37%	60,12%	58,09%	60,37%	59,82%
60. Magnitud Media Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	60,56%	59,88%	58,89%	60,25%	59,07%	57,65%
83. Relación Energía 5-8 HZ Eje Y(3)	59,32%	59,26%	59,69%	60,25%	57,96%	58,83%
34. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	59,32%	58,27%	59,26%	59,69%	57,10%	59,51%
74. Magnitud media 3-10 Hz eje Y(2)	59,38%	59,38%	57,41%	58,83%	58,15%	57,84%
22. Entropía velocidad eje Z filtrada(1)	57,59%	59,75%	58,15%	58,21%	58,89%	57,22%
4. Varianza velocidad eje Z sin filtrar(1)	56,30%	57,65%	59,01%	59,20%	60,06%	57,47%
15. Varianza velocidad eje X filtrada(1)	57,47%	59,07%	58,27%	57,96%	58,83%	57,66%
82. Relación Energía 3-5 Hz Eje Y(3)	57,28%	56,36%	57,41%	57,72%	58,58%	58,03%
53. Energía Velocidad Eje X 3-10 Hz(1)	58,03%	57,78%	57,72%	57,16%	56,73%	56,48%
32. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	59,26%	60,06%	55,86%	56,85%	55,68%	55,43%
90. Número elementos(3)	58,46%	57,47%	57,04%	56,17%	57,22%	55,99%
81. Relación Energía 3-10 HZ Eje X(3)	57,78%	56,54%	58,03%	55,86%	56,85%	56,36%
31. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Y(1)	59,14%	55,74%	55,25%	57,53%	52,04%	54,32%
69. Relación energía 5-8 Hz eje Y(2)	55,00%	56,05%	55,37%	56,73%	54,01%	55,37%
33. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	56,30%	57,66%	54,82%	55,68%	55,19%	52,78%
79. Relación Energía 3-5 Hz Eje X(3)	55,68%	55,56%	56,24%	54,63%	54,20%	54,63%
59. Magnitud Media Velocidad Eje X 3-10 Hz(1)	53,95%	54,32%	55,80%	54,44%	55,49%	54,44%
26. Máximos posición 5-8 Hz eje Y(1)	53,95%	54,32%	54,51%	54,44%	55,99%	54,94%
78. Máximo 5-8 Hz Eje y(3)	56,24%	54,14%	53,89%	53,95%	53,77%	53,77%
89. Distancia recorrida normalizada(3)	53,70%	53,95%	53,64%	54,63%	54,75%	53,83%
42. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje X(1)	54,38%	53,89%	54,26%	53,21%	53,40%	54,01%
30. Máximos velocidad 5-8 Hz eje X(1)	54,38%	54,14%	54,51%	52,22%	54,07%	52,10%
44. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	52,96%	53,64%	54,07%	52,78%	53,95%	53,09%
85. Energía 3-10 Hz Eje X(3)	53,27%	53,52%	52,65%	54,20%	52,53%	53,83%
64. Máximo 5-8 Hz eje Y(2)	55,06%	51,98%	54,07%	53,58%	51,98%	53,15%
20. Entropía velocidad eje X filtrada(1)	54,01%	53,15%	53,70%	52,78%	52,78%	53,27%
80. Relación Energía 5-8 HZ Eje X(3)	52,28%	52,35%	54,20%	53,70%	52,78%	54,01%
29. Máximos velocidad 3-5 Hz eje X(1)	52,96%	52,59%	53,52%	53,64%	52,96%	51,67%
9. Entropía posición eje X filtrada(1)	54,69%	53,52%	51,79%	52,59%	52,04%	51,30%
46. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	51,85%	51,91%	54,20%	52,72%	51,73%	53,09%
87. Magnitud media 3-10 Hz Eje X(3)	52,90%	53,46%	52,47%	51,30%	52,16%	51,17%
7. Kurtosis posición eje X filtrada(1)	51,42%	54,20%	52,28%	52,10%	50,86%	51,36%
61. Máximo 3-5 Hz eje X(2)	51,85%	50,80%	50,43%	51,67%	52,78%	52,35%
70. Relación energía 3-10 Hz eje Y(2)	51,05%	50,99%	51,61%	50,93%	51,05%	52,65%
73. Magnitud media 3-10 Hz eje X(2)	52,96%	51,67%	49,69%	51,05%	51,36%	51,42%
71. Energía 3-10 Hz eje X(2)	52,84%	51,85%	52,16%	50,00%	50,25%	49,94%
63. Máximo 3-5 Hz eje Y(2)	51,54%	51,67%	51,73%	51,05%	51,54%	49,20%
2. Varianza velocidad eje X sin filtrar(1)	49,32%	51,23%	50,43%	50,62%	51,98%	53,03%
24. Máximos posición 5-8 Hz eje X(1)	50,31%	51,85%	51,54%	51,73%	50,12%	50,31%
77. Máximo 3-5 Hz Eje Y(3)	52,65%	50,31%	51,79%	51,11%	48,89%	50,37%
51. Energía Posición Eje X 3-10 Hz(1)	51,11%	49,32%	51,61%	51,17%	49,88%	51,98%
36. Relación energía posición 5-8 Hz eje X(1)	52,47%	50,12%	49,51%	51,48%	51,17%	49,94%
62. Máximo 5-8 Hz eje X(2)	49,82%	49,75%	51,42%	49,14%	51,05%	50,31%
23. Máximos posición 3-5 Hz eje X(1)	49,20%	50,19%	51,24%	49,07%	50,37%	50,99%
56. Magnitud Media Posición Eje X 3-10 Hz(1)	51,36%	48,58%	52,47%	49,75%	51,11%	47,04%
76. Máximo 5-8 Hz Eje X(3)	48,95%	48,09%	51,54%	50,43%	49,88%	50,49%
47. Relación Energía Posición Eje X 3-10 Hz(1)	50,12%	50,06%	49,26%	50,12%	48,03%	50,00%
21. Entropía velocidad eje Y filtrada(1)	49,88%	48,83%	49,82%	51,17%	49,01%	48,77%
66. Relación energía 5-8 Hz eje X(2)	49,88%	48,83%	48,03%	48,89%	48,89%	49,44%
6. Varianza posición eje X filtrada(1)	50,86%	45,86%	47,72%	46,11%	48,83%	50,74%
75. Máximo 3-5 Hz Eje X(3)	46,17%	47,65%	48,95%	49,26%	48,58%	48,40%

Tabla 6.6. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados tras aplicar Score Fusión utilizando la red neuronal (parte I).

Numero de neuronas	5 neuronas	6 neuronas	7 neuronas	8 neuronas	9 neuronas	10 neuronas
50. Relación Energía Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	49,01%	47,47%	48,64%	46,91%	47,35%	48,09%
25. Máximos posición 3-5 Hz eje Y(1)	49,20%	48,70%	45,93%	49,01%	48,95%	45,25%
43. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Y(1)	47,41%	47,65%	46,54%	46,54%	47,59%	48,03%
13. Media velocidad eje Y filtrada(1)	45,74%	47,53%	42,72%	46,11%	47,47%	45,86%
28. Máximos posición 5-8 Hz eje Z(1)	46,91%	45,49%	45,37%	44,94%	46,11%	46,23%
40. Relación energía posición 5-8 Hz eje Z(1)	45,06%	44,20%	44,57%	45,06%	44,01%	42,04%
41. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje X(1)	43,95%	44,51%	43,40%	45,43%	45,00%	42,65%
67. Relación energía 3-10 Hz eje X(2)	45,25%	43,33%	43,77%	44,51%	43,70%	43,46%
57. Magnitud Media Posición Eje Y 3-10 Hz(1)	44,69%	43,40%	44,75%	43,46%	43,83%	41,61%
11. Entropía posición eje Z filtrada(1)	45,99%	44,14%	43,58%	43,52%	42,10%	42,41%
49. Relación Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	43,83%	42,59%	42,90%	42,72%	43,40%	41,67%
8. Kurtosis posición eje Y filtrada(1)	42,72%	42,72%	42,41%	41,05%	42,04%	42,72%
12. Media velocidad eje X filtrada(1)	42,04%	40,74%	44,75%	43,46%	38,64%	43,15%
68. Relación energía 3-5 Hz eje Y(2)	44,44%	41,61%	42,10%	40,19%	42,96%	41,36%
14. Media velocidad eje Z filtrada(1)	35,74%	43,40%	40,37%	45,43%	40,74%	44,82%
35. Relación energía posición 3-5 Hz eje X(1)	40,06%	41,11%	42,04%	42,72%	40,93%	41,98%
52. Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	39,94%	41,54%	39,88%	39,63%	40,62%	41,17%
27. Máximos posición 3-5 Hz eje Z(1)	40,25%	40,80%	38,89%	40,56%	39,82%	40,99%
45. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	40,86%	40,12%	42,28%	38,83%	39,94%	38,70%
48. Relación Energía Posición Eje Y 3-10 Hz(1)	39,51%	39,88%	39,57%	40,12%	38,33%	39,82%
38. Relación energía posición 5-8 Hz eje Y(1)	37,84%	39,32%	40,68%	37,28%	39,69%	39,57%
65. Relación energía 3-5 Hz eje X(2)	39,45%	36,85%	38,95%	37,90%	39,94%	38,15%
88. Distancia recorrida(3)	37,78%	37,53%	38,83%	38,40%	38,03%	38,58%
58. Magnitud Media Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	38,64%	36,30%	38,33%	38,46%	37,10%	38,83%
1. Kurtosis posición eje Y sin filtrar(1)	38,89%	38,33%	38,52%	38,15%	37,28%	36,11%
39. Relación energía posición 3-5 Hz eje Z(1)	38,21%	38,64%	37,72%	37,41%	38,58%	34,20%
37. Relación energía posición 3-5 Hz eje Y(1)	36,05%	35,99%	37,65%	36,67%	37,16%	38,70%
19. Kurtosis velocidad eje Y filtrada(1)	36,79%	36,17%	36,11%	35,19%	35,93%	36,11%
5. Kurtosis velocidad eje Y poca variación(1)	31,67%	32,28%	33,40%	31,42%	33,27%	32,59%
18. Kurtosis velocidad eje X filtrada(1)	32,84%	31,23%	32,84%	32,04%	32,65%	32,47%

Tabla 6.7. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados tras aplicar Score Fusion utilizando la red neuronal (parte II).

Una vez se ordenaron los parámetros nuevamente, se procedió a realizar el mismo proceso de concatenación realizado con anterioridad, descartando aquellos parámetros que no aumentarían la tasa de éxito total. Además, en este caso se incrementó el rango de neuronas hasta 25 para aumentar la robustez de los datos evaluados. Como se puede observar en las siguientes tablas, al terminar de concatenar todos aquellos parámetros que suponían un incremento en la tasa de éxito global, la cantidad de parámetros seleccionados fue 14.

6. Resultados

Número de neuronas	2 Parámetros	3 Parámetros	4 Parámetros	5 Parámetros	6 Parámetros	7 Parámetros	8 Parámetros
5 neuronas	69,75%	70,37%	70,99%	74,69%	74,69%	77,78%	72,84%
6 neuronas	68,52%	69,75%	70,99%	75,93%	74,07%	74,07%	75,31%
7 neuronas	72,22%	72,22%	72,84%	70,99%	74,69%	74,07%	78,40%
8 neuronas	69,14%	73,46%	70,37%	75,93%	74,69%	76,54%	75,31%
9 neuronas	68,52%	67,90%	68,52%	75,31%	71,61%	71,61%	77,78%
10 neuronas	69,14%	68,52%	69,14%	75,93%	77,78%	75,93%	72,22%
11 neuronas	68,52%	70,99%	69,14%	74,07%	75,31%	77,16%	76,54%
12 neuronas	72,84%	67,28%	71,61%	72,22%	74,69%	77,16%	74,69%
13 neuronas	71,61%	71,61%	67,90%	77,16%	70,99%	74,69%	77,16%
14 neuronas	75,31%	69,75%	68,52%	70,99%	77,16%	75,31%	75,93%
15 neuronas	67,90%	70,37%	70,37%	71,61%	74,69%	74,69%	74,69%
16 neuronas	64,20%	69,14%	70,37%	74,69%	70,99%	76,54%	77,16%
17 neuronas	71,61%	70,37%	73,46%	74,07%	72,84%	72,84%	77,78%
18 neuronas	67,90%	63,58%	72,84%	74,07%	74,69%	74,07%	75,31%
19 neuronas	68,52%	69,75%	66,67%	71,61%	69,75%	75,31%	77,16%
20 neuronas	68,52%	72,22%	71,61%	73,46%	76,54%	75,31%	72,84%
21 neuronas	71,61%	72,84%	73,46%	71,61%	79,01%	74,69%	74,69%
22 neuronas	69,75%	70,99%	70,37%	79,01%	75,31%	77,16%	78,40%
23 neuronas	69,14%	69,75%	69,14%	74,69%	76,54%	72,84%	74,07%
24 neuronas	66,05%	70,99%	70,37%	72,22%	73,46%	75,31%	73,46%
25 neuronas	70,37%	72,84%	68,52%	72,84%	74,07%	73,46%	74,69%

Tabla 6.8. Tasas de éxito tras añadir parámetros y concatenar los parámetros utilizando la red neuronal: sin temblor/temblor leve/temblor moderado (parte I).

Número de neuronas	9 Parámetros	10 Parámetro	11 Parámetro	12 Parámetro	13 Parámetro	14 Parámetros
5 neuronas	77,16%	79,01%	75,93%	77,78%	77,78%	80,25%
6 neuronas	78,40%	74,07%	77,16%	72,22%	80,25%	82,10%
7 neuronas	76,54%	74,69%	74,69%	72,84%	75,31%	78,40%
8 neuronas	78,40%	76,54%	77,16%	77,78%	79,01%	79,01%
9 neuronas	64,82%	80,86%	79,01%	75,93%	79,63%	79,63%
10 neuronas	71,61%	80,86%	77,78%	80,86%	85,80%	80,25%
11 neuronas	79,63%	79,63%	74,07%	78,40%	80,25%	78,40%
12 neuronas	75,93%	79,01%	75,93%	75,93%	78,40%	77,16%
13 neuronas	75,93%	77,16%	74,69%	79,01%	77,16%	71,61%
14 neuronas	74,07%	71,61%	77,16%	79,63%	84,57%	77,78%
15 neuronas	72,22%	76,54%	75,93%	79,63%	80,86%	80,25%
16 neuronas	81,48%	72,22%	73,46%	76,54%	80,86%	82,72%
17 neuronas	77,16%	75,93%	73,46%	78,40%	77,78%	82,72%
18 neuronas	80,25%	75,93%	77,16%	80,25%	73,46%	75,93%
19 neuronas	77,16%	67,28%	79,63%	77,16%	75,31%	74,69%
20 neuronas	77,78%	79,01%	78,40%	79,01%	78,40%	79,01%
21 neuronas	74,69%	74,69%	75,31%	80,25%	83,95%	78,40%
22 neuronas	77,78%	73,46%	75,31%	78,40%	73,46%	81,48%
23 neuronas	74,69%	80,86%	79,01%	76,54%	76,54%	79,01%
24 neuronas	75,31%	75,31%	77,16%	66,67%	78,40%	82,72%
25 neuronas	74,07%	75,93%	79,01%	77,16%	76,54%	76,54%

Tabla 6.9. Tasas de éxito tras añadir parámetros y concatenar los parámetros utilizando la red neuronal: sin temblor/temblor leve/temblor moderado (parte II).

Numero de neuronas	5 neuronas	6 neuronas	7 neuronas	8 neuronas	9 neuronas	10 neuronas	Media
16. Varianza velocidad eje Y filtrada(1)	72,96%	71,79%	71,98%	72,72%	72,53%	73,15%	72,52%
10. Entropía posición eje Y filtrada(1)	67,35%	67,90%	67,47%	67,96%	67,53%	67,04%	67,54%
3. Varianza velocidad eje Y sin filtrar(1)	64,82%	64,88%	62,78%	63,15%	65,00%	64,51%	64,19%
17. Varianza velocidad eje Z filtrada(1)	60,25%	60,37%	60,12%	58,09%	60,37%	59,82%	59,84%
34. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	59,32%	58,27%	59,26%	59,69%	57,10%	59,51%	58,86%
22. Entropía velocidad eje Z filtrada(1)	57,59%	59,75%	58,15%	58,21%	58,89%	57,22%	58,30%
4. Varianza velocidad eje Z sin filtrar(1)	56,30%	57,65%	59,01%	59,20%	60,06%	57,47%	58,28%
32. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	59,26%	60,06%	55,86%	56,85%	55,68%	55,43%	57,19%
30. Máximos velocidad 5-8 Hz eje X(1)	54,38%	54,14%	54,51%	52,22%	54,07%	52,10%	53,57%
64. Máximo 5-8 Hz eje Y(2)	55,06%	51,98%	54,07%	53,58%	51,98%	53,15%	53,30%
7. Kurtosis posición eje X filtrada(1)	51,42%	54,20%	52,28%	52,10%	50,86%	51,36%	52,04%
6. Varianza posición eje X filtrada(1)	50,86%	45,86%	47,72%	46,11%	48,83%	50,74%	48,35%
52. Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	39,94%	41,54%	39,88%	39,63%	40,62%	41,17%	40,46%
19. Kurtosis velocidad eje Y filtrada(1)	36,79%	36,17%	36,11%	35,19%	35,93%	36,11%	36,05%

Tabla 6.10. Parámetros seleccionados para la red neuronal tras añadir parámetros: sin temblor/temblor leve/temblor moderado.

Con esta selección de parámetros, y aplicando nuevamente Score Fusión (repitiendo el proceso 20 veces), la tasa de éxito aumentó hasta rondar el 83%-85%, tal y como se puede observar en la siguiente figura, en la que se muestran diferentes combinaciones de neuronas y parámetros utilizados.

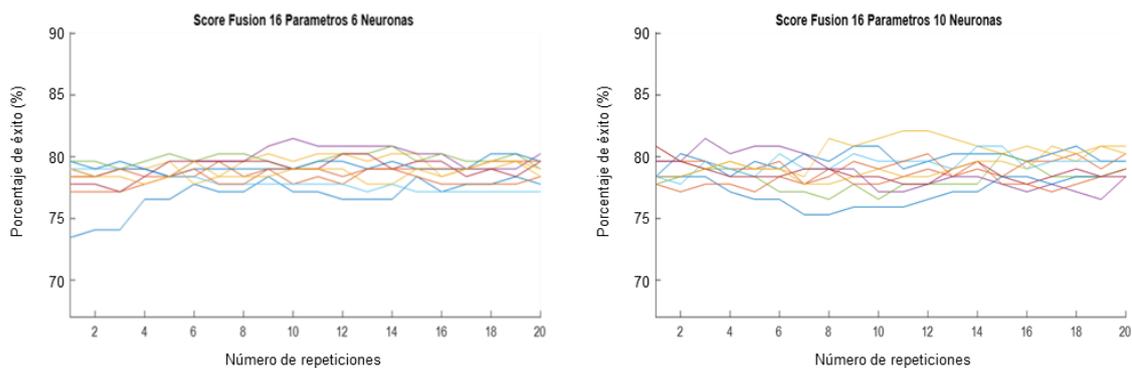


Figura 6.7. Resultados tras aplicar *Score Fusion* en la red neuronal tras añadir parámetros.

Por otra parte, también se aplicaron técnicas de análisis de componentes principales (PCA, en inglés) con el objetivo de reducir el número de parámetros (denominados componentes principales tras aplicar PCA), pero en este caso se decrementó la tasa de éxito.

6.2.1.2. Clasificación en dos etapas

La segunda estrategia de clasificación implementada está basada en dos etapas. En la primera de ellas, se determina si el sujeto posee o no algún grado de temblor, y en caso afirmativo, se pasa a una segunda etapa en la que se determina si el temblor es leve o moderado.

6.2.1.2.1. Primera etapa

En esta estrategia, se han seguido los mismos pasos y se han aplicado las mismas técnicas que en el caso anterior. Al realizar la prueba inicial en la que se ejecuta la red neuronal de la primera etapa con todos los parámetros disponibles se obtiene una precisión en la clasificación que ronda el 90%, resultando la siguiente matriz de confusión:

True Class	Con temblor	99 61,11 %	9 5,55 %
	Sin temblor	7 4,32 %	47 29,01 %
		Con temblor	Sin temblor
		Predicted Class	

Figura 6.8. Matriz de confusión utilizando todos los parámetros en la primera etapa de la red neuronal: sin temblor/con temblor.

En esta estrategia, el análisis individual de los parámetros se realiza aplicando directamente *Score Fusion*, obteniéndose los siguientes resultados en la tasa de éxito de cada parámetro en la primera etapa:

Numero de neuronas	5 neuronas	6 neuronas	7 neuronas	8 neuronas	9 neuronas	10 neuronas
16. Varianza velocidad eje Y filtrada(1)	92,04%	93,77%	93,52%	91,98%	93,52%	92,72%
54. Energía Velocidad Eje Y 3-10 Hz(1)	90,86%	90,68%	90,68%	90,56%	90,56%	90,68%
86. Energía 3-10 Hz Eje Y(3)	91,36%	89,88%	89,82%	89,57%	88,83%	90,00%
72. Energía 3-10 Hz eje Y(2)	90,37%	89,75%	89,94%	89,57%	89,26%	89,63%
55. Energía Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	88,64%	88,52%	88,03%	88,77%	87,59%	88,40%
92. Dist matlab(3)	85,37%	86,91%	88,03%	87,65%	88,70%	87,28%
17. Varianza velocidad eje Z filtrada(1)	86,79%	89,63%	87,84%	84,32%	86,11%	87,72%
32. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	87,35%	86,91%	87,04%	86,98%	86,73%	86,30%
91. Dist funcion(3)	87,53%	86,73%	87,84%	87,04%	85,80%	85,25%
10. Entropía posición eje Y filtrada(1)	85,68%	86,05%	85,62%	86,11%	85,99%	86,42%
22. Entropía velocidad eje Z filtrada(1)	86,42%	85,93%	84,69%	86,05%	86,24%	84,75%
3. Varianza velocidad eje Y sin filtrar(1)	85,12%	85,62%	85,86%	85,68%	84,14%	85,99%
15. Varianza velocidad eje X filtrada(1)	84,01%	84,51%	84,88%	85,93%	85,86%	85,25%
34. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	85,00%	84,57%	83,83%	84,69%	84,07%	84,82%
60. Magnitud Media Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	84,26%	82,47%	84,75%	83,89%	84,75%	83,70%
31. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Y(1)	83,95%	84,14%	83,83%	84,14%	83,83%	83,58%
74. Magnitud media 3-10 Hz eje Y(2)	84,88%	84,63%	84,01%	83,70%	83,89%	82,04%
84. Relación Energía 3-10 HZ Eje Y(3)	83,46%	83,27%	83,58%	83,21%	83,95%	83,89%
4. Varianza velocidad eje Z sin filtrar(1)	83,15%	80,37%	82,78%	82,10%	81,98%	83,70%

Tabla 6.11. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la primera etapa utilizando la red neuronal (parte I).

6. Resultados

Numero de neuronas	5 neuronas	6 neuronas	7 neuronas	8 neuronas	9 neuronas	10 neuronas	Media
82. Relación Energía 3-5 Hz Eje Y(3)	82,10%	82,53%	82,35%	82,16%	82,53%	82,04%	82,28%
83. Relación Energía 5-8 Hz Eje Y(3)	81,98%	82,04%	81,73%	81,67%	81,54%	80,68%	81,60%
29. Máximos velocidad 3-5 Hz eje X(1)	81,85%	81,73%	81,54%	80,99%	81,61%	81,42%	81,52%
53. Energía Velocidad Eje X 3-10 Hz(1)	82,22%	80,93%	81,67%	80,99%	81,54%	80,25%	81,27%
33. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	80,06%	80,56%	79,20%	80,80%	80,25%	79,01%	79,98%
85. Energía 3-10 Hz Eje X(3)	80,56%	80,43%	78,64%	79,57%	80,19%	80,19%	79,93%
89. Distancia recorrida normalizada(3)	78,64%	79,14%	81,11%	80,56%	80,12%	79,38%	79,83%
78. Máximo 5-8 Hz Eje y(3)	79,26%	80,93%	80,12%	79,07%	79,38%	79,01%	79,63%
26. Máximos posición 5-8 Hz eje Y(1)	79,69%	79,69%	78,89%	79,20%	79,26%	79,82%	79,42%
90. Número elementos(3)	79,69%	80,31%	80,49%	78,27%	78,83%	78,58%	79,36%
30. Máximos velocidad 5-8 Hz eje X(1)	78,21%	77,96%	77,65%	80,43%	77,84%	78,03%	78,35%
69. Relación energía 5-8 Hz eje Y(2)	78,77%	77,78%	77,72%	78,64%	78,46%	78,52%	78,31%
64. Máximo 5-8 Hz eje Y(2)	76,67%	77,59%	78,95%	77,41%	76,11%	77,90%	77,44%
59. Magnitud Media Velocidad Eje X 3-10 Hz(1)	78,95%	74,75%	78,33%	76,85%	77,72%	76,61%	77,20%
71. Energía 3-10 Hz eje X(2)	77,10%	77,22%	77,04%	76,67%	76,79%	77,59%	77,07%
51. Energía Posición Eje X 3-10 Hz(1)	76,54%	77,10%	77,22%	76,23%	76,67%	76,61%	76,73%
44. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	77,16%	77,28%	76,79%	76,05%	76,79%	75,31%	76,56%
81. Relación Energía 3-10 Hz Eje X(3)	77,16%	76,11%	77,59%	74,82%	76,79%	75,25%	76,29%
20. Entropía velocidad eje X filtrada(1)	76,73%	75,93%	76,42%	75,86%	75,93%	76,42%	76,21%
80. Relación Energía 5-8 Hz Eje X(3)	75,68%	75,37%	76,98%	75,86%	74,88%	74,82%	75,60%
9. Entropía posición eje X filtrada(1)	75,86%	76,11%	75,06%	74,75%	75,56%	73,89%	75,21%
42. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje X(1)	76,48%	74,38%	75,80%	74,51%	74,57%	74,82%	75,09%
87. Magnitud media 3-10 Hz Eje X(3)	74,63%	75,74%	74,63%	75,00%	75,25%	75,25%	75,08%
29. Relación Energía 3-5 Hz Eje X(3)	73,89%	75,00%	74,75%	76,24%	74,75%	75,68%	75,05%
7. Varianza velocidad eje X sin filtrar(1)	75,37%	76,17%	74,38%	74,75%	75,43%	72,72%	74,80%
56. Magnitud Media Posición Eje X 3-10 Hz(1)	74,69%	75,00%	75,31%	74,20%	74,75%	74,38%	74,72%
7. Kurtosis posición eje X filtrada(1)	74,44%	75,31%	74,82%	74,45%	74,44%	73,21%	74,44%
23. Máximos posición 3-5 Hz eje X(1)	74,14%	74,14%	74,38%	74,82%	74,44%	74,63%	74,42%
73. Magnitud media 3-10 Hz eje X(2)	73,52%	73,77%	73,40%	74,26%	73,58%	73,64%	73,69%
24. Máximos posición 5-8 Hz eje X(1)	73,77%	74,20%	72,84%	73,58%	73,46%	74,07%	73,65%
21. Entropía velocidad eje Y filtrada(1)	72,90%	74,38%	73,46%	73,95%	73,70%	73,40%	73,63%
63. Máximo 3-5 Hz eje Y(2)	69,88%	75,19%	72,96%	73,33%	72,53%	75,06%	73,16%
25. Máximos posición 3-5 Hz eje Y(1)	74,01%	72,41%	72,47%	73,64%	73,52%	72,10%	73,02%
62. Máximo 5-8 Hz eje X(2)	72,41%	73,70%	73,15%	73,27%	72,41%	73,15%	73,01%
77. Máximo 3-5 Hz Eje Y(3)	72,53%	73,21%	72,10%	72,22%	72,84%	71,48%	72,40%
6. Varianza posición eje X filtrada(1)	71,98%	70,37%	73,27%	70,56%	73,83%	72,35%	72,06%
28. Máximos posición 5-8 Hz eje Z(1)	71,24%	72,10%	72,16%	71,24%	71,54%	71,98%	71,71%
76. Máximo 5-8 Hz Eje X(3)	72,78%	71,79%	71,91%	71,17%	71,30%	70,25%	71,53%
36. Relación energía posición 5-8 Hz eje X(1)	71,48%	71,24%	72,22%	71,05%	72,22%	70,68%	71,48%
70. Relación energía 3-10 Hz eje Y(2)	70,62%	70,68%	71,05%	71,17%	71,11%	69,57%	70,70%
46. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	70,68%	71,05%	70,86%	70,86%	69,38%	69,75%	70,43%
13. Media velocidad eje Y filtrada(1)	69,63%	70,49%	69,51%	70,00%	69,82%	70,74%	70,03%
61. Máximo 3-5 Hz eje X(2)	69,88%	68,52%	70,19%	70,43%	70,31%	70,74%	70,01%
27. Máximos posición 3-5 Hz eje Z(1)	70,25%	69,57%	69,94%	69,75%	68,40%	70,00%	69,65%
43. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Y(1)	68,33%	68,70%	69,51%	69,94%	68,95%	69,63%	69,18%
47. Relación Energía Posición Eje X 3-10 Hz(1)	68,09%	69,57%	69,44%	68,83%	68,77%	69,44%	69,02%
52. Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	68,21%	68,09%	67,35%	68,09%	69,07%	69,14%	68,32%
11. Entropía posición eje Z filtrada(1)	68,03%	67,59%	67,59%	68,03%	67,96%	67,41%	67,77%
75. Máximo 3-5 Hz Eje X(3)	66,61%	67,35%	68,15%	68,03%	67,90%	68,09%	67,69%
57. Magnitud Media Posición Eje Y 3-10 Hz(1)	67,10%	67,96%	66,79%	68,21%	67,90%	67,72%	67,61%
50. Relación Energía Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	67,84%	67,53%	67,28%	66,98%	67,78%	67,90%	67,55%
8. Kurtosis posición eje Y filtrada(1)	67,22%	67,41%	66,85%	66,91%	66,79%	67,28%	67,08%
12. Media velocidad eje X filtrada(1)	66,67%	66,42%	66,54%	67,16%	67,16%	67,65%	66,93%
66. Relación energía 5-8 Hz eje X(2)	66,48%	66,48%	65,56%	67,10%	67,41%	67,59%	66,77%
35. Relación energía posición 3-5 Hz eje X(1)	67,41%	65,19%	67,16%	66,98%	66,30%	66,17%	66,53%
1. Kurtosis posición eje Y sin filtrar(1)	66,91%	66,23%	65,93%	66,36%	66,79%	66,54%	66,46%
14. Media velocidad eje Z filtrada(1)	65,86%	66,17%	66,42%	66,79%	66,48%	66,36%	66,35%
41. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje X(1)	65,31%	66,30%	66,36%	65,43%	65,49%	66,30%	65,86%
65. Relación energía 3-5 Hz eje X(2)	66,48%	66,73%	65,43%	65,49%	64,14%	65,99%	65,71%
58. Magnitud Media Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	64,82%	64,82%	65,93%	65,25%	66,11%	65,86%	65,46%
40. Relación energía posición 5-8 Hz eje Z(1)	66,91%	65,06%	65,49%	64,38%	65,25%	65,43%	65,42%
39. Relación energía posición 3-5 Hz eje Z(1)	66,11%	65,49%	66,05%	65,74%	65,00%	64,14%	65,42%
45. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	66,61%	65,12%	65,19%	64,51%	64,75%	65,62%	65,30%
18. Kurtosis velocidad eje X filtrada(1)	64,26%	64,51%	64,57%	64,63%	64,57%	64,63%	64,53%
37. Relación energía posición 3-5 Hz eje Y(1)	64,38%	64,01%	63,52%	63,70%	65,37%	64,69%	64,28%
68. Relación energía 3-5 Hz eje Y(2)	63,95%	64,45%	63,27%	64,01%	63,09%	64,75%	63,92%
19. Kurtosis velocidad eje Y filtrada(1)	65,12%	63,46%	63,40%	61,24%	64,26%	63,40%	63,48%
49. Relación Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	64,01%	62,53%	63,58%	63,27%	63,58%	63,64%	63,44%
88. Distancia recorrida(3)	62,22%	62,41%	63,77%	63,64%	63,09%	63,52%	63,11%
5. Kurtosis velocidad eje Y poca variación(1)	63,83%	61,85%	61,54%	61,54%	61,48%	64,57%	62,96%
48. Relación Energía Posición Eje Y 3-10 Hz(1)	62,28%	62,47%	62,65%	60,68%	62,59%	63,03%	62,28%
67. Relación energía 3-10 Hz eje X(2)	62,28%	61,79%	61,42%	62,10%	61,67%	60,93%	61,70%
38. Relación energía posición 5-8 Hz eje Y(1)	60,80%	62,47%	62,78%	59,01%	60,37%	61,73%	61,19%

Tabla 6.12. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la primera etapa utilizando la red neuronal (parte II).

Tras obtener la tasa de éxito de cada parámetro se vuelven a comprobar y a concatenar aquellos que aumenten la tasa de éxito del conjunto, de los que resulta una selección de 18 parámetros para esta primera etapa.

Número de neuronas	2 Parámetros	3 Parámetros	4 Parámetros	5 Parámetros	6 Parámetros	7 Parámetros	8 Parámetros	9 Parámetros
5 neuronas	88,27%	90,74%	90,74%	87,04%	90,74%	92,59%	95,06%	91,36%
6 neuronas	88,27%	91,36%	90,74%	93,21%	92,59%	91,98%	94,44%	91,36%
7 neuronas	91,36%	90,74%	92,59%	89,51%	88,27%	90,12%	91,36%	91,98%
8 neuronas	93,21%	91,98%	91,98%	90,12%	90,74%	93,83%	89,51%	91,98%
9 neuronas	91,36%	85,19%	90,12%	91,98%	93,83%	94,44%	92,59%	94,44%
10 neuronas	93,83%	90,12%	89,51%	93,21%	92,59%	88,89%	90,74%	93,83%
11 neuronas	87,04%	87,04%	90,12%	90,74%	93,21%	94,44%	93,83%	93,83%
12 neuronas	86,42%	90,74%	90,74%	87,65%	88,89%	93,21%	94,44%	91,98%
13 neuronas	88,27%	90,12%	91,36%	91,98%	88,89%	94,44%	90,12%	94,44%
14 neuronas	90,74%	89,51%	90,74%	91,36%	87,04%	91,36%	93,83%	93,21%
15 neuronas	88,89%	90,74%	90,74%	89,51%	93,83%	91,36%	93,83%	93,83%
16 neuronas	86,42%	91,36%	90,74%	93,83%	90,12%	91,36%	91,36%	93,21%
17 neuronas	92,59%	91,98%	91,36%	93,83%	93,83%	91,98%	91,36%	93,83%
18 neuronas	91,98%	90,12%	89,51%	91,36%	93,21%	93,83%	93,83%	93,83%
19 neuronas	88,27%	90,12%	90,74%	93,83%	93,83%	93,21%	92,59%	91,36%
20 neuronas	86,42%	93,21%	89,51%	91,36%	94,44%	88,27%	91,36%	92,59%
21 neuronas	85,80%	90,12%	90,12%	90,74%	93,83%	89,51%	94,44%	91,36%
22 neuronas	91,36%	89,51%	91,36%	91,98%	92,59%	95,06%	93,21%	95,06%
23 neuronas	90,12%	93,21%	90,12%	90,12%	94,44%	95,68%	89,51%	96,30%
24 neuronas	87,65%	90,74%	92,59%	88,27%	94,44%	91,98%	90,74%	94,44%
25 neuronas	91,98%	90,74%	91,98%	90,12%	94,44%	91,98%	92,59%	92,59%

Tabla 6.13. Tasas de éxito tras concatenar los parámetros en la primera etapa utilizando la red neuronal (parte I).

Número de neuronas	10 Parámetros	11 Parámetros	12 Parámetros	13 Parámetros	14 Parámetros	15 Parámetros	16 Parámetros	17 Parámetros	18 Parámetros
5 neuronas	91,36%	91,98%	93,83%	95,68%	91,98%	95,68%	96,91%	93,83%	92,59%
6 neuronas	95,06%	95,06%	93,21%	95,06%	95,68%	93,83%	96,30%	94,44%	93,83%
7 neuronas	94,44%	94,44%	93,21%	93,21%	94,44%	94,44%	95,06%	93,83%	91,98%
8 neuronas	94,44%	93,21%	93,21%	92,59%	94,44%	93,21%	93,83%	93,83%	92,59%
9 neuronas	94,44%	95,06%	91,98%	96,30%	95,06%	95,68%	93,21%	95,06%	94,44%
10 neuronas	94,44%	94,44%	93,21%	92,59%	95,06%	93,83%	95,06%	93,21%	95,68%
11 neuronas	93,21%	95,68%	92,59%	92,59%	94,44%	90,12%	95,68%	93,21%	95,68%
12 neuronas	92,59%	88,27%	95,68%	94,44%	92,59%	92,59%	95,68%	93,21%	94,44%
13 neuronas	92,59%	93,21%	90,12%	93,83%	95,68%	95,06%	94,44%	94,44%	94,44%
14 neuronas	92,59%	95,06%	94,44%	94,44%	96,30%	95,06%	95,06%	95,68%	95,06%
15 neuronas	94,44%	93,83%	96,30%	91,98%	95,06%	95,06%	89,51%	95,68%	94,44%
16 neuronas	92,59%	92,59%	94,44%	93,83%	95,68%	93,83%	96,30%	96,30%	95,06%
17 neuronas	91,98%	93,21%	94,44%	90,12%	94,44%	94,44%	91,98%	95,06%	95,68%
18 neuronas	93,21%	91,36%	93,21%	95,68%	94,44%	95,06%	92,59%	91,98%	95,06%
19 neuronas	91,98%	92,59%	93,83%	94,44%	95,06%	95,68%	95,68%	93,21%	93,83%
20 neuronas	90,12%	92,59%	93,83%	93,83%	92,59%	95,68%	96,30%	95,68%	93,83%
21 neuronas	95,06%	93,83%	94,44%	94,44%	93,21%	93,83%	93,83%	96,30%	95,06%
22 neuronas	93,83%	95,06%	93,83%	93,83%	90,12%	95,06%	95,06%	96,30%	94,44%
23 neuronas	95,06%	93,21%	93,83%	95,06%	95,68%	94,44%	94,44%	94,44%	95,68%
24 neuronas	94,44%	95,06%	90,74%	93,21%	91,36%	92,59%	93,83%	96,30%	96,91%
25 neuronas	91,98%	93,21%	95,68%	93,21%	96,30%	96,30%	93,21%	93,21%	95,06%

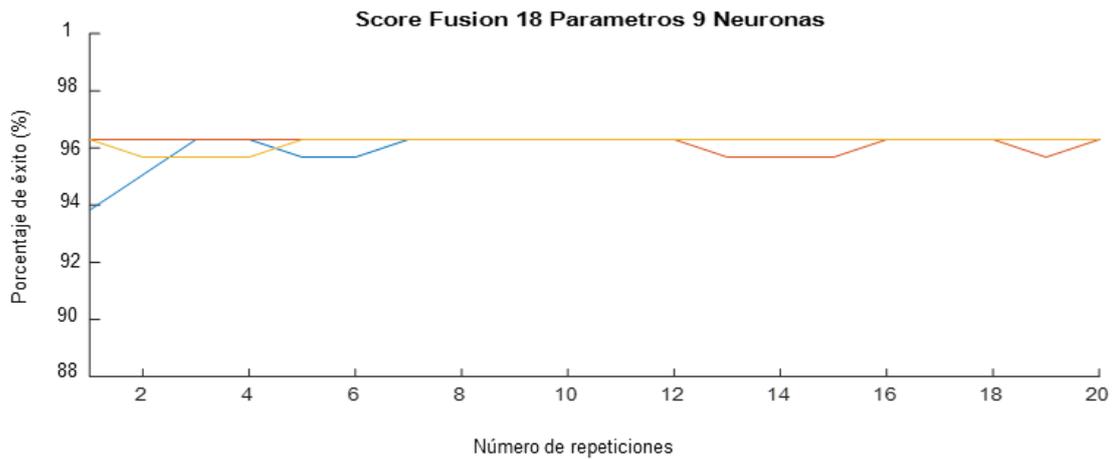
Tabla 6.14. Tasas de éxito tras concatenar los parámetros en la primera etapa utilizando la red neuronal (parte II).

De este modo, en la red neuronal que conforma la primera etapa se han utilizado los siguientes parámetros:

Numero de neuronas	5 neuronas	6 neuronas	7 neuronas	8 neuronas	9 neuronas	10 neuronas	Media
16. Varianza velocidad eje Y filtrada(1)	92,04%	93,77%	93,52%	91,98%	93,52%	92,72%	92,92%
54. Energía Velocidad Eje Y 3-10 Hz(1)	90,86%	90,68%	90,68%	90,56%	90,56%	90,68%	90,67%
86. Energía 3-10 Hz Eje Y(3)	91,36%	89,88%	89,82%	89,57%	88,83%	90,00%	89,91%
72. Energía 3-10 Hz eje Y(2)	90,37%	89,75%	89,94%	89,57%	89,26%	89,63%	89,75%
92. Dist matlab(3)	85,37%	86,91%	88,03%	87,65%	88,70%	87,28%	87,33%
10. Entropía posición eje Y filtrada(1)	85,68%	86,05%	85,62%	86,11%	85,99%	86,42%	85,98%
22. Entropía velocidad eje Z filtrada(1)	86,42%	85,93%	84,69%	86,05%	86,24%	84,75%	85,68%
74. Magnitud media 3-10 Hz eje Y(2)	84,88%	84,63%	84,01%	83,70%	83,89%	82,04%	83,86%
84. Relación Energía 3-10 HZ Eje Y(3)	83,46%	83,27%	83,58%	83,21%	83,95%	83,89%	83,56%
83. Relación Energía 5-8 HZ Eje Y(3)	81,98%	82,04%	81,73%	81,67%	81,54%	80,68%	81,60%
85. Energía 3-10 Hz Eje X(3)	80,56%	80,43%	78,64%	79,57%	80,19%	80,19%	79,93%
89. Distancia recorrida normalizada(3)	78,64%	79,14%	81,11%	80,56%	80,12%	79,38%	79,83%
69. Relación energía 5-8 Hz eje Y(2)	78,77%	77,78%	77,72%	78,64%	78,46%	78,52%	78,31%
44. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	77,16%	77,28%	76,79%	76,05%	76,79%	75,31%	76,56%
7. Kurtosis posición eje X filtrada(1)	74,44%	75,31%	74,82%	74,45%	74,44%	73,21%	74,44%
46. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	70,68%	71,05%	70,86%	70,86%	69,38%	69,75%	70,43%
35. Relación energía posición 3-5 Hz eje X(1)	67,41%	65,19%	67,16%	66,98%	66,30%	66,17%	66,53%
39. Relación energía posición 3-5 Hz eje Z(1)	66,11%	65,49%	66,05%	65,74%	65,00%	64,14%	65,42%

Tabla 6.15. Parámetros seleccionados para la red neuronal en la primera etapa.

Al aplicar *Score Fusion* con los 18 parámetros seleccionados y fijando la cantidad de neuronas, en este caso 9, la tasa de éxito en la clasificación sin temblor/con temblor ronda el 96%.

Figura 6.9. Tasa de éxito al aplicar *Score Fusion* en la primera etapa utilizando la red neuronal.

6.2.1.2.2. Segunda etapa

Tal y como se hizo en la primera etapa, en la segunda también se comprueba la tasa de éxito al utilizar todos los parámetros preseleccionados. En este caso, la tasa de éxito es de un 60%.

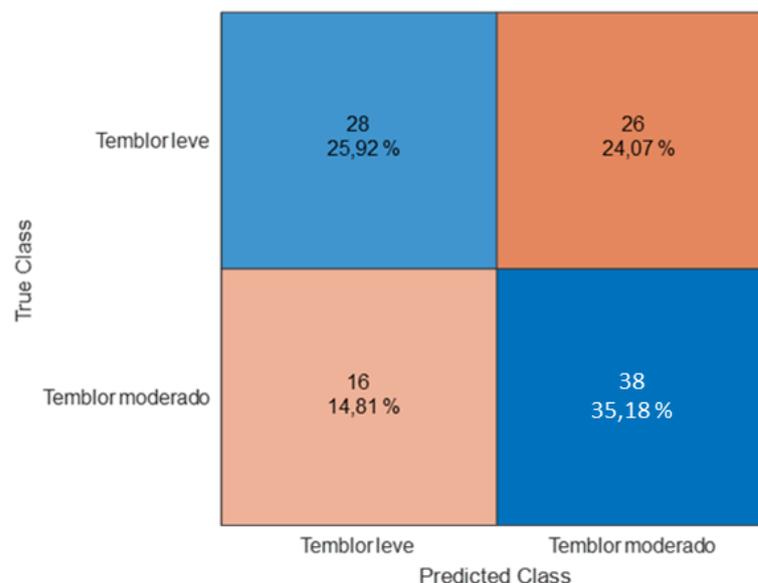


Figura 6.10. Matriz de confusión utilizando todos los parámetros en la segunda etapa en la red neuronal: temblor leve/moderado.

Como se ha hecho ya varias veces con anterioridad, en este apartado también se realiza un análisis individual de los parámetros para ordenarlos y posteriormente realizar el proceso de concatenación de parámetros para seleccionar solo aquellos que permitan maximizar la tasa de éxito final.

Numero de neuronas	5 neuronas	6 neuronas	7 neuronas	8 neuronas	9 neuronas	10 neuronas
16. Varianza velocidad eje Y filtrada(1)	67,96%	70,65%	68,89%	69,17%	69,72%	69,17%
3. Varianza velocidad eje Y sin filtrar(1)	67,59%	68,06%	67,13%	67,04%	68,33%	68,33%
10. Entropía posición eje Y filtrada(1)	66,85%	68,89%	67,59%	67,41%	67,50%	67,32%
90. Número elementos(3)	65,46%	65,46%	65,93%	65,37%	65,83%	65,65%
84. Relación Energía 3-10 HZ Eje Y(3)	64,82%	65,00%	63,43%	63,24%	63,24%	60,37%
47. Relación Energía Posición Eje X 3-10 Hz(1)	61,94%	64,35%	62,13%	62,59%	61,39%	62,59%
7. Kurtosis posición eje X filtrada(1)	61,57%	62,13%	62,50%	61,67%	63,61%	63,06%
2. Varianza velocidad eje X sin filtrar(1)	62,96%	61,57%	63,98%	62,32%	62,87%	60,09%
4. Varianza velocidad eje Z sin filtrar(1)	63,61%	63,43%	61,76%	58,98%	61,76%	61,85%
61. Máximo 3-5 Hz eje X(2)	62,69%	62,04%	60,46%	62,87%	63,15%	59,72%
81. Relación Energía 3-10 HZ Eje X(3)	63,15%	62,04%	61,20%	61,57%	62,50%	59,63%
67. Relación energía 3-10 Hz eje X(2)	62,41%	61,76%	61,11%	61,57%	61,39%	61,48%
92. Dist matlab(3)	61,48%	61,57%	60,74%	60,93%	61,67%	62,04%
72. Energía 3-10 Hz eje Y(2)	58,70%	64,35%	62,96%	62,69%	60,56%	58,24%
15. Varianza velocidad eje X filtrada(1)	61,30%	60,74%	60,83%	62,13%	60,83%	60,56%
86. Energía 3-10 Hz Eje Y(3)	60,83%	63,33%	59,54%	61,67%	57,41%	62,87%
11. Entropía posición eje Z filtrada(1)	61,39%	62,04%	59,72%	59,63%	62,13%	59,72%
91. Dist funcion(3)	60,19%	60,28%	61,11%	61,57%	60,74%	60,65%
9. Entropía posición eje X filtrada(1)	61,67%	61,30%	59,91%	62,13%	60,19%	58,33%
8. Kurtosis posición eje Y filtrada(1)	61,48%	61,11%	60,37%	59,72%	60,19%	60,37%
17. Varianza velocidad eje Z filtrada(1)	61,48%	62,69%	58,52%	60,19%	59,72%	58,70%
48. Relación Energía Posición Eje Y 3-10 Hz(1)	61,02%	60,46%	59,44%	60,56%	58,15%	58,33%
26. Máximos posición 5-8 Hz eje Y(1)	62,69%	59,91%	60,74%	57,87%	57,32%	58,24%
55. Energía Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	60,46%	59,63%	59,17%	59,54%	60,19%	55,19%
83. Relación Energía 5-8 HZ Eje Y(3)	58,52%	57,04%	59,91%	60,56%	58,33%	58,98%
65. Relación energía 3-5 Hz eje X(2)	59,26%	56,02%	59,91%	59,63%	57,50%	60,83%
79. Relación Energía 3-5 HZ Eje X(3)	61,67%	59,26%	58,61%	56,11%	60,19%	56,94%
49. Relación Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	61,39%	59,17%	61,30%	57,32%	57,04%	55,46%
37. Relación energía posición 3-5 Hz eje Y(1)	59,54%	59,72%	57,22%	58,43%	59,91%	56,48%

Tabla 6.16. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la segunda etapa utilizando la red neuronal (parte I).

6. Resultados

Numero de neuronas	5 neuronas	6 neuronas	7 neuronas	8 neuronas	9 neuronas	10 neuronas
88. Distancia recorrida(3)	56,02%	57,59%	58,15%	58,89%	59,63%	59,82%
59. Magnitud Media Velocidad Eje X 3-10 Hz(1)	58,52%	57,59%	59,17%	57,13%	56,94%	57,87%
50. Relación Energía Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	58,43%	58,61%	58,43%	57,22%	57,50%	55,46%
60. Magnitud Media Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	59,07%	56,85%	57,41%	58,33%	57,32%	56,39%
54. Energía Velocidad Eje Y 3-10 Hz(1)	63,24%	59,91%	58,98%	56,94%	52,69%	53,15%
85. Energía 3-10 Hz Eje X(3)	59,07%	58,80%	58,98%	56,30%	56,20%	55,19%
74. Magnitud media 3-10 Hz eje Y(2)	57,50%	56,48%	56,20%	57,78%	56,85%	59,07%
69. Relación energía 5-8 Hz eje Y(2)	58,24%	59,07%	58,61%	57,22%	54,45%	55,93%
13. Media velocidad eje Y filtrada(1)	55,19%	57,59%	58,15%	58,06%	57,22%	57,31%
53. Energía Velocidad Eje X 3-10 Hz(1)	58,61%	58,52%	56,30%	57,69%	55,37%	56,57%
71. Energía 3-10 Hz eje X(2)	54,44%	58,24%	58,98%	58,43%	57,59%	55,19%
39. Relación energía posición 3-5 Hz eje Z(1)	60,46%	58,52%	55,93%	56,11%	57,50%	53,33%
41. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje X(1)	55,56%	56,30%	57,87%	57,50%	56,48%	57,32%
42. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje X(1)	56,11%	59,35%	57,04%	55,65%	56,85%	55,93%
66. Relación energía 5-8 Hz eje X(2)	57,13%	55,74%	58,33%	58,06%	54,17%	57,13%
46. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	53,80%	54,17%	58,80%	58,15%	58,24%	56,85%
75. Máximo 3-5 Hz Eje X(3)	56,39%	56,11%	55,00%	57,59%	57,41%	56,94%
6. Varianza posición eje X filtrada(1)	56,57%	57,22%	56,76%	55,93%	55,83%	57,13%
70. Relación energía 3-10 Hz eje Y(2)	57,69%	57,04%	56,67%	55,46%	57,04%	55,37%
57. Magnitud Media Posición Eje Y 3-10 Hz(1)	57,50%	58,33%	56,11%	55,93%	55,65%	55,65%
62. Máximo 5-8 Hz eje X(2)	57,04%	56,02%	56,67%	55,46%	58,52%	55,09%
89. Distancia recorrida normalizada(3)	56,11%	56,39%	56,94%	56,11%	56,20%	57,04%
82. Relación Energía 3-5 Hz Eje Y(3)	57,59%	55,65%	55,83%	56,20%	56,11%	56,20%
36. Relación energía posición 5-8 Hz eje X(1)	58,06%	56,11%	53,52%	57,50%	55,28%	56,30%
38. Relación energía posición 5-8 Hz eje Y(1)	54,35%	56,39%	56,76%	56,20%	56,20%	56,02%
40. Relación energía posición 5-8 Hz eje Z(1)	57,87%	54,54%	55,56%	59,54%	56,48%	51,11%
43. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Y(1)	56,30%	57,78%	55,00%	55,74%	55,65%	54,35%
22. Entropía velocidad eje Z filtrada(1)	57,50%	56,48%	55,09%	57,69%	54,17%	53,89%
35. Relación energía posición 3-5 Hz eje X(1)	56,39%	57,87%	54,35%	54,35%	56,39%	54,82%
23. Máximos posición 3-5 Hz eje X(1)	55,19%	56,39%	56,30%	53,24%	52,96%	58,61%
44. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	53,33%	55,19%	57,04%	54,35%	56,30%	55,46%
19. Kurtosis velocidad eje Y filtrada(1)	53,98%	55,28%	53,89%	55,37%	57,13%	55,93%
20. Entropía velocidad eje X filtrada(1)	55,00%	53,06%	55,28%	56,94%	53,06%	57,13%
76. Máximo 5-8 Hz Eje X(3)	54,35%	51,48%	57,59%	53,15%	58,80%	54,54%
77. Máximo 3-5 Hz Eje Y(3)	56,30%	52,41%	54,54%	55,09%	58,33%	53,15%
14. Media velocidad eje Z filtrada(1)	52,69%	57,32%	53,15%	59,26%	53,06%	54,26%
73. Magnitud media 3-10 Hz eje X(2)	58,80%	54,82%	49,82%	57,69%	51,76%	54,91%
24. Máximos posición 5-8 Hz eje X(1)	54,07%	53,80%	55,28%	55,28%	52,87%	55,65%
28. Máximos posición 5-8 Hz eje Z(1)	53,43%	54,07%	53,24%	54,26%	56,20%	53,61%
51. Energía Posición Eje X 3-10 Hz(1)	55,19%	56,20%	52,78%	53,98%	54,63%	51,85%
63. Máximo 3-5 Hz eje Y(2)	55,93%	55,19%	54,35%	53,24%	51,67%	52,50%
30. Máximos velocidad 5-8 Hz eje X(1)	54,82%	52,50%	50,83%	57,32%	53,89%	52,69%
33. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	56,48%	56,76%	54,35%	52,50%	52,59%	49,35%
78. Máximo 5-8 Hz Eje y(3)	55,56%	53,89%	53,06%	53,15%	53,89%	52,32%
34. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	58,15%	54,07%	50,74%	53,61%	54,35%	49,72%
25. Máximos posición 3-5 Hz eje Y(1)	52,96%	56,85%	55,00%	52,04%	50,56%	52,13%
58. Magnitud Media Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	53,06%	51,39%	53,70%	52,59%	53,80%	54,54%
80. Relación Energía 5-8 Hz Eje X(3)	53,33%	54,17%	53,15%	53,06%	51,85%	53,33%
1. Kurtosis posición eje Y sin filtrar(1)	55,28%	52,96%	53,52%	54,63%	50,00%	52,32%
18. Kurtosis velocidad eje X filtrada(1)	51,20%	52,13%	53,06%	51,67%	54,35%	53,15%
45. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	50,37%	53,61%	55,37%	52,50%	53,06%	49,82%
68. Relación energía 3-5 Hz eje Y(2)	53,70%	52,96%	54,72%	50,65%	52,87%	49,44%
64. Máximo 5-8 Hz eje Y(2)	54,54%	51,20%	50,19%	54,54%	51,11%	52,41%
21. Entropía velocidad eje Y filtrada(1)	53,98%	51,30%	51,85%	51,67%	52,13%	51,39%
52. Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	53,15%	52,96%	52,13%	51,57%	50,56%	51,85%
56. Magnitud Media Posición Eje X 3-10 Hz(1)	51,48%	53,33%	50,28%	52,59%	50,28%	50,46%
5. Kurtosis velocidad eje Y poca variación(1)	51,85%	51,57%	51,39%	52,32%	51,30%	49,72%
29. Máximos velocidad 3-5 Hz eje X(1)	52,22%	53,70%	50,83%	50,74%	51,95%	48,52%
12. Media velocidad eje X filtrada(1)	53,52%	48,89%	50,74%	52,04%	48,98%	51,85%
32. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	54,26%	50,19%	50,19%	51,30%	44,91%	46,48%
27. Máximos posición 3-5 Hz eje Z(1)	50,37%	48,06%	49,91%	48,70%	50,46%	48,80%
87. Magnitud media 3-10 Hz Eje X(3)	48,80%	50,19%	46,67%	46,39%	48,89%	47,50%
31. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Y(1)	51,30%	44,54%	46,20%	44,07%	47,87%	46,20%

Tabla 6.17. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la segunda etapa utilizando la red neuronal (parte II).

En este caso, tras realizar el proceso de concatenación de los parámetros, se han seleccionado 18 parámetros.

Número de neuronas	2 Parámetros	3 Parámetros	4 Parámetros	5 Parámetros	6 Parámetros	7 Parámetros
5 neuronas	65,74%	75,00%	72,22%	69,44%	72,22%	73,15%
6 neuronas	73,15%	74,07%	75,00%	74,07%	75,00%	75,00%
7 neuronas	73,15%	68,52%	67,59%	71,30%	74,07%	69,44%
8 neuronas	67,59%	75,00%	68,52%	75,00%	75,93%	75,00%
9 neuronas	63,89%	71,30%	71,30%	67,59%	71,30%	68,52%
10 neuronas	73,15%	74,07%	67,59%	75,00%	75,00%	72,22%
11 neuronas	71,30%	69,44%	70,37%	70,37%	71,30%	74,07%
12 neuronas	69,44%	74,07%	74,07%	74,07%	73,15%	68,52%
13 neuronas	66,67%	69,44%	71,30%	73,15%	72,22%	63,89%
14 neuronas	65,74%	74,07%	74,07%	72,22%	70,37%	73,15%
15 neuronas	72,22%	68,52%	67,59%	75,00%	74,07%	75,00%
16 neuronas	66,67%	73,15%	65,74%	68,52%	73,15%	71,30%
17 neuronas	66,67%	65,74%	72,22%	71,30%	75,00%	75,00%
18 neuronas	72,22%	73,15%	75,00%	70,37%	75,00%	74,07%
19 neuronas	69,44%	71,30%	73,15%	72,22%	71,30%	76,85%
20 neuronas	66,67%	70,37%	75,93%	72,22%	72,22%	74,07%
21 neuronas	73,15%	67,59%	71,30%	72,22%	73,15%	70,37%
22 neuronas	69,44%	70,37%	68,52%	71,30%	75,00%	71,30%
23 neuronas	69,44%	65,74%	71,30%	74,07%	69,44%	75,00%
24 neuronas	71,30%	72,22%	73,15%	74,07%	70,37%	74,07%
25 neuronas	63,89%	66,67%	74,07%	69,44%	63,89%	75,93%

Tabla 6.18. Tasas de éxito tras concatenar los parámetros en la segunda etapa utilizando la red neuronal (parte I).

Número de neuronas	8 Parámetros	9 Parámetros	10 Parámetros	11 Parámetros	12 Parámetros
5 neuronas	72,22%	76,85%	74,07%	75,00%	75,93%
6 neuronas	73,15%	70,37%	75,00%	75,00%	78,70%
7 neuronas	71,30%	71,30%	79,63%	74,07%	77,78%
8 neuronas	70,37%	71,30%	73,15%	74,07%	72,22%
9 neuronas	72,22%	76,85%	75,00%	75,00%	75,93%
10 neuronas	76,85%	73,15%	73,15%	77,78%	68,52%
11 neuronas	76,85%	74,07%	71,30%	75,93%	74,07%
12 neuronas	70,37%	72,22%	74,07%	72,22%	75,00%
13 neuronas	75,00%	78,70%	72,22%	74,07%	78,70%
14 neuronas	71,30%	75,93%	77,78%	77,78%	74,07%
15 neuronas	77,78%	75,00%	76,85%	75,93%	73,15%
16 neuronas	69,44%	73,15%	69,44%	76,85%	74,07%
17 neuronas	68,52%	67,59%	74,07%	71,30%	66,67%
18 neuronas	74,07%	73,15%	73,15%	74,07%	71,30%
19 neuronas	74,07%	74,07%	79,63%	71,30%	66,67%
20 neuronas	73,15%	63,89%	73,15%	72,22%	75,00%
21 neuronas	66,67%	73,15%	64,82%	70,37%	76,85%
22 neuronas	72,22%	71,30%	74,07%	72,22%	76,85%
23 neuronas	75,93%	78,70%	69,44%	75,93%	72,22%
24 neuronas	73,15%	69,44%	78,70%	74,07%	77,78%
25 neuronas	75,93%	73,15%	66,67%	67,59%	72,22%

Tabla 6.19. Tasas de éxito tras concatenar los parámetros en la segunda etapa utilizando la red neuronal (parte II).

Numero de neuronas	5 neuronas	6 neuronas	7 neuronas	8 neuronas	9 neuronas	10 neuronas
16. Varianza velocidad eje Y filtrada(1)	67,96%	70,65%	68,89%	69,17%	69,72%	69,17%
3. Varianza velocidad eje Y sin filtrar(1)	67,59%	68,06%	67,13%	67,04%	68,33%	68,33%
10. Entropía posición eje Y filtrada(1)	66,85%	68,89%	67,59%	67,41%	67,50%	67,32%
7. Kurtosis posición eje X filtrada(1)	61,57%	62,13%	62,50%	61,67%	63,61%	63,06%
2. Varianza velocidad eje X sin filtrar(1)	62,96%	61,57%	63,98%	62,32%	62,87%	60,09%
4. Varianza velocidad eje Z sin filtrar(1)	63,61%	63,43%	61,76%	58,98%	61,76%	61,85%
15. Varianza velocidad eje X filtrada(1)	61,30%	60,74%	60,83%	62,13%	60,83%	60,56%
11. Entropía posición eje Z filtrada(1)	61,39%	62,04%	59,72%	59,63%	62,13%	59,72%
26. Máximos posición 5-8 Hz eje Y(1)	62,69%	59,91%	60,74%	57,87%	57,32%	58,24%
83. Relación Energía 5-8 HZ Eje Y(3)	58,52%	57,04%	59,91%	60,56%	58,33%	58,98%
36. Relación energía posición 5-8 Hz eje X(1)	58,06%	56,11%	53,52%	57,50%	55,28%	56,30%
40. Relación energía posición 5-8 Hz eje Z(1)	57,87%	54,54%	55,56%	59,54%	56,48%	51,11%

Tabla 6.20. Parámetros seleccionados para la red neuronal en la segunda etapa.

Finalmente, aplicando Score Fusión el porcentaje de éxito en la clasificación temblor leve/temblor moderado aumenta hasta un 75%-80%, por lo que si se hace el cómputo total la tasa de éxito resultante es aproximadamente la misma en ambas estrategias.

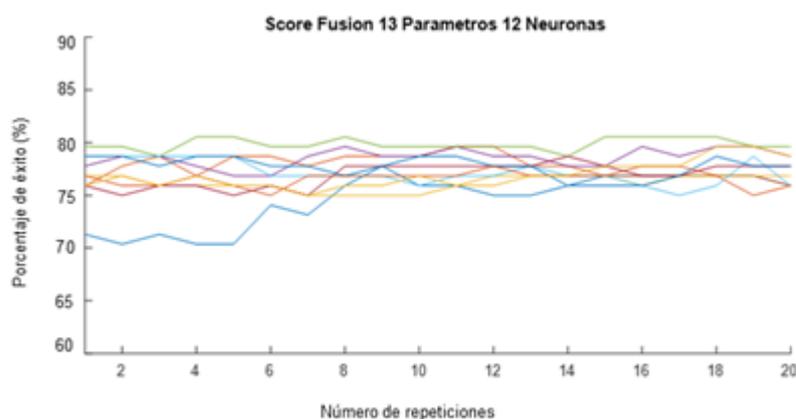


Figura 6.11. Tasa de éxito al aplicar *Score Fusion* en la segunda etapa utilizando la red neuronal.

Para finalizar este apartado en el que se hace uso de las redes neuronales como elemento clasificador, se ha procedido a comprobar si el número de observaciones destinado a entrenamiento de esta repercute notablemente en la tasa de éxito final. Para ello, se ha variado el porcentaje de muestras destinado al entrenamiento de la red neuronal desde el 20% hasta el 80% del total de observaciones grabadas, empleando el resto como test. En el caso de la primera estrategia de clasificación, se observa cómo la tasa de éxito aumenta notoriamente a medida que el número de muestras de entrenamiento crece.

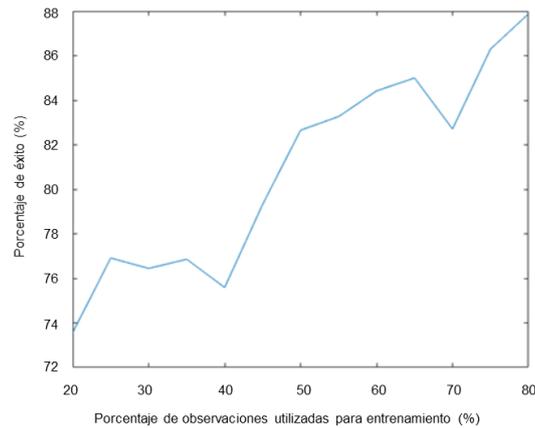


Figura 6.12. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento en la primera estrategia utilizando la red neuronal.

En el caso de la segunda estrategia de clasificación, en la distinción entre grabaciones sin temblor y con temblor también se aprecia un ligero incremento en la tasa de éxito, aumentando esta hasta cerca de un 98%, aunque ya era bastante alta de por sí. En la discriminación entre temblor leve y temblor moderado vuelve a apreciarse un notable incremento, pasando de un 69% de éxito con un 20% entrenando con un 20% de las muestras a un 84% de éxito al entrenar con el 80% de las muestras

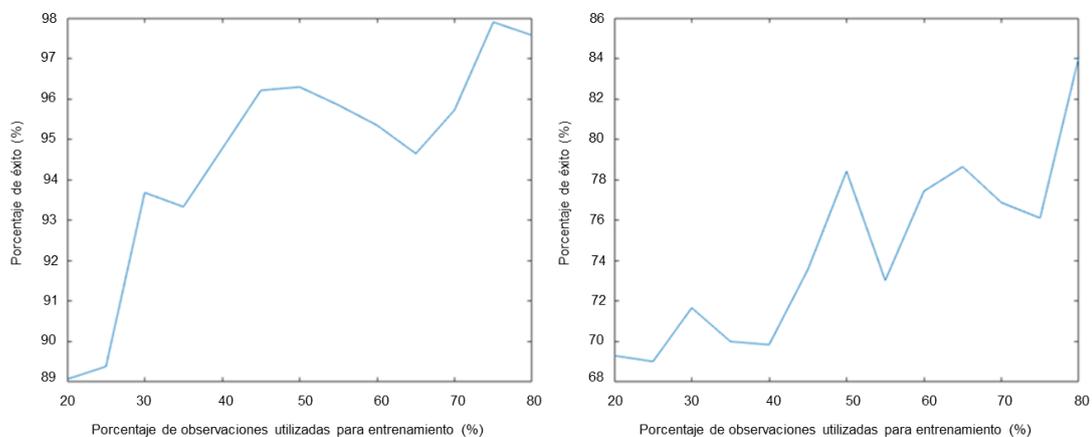


Figura 6.13. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento en la segunda estrategia utilizando la red neuronal.

En base a estos resultados se puede afirmar que, de forma general, al aumentar el entrenamiento de la red neuronal aumenta la tasa de éxito, es decir, la discriminación entre los diferentes grados de temblor. No obstante, lo ideal para comprobar esto hubiera sido poder disponer de una mayor cantidad de observaciones, pero debido a las circunstancias en las que se ha desarrollado este Trabajo de Fin de Grado ocasionadas por la coyuntura en la que se encuentran España y numerosos países más por los estragos que ha provocado la expansión del COVID-19 entre

la población, no ha sido posible. Incluso, en el caso de España, se ha decretado el Estado de Alarma para la gestión de la crisis sanitaria, tal y como se refleja en el Real Decreto 463/2020, en el que se declaraba inicialmente un confinamiento para la población de 14 días pero que finalmente se ha prolongado varias veces para hacer frente al citado virus.

6.2.2. SVM

El procedimiento seguido con este clasificador es el mismo que se aplicó con anterioridad:

1. Se prueba el clasificador con todos los parámetros.
2. Se realiza una evaluación individual de parámetros para comprobar los porcentajes individuales.
3. A partir de los porcentajes de éxito ordenados se procede a concatenar aquellos parámetros que aumenten la tasa de éxito del conjunto.

En primer lugar, se comprobó la tasa de éxito en la clasificación sin temblor/con temblor utilizando la totalidad de parámetros seleccionados previamente, probando con los diferentes *kernel* que proporciona la función *fitcsvm* de MatLab: lineal, gaussiano y polinómico, cuyo orden de polinomio por defecto es 3. Asimismo, el número de iteraciones que se realizan antes de proporcionar el resultado es igual a 1000. Con el *kernel* lineal el éxito en la clasificación es del 90,74%, siendo del 66,67% con el *kernel* gaussiano y del 90,12% con el polinómico. En función de estos resultados, el *kernel* lineal es el elegido para realizar el resto del proceso.

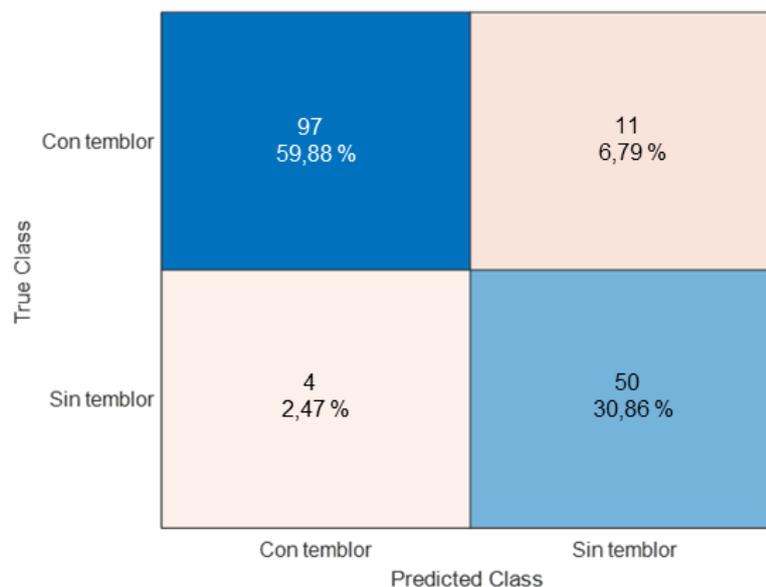


Figura 6.14. Matriz de confusión utilizando todos los parámetros y *kernel* lineal con SVM en la primera etapa: sin temblor/con temblor.

Seguidamente, se realiza la evaluación individual de los parámetros, destinando para ello el 50% de las muestras para entrenamiento y el restante para test, quedando estos ordenados de la siguiente forma:

Parámetro	Éxito	Parámetro	Éxito
54. Energía Velocidad Eje Y 3-10 Hz(1)	91,36%	50. Relación Energía Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	68,52%
86. Energía 3-10 Hz Eje Y(3)	90,74%	52. Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	68,52%
72. Energía 3-10 Hz eje Y(2)	90,12%	5. Kurtosis velocidad eje Y poca variación(1)	67,90%
16. Varianza velocidad eje Y filtrada(1)	88,89%	18. Kurtosis velocidad eje X filtrada(1)	67,90%
32. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	88,27%	19. Kurtosis velocidad eje Y filtrada(1)	67,28%
60. Magnitud Media Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	88,27%	1. Kurtosis posición eje Y sin filtrar(1)	66,67%
22. Entropía velocidad eje Z filtrada(1)	87,65%	2. Varianza velocidad eje X sin filtrar(1)	66,67%
55. Energía Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	86,42%	4. Varianza velocidad eje Z sin filtrar(1)	66,67%
10. Entropía posición eje Y filtrada(1)	85,80%	6. Varianza posición eje X filtrada(1)	66,67%
74. Magnitud media 3-10 Hz eje Y(2)	85,80%	8. Kurtosis posición eje Y filtrada(1)	66,67%
31. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Y(1)	85,19%	11. Entropía posición eje Z filtrada(1)	66,67%
34. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	85,19%	12. Media velocidad eje X filtrada(1)	66,67%
91. Dist funcion(3)	85,19%	13. Media velocidad eje Y filtrada(1)	66,67%
33. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	83,95%	14. Media velocidad eje Z filtrada(1)	66,67%
84. Relación Energía 3-10 HZ Eje Y(3)	83,33%	15. Varianza velocidad eje X filtrada(1)	66,67%
82. Relación Energía 3-5 HZ Eje Y(3)	82,72%	17. Varianza velocidad eje Z filtrada(1)	66,67%
90. Número elementos(3)	82,72%	25. Máximos posición 3-5 Hz eje Y(1)	66,67%
53. Energía Velocidad Eje X 3-10 Hz(1)	82,10%	27. Máximos posición 3-5 Hz eje Z(1)	66,67%
3. Varianza velocidad eje Y sin filtrar(1)	81,48%	35. Relación energía posición 3-5 Hz eje X(1)	66,67%
29. Máximos velocidad 3-5 Hz eje X(1)	81,48%	36. Relación energía posición 5-8 Hz eje X(1)	66,67%
92. Dist matlab(3)	81,48%	37. Relación energía posición 3-5 Hz eje Y(1)	66,67%
64. Máximo 5-8 Hz eje Y(2)	80,86%	38. Relación energía posición 5-8 Hz eje Y(1)	66,67%
78. Máximo 5-8 Hz Eje y(3)	80,86%	39. Relación energía posición 3-5 Hz eje Z(1)	66,67%
59. Magnitud Media Velocidad Eje X 3-10 Hz(1)	80,25%	40. Relación energía posición 5-8 Hz eje Z(1)	66,67%
81. Relación Energía 3-10 HZ Eje X(3)	79,01%	41. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje X(1)	66,67%
85. Energía 3-10 Hz Eje X(3)	78,40%	42. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje X(1)	66,67%
89. Distancia recorrida normalizada(3)	77,78%	43. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Y(1)	66,67%
30. Máximos velocidad 5-8 Hz eje X(1)	77,16%	44. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	66,67%
51. Energía Posición Eje X 3-10 Hz(1)	77,16%	45. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	66,67%
20. Entropía velocidad eje X filtrada(1)	76,54%	46. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	66,67%
79. Relación Energía 3-5 HZ Eje X(3)	76,54%	48. Relación Energía Posición Eje Y 3-10 Hz(1)	66,67%
26. Máximos posición 5-8 Hz eje Y(1)	75,93%	57. Magnitud Media Posición Eje Y 3-10 Hz(1)	66,67%
83. Relación Energía 5-8 HZ Eje Y(3)	75,31%	58. Magnitud Media Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	66,67%
56. Magnitud Media Posición Eje X 3-10 Hz(1)	74,69%	61. Máximo 3-5 Hz eje X(2)	66,67%
71. Energía 3-10 Hz eje X(2)	74,69%	65. Relación energía 3-5 Hz eje X(2)	66,67%
9. Entropía posición eje X filtrada(1)	74,07%	66. Relación energía 5-8 Hz eje X(2)	66,67%
23. Máximos posición 3-5 Hz eje X(1)	74,07%	67. Relación energía 3-10 Hz eje X(2)	66,67%
24. Máximos posición 5-8 Hz eje X(1)	74,07%	68. Relación energía 3-5 Hz eje Y(2)	66,67%
87. Magnitud media 3-10 Hz Eje X(3)	74,07%	69. Relación energía 5-8 Hz eje Y(2)	66,67%
73. Magnitud media 3-10 Hz eje X(2)	73,46%	70. Relación energía 3-10 Hz eje Y(2)	66,67%
21. Entropía velocidad eje Y filtrada(1)	72,84%	88. Distancia recorrida(3)	66,67%
76. Máximo 5-8 Hz Eje X(3)	72,84%	75. Máximo 3-5 Hz Eje X(3)	66,05%
80. Relación Energía 5-8 HZ Eje X(3)	72,84%	47. Relación Energía Posición Eje X 3-10 Hz(1)	65,43%
7. Kurtosis posición eje X filtrada(1)	72,22%	63. Máximo 3-5 Hz eje Y(2)	64,82%
28. Máximos posición 5-8 Hz eje Z(1)	72,22%	49. Relación Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	61,73%
62. Máximo 5-8 Hz eje X(2)	69,75%	77. Máximo 3-5 Hz Eje Y(3)	61,73%

Tabla 6.21. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la primera etapa utilizando SVM (parte I).

Tras realizar la concatenación de aquellos parámetros que aumentaban la tasa de éxito, finalmente se han seleccionado 7 parámetros, con los que la tasa de éxito se incrementaba hasta casi un 97%. Asimismo, entre los parámetros descartados hay algunos que, pese a no aumentar la tasa de éxito, tampoco la disminuían, pero que se ha optado por no incluirlos.

2 Parámetros	3 Parámetros	4 Parámetros	5 Parámetros	6 Parámetros	7 Parámetros
91,98%	93,83%	94,44%	95,68%	96,30%	96,91%

Tabla 6.22. Tasas de éxito tras concatenar los parámetros en la primera etapa utilizando SVM.

Parámetro	Éxito
54. Energía Velocidad Eje Y 3-10 Hz(1)	91,36%
86. Energía 3-10 Hz Eje Y(3)	90,74%
10. Entropía posición eje Y filtrada(1)	85,80%
34. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	85,19%
85. Energía 3-10 Hz Eje X(3)	78,40%
26. Máximos posición 5-8 Hz eje Y(1)	75,93%
45. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	66,67%

Tabla 6.23. Parámetros seleccionados en la primera etapa utilizando SVM.

En el caso de la clasificación que permite distinguir entre muestras con temblor leve y temblor moderado se han obtenido los siguientes resultados al ejecutar SVM con todos los parámetros preseleccionados, de nuevo destinando el 50% de las muestras para entrenamiento:

- Con *kernel* lineal la tasa de éxito alcanza un 68,52%.
- Con *kernel* gaussiano la tasa de éxito alcanza un 50%.
- Con *kernel* polinómico la tasa de éxito alcanza un 65,74%.

Como se observa, nuevamente se alcanza la mayor tasa de éxito haciendo uso del *kernel* lineal, obteniendo a su vez en este caso la siguiente matriz de confusión:

True Class	Temblor leve	51 47,22 %	3 2,77 %
	Temblor moderado	34 31,48 %	20 18,51 %
		Temblor leve	Temblor moderado
		Predicted Class	

Figura 6.15. Matriz de confusión utilizando todos los parámetros y *kernel* lineal con SVM en la segunda etapa: temblor leve/moderado.

En esta clasificación, los resultados obtenidos en el análisis individual de los parámetros son los siguientes:

Parámetro	Éxito	Parámetro	Éxito
72. Energía 3-10 Hz eje Y(2)	76,85%	29. Máximos velocidad 3-5 Hz eje X(1)	57,41%
10. Entropía posición eje Y filtrada(1)	75,00%	50. Relación Energía Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	57,41%
54. Energía Velocidad Eje Y 3-10 Hz(1)	74,07%	60. Magnitud Media Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	57,41%
86. Energía 3-10 Hz Eje Y(3)	74,07%	73. Magnitud media 3-10 Hz eje X(2)	57,41%
16. Varianza velocidad eje Y filtrada(1)	67,59%	74. Magnitud media 3-10 Hz eje Y(2)	57,41%
3. Varianza velocidad eje Y sin filtrar(1)	66,67%	89. Distancia recorrida normalizada(3)	57,41%
8. Kurtosis posición eje Y filtrada(1)	66,67%	4. Varianza velocidad eje Z sin filtrar(1)	56,48%
47. Relación Energía Posición Eje X 3-10 Hz(1)	66,67%	43. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Y(1)	56,48%
7. Kurtosis posición eje X filtrada(1)	65,74%	62. Máximo 5-8 Hz eje X(2)	56,48%
11. Entropía posición eje Z filtrada(1)	65,74%	63. Máximo 3-5 Hz eje Y(2)	56,48%
90. Número elementos(3)	65,74%	70. Relación energía 3-10 Hz eje Y(2)	56,48%
49. Relación Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	64,82%	82. Relación Energía 3-5 HZ Eje Y(3)	56,48%
81. Relación Energía 3-10 HZ Eje X(3)	64,82%	83. Relación Energía 5-8 HZ Eje Y(3)	56,48%
91. Dist funcion(3)	64,82%	13. Media velocidad eje Y filtrada(1)	55,56%
32. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	63,89%	20. Entropía velocidad eje X filtrada(1)	55,56%
9. Entropía posición eje X filtrada(1)	62,96%	28. Máximos posición 5-8 Hz eje Z(1)	55,56%
25. Máximos posición 3-5 Hz eje Y(1)	62,96%	30. Máximos velocidad 5-8 Hz eje X(1)	55,56%
26. Máximos posición 5-8 Hz eje Y(1)	62,96%	40. Relación energía posición 5-8 Hz eje Z(1)	55,56%
84. Relación Energía 3-10 HZ Eje Y(3)	62,96%	52. Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	55,56%
92. Dist matlab(3)	62,96%	57. Magnitud Media Posición Eje Y 3-10 Hz(1)	55,56%
67. Relación energía 3-10 Hz eje X(2)	62,04%	41. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje X(1)	54,63%
79. Relación Energía 3-5 HZ Eje X(3)	62,04%	61. Máximo 3-5 Hz eje X(2)	54,63%
31. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Y(1)	61,11%	75. Máximo 3-5 Hz Eje X(3)	54,63%
34. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	61,11%	88. Distancia recorrida(3)	54,63%
48. Relación Energía Posición Eje Y 3-10 Hz(1)	61,11%	6. Varianza posición eje X filtrada(1)	53,70%
53. Energía Velocidad Eje X 3-10 Hz(1)	61,11%	85. Energía 3-10 Hz Eje X(3)	53,70%
64. Máximo 5-8 Hz eje Y(2)	61,11%	19. Kurtosis velocidad eje Y filtrada(1)	52,78%
77. Máximo 3-5 Hz Eje Y(3)	61,11%	24. Máximos posición 5-8 Hz eje X(1)	52,78%
2. Varianza velocidad eje X sin filtrar(1)	60,19%	44. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	52,78%
33. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	60,19%	58. Magnitud Media Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	52,78%
35. Relación energía posición 3-5 Hz eje X(1)	60,19%	5. Kurtosis velocidad eje Y poca variación(1)	51,85%
36. Relación energía posición 5-8 Hz eje X(1)	60,19%	14. Media velocidad eje Z filtrada(1)	51,85%
37. Relación energía posición 3-5 Hz eje Y(1)	60,19%	18. Kurtosis velocidad eje X filtrada(1)	51,85%
39. Relación energía posición 3-5 Hz eje Z(1)	60,19%	45. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	51,85%
55. Energía Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	60,19%	51. Energía Posición Eje X 3-10 Hz(1)	51,85%
87. Magnitud media 3-10 Hz Eje X(3)	60,19%	71. Energía 3-10 Hz eje X(2)	51,85%
1. Kurtosis posición eje Y sin filtrar(1)	59,26%	12. Media velocidad eje X filtrada(1)	50,93%
15. Varianza velocidad eje X filtrada(1)	59,26%	42. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje X(1)	50,93%
38. Relación energía posición 5-8 Hz eje Y(1)	59,26%	68. Relación energía 3-5 Hz eje Y(2)	50,93%
59. Magnitud Media Velocidad Eje X 3-10 Hz(1)	59,26%	21. Entropía velocidad eje Y filtrada(1)	50,00%
76. Máximo 5-8 Hz Eje X(3)	59,26%	23. Máximos posición 3-5 Hz eje X(1)	50,00%
80. Relación Energía 5-8 HZ Eje X(3)	59,26%	56. Magnitud Media Posición Eje X 3-10 Hz(1)	50,00%
22. Entropía velocidad eje Z filtrada(1)	58,33%	46. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	49,07%
78. Máximo 5-8 Hz Eje y(3)	58,33%	65. Relación energía 3-5 Hz eje X(2)	49,07%
17. Varianza velocidad eje Z filtrada(1)	57,41%	69. Relación energía 5-8 Hz eje Y(2)	49,07%
27. Máximos posición 3-5 Hz eje Z(1)	57,41%	66. Relación energía 5-8 Hz eje X(2)	46,30%

Tabla 6.24. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la segunda etapa utilizando SVM (parte I).

Tras realizar la concatenación de parámetros que aumentan el éxito en la discriminación entre temblor leve y temblor moderado se ha hecho una selección de un total de 5 parámetros, tal y como se puede observar en las siguientes tablas:

2 Parámetros	3 Parámetros	4 Parámetros	5 Parámetros
78,70%	79,63%	81,48%	82,41%

Tabla 6.25. Tasas de éxito tras concatenar los parámetros en la segunda etapa utilizando SVM.

Parámetros	Éxito
72. Energía 3-10 Hz eje Y(2)	76,85%
54. Energía Velocidad Eje Y 3-10 Hz(1)	74,07%
7. Kurtosis posición eje X filtrada(1)	65,74%
79. Relación Energía 3-5 HZ Eje X(3)	62,04%
34. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	61,11%

Tabla 6.26. Parámetros seleccionados en la segunda etapa utilizando SVM.

Para terminar de evaluar este apartado, se ha comprobado la dependencia de la tasa de éxito con el número de muestras destinadas al entrenamiento. Para ello, tanto en la clasificación sin temblor/con temblor como en la clasificación temblor leve/moderado se ha variado el porcentaje de muestras de entrenamiento desde el 20% al 80%.

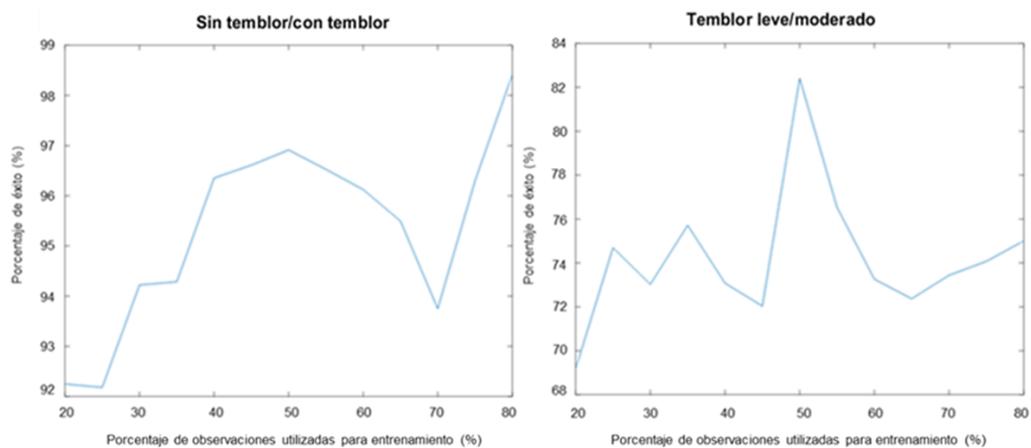


Figura 6.16. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento utilizando SVM.

En la figura de la izquierda se aprecia como, destinando el 50% de las muestras para en el entrenamiento de la SVM en la clasificación sin temblor/con temblor se alcanza el segundo porcentaje más alto de éxito, incrementándose ligeramente cuando el porcentaje de las muestras es el 80% mientras que, en la figura derecha, que se corresponde con la clasificación temblor leve/moderado, con la mitad de las muestras para entrenamiento es cuando el éxito alcanza su valor máximo.

6.2.3. Fusión red neuronal y SVM

Con el objetivo de intentar mejorar los porcentajes de éxito obtenidos con los clasificadores anteriores se ha realizado una fusión entre ambos. Para ello, en primer lugar, se ha ejecutado la máquina de soporte vectorial con los parámetros seleccionados. Tras ello, como el valor de las etiquetas de salida de este clasificador son iguales en ambas clases, distinguiéndose solo por un signo “+” en la clase predicha y un signo “-” en la no predicha, se sustituyen las no predichas por 0, para posteriormente sumar las etiquetas de este clasificador con las etiquetas de salida de la red neuronal.

-0.7854	0.7854	➔	0	0.7854
5.3421	-5.3421		5.3421	0
2.2198	-2.2198		2.2198	0
3.6735	-3.6735		3.6735	0

Figura 6.17. Cambios en las etiquetas de salida de SVM.

Tras realizar dicho cambio en las etiquetas de salida de la máquina de soporte vectorial, se ejecuta la red neuronal y se suman las etiquetas de salida de ambos clasificadores. Además, para dotar de una mayor estabilidad al valor resultante de la fusión, el proceso de simulación de la red neuronal y la suma de etiquetas se repite 20 veces. Posteriormente, los resultados de la tasa de éxito de cada repetición se almacenan y finalmente se realiza un promediado de todos ellos. Hay que destacar que, en ambos casos, las simulaciones se han realizado con un 50% de las muestras destinadas a entrenamiento. Adicionalmente, para comprobar qué clasificador tenía una mayor relevancia en el resultado final, se variaron los pesos de las etiquetas de cada clasificador en la suma, empezando con un 20%-80% (red neuronal – máquina de soporte vectorial) y finalizando con un 20%-80%.

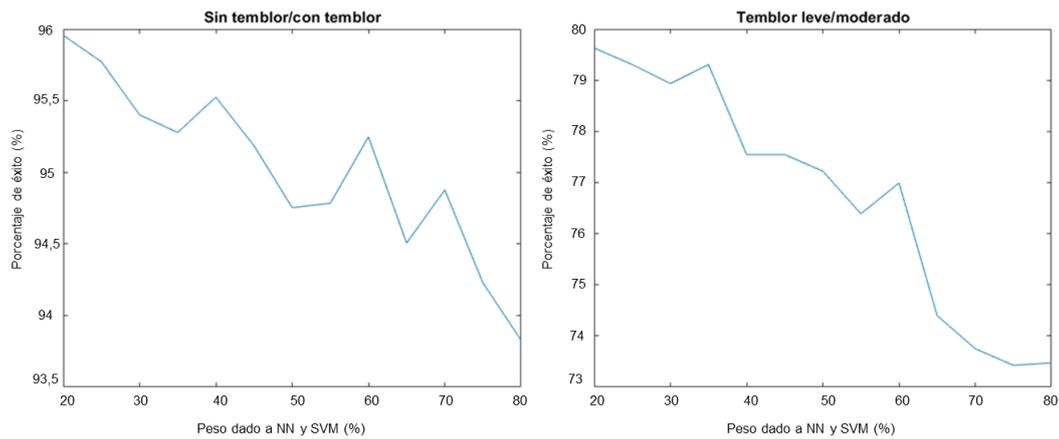


Figura 6.18. Evaluación de los pesos dados en la fusión NN + SVM.

Tal y como se puede observar en ambas figuras, cuando las etiquetas de salida de la máquina de soporte vectorial tienen un mayor peso, la tasa de éxito es mayor, tanto en la discriminación entre muestras sin temblor y muestras con temblor como en la discriminación entre muestras con temblor leve y temblor moderado.

Para comprobar si el número de muestras dedicadas al entrenamiento influía en la fusión, se ha variado el número de estas, tras haber seleccionado previamente unos pesos de 20% para la red neuronal y del 80% para la máquina de soporte vectorial.

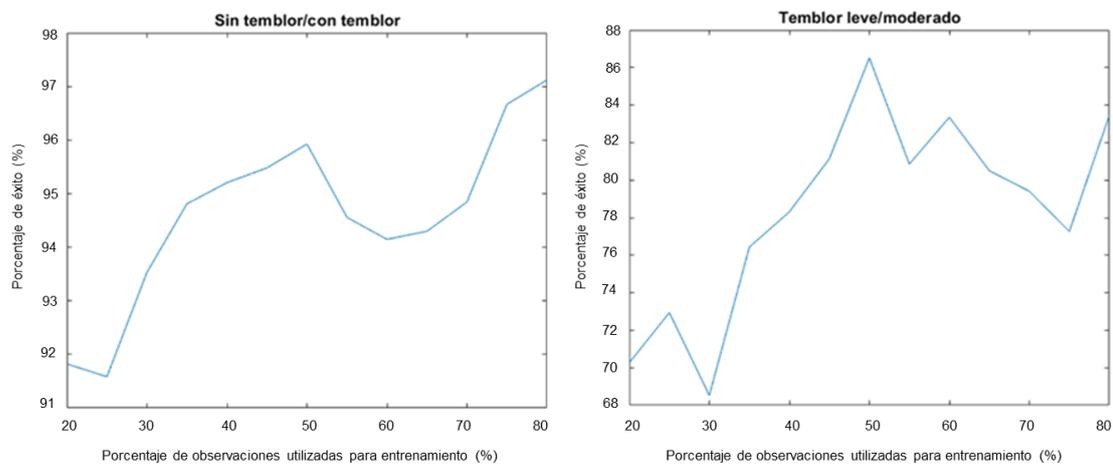


Figura 6.19. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento en la fusión NN + SVM.

Cuando se pretende distinguir entre observaciones sin temblor y observaciones con temblor se observa que al aumentar el número de muestras para entrenamiento aumenta, de forma general, la tasa de éxito mientras que, cuando se pretende distinguir muestras con temblor leve y moderado el máximo éxito se alcanza destinando un 50% de las muestras para entrenamiento.

6.2.4. SVM con entrada DWT

En este apartado se vuelve a utilizar nuevamente SVM como elemento clasificador, pero en este caso la entrada de la máquina de soporte vectorial está compuesta por los coeficientes obtenidos tras aplicar la transformada Wavelet discreta a cada una de las series temporales de los ejes tanto de posición como velocidad.

Sin embargo, cada grabación tiene diferente longitud por lo que es necesario normalizar el tamaño de todas ellas para que, posteriormente, puedan servir como entrada de la máquina de soporte vectorial. Para ello, se realiza el siguiente proceso:

1. Se normaliza el número de muestras de cada serie aplicando un diezmado en el caso de que superen un cierto número de muestras o una interpolación en el caso de que no supere cierto número de muestras. En este caso, el tamaño normalizado seleccionado es de 500 muestras.
2. Se aplica DWT, de manera anidada, un cierto número de veces.
3. Se ejecuta la máquina de soporte vectorial utilizando como parámetros de entrada los coeficientes obtenidos.

Para aplicar este procedimiento existen múltiples combinaciones posibles ya que se puede variar el número de veces que se aplica DWT de forma anidada, la familia de Wavelets utilizada y el *kernel* utilizado en la máquina de soporte vectorial. Concretamente, se ha variado el número de veces que se aplica DWT de forma anidada entre 2 y 5, mientras que las familias de Wavelets utilizadas son *Haar* y *rbio4.4* y los *kernels* utilizados son los que se incluyen con la función `fitsvm` de MatLab, es decir, lineal, gaussiano y polinómico. De todas estas combinaciones y aplicando todos los coeficientes obtenidos se obtienen los siguientes resultados:

CA - Paso bajo				CD - Paso alto			
Nivel 2	Haar	Sin temblor/Con temblor	Temblo leve/moderado	Nivel 2	Haar	Sin temblor/Con temblor	Temblo leve/moderado
	Lineal	49,38%	50,00%		Lineal	47,53%	45,37%
	Gaussiano	67,90%	50,00%		Gaussiano	77,16%	64,81%
	Polinómico	33,33%	50,00%		Polinómico	32,72%	53,70%
	rbio4.4	Sin temblor/Con temblor	Temblo leve/moderado		rbio4.4	Sin temblor/Con temblor	Temblo leve/moderado
	Lineal	52,47%	48,15%		Lineal	54,94%	52,78%
	Gaussiano	70,99%	50,00%		Gaussiano	71,60%	59,26%
	Polinómico	46,91%	50,93%		Polinómico	54,32%	55,56%
Nivel 3	Haar	Sin temblor/Con temblor	Temblo leve/moderado	Nivel 3	Haar	Sin temblor/Con temblor	Temblo leve/moderado
	Lineal	58,64%	52,78%		Lineal	54,94%	46,30%
	Gaussiano	74,69%	50,00%		Gaussiano	71,60%	60,10%
	Polinómico	62,35%	50,93%		Polinómico	54,32%	54,63%
	rbio4.4	Sin temblor/Con temblor	Temblo leve/moderado		rbio4.4	Sin temblor/Con temblor	Temblo leve/moderado
	Lineal	66,67%	55,56%		Lineal	61,73%	40,74%
	Gaussiano	72,22%	50,00%		Gaussiano	71,60%	54,63%
	Polinómico	54,94%	51,85%		Polinómico	58,02%	53,70%
Nivel 4	Haar	Sin temblor/Con temblor	Temblo leve/moderado	Nivel 4	Haar	Sin temblor/Con temblor	Temblo leve/moderado
	Lineal	66,67%	56,48%		Lineal	66,05%	37,96%
	Gaussiano	74,07%	54,63%		Gaussiano	75,31%	56,48%
	Polinómico	64,20%	53,70%		Polinómico	66,05%	55,56%
	rbio4.4	Sin temblor/Con temblor	Temblo leve/moderado		rbio4.4	Sin temblor/Con temblor	Temblo leve/moderado
	Lineal	66,05%	54,63%		Lineal	66,67%	53,70%
	Gaussiano	73,46%	50,93%		Gaussiano	69,14%	56,48%
	Polinómico	58,02%	50,93%		Polinómico	56,79%	54,63%
Nivel 5	Haar	Sin temblor/Con temblor	Temblo leve/moderado	Nivel 5	Haar	Sin temblor/Con temblor	Temblo leve/moderado
	Lineal	66,05%	52,78%		Lineal	66,67%	52,78%
	Gaussiano	70,99%	57,41%		Gaussiano	69,14%	61,11%
	Polinómico	63,58%	53,70%		Polinómico	62,35%	63,89%
	rbio4.4	Sin temblor/Con temblor	Temblo leve/moderado		rbio4.4	Sin temblor/Con temblor	Temblo leve/moderado
	Lineal	66,67%	59,26%		Lineal	66,67%	53,70%
	Gaussiano	66,67%	51,85%		Gaussiano	62,96%	57,41%
	Polinómico	56,79%	53,70%		Polinómico	52,47%	57,41%

Tabla 6.27. Evaluación tasa de éxito con diferentes combinaciones, tanto para el filtro paso bajo como para el filtro paso alto de DWT.

Tras ello, se utiliza únicamente el grupo de coeficientes de cada serie temporal, es decir, el grupo de coeficientes resultante de aplicar DWT a cada una de las 6 series temporales (posición eje x, posición eje y, posición eje z, velocidad eje x, velocidad eje y, velocidad eje z) para realizar un análisis más exhaustivo y comprobar qué grupo de coeficientes son los que mejores resultados obtienen al aplicar la máquina de soporte vectorial.

6. Resultados

		Sin temblor/Con temblor							Temblor leve/moderado						
		Posición Eje X	Posición Eje Y	Posición Eje Z	Velocidad Eje X	Velocidad Eje Y	Velocidad Eje Z	Media	Posición Eje X	Posición Eje Y	Posición Eje Z	Velocidad Eje X	Velocidad Eje Y	Velocidad Eje Z	Media
Nivel 2	Haar														
	Lineal	54,94%	61,11%	64,81%	50,62%	53,70%	54,32%	56,58%	50,93%	43,52%	46,30%	59,26%	50,00%	52,78%	50,46%
	Gaussiano	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	50,00%	50,00%	44,44%	50,00%	50,00%	50,00%	49,07%
	Polinómico	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	57,41%	56,48%	46,30%	55,56%	50,00%	52,78%	53,09%
Nivel 3	Haar														
	Lineal	55,56%	66,67%	66,05%	53,09%	58,64%	57,41%	59,57%	52,78%	52,78%	47,22%	62,04%	55,56%	53,70%	54,01%
	Gaussiano	66,67%	66,67%	62,96%	66,67%	66,67%	66,67%	66,05%	52,78%	52,78%	49,07%	50,00%	50,00%	50,00%	50,77%
	Polinómico	48,15%	51,85%	50,00%	54,94%	46,91%	53,70%	50,93%	51,85%	55,56%	46,30%	52,78%	50,93%	53,70%	51,85%
Nivel 4	Haar														
	Lineal	66,05%	66,67%	66,67%	61,73%	60,49%	59,26%	63,48%	61,11%	52,78%	49,07%	60,19%	60,19%	54,63%	56,33%
	Gaussiano	67,28%	64,81%	62,35%	66,05%	67,28%	68,52%	66,05%	58,33%	51,85%	49,07%	50,00%	62,96%	57,41%	54,94%
	Polinómico	47,53%	51,85%	48,77%	56,79%	50,00%	56,17%	51,85%	55,56%	57,41%	50,00%	51,85%	54,63%	48,15%	52,93%
Nivel 5	Haar														
	Lineal	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	57,41%	56,48%	46,30%	59,26%	58,33%	55,56%	55,56%
	Gaussiano	66,67%	65,43%	59,88%	64,20%	68,52%	66,67%	65,23%	58,33%	52,78%	48,15%	60,19%	59,26%	53,70%	55,40%
	Polinómico	51,23%	59,88%	55,56%	54,32%	45,06%	59,26%	54,22%	53,70%	57,41%	41,67%	58,33%	50,93%	46,30%	51,39%

Tabla 6.28. Análisis de los coeficientes de cada serie temporal de forma individual aplicando DWT con filtro paso bajo.

Haciendo una comparativa entre los resultados de los coeficientes obtenidos de los filtros paso bajo y paso alto se puede observar que con los de este último se obtienen, de forma general, unos mejores porcentajes. Por esta razón, a partir de los coeficientes obtenidos del filtro paso alto, se seleccionan las dos mejores combinaciones para la distinción entre grabaciones sin temblor y grabaciones con temblor y las dos mejores combinaciones en la distinción entre grabaciones con temblor leve y grabaciones con temblor moderado:

- Sin temblor/con temblor:
 - *Haar*, nivel 3, *kernel* gaussiano.
 - *Haar*, nivel 4, *kernel* gaussiano.
- Temblor leve/moderado:
 - *Haar*, nivel 4, *kernel* gaussiano.
 - *Haar*, nivel 5, *kernel* gaussiano.

Con esta selección de combinaciones se procedió a concatenar los grupos de coeficientes en cuestión, por lo que se comenzó con el que obtuvo un mejor porcentaje y se continuó con el resto de forma ordenada en función de los porcentajes obtenidos. Sin embargo, esta estrategia no obtuvo mejoras en los resultados.

La siguiente comprobación que se realizó consistió en evaluar cómo afectaba el número de muestras destinadas a entrenamiento a los resultados. Para este punto, solo se tomaron en consideración las combinaciones que permitían distinguir entre grabaciones con temblor leve y grabaciones con temblor moderado, ya que los resultados de la clasificación sin temblor y con temblor distaban notablemente de los obtenidos con otros clasificadores. En este caso, se seleccionaron las 3 mejores combinaciones:

- *Haar*, nivel 5, *kernel* gaussiano, velocidad eje y.
- *Haar*, nivel 4, *kernel* gaussiano, velocidad eje y.
- *Haar*, nivel 5, *kernel* gaussiano, posición eje y.

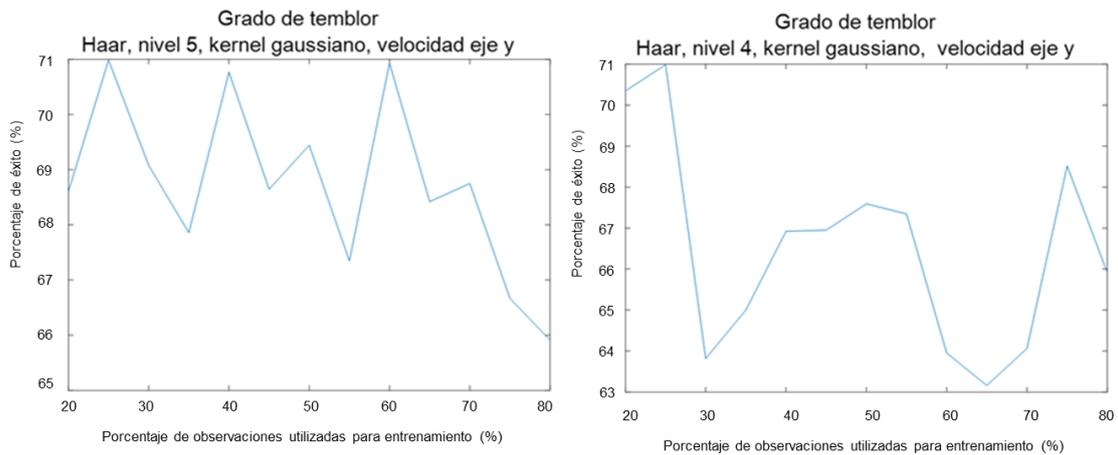


Figura 6.20. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento utilizando SVM DWT (parte I).

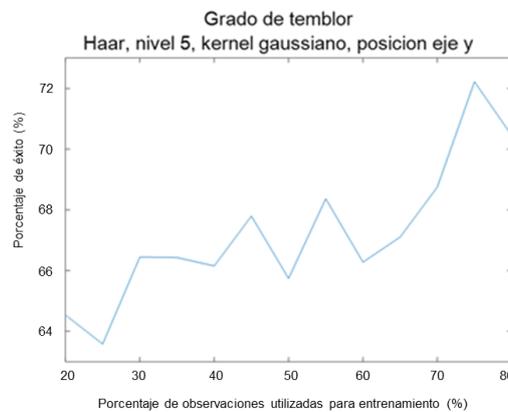


Figura 6.21. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento utilizando SVM DWT (parte II).

Grupo de coeficientes	20,00%	25,00%	30,00%	35,00%	40,00%	45,00%	50,00%	55,00%	60,00%	65,00%	70,00%	75,00%	80,00%
Haar, nivel 5, kernel gaussiano velocidad eje y	68,60%	70,99%	69,08%	67,86%	70,77%	68,64%	69,44%	67,35%	70,93%	68,42%	68,75%	66,67%	65,91%
Haar, nivel 4, kernel gaussiano, velocidad eje y	70,35%	70,99%	63,82%	65,00%	66,92%	66,95%	67,59%	67,35%	63,95%	63,16%	64,06%	68,52%	65,91%
Haar, nivel 5, kernel gaussiano, posicion eje y	64,53%	63,58%	66,45%	66,43%	66,15%	67,80%	65,74%	68,37%	66,28%	67,11%	68,75%	72,22%	70,45%

Tabla 6.30. Evaluación del porcentaje de muestras destinadas a entrenamiento con los 3 mejores grupos de coeficientes de DWT.

Los dos primeros grupos de coeficientes muestran una cierta estabilidad independientemente de la cantidad de muestras destinadas a entrenamiento, mientras que el tercer grupo de coeficientes muestra una cierta tendencia de incremento de la tasa de éxito a la par que aumentan las muestras de entrenamiento, aunque en términos de valor medio el primero es con el que se obtienen mejores resultados.

La siguiente prueba consistió en la fusión de las etiquetas de salida de estos grupos de coeficientes y las etiquetas de salida de la máquina de soporte vectorial utilizando los parámetros

frecuenciales, estadísticos y demás visto con anterioridad con los otros clasificadores, evaluando en primer lugar la relación óptima de pesos en la fusión de las etiquetas de ambos clasificadores.

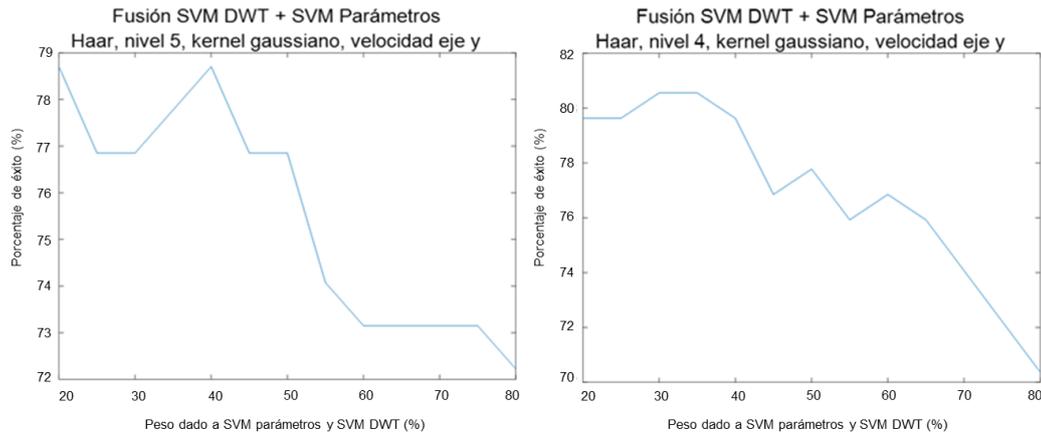


Figura 6.22. Evaluación de los pesos dados en la fusión SVM parámetros + SVM DWT (parte I).

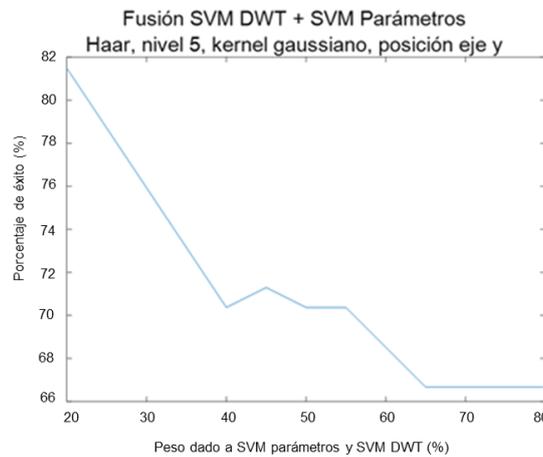


Figura 6.23. Evaluación de los pesos dados en la fusión SVM parámetros + SVM DWT (parte II).

SVM DWT - SVM Parámetros	20%-80%	25%-75%	30%-70%	35%-65%	40%-60%	45%-55%	50%-50%	55%-45%	60%-40%	65%-35%	70%-30%	75%-25%	80%-20%
Haar, nivel 5, kernel gaussiano velocidad eje y	78,70%	76,85%	76,85%	77,78%	78,70%	76,85%	76,85%	74,07%	73,15%	73,15%	73,15%	73,15%	72,22%
Haar, nivel 4, kernel gaussiano, velocidad eje y	79,63%	79,63%	80,56%	80,56%	79,63%	76,85%	77,78%	75,93%	76,85%	75,93%	74,07%	72,22%	70,37%
Haar, nivel 5, kernel gaussiano, posición eje y	81,48%	78,70%	75,93%	73,15%	70,37%	71,30%	70,37%	70,37%	68,52%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%

Tabla 6.31. Evaluación del porcentaje de muestras destinadas a entrenamiento en la fusión SVM parámetros + SVM DWT.

Como se observa, al dotar de un mayor peso a las etiquetas de salida de la máquina de soporte vectorial es como se obtienen mejores resultados. Además, los resultados de estas fusiones incrementan ligeramente los obtenidos con los clasificadores anteriores para la distinción ente

grabaciones con temblor leve y temblor moderado. Luego, para verificar si influye o no el número de muestras de entrenamiento se ha variado el número de estas entre un 20% y un 80%.

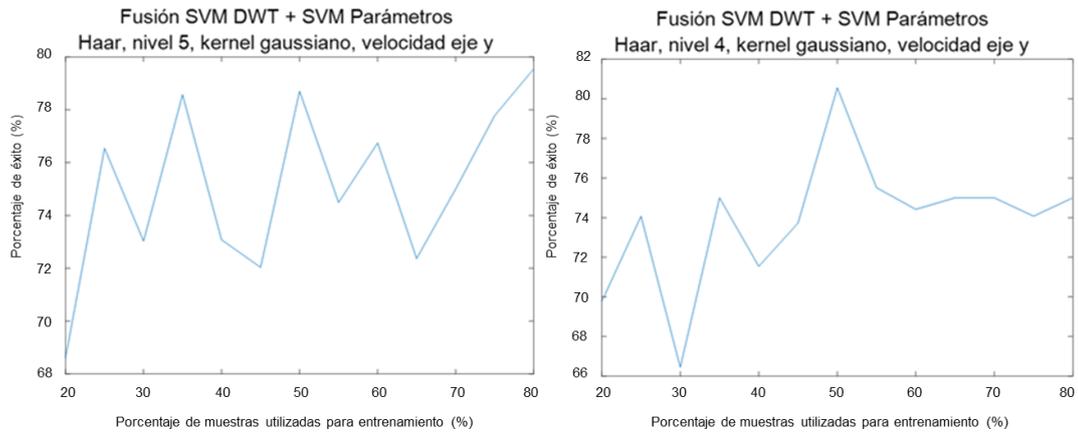


Figura 6.24. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento en la fusión SVM parámetros + SVM DWT (parte I).

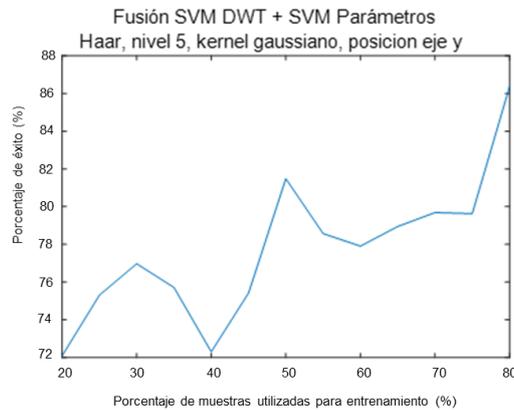


Figura 6.25. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento en la fusión SVM parámetros + SVM DWT (parte II).

La combinación con la que se consiguen mejores resultados se obtiene utilizando la familia de Wavelets *Haar*, aplicando DWT de forma anidada 5 veces y el *kernel* gaussiano. En este caso el grupo de coeficientes en cuestión es el correspondiente a la posición del eje *y*. Asimismo, con esta combinación también se aprecia como la tasa de éxito tiende a aumentar a medida que se incrementa el número de muestras para entrenamiento.

6.2.5. LSTM

6.2.5.1. Series temporales

En un primer momento, con este clasificador se utilizaron las series temporales de cada grabación, es decir, la información de los tres ejes de posición y la información de los tres ejes de velocidad como elementos para permitir la discriminación entre los diferentes tipos de grabaciones.

En lo que respecta a la distinción entre grabaciones sin temblor y grabaciones con temblor, se emplearon diferentes combinaciones de unidades ocultas y *epochs* para observar la evolución de los resultados. Concretamente, el número de unidades ocultas se varió entre 5 y 40, en pasos de 5, mientras que el número de *epochs* se varió entre 100 y 200, con pasos de 25, obteniéndose los siguientes resultados:

Éxito	100 Epochs	125 Epochs	150 Epochs	175 Epochs	200 Epochs
5 unidades ocultas	73,46%	69,14%	69,75%	56,79%	64,20%
10 unidades ocultas	82,72%	75,31%	75,93%	86,42%	82,10%
15 unidades ocultas	80,25%	83,33%	77,78%	71,60%	83,33%
20 unidades ocultas	80,86%	84,57%	91,36%	76,54%	82,10%
25 unidades ocultas	85,80%	83,95%	79,63%	80,86%	85,80%
30 unidades ocultas	81,48%	85,19%	82,10%	87,65%	85,80%
35 unidades ocultas	83,33%	82,10%	84,57%	85,80%	81,48%
40 unidades ocultas	82,72%	83,95%	85,19%	85,80%	83,33%

Tabla 6.32. Combinaciones de unidades ocultas y epochs utilizando las series temporales para la clasificación sin temblor/con temblor.

Como se observa, la combinación que obtiene una mayor tasa de éxito en la clasificación es 20 unidades ocultas y 150 *epochs*, con un éxito del 91,36%. Posteriormente, con esta combinación se evaluó individualmente cada serie temporal, así como las tres series de posición y las tres series de velocidad.

20 unidades ocultas 150 Epochs	Posición eje x	Posición eje y	Posición eje z	Posición	Velocidad eje x	Velocidad eje y	Velocidad eje z	Velocidad
Éxito	57,41%	62,35%	53,70%	58,64%	76,54%	81,48%	73,46%	62,96%

Tabla 6.33. Resultados del análisis individual y por tipo de las series temporales en la clasificación sin temblor/con temblor.

Sin embargo, utilizando cada serie temporal de forma individual en la clasificación no se obtienen mejoras en los resultados y son notablemente inferiores a los obtenidos con otros clasificadores.

El mismo proceso se ha aplicado en la clasificación de temblor leve y temblor moderado, es decir, se realizan diferentes combinaciones de unidades ocultas y *epochs* y con la mejor combinación se comprueban individualmente y por tipo las series temporales.

Éxito	100 Epochs	125 Epochs	150 Epochs	175 Epochs	200 Epochs
5 unidades ocultas	61,11%	52,78%	55,56%	64,81%	54,63%
10 unidades ocultas	62,96%	51,85%	61,11%	48,15%	54,64%
15 unidades ocultas	58,33%	51,85%	57,41%	67,59%	54,63%
20 unidades ocultas	54,63%	66,67%	66,67%	61,11%	64,81%
25 unidades ocultas	63,89%	64,81%	62,04%	70,37%	59,26%
30 unidades ocultas	60,19%	65,74%	68,52%	63,89%	66,67%
35 unidades ocultas	64,81%	57,41%	61,11%	60,19%	66,67%
40 unidades ocultas	62,04%	65,74%	64,81%	67,59%	68,52%

Tabla 6.34. Combinaciones de unidades ocultas y epochs utilizando las series temporales para la clasificación temblor leve/moderado.

En este caso, la combinación que obtiene mejor resultado es 20 unidades ocultas y 175 *epochs*, aunque los resultados presentan una mayor homogeneidad.

20 unidades ocultas 175 Epochs	Posición eje x	Posición eje y	Posición eje z	Posición	Velocidad eje x	Velocidad eje y	Velocidad eje z	Velocidad
Éxito	48,15%	54,63%	52,78%	53,70%	56,48%	60,19%	60,19%	61,11%

Tabla 6.35. Resultados del análisis individual y por tipo de las series temporales en la clasificación temblor leve/moderado.

Al igual que ocurría en la clasificación sin temblor/con temblor, utilizando cada serie individualmente no se obtienen mejoras en los resultados, que distan además de los obtenidos con otros clasificadores.

Para una mayor estabilidad de los resultados se podría haber aplicado *Score Fusion* pero, como se dijo anteriormente, al distar estos notablemente de los obtenidos con otros clasificadores y teniendo en cuenta la alta cantidad de tiempo necesaria para realizar cada simulación, que se incrementaría aún más por la propia técnica, se optó por no emplear dicha técnica.

6.2.5.2. Parámetros obtenidos

La segunda opción empleada para el uso de este clasificador fue utilizar los parámetros de frecuencia, estadísticos y temporales que se habían estudiado con anterioridad como elementos que permitieran la distinción entre las grabaciones.

En primer lugar, se han empleado la totalidad de parámetros obtenidos para la primera etapa, que se corresponde con la clasificación sin temblor/con temblor, destinando el 50% de las muestras para entrenamiento y el restante para *test* y con un número arbitrario de unidades ocultas y *epochs*, 20 y 150 respectivamente, para tener una referencia.

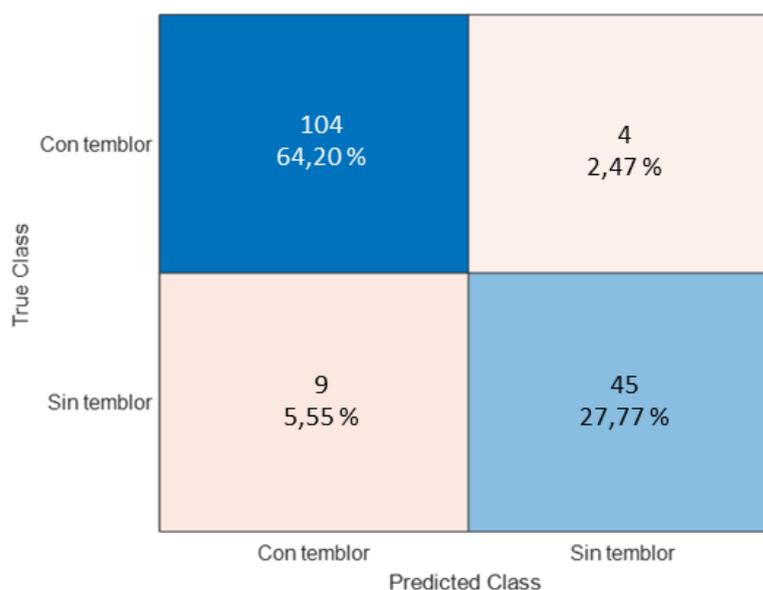


Figura 6.26. Matriz de confusión utilizando todos los parámetros con LSTM en la primera etapa: sin temblor/con temblor.

El porcentaje de éxito empleando la totalidad de parámetros es de casi el 92% por lo que, si se hace una selección de parámetros probablemente este resultado se pueda incrementar. En este caso y debido a que es posible variar tanto el número de unidades ocultas como el número de *epochs*, se optó por realizar los siguientes pasos:

1. Se analizó de manera individual el éxito en la clasificación de cada uno de los parámetros variando el número de unidades ocultas y ordenando dichos parámetros en función del promedio de cada uno de ellos, todo esto con un número fijo de *epochs* (200).
2. Se concatenan los parámetros, con el mismo número fijo de *epochs*.
3. Por último, cuando ya se han concatenado los parámetros, se comprueba si el número de *epochs* influye en el resultado variando el número de estas.

Número de unidades ocultas	20 unidades ocultas	40 unidades ocultas	60 unidades ocultas	80 unidades ocultas	100 unidades ocultas
17. Varianza velocidad eje Z filtrada(1)	87,04%	87,04%	87,04%	87,04%	87,04%
15. Varianza velocidad eje X filtrada(1)	87,04%	86,42%	86,42%	87,04%	87,04%
92. Dist matlab(3)	89,51%	85,80%	85,80%	85,19%	85,80%
89. Distancia recorrida normalizada(3)	82,72%	85,80%	86,42%	86,42%	86,42%
16. Varianza velocidad eje Y filtrada(1)	81,48%	83,33%	83,95%	83,95%	83,95%
91. Dist funcion(3)	66,67%	79,01%	84,57%	88,27%	88,89%
78. Máximo 5-8 Hz Eje y(3)	78,40%	80,25%	79,01%	79,01%	80,25%
74. Magnitud media 3-10 Hz eje Y(2)	72,84%	79,01%	80,25%	80,86%	79,63%
64. Máximo 5-8 Hz eje Y(2)	75,31%	75,93%	79,01%	77,78%	79,63%
6. Varianza posición eje X filtrada(1)	75,93%	75,93%	76,54%	76,54%	75,93%
86. Energía 3-10 Hz Eje Y(3)	85,80%	66,67%	90,12%	66,67%	66,67%

Tabla 6.36. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la primera etapa utilizando LSTM (parte I).

6. Resultados

Número de unidades ocultas	20 unidades ocultas	40 unidades ocultas	60 unidades ocultas	80 unidades ocultas	100 unidades ocultas
4. Varianza velocidad eje Z sin filtrar(1)	73,46%	73,46%	72,22%	72,22%	70,37%
76. Máximo 5-8 Hz Eje X(3)	70,99%	71,61%	72,22%	72,22%	72,22%
87. Magnitud media 3-10 Hz Eje X(3)	70,99%	72,22%	70,99%	69,75%	70,37%
62. Máximo 5-8 Hz eje X(2)	64,20%	67,28%	72,84%	73,46%	73,46%
72. Energía 3-10 Hz eje Y(2)	66,67%	66,67%	80,86%	66,67%	66,67%
2. Varianza velocidad eje X sin filtrar(1)	68,52%	68,52%	68,52%	68,52%	68,52%
90. Número elementos(3)	66,67%	66,67%	67,28%	68,52%	72,22%
7. Kurtosis posición eje X filtrada(1)	66,67%	66,67%	67,90%	66,67%	72,84%
28. Máximos posición 5-8 Hz eje Z(1)	67,28%	67,90%	68,52%	68,52%	68,52%
73. Magnitud media 3-10 Hz eje X(2)	67,90%	67,90%	68,52%	68,52%	67,90%
52. Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	67,28%	67,90%	67,90%	67,90%	67,90%
24. Máximos posición 5-8 Hz eje X(1)	66,67%	67,28%	67,28%	68,52%	68,52%
51. Energía Posición Eje X 3-10 Hz(1)	66,67%	66,67%	66,67%	68,52%	69,75%
34. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	66,67%	66,67%	67,28%	67,90%	68,52%
58. Magnitud Media Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	67,28%	67,28%	67,28%	67,28%	67,28%
30. Máximos velocidad 5-8 Hz eje X(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	68,52%
55. Energía Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	67,90%
1. Kurtosis posición eje Y sin filtrar(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
3. Varianza velocidad eje Y sin filtrar(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
8. Kurtosis posición eje Y filtrada(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
9. Entropía posición eje X filtrada(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
10. Entropía posición eje Y filtrada(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
11. Entropía posición eje Z filtrada(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
12. Media velocidad eje X filtrada(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
13. Media velocidad eje Y filtrada(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
14. Media velocidad eje Z filtrada(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
19. Kurtosis velocidad eje Y filtrada(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
20. Entropía velocidad eje X filtrada(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
21. Entropía velocidad eje Y filtrada(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
22. Entropía velocidad eje Z filtrada(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
23. Máximos posición 3-5 Hz eje X(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
25. Máximos posición 3-5 Hz eje Y(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
26. Máximos posición 5-8 Hz eje Y(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
27. Máximos posición 3-5 Hz eje Z(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
29. Máximos velocidad 3-5 Hz eje X(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
31. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Y(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
32. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
33. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
35. Relación energía posición 3-5 Hz eje X(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
36. Relación energía posición 5-8 Hz eje X(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
37. Relación energía posición 3-5 Hz eje Y(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
38. Relación energía posición 5-8 Hz eje Y(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
39. Relación energía posición 3-5 Hz eje Z(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
40. Relación energía posición 5-8 Hz eje Z(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
41. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje X(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
42. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje X(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
43. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Y(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
44. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
45. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
46. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
47. Relación Energía Posición Eje X 3-10 Hz(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
48. Relación Energía Posición Eje Y 3-10 Hz(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
49. Relación Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
50. Relación Energía Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
53. Energía Velocidad Eje X 3-10 Hz(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
54. Energía Velocidad Eje Y 3-10 Hz(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
56. Magnitud Media Posición Eje X 3-10 Hz(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
57. Magnitud Media Posición Eje Y 3-10 Hz(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%

Tabla 6.37. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la primera etapa utilizando LSTM (parte II).

6. Resultados

Número de unidades ocultas	20 unidades ocultas	40 unidades ocultas	60 unidades ocultas	80 unidades ocultas	100 unidades ocultas
59. Magnitud Media Velocidad Eje X 3-10 Hz(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
60. Magnitud Media Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
65. Relación energía 3-5 Hz eje X(2)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
66. Relación energía 5-8 Hz eje X(2)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
67. Relación energía 3-10 Hz eje X(2)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
68. Relación energía 3-5 Hz eje Y(2)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
69. Relación energía 5-8 Hz eje Y(2)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
70. Relación energía 3-10 Hz eje Y(2)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
71. Energía 3-10 Hz eje X(2)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
79. Relación Energía 3-5 HZ Eje X(3)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
80. Relación Energía 5-8 HZ Eje X(3)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
81. Relación Energía 3-10 HZ Eje X(3)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
82. Relación Energía 3-5 HZ Eje Y(3)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
83. Relación Energía 5-8 HZ Eje Y(3)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
84. Relación Energía 3-10 HZ Eje Y(3)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
85. Energía 3-10 Hz Eje X(3)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
88. Distancia recorrida(3)	66,67%	66,05%	66,05%	66,05%	65,43%
5. Kurtosis velocidad eje Y poca variación(1)	66,67%	64,82%	66,05%	64,82%	64,82%
18. Kurtosis velocidad eje X filtrada(1)	66,67%	65,43%	64,82%	64,82%	64,82%
61. Máximo 3-5 Hz eje X(2)	66,05%	65,43%	64,20%	64,20%	64,20%
77. Máximo 3-5 Hz Eje Y(3)	64,20%	64,20%	64,20%	64,20%	64,20%
63. Máximo 3-5 Hz eje Y(2)	64,20%	63,58%	63,58%	64,20%	64,20%
75. Máximo 3-5 Hz Eje X(3)	64,20%	63,58%	62,35%	62,35%	62,35%

Tabla 6.38. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la primera etapa utilizando LSTM (parte III).

Tras haber obtenido los resultados individuales de cada parámetro y haberlos ordenado, se procede a concatenar dichos parámetros. Al finalizar este proceso, se seleccionaron un total de 18 parámetros, obteniendo una tasa media de éxito para todas las unidades ocultas de casi el 93%.

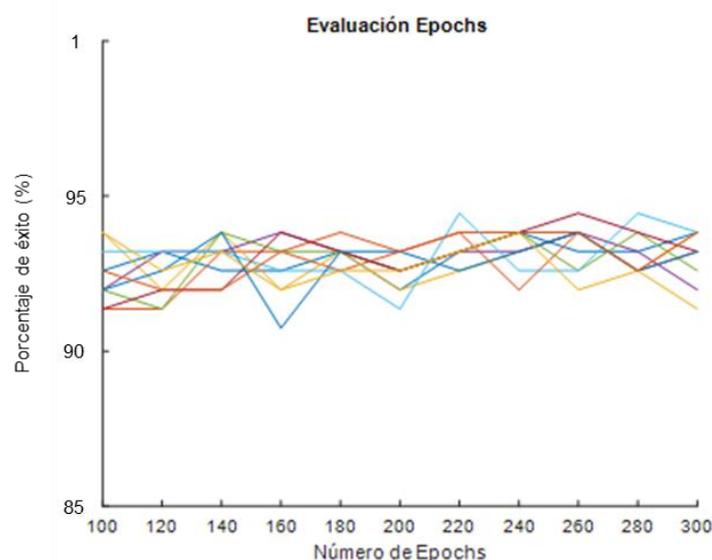
Número de unidades ocultas	20 unidades ocultas	40 unidades ocultas	60 unidades ocultas	80 unidades ocultas	100 unidades ocultas
2 Parámetros	86,42%	87,04%	87,65%	87,65%	87,04%
3 Parámetros	87,65%	87,04%	88,27%	90,12%	87,65%
4 Parámetros	87,04%	88,89%	88,27%	88,89%	89,51%
5 Parámetros	85,80%	90,12%	89,51%	88,89%	89,51%
6 Parámetros	86,42%	90,74%	90,74%	90,74%	91,36%
7 Parámetros	89,51%	90,74%	90,74%	91,98%	89,51%
8 Parámetros	90,74%	90,12%	90,12%	90,74%	91,36%
9 Parámetros	91,36%	91,36%	90,12%	90,74%	90,74%
10 Parámetros	91,36%	91,36%	90,74%	90,74%	90,74%
11 Parámetros	90,12%	91,98%	91,36%	91,36%	90,74%
12 Parámetros	91,36%	91,36%	91,36%	92,59%	91,98%
13 Parámetros	91,98%	92,59%	91,36%	91,36%	91,98%
14 Parámetros	92,59%	92,59%	92,59%	91,98%	90,74%
15 Parámetros	92,59%	91,36%	92,59%	92,59%	91,98%
16 Parámetros	91,98%	92,59%	92,59%	92,59%	91,98%
17 Parámetros	91,98%	93,21%	93,21%	91,36%	93,83%
18 Parámetros	91,98%	91,36%	94,44%	93,83%	93,21%

Tabla 6.39. Tasas de éxito tras concatenar los parámetros en la primera etapa utilizando LSTM.

Número de unidades ocultas	20 unidades ocultas	40 unidades ocultas	60 unidades ocultas	80 unidades ocultas	100 unidades ocultas
17. Varianza velocidad eje Z filtrada(1)	87,04%	87,04%	87,04%	87,04%	87,04%
15. Varianza velocidad eje X filtrada(1)	87,04%	86,42%	86,42%	87,04%	87,04%
92. Dist matlab(3)	89,51%	85,80%	85,80%	85,19%	85,80%
89. Distancia recorrida normalizada(3)	82,72%	85,80%	86,42%	86,42%	86,42%
91. Dist funcion(3)	66,67%	79,01%	84,57%	88,27%	88,89%
86. Energía 3-10 Hz Eje Y(3)	85,80%	66,67%	90,12%	66,67%	66,67%
76. Máximo 5-8 Hz Eje X(3)	70,99%	71,61%	72,22%	72,22%	72,22%
62. Máximo 5-8 Hz eje X(2)	64,20%	67,28%	72,84%	73,46%	73,46%
72. Energía 3-10 Hz eje Y(2)	66,67%	66,67%	80,86%	66,67%	66,67%
7. Kurtosis posición eje X filtrada(1)	66,67%	66,67%	67,90%	66,67%	72,84%
52. Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	67,28%	67,90%	67,90%	67,90%	67,90%
24. Máximos posición 5-8 Hz eje X(1)	66,67%	67,28%	67,28%	68,52%	68,52%
55. Energía Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	67,90%
22. Entropía velocidad eje Z filtrada(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
23. Máximos posición 3-5 Hz eje X(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
29. Máximos velocidad 3-5 Hz eje X(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
31. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Y(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
32. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
33. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
35. Relación energía posición 3-5 Hz eje X(1)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
82. Relación Energía 3-5 HZ Eje Y(3)	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
5. Kurtosis velocidad eje Y poca variación(1)	66,67%	64,82%	66,05%	64,82%	64,82%

Tabla 6.40. Parámetros seleccionados en la primera etapa utilizando LSTM.

Asimismo, tal y como era de esperar, tras concatenar solo aquellos parámetros que aumentaran la tasa de éxito, el valor final de esta aumenta ligeramente hasta alcanzar el 94% empleando para ello 60 unidades ocultas. Posteriormente, utilizando este valor de unidades ocultas, valor con el que se obtuvo el valor más alto en la clasificación, se procedió a variar el número de *epochs* para comprobar si influía notablemente en los resultados. Para ello, el número de *epochs* se modificó entre 100 y 300, repitiendo este proceso 10 veces para dotar de una mayor estabilidad y rigor a los resultados. En vista de los resultados, se comprueba que independientemente del número de *epochs* la tasa de éxito obtenida es bastante similar.

Figura 6.27. Evaluación del número de *epochs* en la clasificación sin temblor/con temblor con LSTM.

En la segunda etapa de la clasificación, aquella en la que, tras determinar si la grabación en cuestión posee temblor, permite distinguir el grado de este, se comienza utilizando todos los parámetros en la clasificación obteniendo una tasa de éxito en la clasificación del 66%, entrenando con el 50% de las observaciones.

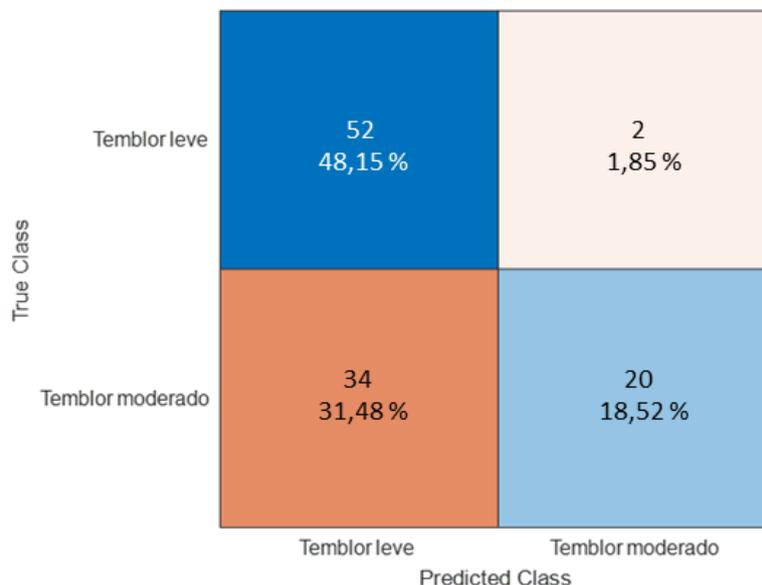


Figura 6.28. Matriz de confusión utilizando todos los parámetros con LSTM en la segunda etapa: temblor leve/moderado.

Posteriormente, se realizó el análisis individual de los parámetros y se ordenaron en base al promedio de la tasa de éxito de cada parámetro.

Número de unidades ocultas	20 unidades ocultas	40 unidades ocultas	60 unidades ocultas	80 unidades ocultas	100 unidades ocultas
10. Entropía posición eje Y filtrada(1)	59,26%	57,41%	74,07%	69,44%	72,22%
90. Número elementos(3)	59,26%	69,44%	66,67%	68,52%	67,59%
72. Energía 3-10 Hz eje Y(2)	66,67%	64,82%	64,82%	64,82%	64,82%
86. Energía 3-10 Hz Eje Y(3)	67,59%	63,89%	64,82%	63,89%	63,89%
91. Dist funcion(3)	61,11%	63,89%	62,96%	67,59%	66,67%
7. Kurtosis posición eje X filtrada(1)	64,82%	63,89%	63,89%	63,89%	63,89%
8. Kurtosis posición eje Y filtrada(1)	63,89%	61,11%	66,67%	63,89%	62,04%
12. Media velocidad eje X filtrada(1)	61,11%	62,96%	62,04%	62,04%	62,96%
87. Magnitud media 3-10 Hz Eje X(3)	59,26%	62,04%	62,04%	62,96%	62,96%
81. Relación Energía 3-10 HZ Eje X(3)	64,82%	52,78%	62,96%	62,04%	65,74%
92. Dist matlab(3)	61,11%	62,04%	61,11%	62,04%	62,04%
9. Entropía posición eje X filtrada(1)	57,41%	62,04%	63,89%	62,04%	62,04%
88. Distancia recorrida(3)	62,04%	60,19%	60,19%	59,26%	59,26%
84. Relación Energía 3-10 HZ Eje Y(3)	62,96%	58,33%	59,26%	58,33%	61,11%
73. Magnitud media 3-10 Hz eje X(2)	59,26%	57,41%	60,19%	60,19%	60,19%
74. Magnitud media 3-10 Hz eje Y(2)	57,41%	57,41%	59,26%	59,26%	60,19%
63. Máximo 3-5 Hz eje Y(2)	50,93%	55,56%	62,96%	62,04%	59,26%
89. Distancia recorrida normalizada(3)	57,41%	58,33%	58,33%	57,41%	59,26%
77. Máximo 3-5 Hz Eje Y(3)	63,89%	58,33%	54,63%	52,78%	57,41%

Tabla 6.41. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la segunda etapa utilizando LSTM (parte I).

Número de unidades ocultas	20 unidades ocultas	40 unidades ocultas	60 unidades ocultas	80 unidades ocultas	100 unidades ocultas
13. Media velocidad eje Y filtrada(1)	56,48%	58,33%	57,41%	57,41%	56,48%
6. Varianza posición eje X filtrada(1)	57,41%	56,48%	57,41%	57,41%	57,41%
79. Relación Energía 3-5 HZ Eje X(3)	52,78%	53,70%	61,11%	51,85%	65,74%
17. Varianza velocidad eje Z filtrada(1)	50,00%	61,11%	62,04%	50,00%	62,04%
61. Máximo 3-5 Hz eje X(2)	59,26%	50,93%	62,96%	50,00%	56,48%
83. Relación Energía 5-8 HZ Eje Y(3)	57,41%	58,33%	50,93%	55,56%	57,41%
64. Máximo 5-8 Hz eje Y(2)	51,85%	60,19%	50,93%	55,56%	60,19%
35. Relación energía posición 3-5 Hz eje X(1)	50,00%	62,04%	58,33%	49,07%	58,33%
67. Relación energía 3-10 Hz eje X(2)	50,00%	59,26%	50,93%	60,19%	57,41%
48. Relación Energía Posición Eje Y 3-10 Hz(1)	62,96%	48,15%	64,82%	49,07%	50,93%
47. Relación Energía Posición Eje X 3-10 Hz(1)	50,93%	51,85%	50,00%	60,19%	62,04%
11. Entropía posición eje Y filtrada(1)	50,93%	52,78%	56,48%	55,56%	58,33%
19. Kurtosis velocidad eje Y filtrada(1)	55,56%	55,56%	53,70%	55,56%	52,78%
78. Máximo 5-8 Hz Eje y(3)	59,26%	51,85%	52,78%	53,70%	55,56%
25. Máximos posición 3-5 Hz eje Y(1)	54,63%	50,00%	56,48%	50,00%	62,04%
62. Máximo 5-8 Hz eje X(2)	58,33%	54,63%	53,70%	51,85%	53,70%
80. Relación Energía 5-8 HZ Eje X(3)	50,00%	54,63%	56,48%	55,56%	54,63%
40. Relación energía posición 5-8 Hz eje Z(1)	55,56%	50,00%	50,93%	58,33%	55,56%
82. Relación Energía 3-5 HZ Eje Y(3)	56,48%	50,93%	53,70%	54,63%	54,63%
66. Relación energía 5-8 Hz eje X(2)	56,48%	50,00%	57,41%	46,30%	59,26%
76. Máximo 5-8 Hz Eje X(3)	55,56%	56,48%	53,70%	50,00%	52,78%
42. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje X(1)	50,00%	52,78%	52,78%	60,19%	50,93%
85. Energía 3-10 Hz Eje X(3)	52,78%	53,70%	53,70%	52,78%	52,78%
70. Relación energía 3-10 Hz eje Y(2)	58,33%	50,93%	50,00%	48,15%	58,33%
37. Relación energía posición 3-5 Hz eje Y(1)	50,00%	54,63%	48,15%	56,48%	55,56%
38. Relación energía posición 5-8 Hz eje Y(1)	61,11%	53,70%	50,00%	50,00%	50,00%
49. Relación Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	50,00%	50,00%	48,15%	61,11%	55,56%
71. Energía 3-10 Hz eje X(2)	54,63%	53,70%	51,85%	51,85%	51,85%
34. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	50,00%	52,78%	50,00%	53,70%	57,41%
50. Relación Energía Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	57,41%	57,41%	49,07%	50,00%	50,00%
5. Kurtosis velocidad eje Y poca variación(1)	56,48%	50,93%	51,85%	51,85%	51,85%
39. Relación energía posición 3-5 Hz eje Z(1)	50,00%	50,00%	60,19%	48,15%	54,63%
56. Magnitud Media Posición Eje X 3-10 Hz(1)	54,63%	50,00%	50,00%	54,63%	52,78%
36. Relación energía posición 5-8 Hz eje X(1)	48,15%	49,07%	54,63%	50,00%	60,19%
46. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Z(1)	53,70%	58,33%	50,00%	50,00%	50,00%
31. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Y(1)	61,11%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
75. Máximo 3-5 Hz Eje X(3)	50,00%	51,85%	54,63%	50,93%	52,78%
27. Máximos posición 3-5 Hz eje Z(1)	50,93%	50,93%	50,93%	50,00%	55,56%
4. Varianza velocidad eje Z sin filtrar(1)	50,00%	58,33%	50,00%	50,00%	50,00%
68. Relación energía 3-5 Hz eje Y(2)	50,00%	50,00%	50,00%	51,85%	55,56%
18. Kurtosis velocidad eje X filtrada(1)	51,85%	50,93%	50,93%	51,85%	51,85%
15. Varianza velocidad eje X filtrada(1)	57,41%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
41. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje X(1)	50,00%	50,00%	50,00%	53,70%	51,85%
44. Relación energía velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	50,00%	50,00%	50,00%	54,63%	50,93%
51. Energía Posición Eje X 3-10 Hz(1)	54,63%	50,00%	49,07%	50,00%	51,85%
69. Relación energía 5-8 Hz eje Y(2)	50,00%	52,78%	51,85%	50,00%	50,93%
29. Máximos velocidad 3-5 Hz eje X(1)	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%	54,63%
57. Magnitud Media Posición Eje Y 3-10 Hz(1)	50,00%	50,00%	54,63%	50,00%	50,00%
58. Magnitud Media Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	49,07%	50,00%	50,00%	53,70%	50,93%
60. Magnitud Media Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	50,00%	50,93%	50,00%	52,78%	50,00%
59. Magnitud Media Velocidad Eje X 3-10 Hz(1)	50,00%	50,00%	50,00%	52,78%	50,00%
24. Máximos posición 5-8 Hz eje X(1)	50,00%	50,00%	51,85%	50,00%	50,00%
32. Máximos velocidad 5-8 Hz eje Y(1)	50,00%	50,00%	51,85%	50,00%	50,00%
43. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Y(1)	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%	51,85%

Tabla 6.42. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la segunda etapa utilizando LSTM (parte II).

Número de unidades ocultas	20 unidades ocultas	40 unidades ocultas	60 unidades ocultas	80 unidades ocultas	100 unidades ocultas
53. Energía Velocidad Eje X 3-10 Hz(1)	51,85%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
52. Energía Posición Eje Z 3-10 Hz(1)	50,93%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
1. Kurtosis posición eje Y sin filtrar(1)	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
2. Varianza velocidad eje X sin filtrar(1)	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
3. Varianza velocidad eje Y sin filtrar(1)	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
16. Varianza velocidad eje Y filtrada(1)	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
20. Entropía velocidad eje X filtrada(1)	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
21. Entropía velocidad eje Y filtrada(1)	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
22. Entropía velocidad eje Z filtrada(1)	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
26. Máximos posición 5-8 Hz eje Y(1)	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
28. Máximos posición 5-8 Hz eje Z(1)	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
30. Máximos velocidad 5-8 Hz eje X(1)	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
33. Máximos velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
45. Relación energía velocidad 3-5 Hz eje Z(1)	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
54. Energía Velocidad Eje Y 3-10 Hz(1)	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
55. Energía Velocidad Eje Z 3-10 Hz(1)	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
65. Relación energía 3-5 Hz eje X(2)	43,52%	47,22%	51,85%	60,19%	47,22%
23. Máximos posición 3-5 Hz eje X(1)	49,07%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%
14. Media velocidad eje Z filtrada(1)	46,30%	46,30%	46,30%	46,30%	46,30%

Tabla 6.43. Evaluación individual de los parámetros preseleccionados en la segunda etapa utilizando LSTM (parte III).

En este caso, se seleccionaron un total de 8 parámetros, aumentando la tasa de éxito media hasta superar ligeramente el 75%. Además, se observa que, al utilizar 60 unidades ocultas, el éxito se incrementa hasta un 77%.

Número unidades ocultas	20 unidades ocultas	40 unidades ocultas	60 unidades ocultas	80 unidades ocultas	100 unidades ocultas
2 Parámetros	71,30%	71,30%	72,22%	71,30%	70,37%
3 Parámetros	72,22%	71,30%	71,30%	71,30%	72,22%
4 Parámetros	70,37%	71,30%	72,22%	73,15%	73,15%
5 Parámetros	71,30%	72,22%	72,22%	73,15%	73,15%
6 Parámetros	71,30%	72,22%	75,00%	75,93%	76,85%
7 Parámetros	73,15%	74,07%	76,85%	74,07%	77,78%
8 Parámetros	72,22%	74,07%	77,78%	77,78%	75,93%

Tabla 6.44. Tasas de éxito tras concatenar los parámetros en la segunda etapa utilizando LSTM.

Número de unidades ocultas	20 unidades ocultas	40 unidades ocultas	60 unidades ocultas	80 unidades ocultas	100 unidades ocultas
10. Entropía posición eje Y filtrada(1)	59,26%	57,41%	74,07%	69,44%	72,22%
90. Número elementos(3)	59,26%	69,44%	66,67%	68,52%	67,59%
87. Magnitud media 3-10 Hz Eje X(3)	59,26%	62,04%	62,04%	62,96%	62,96%
9. Entropía posición eje X filtrada(1)	57,41%	62,04%	63,89%	62,04%	62,04%
88. Distancia recorrida(3)	62,04%	60,19%	60,19%	59,26%	59,26%
63. Máximo 3-5 Hz eje Y(2)	50,93%	55,56%	62,96%	62,04%	59,26%
77. Máximo 3-5 Hz Eje Y(3)	63,89%	58,33%	54,63%	52,78%	57,41%
20. Entropía velocidad eje X filtrada(1)	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%	50,00%

Tabla 6.45. Parámetros seleccionados en la segunda etapa utilizando LSTM.

Al igual que en la primera etapa, en esta también se comprueba si el número de *epochs* influye de forma notable el resultado final. Se verifica que no es así, como se puede ver en la siguiente figura:

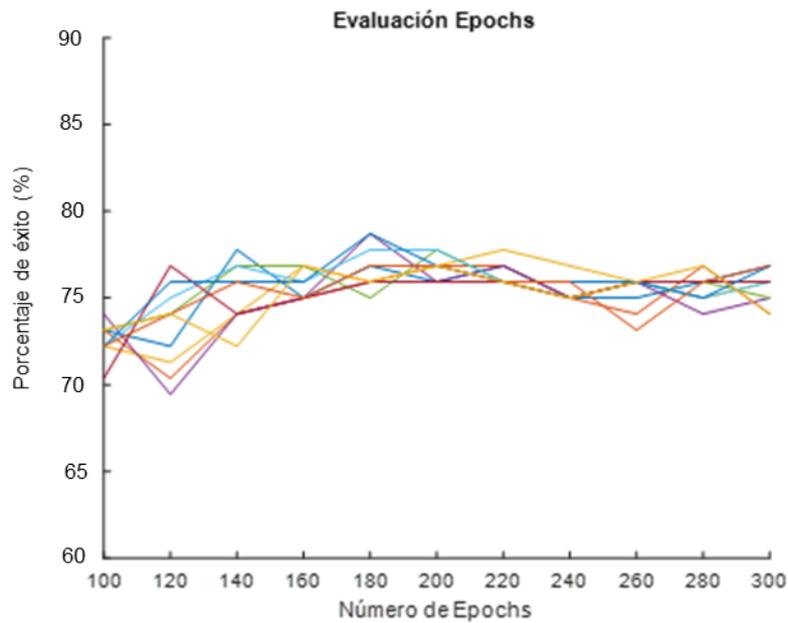


Figura 6.29. Evaluación del número de epochs en la clasificación temblor leve/moderado con LSTM.

La última prueba que se realizó con este clasificador fue variar el número de muestras destinadas a entrenamiento para comprobar si, con un mayor número de estas, el resultado del clasificador era superior.

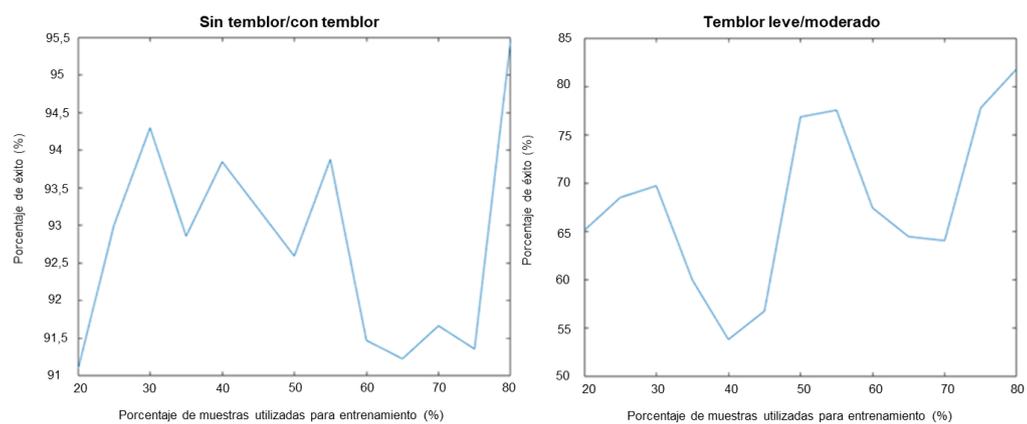


Figura 6.30. Evaluación de la tasa de éxito con diferentes porcentajes de observaciones destinadas a entrenamiento utilizando LSTM.

En la primera etapa se observa cómo, pese a variar el número de muestras para entrenamiento, la tasa de éxito es razonablemente estable mientras que, en la segunda etapa, el porcentaje de

éxito tiene una ligera tendencia a aumentar a medida que se incluyen más muestras para entrenamiento.

6.3. Validaciones

Para finalizar con los clasificadores y determinar qué clasificadores son los que proporcionan mejores resultados para cada etapa, se procedió a realizar una validación variando por una parte el porcentaje de muestras destinadas a entrenamiento entre un 40% y un 80% y, por otra, las observaciones empleadas en el entrenamiento en cada simulación. Los clasificadores y casos analizados con sus respectivas características son:

- Redes neuronales para la clasificación sin temblor/con temblor con los parámetros preseleccionados.
 - 18 parámetros de los preseleccionados.
 - 9 neuronas ocultas.
- Redes neuronales para la clasificación temblor leve/moderado con los parámetros preseleccionados.
 - 13 parámetros de los preseleccionados.
 - 12 neuronas ocultas.
- Máquinas de soporte vectorial para la clasificación sin temblor/con temblor con los parámetros preseleccionados.
 - 7 parámetros de los preseleccionados.
 - *Kernel* lineal.
- Máquinas de soporte vectorial para la clasificación temblor leve/moderado con los parámetros preseleccionados.
 - 5 parámetros de los preseleccionados.
 - *Kernel* lineal.
- Redes neuronales + máquinas de soporte vectorial para la clasificación sin temblor/con temblor con los parámetros preseleccionados.
 - 18 parámetros de los preseleccionados para la red neuronal.
 - 9 neuronas ocultas para la red neuronal.
 - 7 parámetros de los preseleccionados para SVM.
 - *Kernel* lineal para SVM.
 - Pesos: 0.2 red neuronal y 0.8 SVM.

- Redes neuronales + máquinas de soporte vectorial para la clasificación temblor leve/moderado con los parámetros preseleccionados.
 - 13 parámetros de los preseleccionados para la red neuronal.
 - 12 neuronas ocultas para la red neuronal.
 - 5 parámetros de los preseleccionados para SVM.
 - *Kernel* lineal para SVM.
 - Pesos: 0.2 red neuronal y 0.8 SVM.
- Máquinas de soporte vectorial utilizando como entrada DWT para la clasificación temblor leve/moderado.
 - Familia Wavelets: *Haar*.
 - Número de veces que se aplica DWT de forma anidada: 5.
 - Grupo de coeficientes seleccionado: velocidad eje y.
 - *Kernel* gaussiano.
- Máquinas de soporte vectorial utilizando como entrada coeficientes DWT + máquina de soporte vectorial con los parámetros preseleccionados para la clasificación temblor leve/moderado.
 - Familia Wavelets: *Haar*.
 - Número de veces que se aplica DWT de forma anidada: 5.
 - Grupo de coeficientes seleccionado: posición eje y.
 - *Kernel* gaussiano para SVM con DWT.
 - 5 parámetros de los preseleccionados para SVM.
 - *Kernel* lineal para SVM.
 - Pesos: 0.2 SVM DWT y 0.8 SVM parámetros.
- LSTM para la clasificación sin temblor/con temblor con los parámetros preseleccionados.
 - 18 parámetros de los preseleccionados.
 - 60 unidades ocultas.
 - 200 *epochs*.
- LSTM para la clasificación temblor leve/moderado con los parámetros preseleccionados.
 - 9 parámetros de los preseleccionados.
 - 60 unidades ocultas.
 - 200 *epochs*.

Los casos “máquinas de soporte vectorial utilizando como entrada DWT para la clasificación sin temblor/con temblor”, “máquinas de soporte vectorial + máquinas de soporte vectorial utilizando como entrada DWT para la clasificación temblor sin temblor/con temblor”, “LSTM para la

clasificación sin temblor/con temblor con las series temporales” y “LSTM para la clasificación temblor leve/moderado con los parámetros preseleccionados” no se han estudiado en este apartado al presentar resultados notablemente inferiores al resto.

Sin temblor/con temblor	10% entrenamiento	20% entrenamiento	30% entrenamiento	40% entrenamiento	50% entrenamiento	60% entrenamiento	70% entrenamiento	80% entrenamiento
Redes neuronales sin temblor/con temblor	84,66 ± 9,70	88,84 ± 4,37	90,19 ± 3,84	91,10 ± 2,88	92,09 ± 2,68	92,87 ± 2,63	92,66 ± 3,31	93,88 ± 2,97
SVM parámetros sin temblor/con temblor	90,87 ± 2,08	92,98 ± 1,60	92,90 ± 1,40	92,8 ± 1,83	93,40 ± 1,79	93,64 ± 1,93	93,79 ± 2,40	93,76 ± 2,70
NN + SVM parámetros sin temblor/con temblor	91,11 ± 1,88	92,47 ± 1,76	93,24 ± 1,41	93,22 ± 1,55	93,99 ± 1,94	94,03 ± 2,10	94,31 ± 2,53	94,42 ± 2,30
LSTM Parámetros sin temblor/con temblor	85,99 ± 3,83	88,76 ± 2,88	90,65 ± 2,37	91,36 ± 1,95	91,74 ± 2,32	92,62 ± 1,60	93,21 ± 2,35	92,06 ± 3,10

Temblor leve/moderado	10% entrenamiento	20% entrenamiento	30% entrenamiento	40% entrenamiento	50% entrenamiento	60% entrenamiento	70% entrenamiento	80% entrenamiento
Redes neuronales temblor leve/moderado	63,89 ± 7,31	65,59 ± 7,19	70,35 ± 5,11	71,58 ± 5,42	73,87 ± 3,88	75,33 ± 4,59	75,53 ± 4,77	75,18 ± 5,23
SVM parámetros temblor leve/moderado	68,99 ± 4,09	70,53 ± 2,66	70,97 ± 3,13	72,11 ± 3,60	72,59 ± 2,37	72,74 ± 2,78	71,86 ± 3,67	72,14 ± 4,05
NN + SVM parámetros temblor leve/moderado	68,53 ± 5,43	71,20 ± 3,67	72,70 ± 3,66	72,72 ± 4,09	74,06 ± 3,80	75,09 ± 3,10	74,91 ± 3,77	74,64 ± 4,46
SWT DWT temblor leve/moderado	64 ± 2,57	65,965 ± 2,2044	65,92 ± 2,03	66,69 ± 2,74	66,87 ± 2,67	67,07 ± 3,51	67,06 ± 3,62	67,18 ± 5,14
SVM Parámetros + SVM DWT temblor leve/moderado	69,87 ± 3,82	71,77 ± 2,84	73,13 ± 3,11	74,69 ± 2,60	75,52 ± 3,00	76,53 ± 3,27	76,44 ± 4,62	77,64 ± 5,36
LSTM Parámetros temblor leve/moderado	65,41 ± 4,80	58,99 ± 4,60	65,25 ± 3,23	68,21 ± 3,98	69,52 ± 4,49	69,16 ± 4,38	57,97 ± 4,84	72,27 ± 5,41

Tabla 6.46. Selección del clasificador óptimo.

Tiempo de ejecución

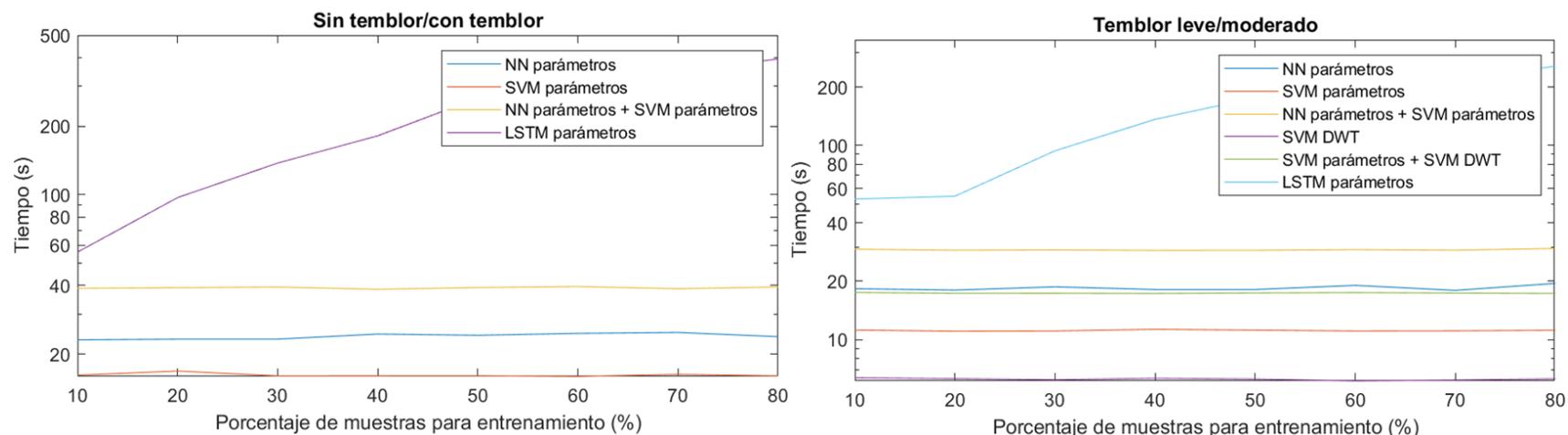


Figura 6.31. Tiempo de ejecución de los clasificadores.

Como se puede observar en las figuras anteriores, todos los clasificadores analizados obtienen resultados similares, tanto para la distinción entre grabaciones con o sin temblor, y para la distinción entre temblor leve y temblor moderado, sobre todo a medida que aumenta el porcentaje de muestras destinado a entrenamiento.

En el caso de la primera etapa, la fusión entre la red neuronal y la máquina de soporte vectorial es el clasificador que mejores resultados obtiene de forma general, puesto que, al hacer el promedio de las 50 simulaciones realizadas, alcanza en la mayoría de los casos la tasa de éxito más alta entre los clasificadores analizados, también teniendo en cuenta para ello la desviación estándar, pues cuando diferentes clasificadores obtienen una tasa media de éxito similar es importante determinar la dispersión de cada uno.

Con respecto a la segunda etapa, la que permite determinar el grado de temblor presente en la grabación, el clasificador elegido es la fusión entre la máquina de soporte vectorial con los parámetros seleccionados y la máquina de soporte vectorial utilizando como entrada un grupo de coeficientes DWT, concretamente los obtenidos al aplicar DWT de forma anidada 5 veces con la familia de Wavelets *Haar*, utilizando un *kernel* gaussiano, a la posición del eje y .

Asimismo, otro factor importante para la selección del clasificador es el tiempo empleado por cada uno para realizar la clasificación: mientras que la mayoría de los clasificadores estudiados no superan los 40 segundos, el tiempo empleado por LSTM es notoriamente superior a la cifra anterior, alcanzando los 400 segundos en la primera etapa y superando los 200 en la segunda.

Además, en vista de los resultados, se comprueba la robustez del sistema pues en ambas etapas de clasificación, utilizando apenas un 10% del total de muestras para entrenamiento la tasa de éxito ya es muy cercana a las obtenidas con una mayor cantidad de muestras de entrenamiento.

Igualmente, se pueden observar con más detalle los resultados de este apartado en el Anexo 2.

6.4. Experimento final

Finalmente, para cerrar este Trabajo de Fin de Grado se realizó una última prueba con los clasificadores escogidos, es decir, la fusión entre la red neuronal y la máquina de soporte vectorial para detectar la presencia de temblor y la fusión entre la máquina de soporte vectorial con los parámetros seleccionados de entrada y la máquina de soporte vectorial con los coeficientes DWT como entrada. Para ello, se añadieron los sujetos que tenían grabaciones pendientes al no haber completado las 3 sesiones de grabación estipuladas. Concretamente, se añadieron grabaciones

pertenecientes a 6 sujetos diferentes, que equivaldrían a 2 sujetos con las 3 sesiones de grabación completas y otro sujeto más con 2 sesiones de grabación. Nuevamente, para cada porcentaje de muestras destinado a entrenamiento se realizaron 50 simulaciones con las que posteriormente se calcularía el valor medio de la tasa de éxito, así como la desviación estándar.

Asimismo, a los valores anteriormente nombrados, en este experimento se añaden las medidas de sensibilidad, especificidad, precisión y F1:

	NN + SVM parámetros sin temblor/con temblor				
	Media \pm std	Sensibilidad	Especificidad	Precisión	F1
10% Entrenamiento	91,33 \pm 2,15%	92,40%	89,18%	94,47%	93,42%
20% Entrenamiento	93,42 \pm 1,23%	94,44%	91,37%	95,63%	95,03%
30% Entrenamiento	93,76 \pm 1,03%	95,11%	91,06%	95,51%	95,31%
40% Entrenamiento	94,30 \pm 1,61%	95,18%	92,54%	96,23%	95,70%
50% Entrenamiento	94,76 \pm 1,45%	95,61%	93,06%	96,50%	96,05%
60% Entrenamiento	94,72 \pm 1,66%	95,84%	92,48%	96,22%	96,03%
70% Entrenamiento	95,03 \pm 2,18%	95,76%	93,57%	96,75%	96,25%
80% Entrenamiento	95,25 \pm 2,47%	96,36%	93,04%	96,51%	96,44%

Tabla 6.47. Resultados del experimento final en la primera etapa.

	SVM Parámetros + SVM DWT temblor leve/moderado				
	Media \pm std	Sensibilidad	Especificidad	Precisión	F1
10% Entrenamiento	71,10 \pm 3,24%	66,52%	75,68%	73,23%	69,71%
20% Entrenamiento	73,54 \pm 2,21%	65,58%	81,52%	78,01%	71,25%
30% Entrenamiento	75,36 \pm 2,35%	70,57%	80,14%	78,04%	74,12%
40% Entrenamiento	76,19 \pm 3,22%	71,24%	81,14%	79,06%	74,95%
50% Entrenamiento	77,19 \pm 2,96%	73,00%	81,39%	79,68%	76,20%
60% Entrenamiento	77,90 \pm 3,93%	73,04%	82,76%	80,90%	76,77%
70% Entrenamiento	78,19 \pm 4,39%	74,86%	81,51%	80,20%	77,44%
80% Entrenamiento	79,40 \pm 4,34%	75,76%	83,04%	81,71%	78,62%

Tabla 6.48. Resultados del experimento final en la segunda etapa.

En esta prueba, los resultados siguen la misma línea que los obtenidos anteriormente, aunque en este caso se puede apreciar cómo al aumentar el número de muestras para entrenamiento los resultados del sistema presentan una tendencia ligeramente superior de incremento con respecto a los anteriores. Como en el apartado anterior, si se desea observar con detalle los resultados de este experimento, consultar el Anexo 3.

Capítulo 7: Conclusiones y líneas futuras

7.1. Conclusiones

Tal y como se definió en el apartado 1, la realización de este Trabajo de Fin de Grado tenía como objetivo principal el desarrollo e implementación de un sistema que permitiese la detección y cuantificación del grado de temblor en personas que padecieran la enfermedad de Parkinson. A modo de tabla y de una forma detallada, se analizan los resultados de los diferentes objetivos específicos que se plantearon para ello:

Objetivo	Conclusiones
O1. Conocer y estudiar la enfermedad, así como las técnicas de diagnóstico empleadas en la actualidad.	Objetivo alcanzado con el apartado referente al estado del arte, en el que se analizan diferentes técnicas de detección y diagnóstico de la enfermedad.
O2. Crear una base de datos que permita el almacenamiento de la información extraída del sensor.	Objetivo alcanzado con la creación de una base de datos en la que han participado un total de 25 personas, aunque no todas ellas han completado las sesiones. Es posible la ampliación de la base de datos.
O3. Parametrizar la información obtenida determinando qué parámetros son los más adecuados para el desarrollo del sistema.	Objetivo alcanzado de forma conjunta en los apartados de métodos, metodología y resultados eligiendo los mejores parámetros para permitir la discriminación entre las clases.
O4. Detectar, identificar y cuantificar el grado de temblor.	Objetivo alcanzado, logrando un éxito del 95% y de un 80% en grabaciones sin temblor/con temblor y en grabaciones con temblor leve/moderado, respectivamente.

Tabla 7.1. Consecución de objetivos.

Con la realización de este Trabajo de Fin de Grado queda demostrado el potencial del dispositivo *Leap Motion* en tareas relacionadas con la detección del temblor asociado al párkinson. Tal y como se vio reflejado con el experimento final, la capacidad de detección cuando se pretende distinguir sujetos sin temblor y sujetos con temblor ronda el 95% de éxito, mientras que cuando se pretende diferenciar entre diferentes grados de temblor el acierto ronda el 80%.

Por otra parte, si se relacionan los resultados obtenidos con los que se exponen en los artículos y estudios vistos en el segundo capítulo, se observa que, en los referentes a *Leap Motion* y *Microsoft Kinect*, pese a no tratarse de los mismos experimentos y pruebas, se obtienen resultados similares, incluso superiores en algunos casos.

7.2. Líneas futuras

Entre las líneas futuras de investigación se propone, en primer lugar, la ampliación de la base de datos, hecho cuyo desarrollo no ha sido posible durante el transcurso de este Trabajo de Fin de Grado debido a la pandemia global causada por el COVID-19 y las medidas de confinamiento decretadas por las autoridades.

Seguidamente y en línea con lo descrito en el punto anterior, la siguiente acción que hay que realizar debería ser la validación clínica, es decir, la incorporación de grabaciones a sujetos que padecen la enfermedad de Parkinson en la base de datos para tener muestras reales que otorguen al sistema un mayor rigor y veracidad. Para esto, lo ideal sería realizar las grabaciones en entornos hospitalarios o consultas médicas con especialistas de la enfermedad que supervisen el proceso.

Posteriormente, para facilitar a nivel de usuario la utilización de este recurso, se debería integrar en un solo programa el proceso de grabación de muestras y el proceso que identifica y clasifica dichas muestras, de modo que esté todo unificado en una sola plataforma, sin tener que realizar acciones adicionales la persona que supervisa las grabaciones y proporciona los resultados.

Por último, se podría crear un sistema multimodal con la incorporación de sensores de movimientos que, situados en diferentes partes del cuerpo como en las manos, brazos y en la zona de las rodillas, capturen una mayor cantidad de información que permita agudizar aún más la discriminación entre los diferentes grados de temblor y, por lo tanto, mejorar de manera global el sistema.

Bibliografía

Bibliografía

- [1] "Conoce la enfermedad - Federación Española de Parkinson", *Federación Española de Parkinson*, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://www.esparkinson.es/espacio-parkinson/conocer-la-enfermedad/>. [Accedido: 17-ene-2020].
- [2] "Enfermedad de Parkinson: Esperanza en la investigación: National Institute of Neurological Disorders and Stroke (NINDS)", *Espanol.ninds.nih.gov*, 2020. [En línea]. Disponible en: https://espanol.ninds.nih.gov/trastornos/parkinson_disease_spanish.htm#haciendo/. [Accedido: 17-ene-2020].
- [3] "Causas del Párkinson | Conoce el Parkinson", *Conoce el Parkinson*, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://conoceelparkinson.org/causas-del-parkinson/>. [Accedido: 17-ene-2020].
- [4] *CONOCE LA ENFERMEDAD 2 Síntomas del párkinson*. Espacio Párkinson, 2017.
- [5] *CONOCE LA ENFERMEDAD 1 ¿Qué es el párkinson? Causas, diagnóstico y evolución*. ESPACIO PÁRKINSON, 2017.
- [6] "How is Parkinson's diagnosed?", *Epda.eu.com*, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://www.epda.eu.com/about-parkinsons/diagnosis/how-is-parkinsons-diagnosed/>. [Accedido: 17-ene-2020].
- [7] O. Pauly, S. Ahmadi, A. Plate, K. Boetzel and N. Navab, "Detection of Substantia Nigra Echogenicities in 3D Transcranial Ultrasound for Early Diagnosis of Parkinson Disease", *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2012*, pp. 443-450, 2012. Disponible en: 10.1007/978-3-642-33454-2_55 [Accedido: 18-ene-2020].
- [8] R. Sharma and A. Gupta, "Voice Analysis for Tlediagnosis of Parkinson Disease Using Artificial Neural Networks and Support Vector Machines", *International Journal of Intelligent Systems and Applications*, vol. 7, no. 6, pp. 41-47, 2015. Disponible en: 10.5815/ijisa.2015.06.04 [Accedido: 18-ene-2020].
- [9] K. Stanley et al., "Digitized spiral analysis is a promising early motor marker for Parkinson Disease", *Parkinsonism & Related Disorders*, vol. 16, no. 3, pp. 233-234, 2010. Disponible en: 10.1016/j.parkreldis.2009.12.007 [Accedido: 18-ene-2020].
- [10] A. Butt, E. Rovini, C. Dolciotti, P. Bongioanni, G. De Petris and F. Cavallo, "Leap motion evaluation for assessment of upper limb motor skills in Parkinson's disease", *2017 International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*, 2017. Disponible en: 10.1109/icorr.2017.8009232 [Accedido: 18-ene-2020].
- [11] H. Backer, E. Schneider, H. Hacker and P. Fischer, "Cerebral atrophy in Parkinson's disease-Represented in CT", *Archiv für Psychiatrie und Nervenkrankheiten*, vol. 227, no. 1, pp. 81-88, 1979. Disponible en: 10.1007/bf00585680 [Accedido: 3-feb-2020].
- [12] U. Sommer et al., "Detection of presymptomatic Parkinson's disease: Combining smell tests, transcranial sonography, and SPECT", *Movement Disorders*, vol. 19, no. 10, pp. 1196-1202, 2004. Disponible en: 10.1002/mds.20141 [Accedido: 3-feb-2020].

- [13] R. J. Holmes, Jennifer M. Oates, Debbi, "Voice characteristics in the progression of Parkinson's disease", *International Journal of Language & Communication Disorders*, vol. 35, no. 3, pp. 407-418, 2000. Disponible en: 10.1080/136828200410654 [Accedido: 4-feb-2020].
- [14] J. Gamboa et al., "Acoustic voice analysis in patients with Parkinson's disease treated with dopaminergic drugs", *Journal of Voice*, vol. 11, no. 3, pp. 314-320, 1997. Disponible en: 10.1016/s0892-1997(97)80010-0 [Accedido: 4-feb-2020].
- [15] R. Viswanathan et al., "Complexity Measures of Voice Recordings as a Discriminative Tool for Parkinson's Disease", *Biosensors*, vol. 10, no. 1, p. 1, 2019. Disponible en: 10.3390/bios10010001 [Accedido: 4-feb-2020].
- [16] S. Arora, L. Baghai-Ravary and A. Tsanas, "Developing a large scale population screening tool for the assessment of Parkinson's disease using telephone-quality voice", *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 145, no. 5, pp. 2871-2884, 2019. Disponible en: 10.1121/1.5100272 [Accedido: 4-feb-2020].
- [17] R. Saunders-Pullman et al., "Validity of spiral analysis in early Parkinson's disease", *Movement Disorders*, vol. 23, no. 4, pp. 531-537, 2008. Disponible en: 10.1002/mds.21874 [Accedido: 4-feb-2020].
- [18] D. Brentari, H. Poizner and J. Kegl, "Aphasic and Parkinsonian Signing: Differences in Phonological Disruption", *Brain and Language*, vol. 48, no. 1, pp. 69-105, 1995. Disponible en: 10.1006/brln.1995.1003 [Accedido: 4-feb-2020].
- [19] M. Memedi et al., "Automatic Spiral Analysis for Objective Assessment of Motor Symptoms in Parkinson's Disease", *Sensors*, vol. 15, no. 9, pp. 23727-23744, 2015. Disponible en: 10.3390/s150923727 [Accedido: 4-feb-2020].
- [20] A. Oktay and A. Kocer, "Differential diagnosis of Parkinson and essential tremor with convolutional LSTM networks", *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 56, p. 101683, 2020. Disponible en: 10.1016/j.bspc.2019.101683 [Accedido: 5-feb-2020].
- [21] H. Kaji and M. Sugano, "A Noncontact Tremor Measurement System Using Leap Motion", *Proceedings of the 6th International Conference on Informatics, Environment, Energy and Applications - IEEA '17*, 2017. Disponible en: 10.1145/3070617.3070628 [Accedido: 5-feb-2020].
- [22] B. Galna, G. Barry, D. Jackson, D. Mhiripiri, P. Olivier and L. Rochester, "Accuracy of the Microsoft Kinect sensor for measuring movement in people with Parkinson's disease", *Gait & Posture*, vol. 39, no. 4, pp. 1062-1068, 2014. Disponible en: 10.1016/j.gaitpost.2014.01.008 [Accedido: 5-feb-2020].
- [23] R. Cano de la Cuerda, A. Macías Jiménez, V. Crespo Sánchez and M. Morales Cabezas, "Escalas de valoración y tratamiento fisioterápico en la enfermedad de Parkinson", *Fisioterapia*, vol. 26, no. 4, pp. 201-210, 2004. Disponible en: 10.1016/s0211-5638(04)73104-1 [Accedido: 10-mar-2020].

- [24] C. Goetz et al., "Movement Disorder Society-sponsored revision of the Unified Parkinson's Disease Rating Scale (MDS-UPDRS): Scale presentation and clinimetric testing results", *Movement Disorders*, vol. 23, no. 15, pp. 2129-2170, 2008. Disponible en: [10.1002/mds.22340](https://doi.org/10.1002/mds.22340) [Accedido: 10-mar-2020].
- [25] M. Rodríguez Violante and A. Cervantes Arriaga, "La escala unificada de la enfermedad de Parkinson modificada por la Sociedad de Trastornos del Movimiento (MDS-UPDRS): aplicación clínica e investigación", *Archivos de neurociencias (México, D.F.)*, vol. 19, no. 3, pp. 157-163, 2014. Disponible en: <https://www.medigraphic.com/pdfs/arcneu/ane-2014/ane143g.pdf>. [Accedido: 10-mar-2020].
- [26] G. CANTER, R. de La TORRE and M. MIER, "A METHOD FOR EVALUATING DISABILITY IN PATIENTS WITH PARKINSON'S DISEASE", *The Journal of Nervous and Mental Disease*, vol. 133, no. 2, pp. 143-147, 1961. Disponible en: [10.1097/00005053-196108000-00010](https://doi.org/10.1097/00005053-196108000-00010) [Accedido: 10-mar-2020].
- [27] S. Cárdenas Robledo, "Determinación de Puntos de Corte de Gravedad de la Enfermedad de Parkinson con la escala de Webster en Pacientes Atendidos en la Consulta de Movimientos Anormales de la Universidad Nacional.", Universidad Nacional de Colombia, 2015. Disponible en: <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/55528> [Accedido: 10-mar-2020].
- [28] *Leap Motion Controller Datasheet*. Bristol: Ultraleap, 2019.
- [29] "Java SDK Documentation — Leap Motion Java SDK v3.2 Beta documentation", *Developer-archive.leapmotion.com*, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://developer-archive.leapmotion.com/documentation/java/index.html>. [Accedido 07-feb-2020].
- [30] "Leap Motion archivos - Showleap Technologies", *Showleap Technologies*, 2020. [En línea]. Disponible en: <http://blog.showleap.com/category/leap-motion/>. [Accedido: 07-feb-2020].
- [31] J. López, "Media - Definición, qué es y concepto | Economipedia", *Economipedia*, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://economipedia.com/definiciones/media.html>. [Accedido: 03-mar-2020].
- [32] J. López, "Varianza - Definición, qué es y concepto | Economipedia", *Economipedia*, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://economipedia.com/definiciones/varianza.html>. [Accedido: 03-mar-2020].
- [33] "Learn About Skewness", *Investopedia*, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://www.investopedia.com/terms/s/skewness.asp>. [Accedido: 03-mar-2020].
- [34] [F. Sanjuán, "Curtosis - Definición, qué es y concepto | Economipedia", *Economipedia*, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://economipedia.com/definiciones/curtosis.html>. [Accedido: 03-mar-2020].
- [35] *Cs.uns.edu.ar*, 2020. [En línea]. Disponible en: https://cs.uns.edu.ar/~ldm/mypage/data/ss/info/teoria_de_la_informacion1.pdf. [Accedido: 03-mar-2020].

- [36] A. Roche, "Árboles de decisión y Series de tiempo", Tesis de Maestría, Universidad de la República de Uruguay, 2009.
- [37] *Exa.unicen.edu.ar*, 2020. [En línea]. Disponible en: <http://www.exa.unicen.edu.ar/escuelapav/cursos/wavelets/apunte.pdf>. [Accedido: 16-abr-2020].
- [38] J. Marín Diazaraque, "Introducción a las redes neuronales aplicadas", *Halweb.uc3m.es*, 2008. [En línea]. Disponible en: <http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/jmmarin/esp/DM/tema3dm.pdf>. [Accedido: 19-mar-2020].
- [39] "Máquina de vectores de soporte (SVM)", *Es.mathworks.com*, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://es.mathworks.com/discovery/support-vector-machine.html>. [Accedido: 13-br-2020].
- [40] "Máquina de Soporte Vectorial SVM – Numerentur.org", *Numerentur.org*, 2020. [En línea]. Disponible en: <http://numerentur.org/svm/>. [Accedido: 13-Abr-2020].
- [41] "Long Short-Term Memory Networks- MATLAB & Simulink- MathWorks España", *Es.mathworks.com*, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://es.mathworks.com/help/deeplearning/ug/long-short-term-memory-networks.html>. [Accedido: 25-abr-2020].
- [42] J. Arce, "La matriz de confusión y sus métricas – Inteligencia Artificial –", *Juan Barrios*, 2020. [En línea]. Available: <https://www.juanbarrios.com/matriz-de-confusion-y-sus-metricas/>. [Accedido: 14-may-2020].

Presupuesto

P1. Desglose del presupuesto

En este apartado se estima el presupuesto del proyecto en base a las recomendaciones y pautas establecidas por el Colegio Oficial de Ingenieros Técnicos de Telecomunicación (COITT) hasta el año 2008. A su vez, dicho presupuesto se desglosa en los siguientes apartados:

- P1. Recursos materiales.
- P2. Trabajo tarifado por tiempo empleado.
- P3. Costes asociados a la redacción del documento.
- P4. Derechos del visado del COITT.
- P5. Gastos de tramitación y envío.
- P6. Aplicación de impuestos.

P2. Recursos materiales

Entre los recursos materiales utilizados para la ejecución y desarrollo de este TFG se incluyen tanto los recursos *hardware* como los recursos *software*, que a su vez pueden tener costes asociados al requerimiento de licencias para su uso. Para estimar el coste de amortización, se estipula un período de 4 años, presuponiendo un sistema de amortización lineal, en el que el material inmovilizado se deprecia de forma constante durante el período evaluado. Para realizar dicho cálculo, se hace uso de la siguiente expresión:

$$\text{Coste de amortización} = \frac{\text{Valor de adquisición} - \text{Valor residual}}{\text{Años de vida útil}}$$

Como el presente proyecto tiene una duración de 300 horas distribuidas de manera aproximada en 4 meses, y este período es inferior a los 4 años del coste estipulado de amortización, dicho coste será el derivado de los 4 meses en los que se desarrolla el proyecto.

P2.1. Recursos *hardware*

Entre los recursos *hardware* empleados para el desarrollo del proyecto se encuentran:

- Ordenador portátil: Asus Gaming TUF FX505GT.
- *Leap Motion Controller*.

Recurso	Valor de adquisición (€)	Valor residual (€)	Coste de amortización (€)
Ordenador portátil	800	250	45,83
Leap Motion Controller	80,10	30	4,18
Total:			50,01

Tabla P.1. Recursos *hardware*.

El coste de amortización asociado a los recursos *hardware* asciende a **cincuenta euros y un céntimo** (50,01 €)

P2.2. Recursos *software*

En lo que respecta a los recursos *software*, entre las herramientas utilizadas se encuentran:

- Java SE Development Kit.
- NetBeans IDE 8.2.
- Leap Motion *software* V2.
- MATLAB R2019b
- Microsoft Office 2019.

En este caso, las tres primeras herramientas son gratuitas, mientras que de las dos últimas se dispone de licencia para su uso al pertenecer a la comunidad universitaria de la ULPGC, por lo que no conllevan coste de amortización asociados.

P3. Trabajo tarifado por tiempo empleado

El proyecto se ha desarrollado en un período de 4 meses, en los que se incluyen las tareas de formación, especificación, desarrollo y documentación necesarias para la realización de este. Para hacer una estimación de los honorarios que debe percibir el ingeniero por el trabajo realizado se sigue las recomendaciones del COITT empleando la siguiente expresión:

$$H = C_t \cdot 74,88 \cdot H_n + C_t \cdot 96,72 \cdot H_e$$

Ecuación 1. Estimación honorarios según COITT.

Donde:

- H son los honorarios totales por el tiempo dedicado.
- C_t es un factor de corrección función del número de horas trabajadas.
- H_n son las horas normales trabajadas (dentro de la jornada laboral).

- H_e son las horas especiales.

Según el COIT, el coeficiente C_t tiene un valor variable en función del número de horas empleadas de acuerdo con la siguiente tabla:

Horas empleadas	Factor de corrección C_t
Hasta 36 horas	1,00
De 36 a 72 horas	0,90
De 72 a 108 horas	0,80
De 108 a 144 horas	0,70
De 144 a 180 horas	0,65
De 180 a 360 horas	0,60
De 360 a 540 horas	0,55
De 540 a 720 horas	0,50
De 720 a 1080 horas	0,45
Más de 1080 horas	0,40

Tabla P.2. Factor de corrección en función del número de horas invertidas.

En base a la tabla anterior, se determina que el factor de corrección C_t tiene un valor igual a 0,6 ya que el proyecto tiene una duración comprendida entre las 180 y 360 horas.

Al aplicar el factor de corrección y las horas empleadas a la expresión anterior, esta quedaría de siguiente modo:

$$H = 0,6 \cdot 74,88 \cdot 300 + 0,6 \cdot 96,72 \cdot 0 = 13.478,40 \text{ €}$$

Ecuación 2. Estimación honorarios según COITT.

Los honorarios totales por tiempo dedicado libres de impuestos ascienden a la cuantía de **trece mil cuatrocientos setenta y ocho euros y cuarenta céntimos (13.478,40 €)**.

P4. Costes asociados a la redacción del documento

El importe de la redacción del proyecto se calcula de acuerdo con la siguiente expresión:

$$R = 0,07 \cdot P \cdot C_n$$

Ecuación 3. Coste asociado a la redacción del documento.

Donde:

- P es el presupuesto del proyecto.
- C_n es el coeficiente de ponderación en función del presupuesto.

El coeficiente C_n está determinado por el presupuesto del proyecto en el que, hasta el momento, incluye los siguientes recursos:

Recurso	Coste (€)
Recursos <i>hardware</i>	50,01
Recursos <i>software</i>	0
Trabajo tarifado por tiempo empleado	13.478,40
Total:	13.528,41

Tabla P.3. Presupuesto de ejecución material.

El coeficiente de ponderación para presupuestos menores de 30050,00 € es de 1,00, por lo que el coste derivado de la redacción del presente documento es de:

$$R = 0,07 \cdot 13.528,41 \cdot 1,00 = 946,99 \text{ €}$$

Por lo tanto, el coste libre de impuestos derivado de la redacción del proyecto asciende a **novecientos cuarenta y seis euros y noventa y nueve céntimos (946,99 €)**.

P5. Derechos del visado del COITT

Los gastos de visado del COITT se tarifican mediante la siguiente:

$$V = 0,006 \cdot P \cdot C_v$$

Donde:

- P es el presupuesto del trabajo.
- C_v es el coeficiente reductor en función del presupuesto del trabajo.

El presupuesto calculado hasta el momento asciende a la suma de los costes de ejecución material y de redacción, al no haber costes asociados a material fungible por no ser necesaria la impresión del documento para su evaluación.

$$P = 13.528,41 + 946,99 = 14475,4 \text{ €}$$

El coeficiente de ponderación para presupuestos menores de 30.050,00 € definido por el COITT tiene un valor de 1,00, por lo que el coste de los derechos de visado del trabajo asciende a:

$$V = 0,006 \cdot 14475,4 \cdot 1,00 = 86,82 \text{ €}$$

Por lo tanto, el coste de los derechos de visado del proyecto asciende a **ochenta y seis euros y ochenta y dos céntimos (86,82 €)**.

P6. Gastos de tramitación y envío

Los gastos de tramitación y envío están estipulados en **seis euros y un céntimo** (6,01 €).

P7. Aplicación de impuestos

El coste total del proyecto, previa aplicación de los correspondientes impuestos asciende a la cuantía de 14.568,23 €. A esta cantidad hay que sumar un 7% de la misma correspondiente al *Impuesto General Indirecto Canario*.

Recurso	Coste (€)
Recursos materiales	50,01
Trabajo tarifado por tiempo empleado	13.478,40
Costes asociados a la redacción del documento	946,99
Derechos de visado del COITT	86,82
Gastos de tramitación y envío	6,01
Subtotal	14.568,23
Aplicación de impuestos (IGIC 7%)	1019,78
Total	15588,01

Tabla P.4. Costes totales del proyecto.

El presupuesto total de este Trabajo de Fin de Grado asciende a la cuantía de **quince mil quinientos ochenta y ocho euros y un céntimo** (15.588,01 €).

Las Palmas de Gran Canaria a 2 de junio de 2020

Firma:

Alejandro Moreno García

Anexos

Anexo 1. Pliego de condiciones

En este apartado se especifican las condiciones bajo las que se ha desarrollado este Trabajo de Fin de Grado, detallándose tanto los requisitos *hardware* como los requisitos *software* para la ejecución de este.

Anexo 1.1. Requisitos *hardware*

El ordenador con el que se ha realizado este TFG presenta las siguientes especificaciones *hardware*:

- Tipo de dispositivo: ordenador portátil.
- Fabricante: ASUS.
- Procesador: Intel® Core™ i7-9750H CPU @ 2.60 GHz.
- Memoria RAM: 16 GB.
- Tarjeta gráfica: NVIDIA GeForce GTX 1650.
- Almacenamiento: 256 GB SDD + 1 TB HDD.

Anexo 1.2. Requisitos *software*

En lo que respecta a las características y especificaciones *software*, entre ellas podemos encontrar:

- Microsoft Windows 10 Home.
- Java SE Development Kit.
- NetBeans IDE 8.2.
- Leap Motion *software* V3.
- MATLAB R2019b
- Microsoft Office 2019.

Anexo 1.3. Recursos humanos

Para la creación de la base de datos han prestado su ayuda sobre todo compañeros, profesorado y otras personas asociadas a la Escuela de Ingeniería de Telecomunicación y Electrónica, así como algunos amigos y familiares.

Anexo 2. Resultados validaciones

10% Entrenamiento - 90% Test

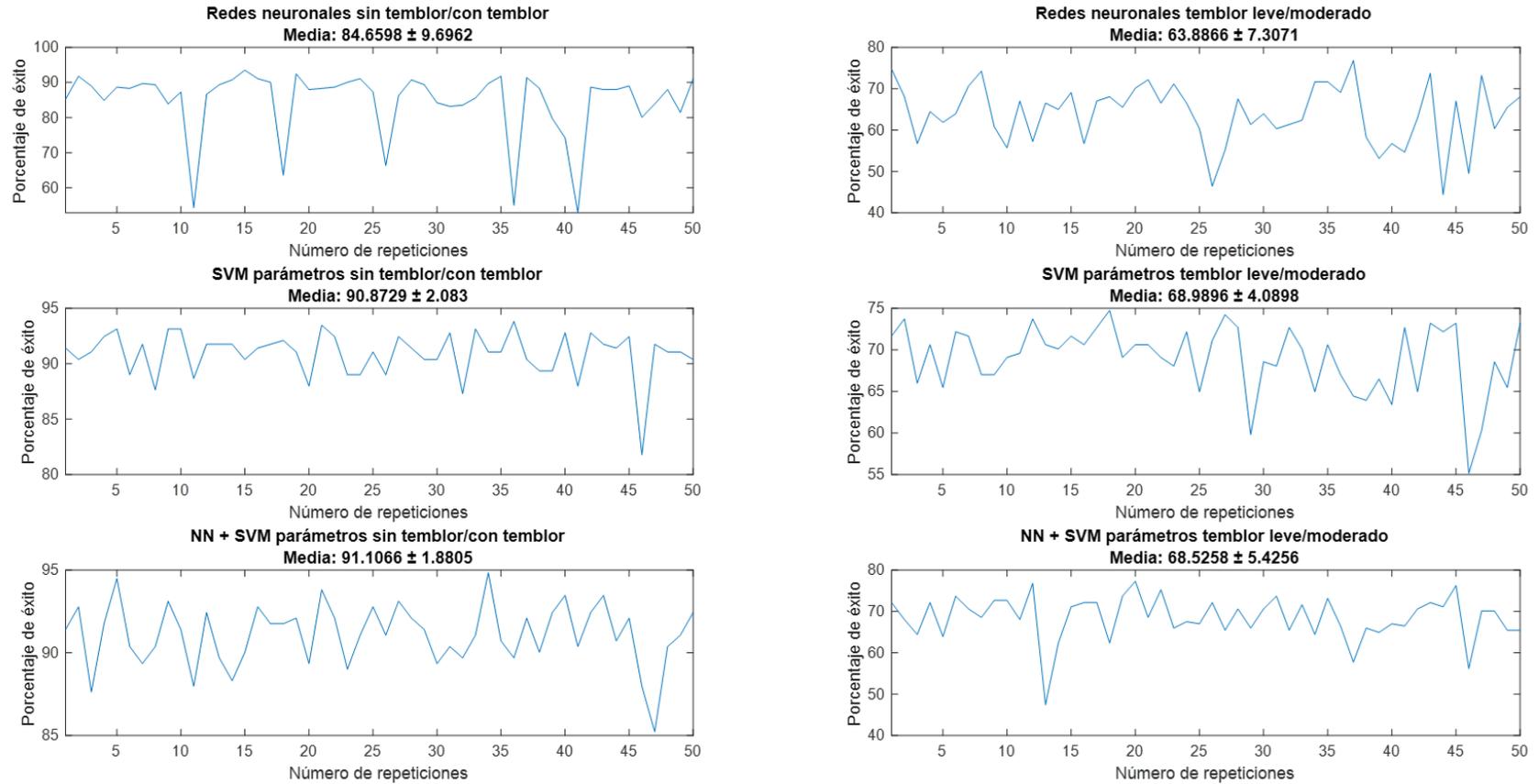


Figura A.1. Validaciones utilizando el 10% de las muestras para entrenamiento (parte I).

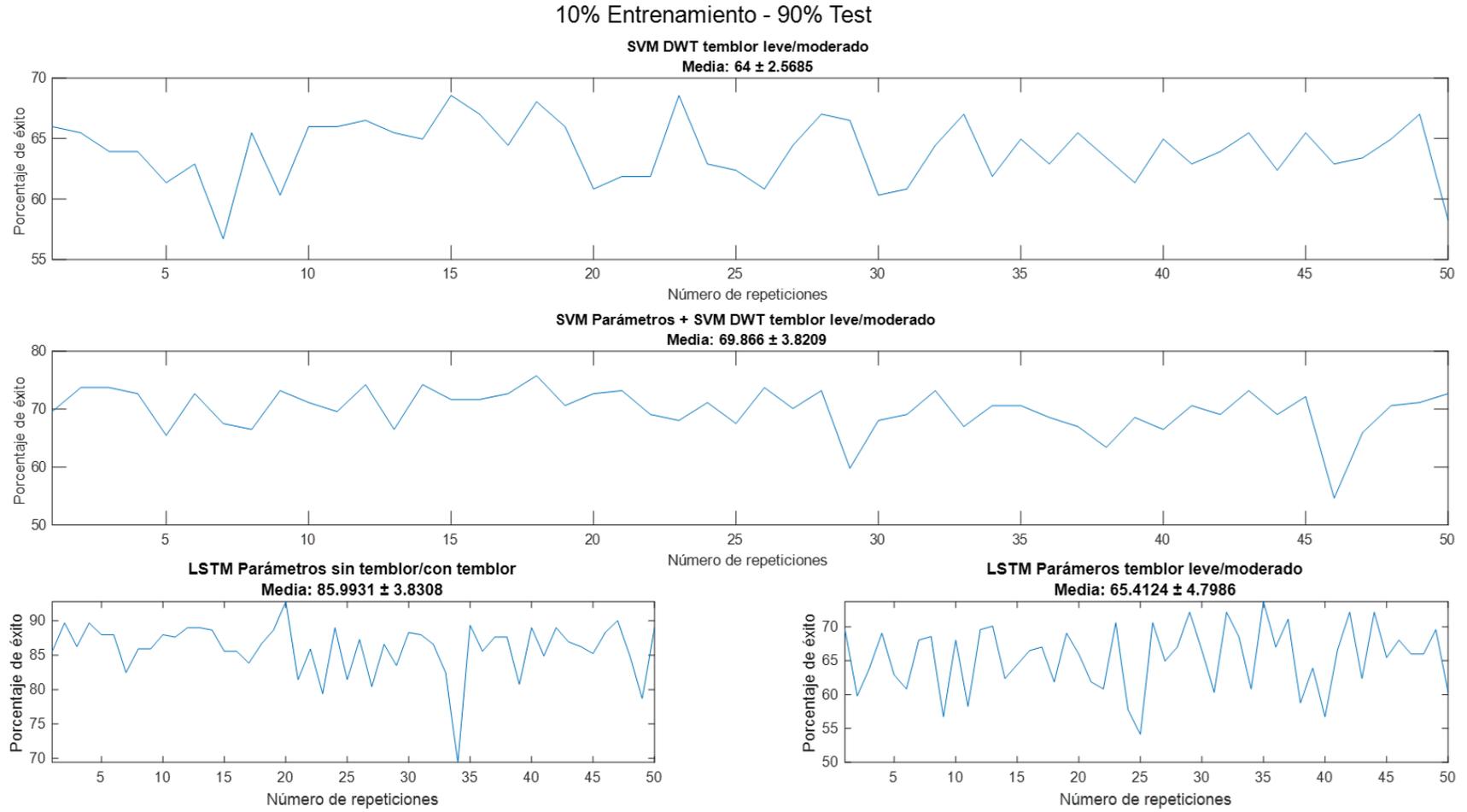


Figura A.2. Validaciones utilizando el 10% de las muestras para entrenamiento (parte II).

20% Entrenamiento - 80% Test

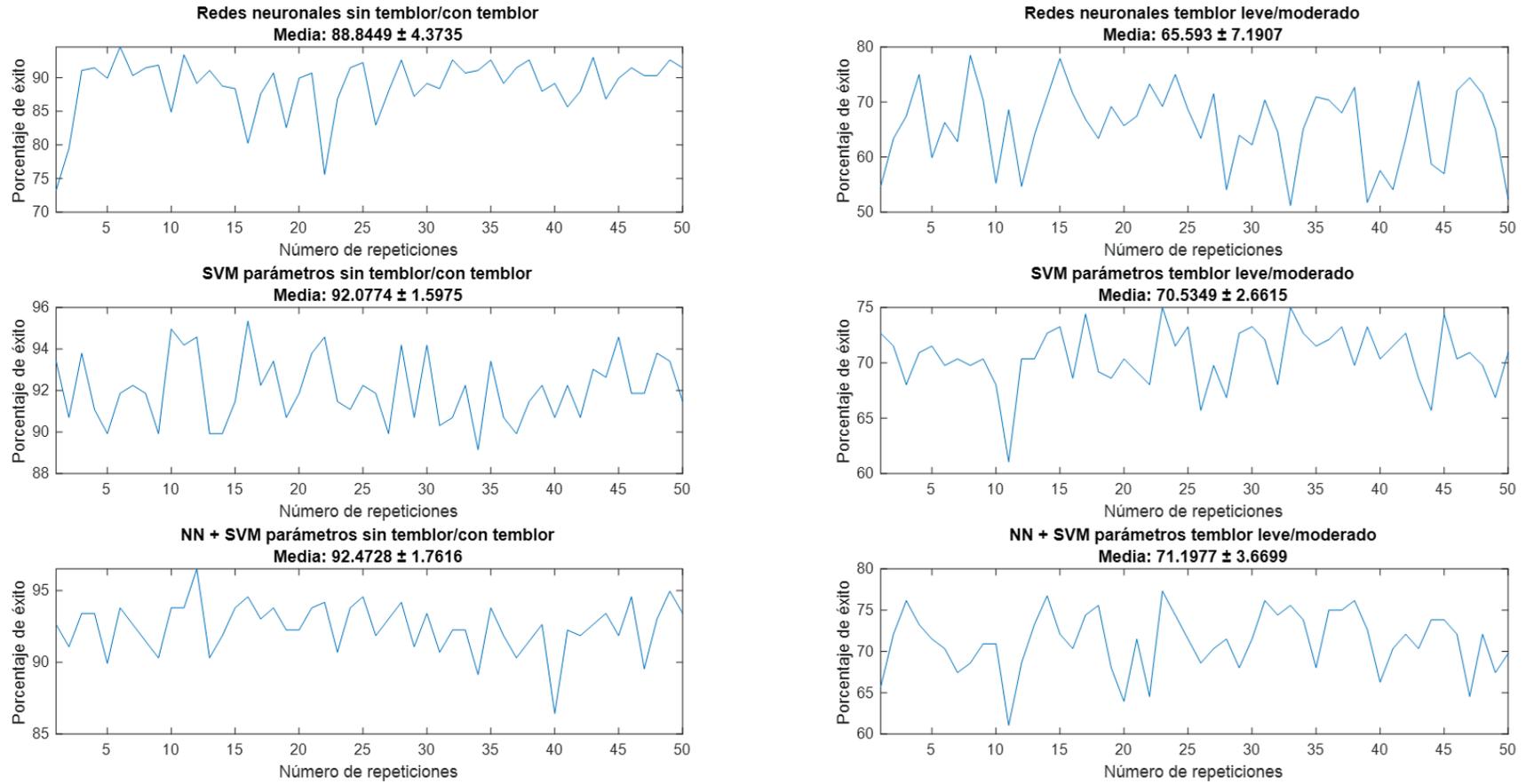


Figura A.3. Validaciones utilizando el 20% de las muestras para entrenamiento (parte I).

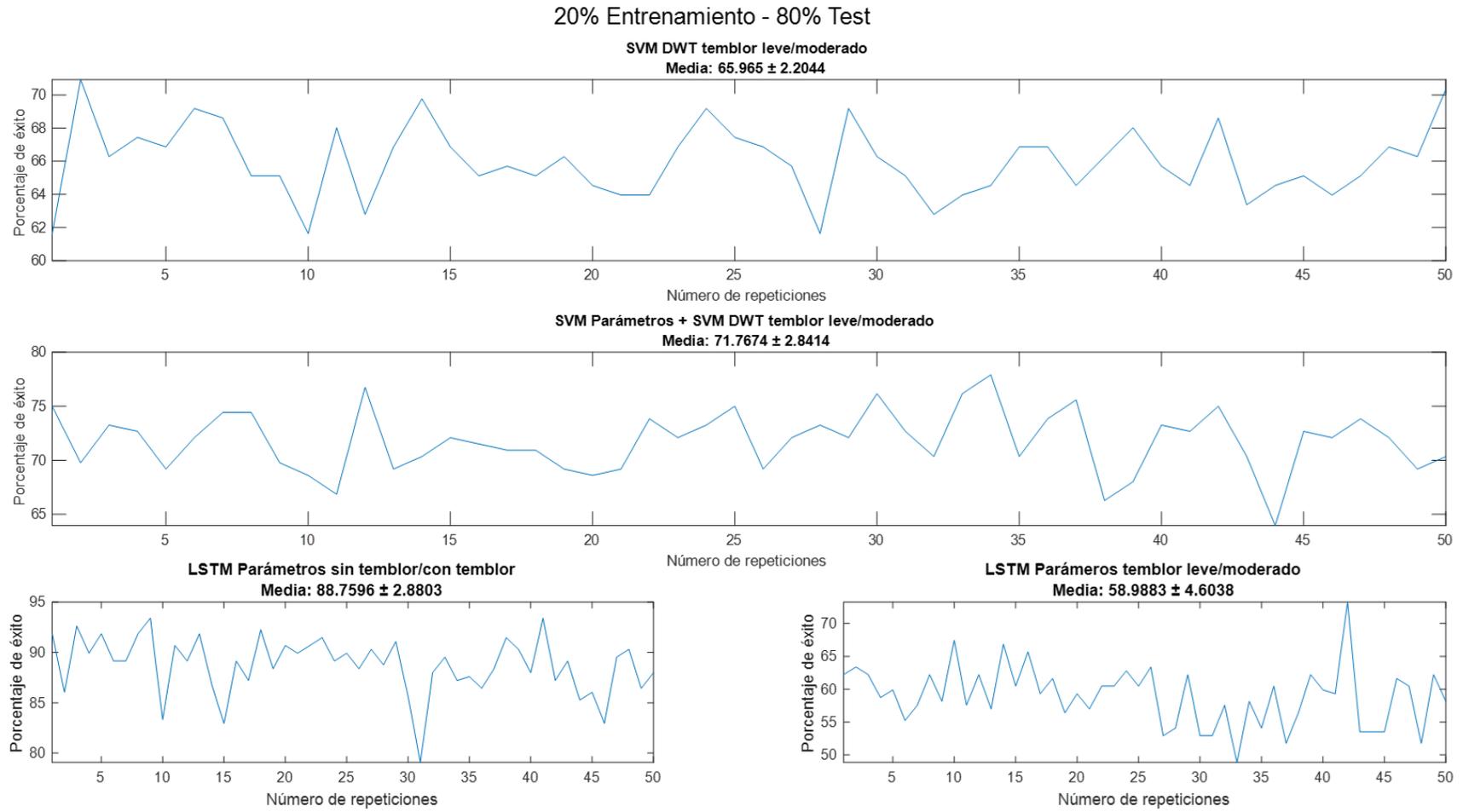


Figura A.4. Validaciones utilizando el 20% de las muestras para entrenamiento (parte II).

30% Entrenamiento - 70% Test

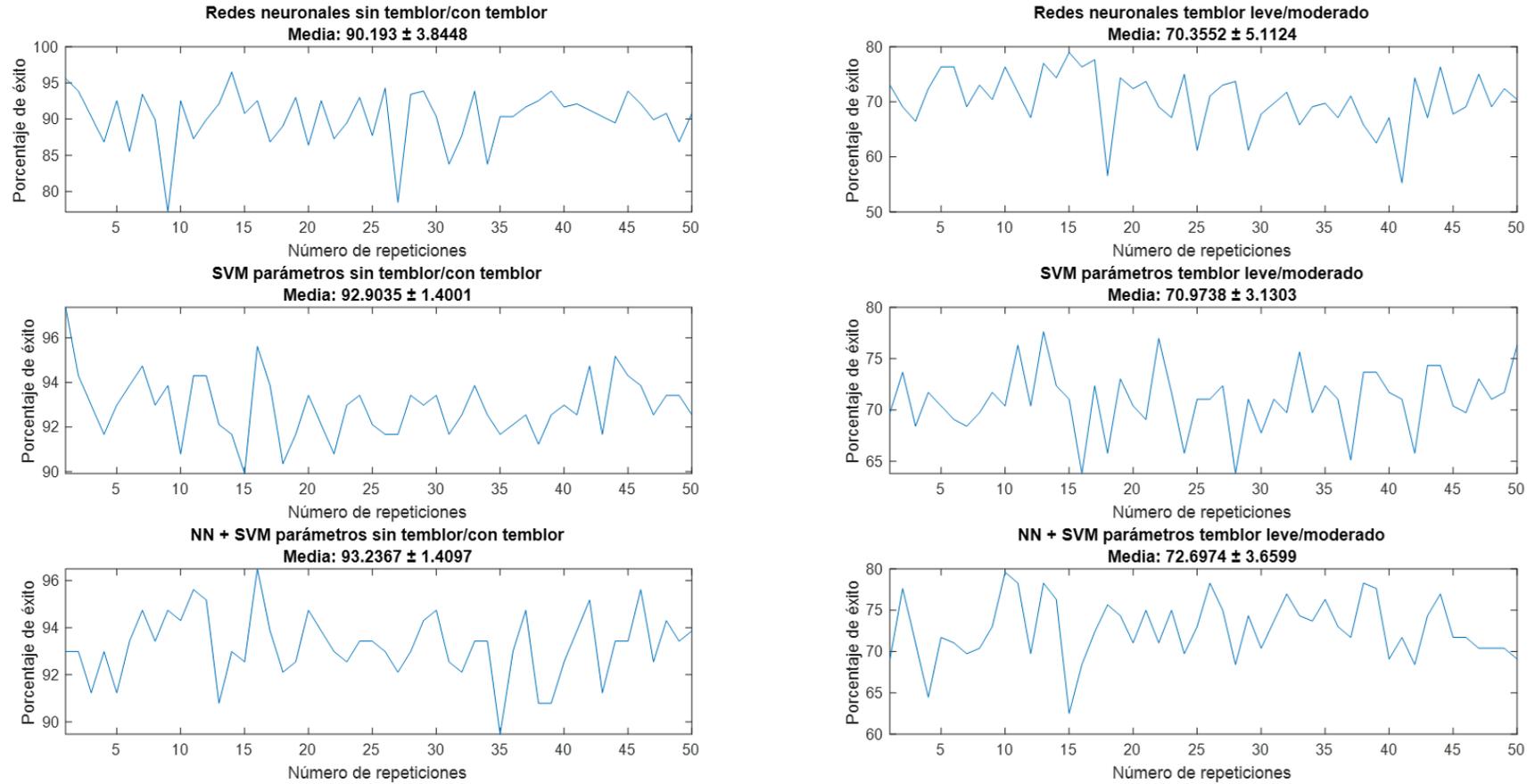


Figura A.5. Validaciones utilizando el 30% de las muestras para entrenamiento (parte I).

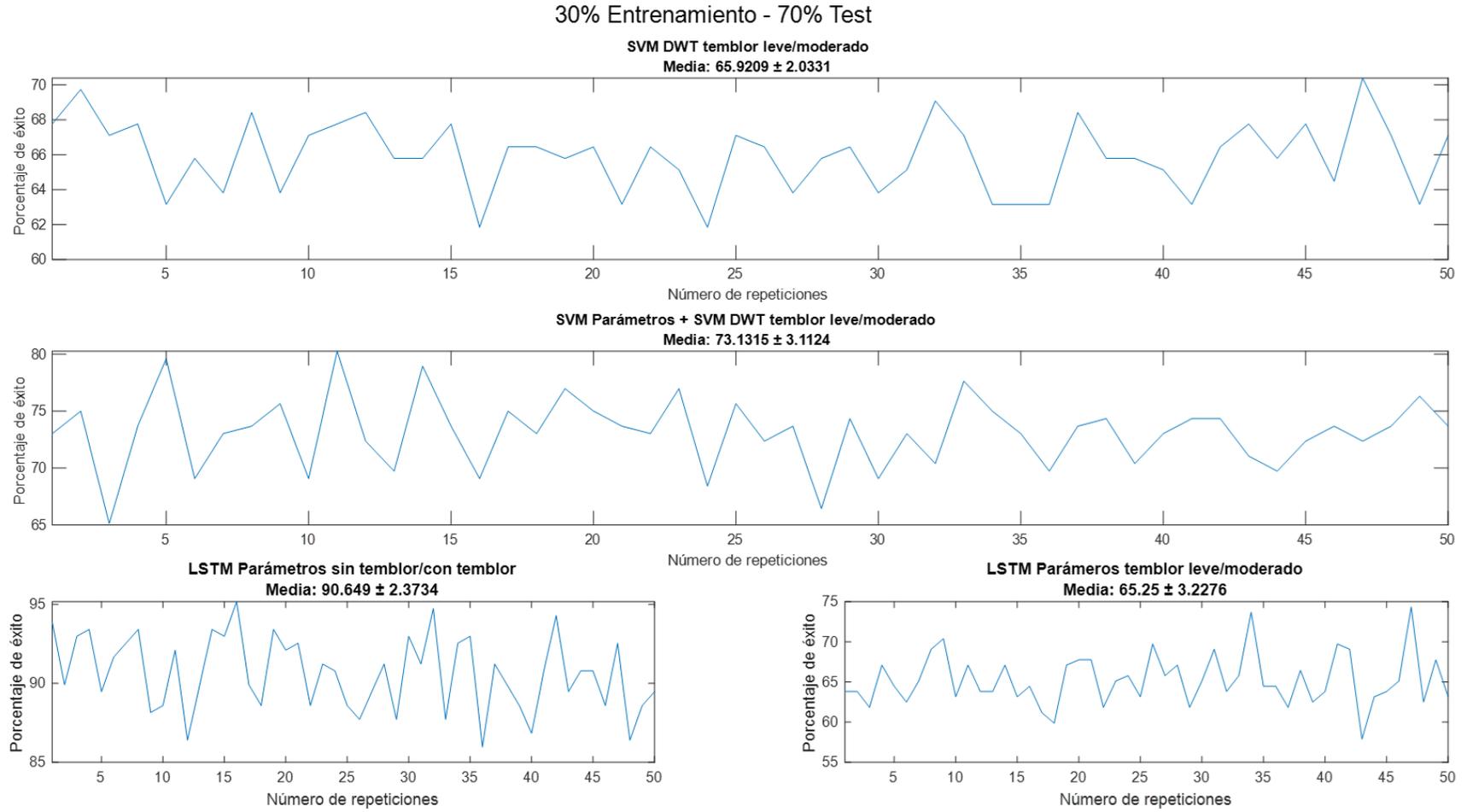


Figura A.6. Validaciones utilizando el 30% de las muestras para entrenamiento (parte II).

40% Entrenamiento - 60% Test

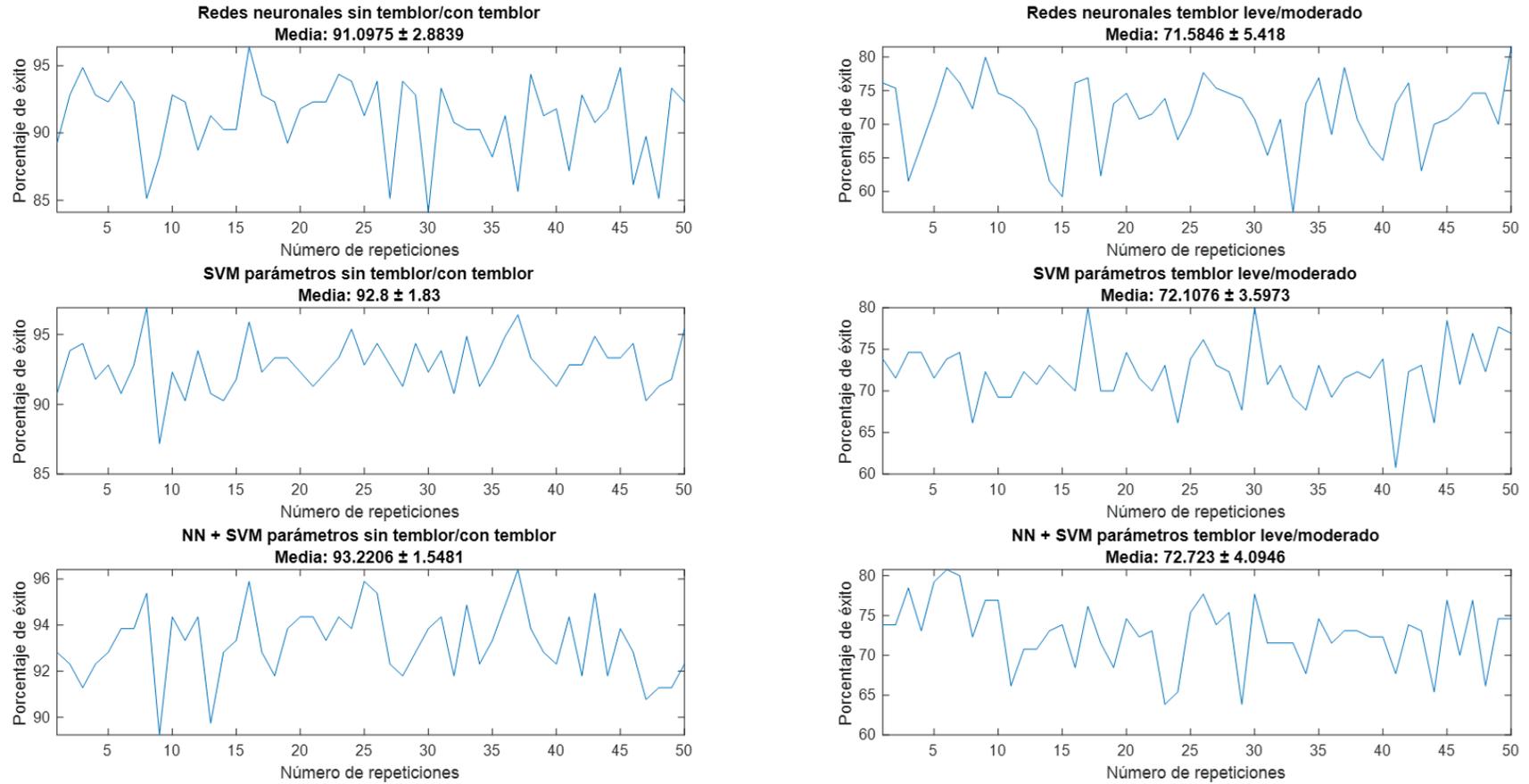


Figura A.7. Validaciones utilizando el 40% de las muestras para entrenamiento (parte I).

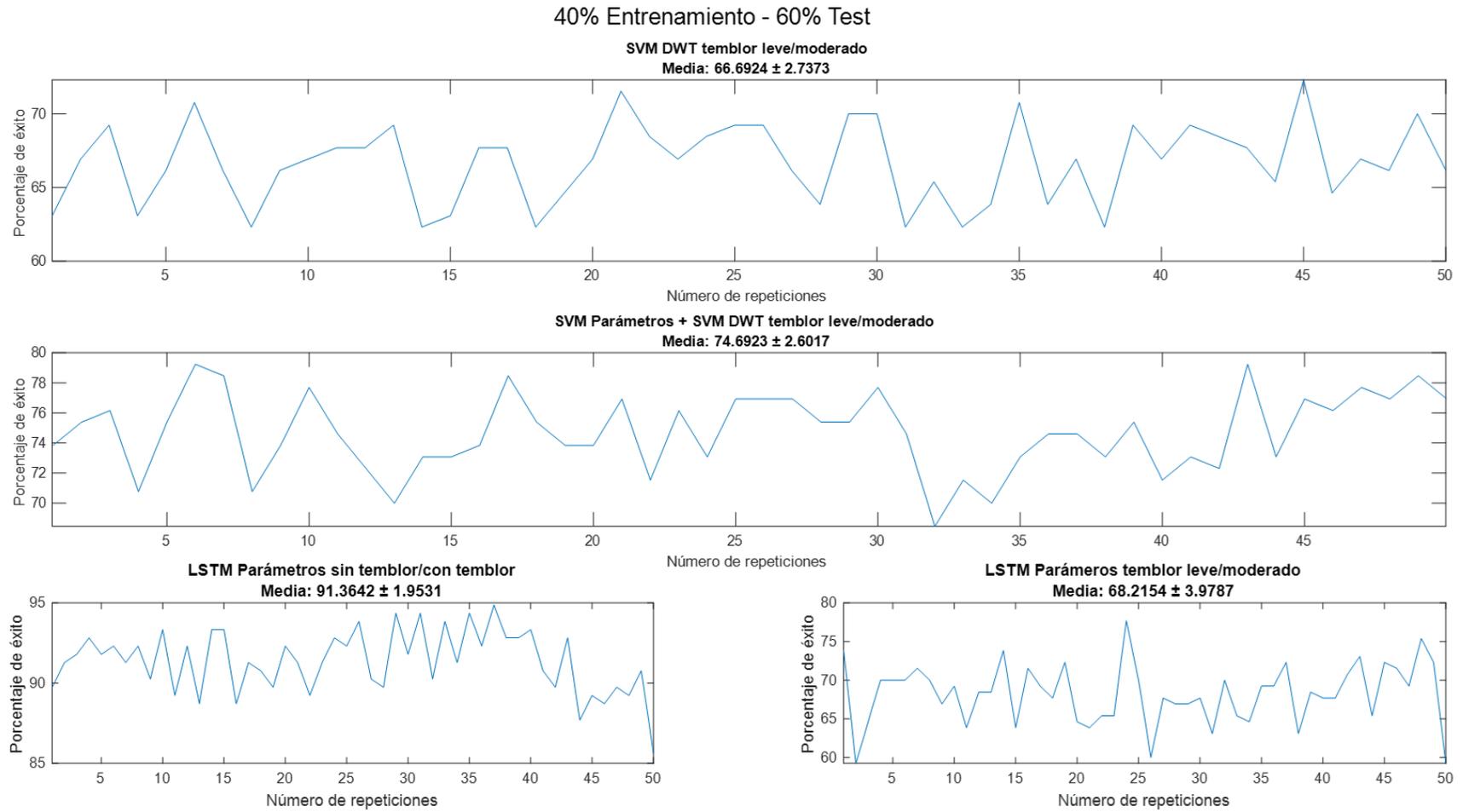


Figura A.8. Validaciones utilizando el 40% de las muestras para entrenamiento (parte II).

50% Entrenamiento - 50% Test

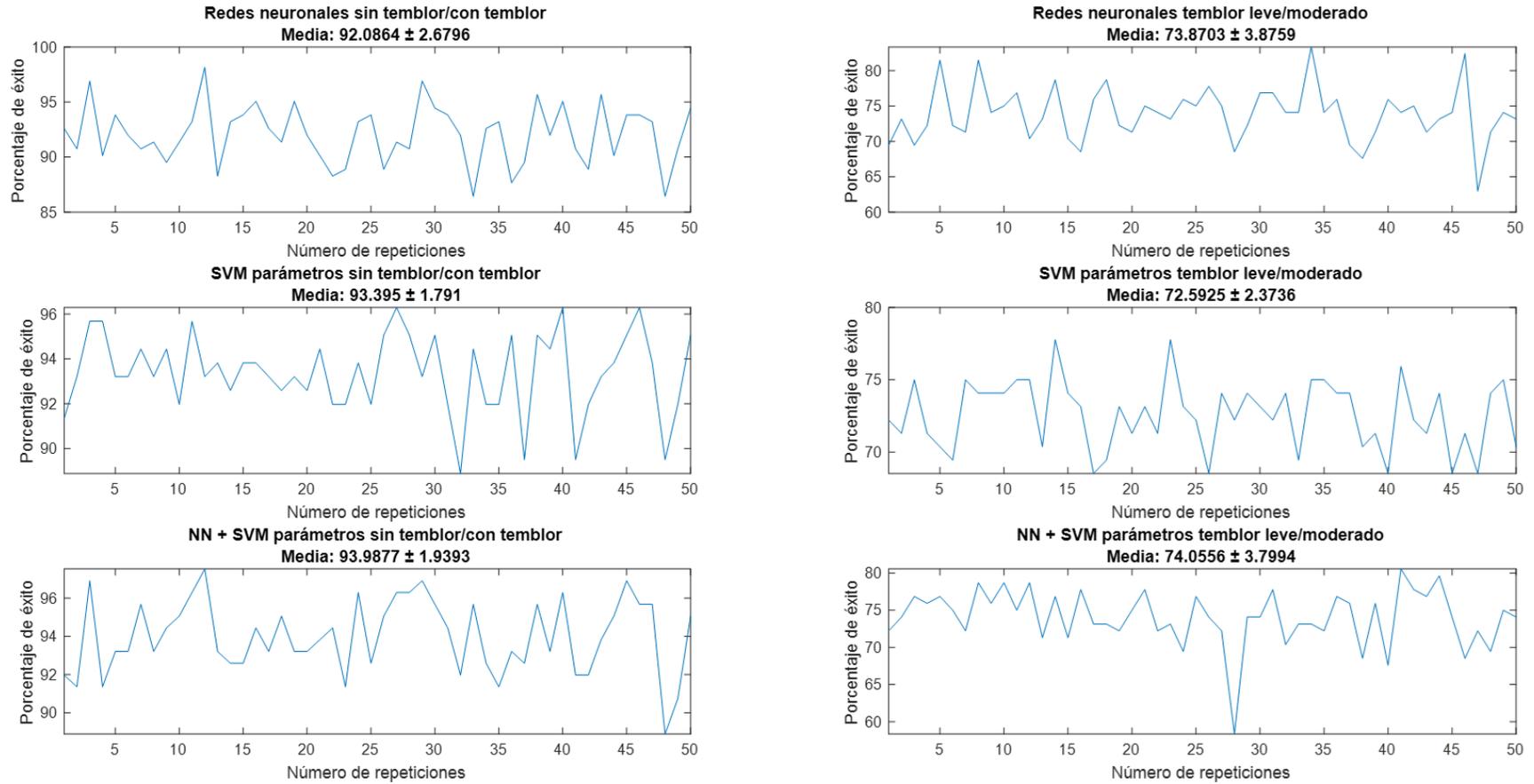


Figura A.9. Validaciones utilizando el 50% de las muestras para entrenamiento (parte I).

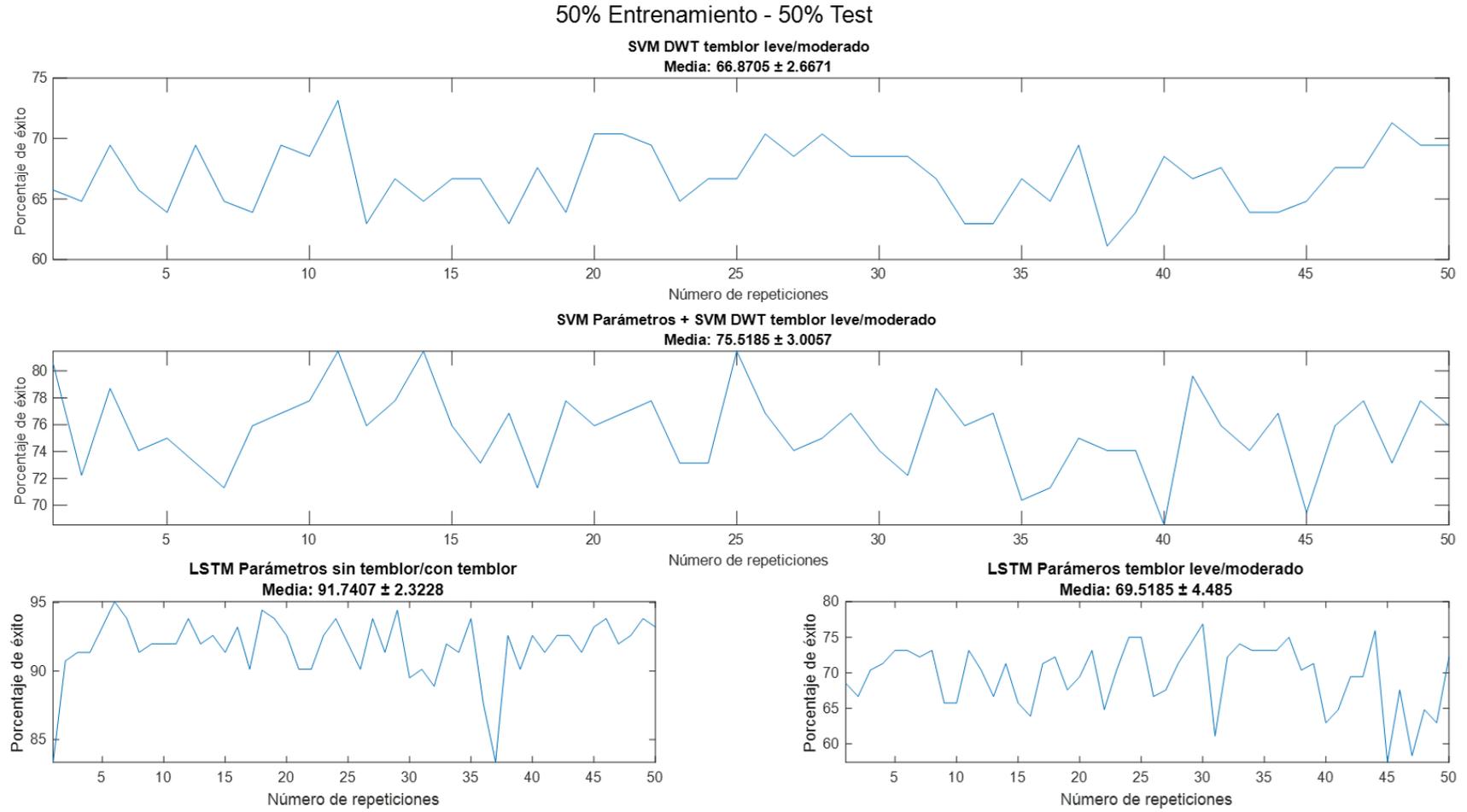


Figura A.10. Validaciones utilizando el 10% de las muestras para entrenamiento (parte II).

60% Entrenamiento - 40% Test

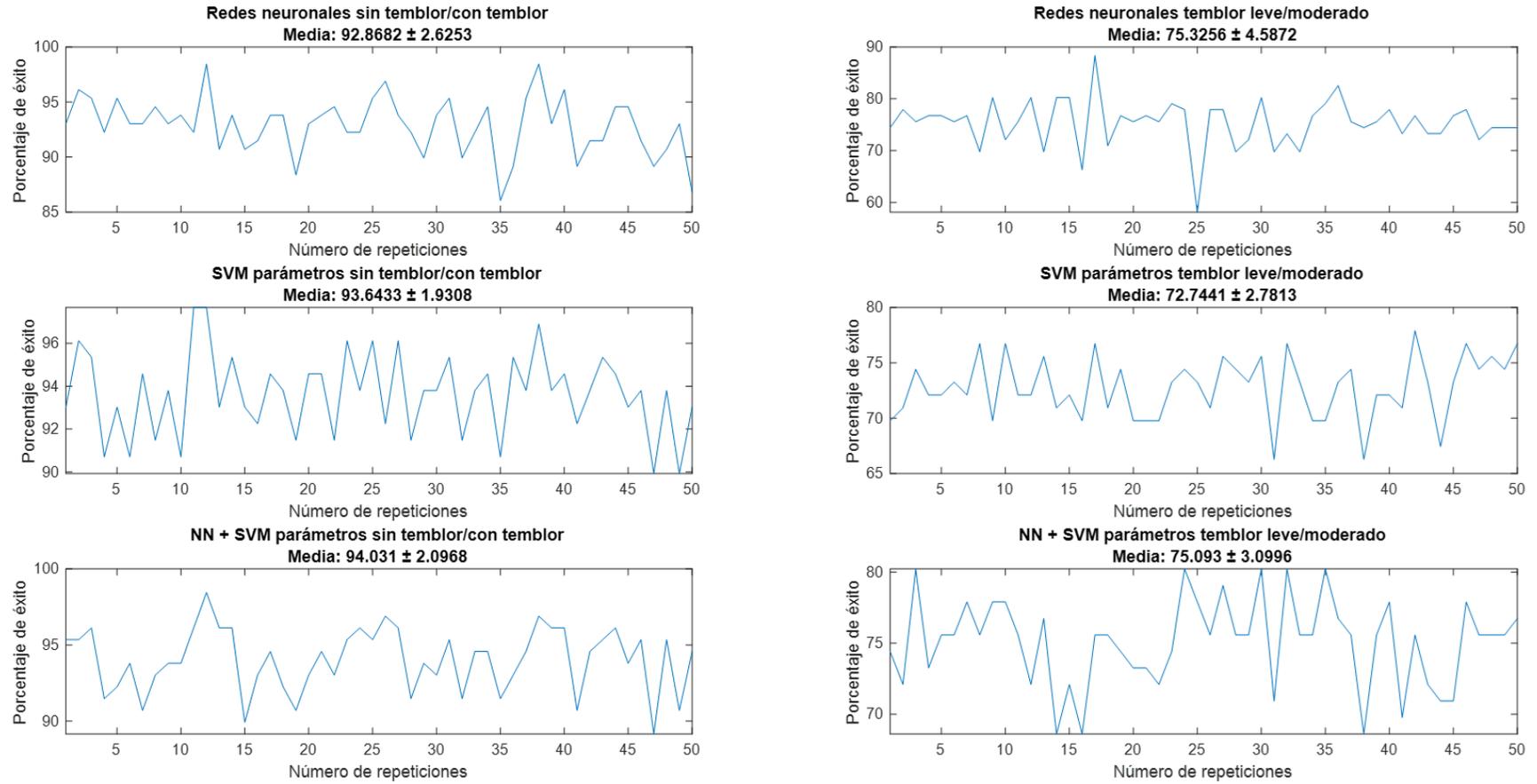


Figura A.11. Validaciones utilizando el 60% de las muestras para entrenamiento (parte I).

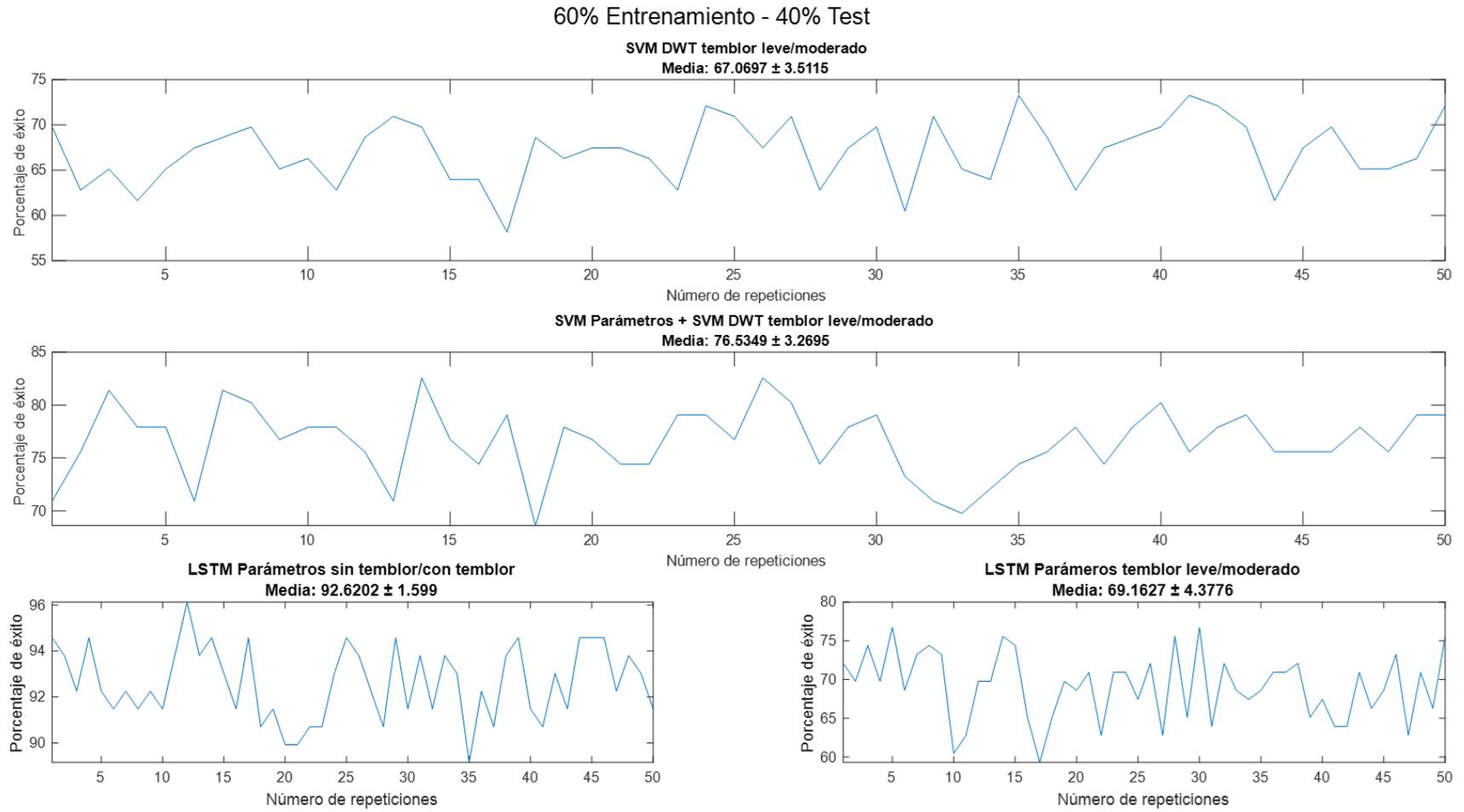


Figura A.12. Validaciones utilizando el 60% de las muestras para entrenamiento (parte II).

70% Entrenamiento - 30% Test

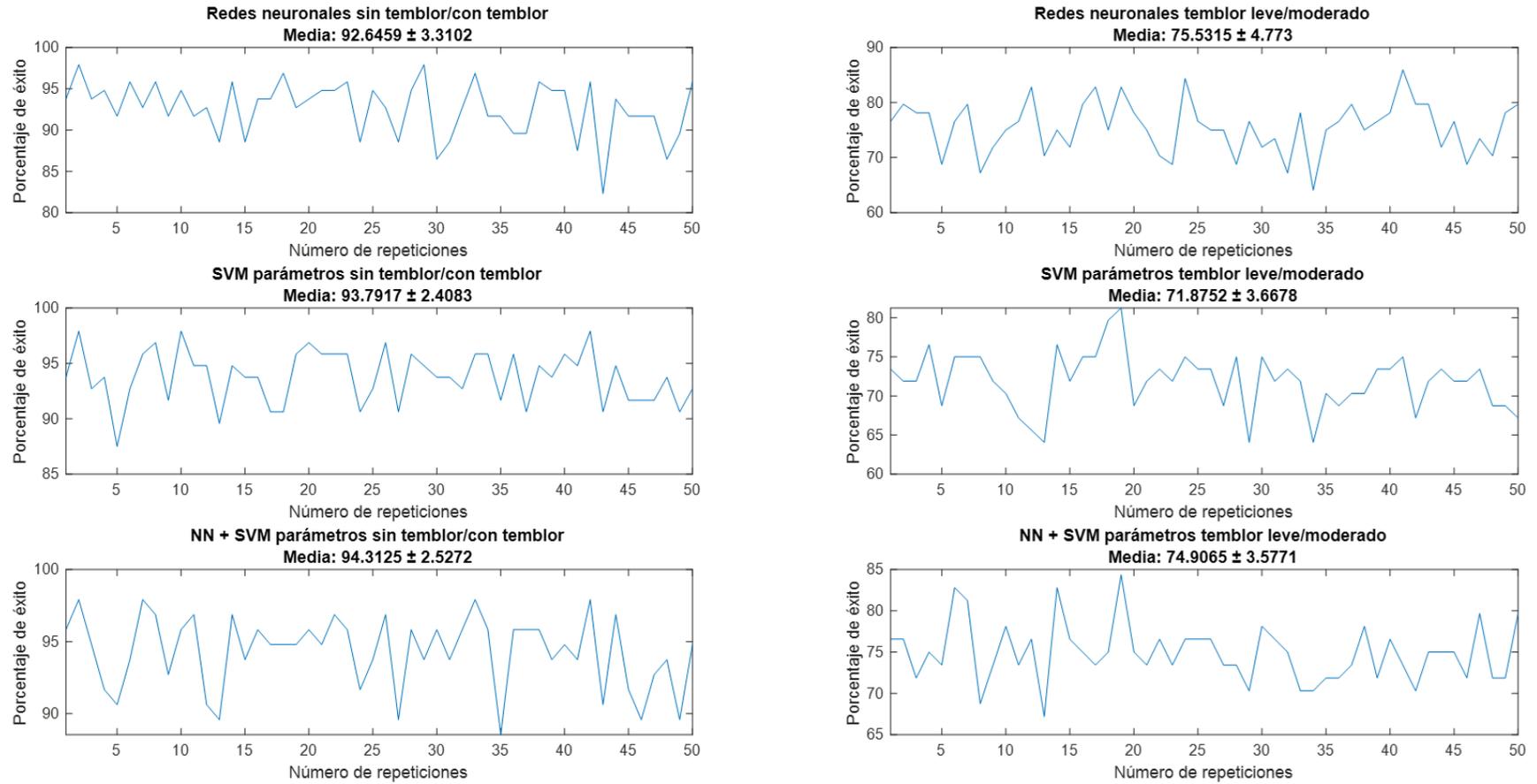


Figura A.13. Validaciones utilizando el 70% de las muestras para entrenamiento (parte I).

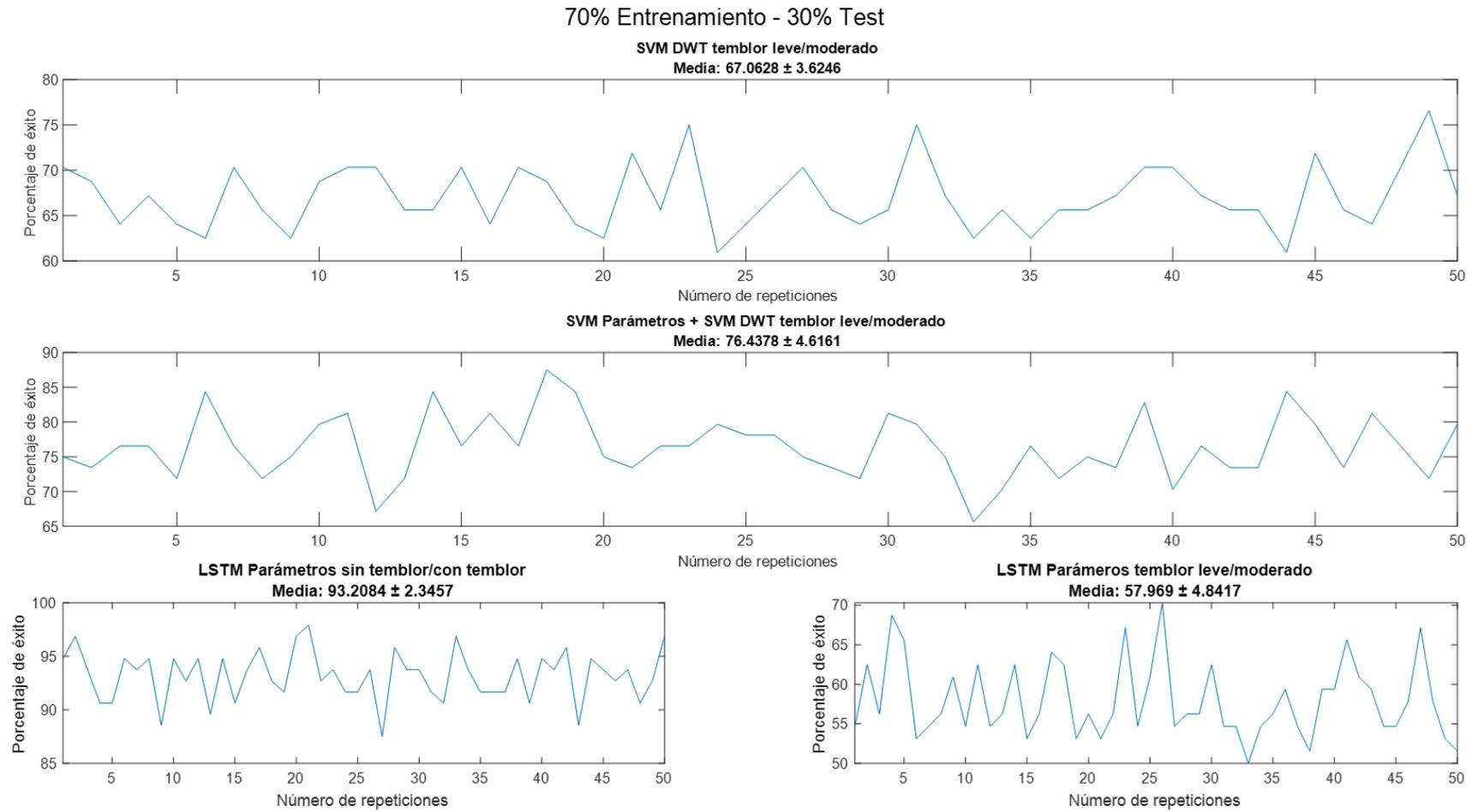


Figura A.14. Validaciones utilizando el 70% de las muestras para entrenamiento (parte II).

80% Entrenamiento - 20% Test

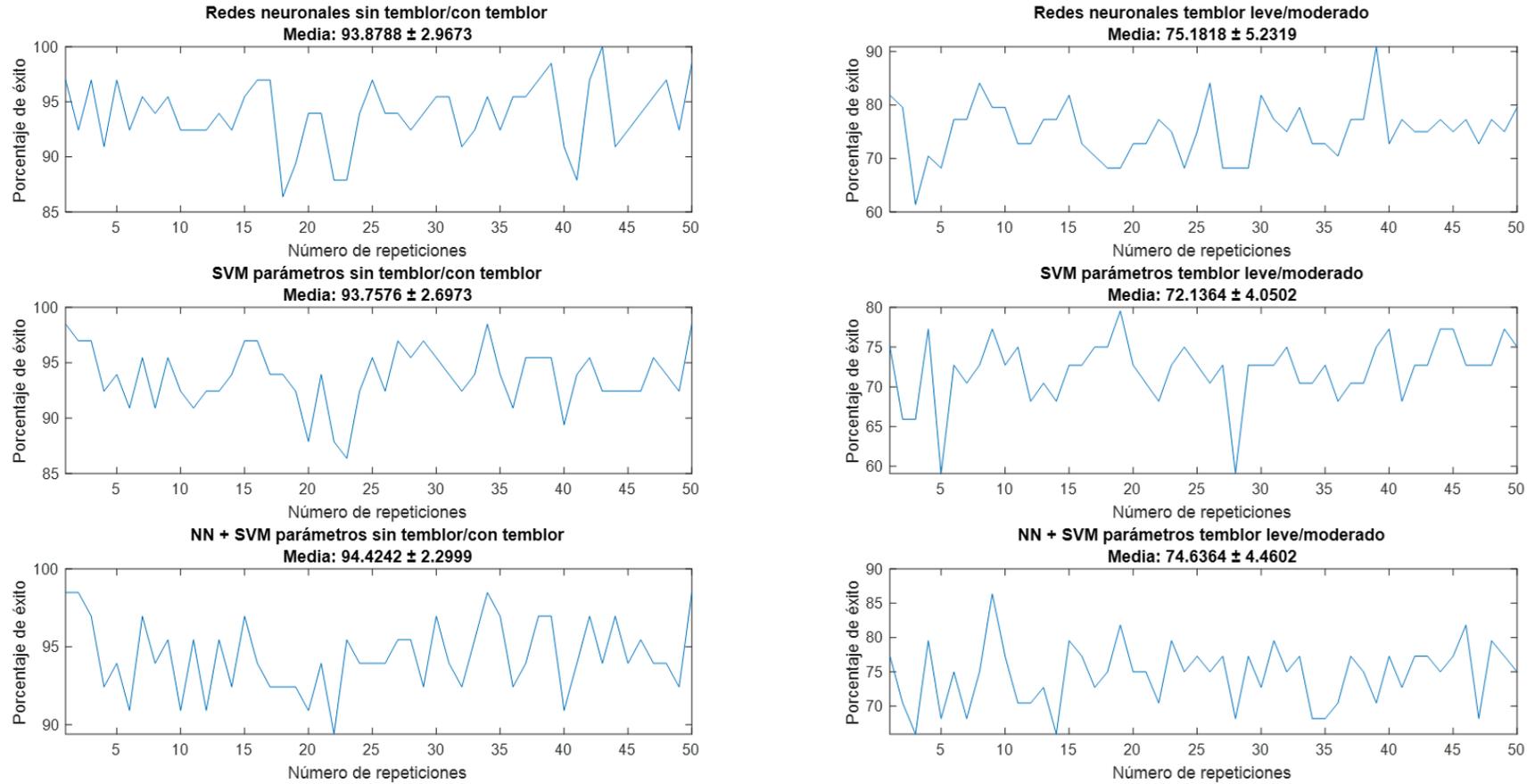


Figura A.15. Validaciones utilizando el 80% de las muestras para entrenamiento (parte I).

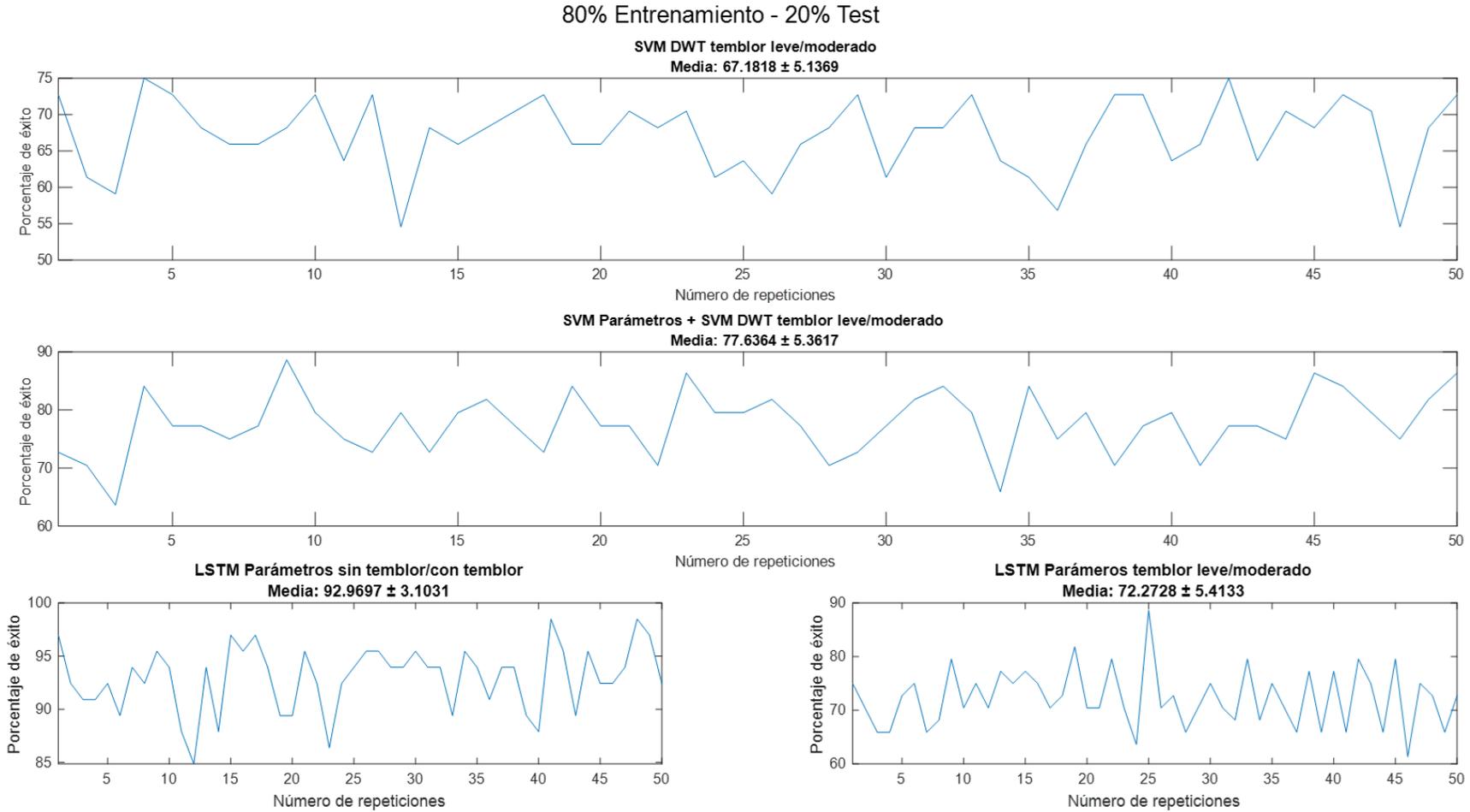


Figura A.16. Validaciones utilizando el 80% de las muestras para entrenamiento (parte II).

Anexo 3. Resultados experimento final

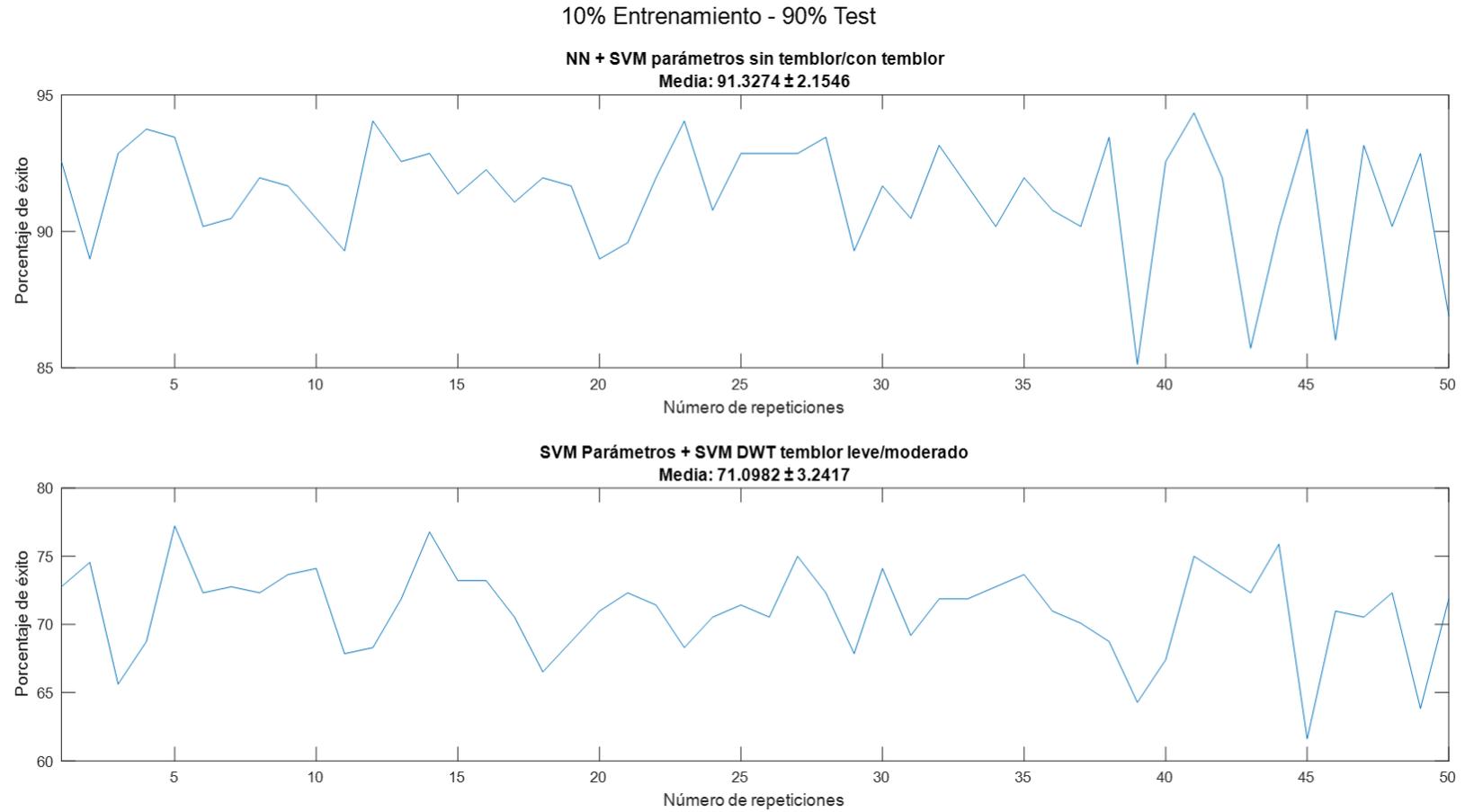


Figura A.17. Experimento final utilizando el 10% de las muestras para entrenamiento.

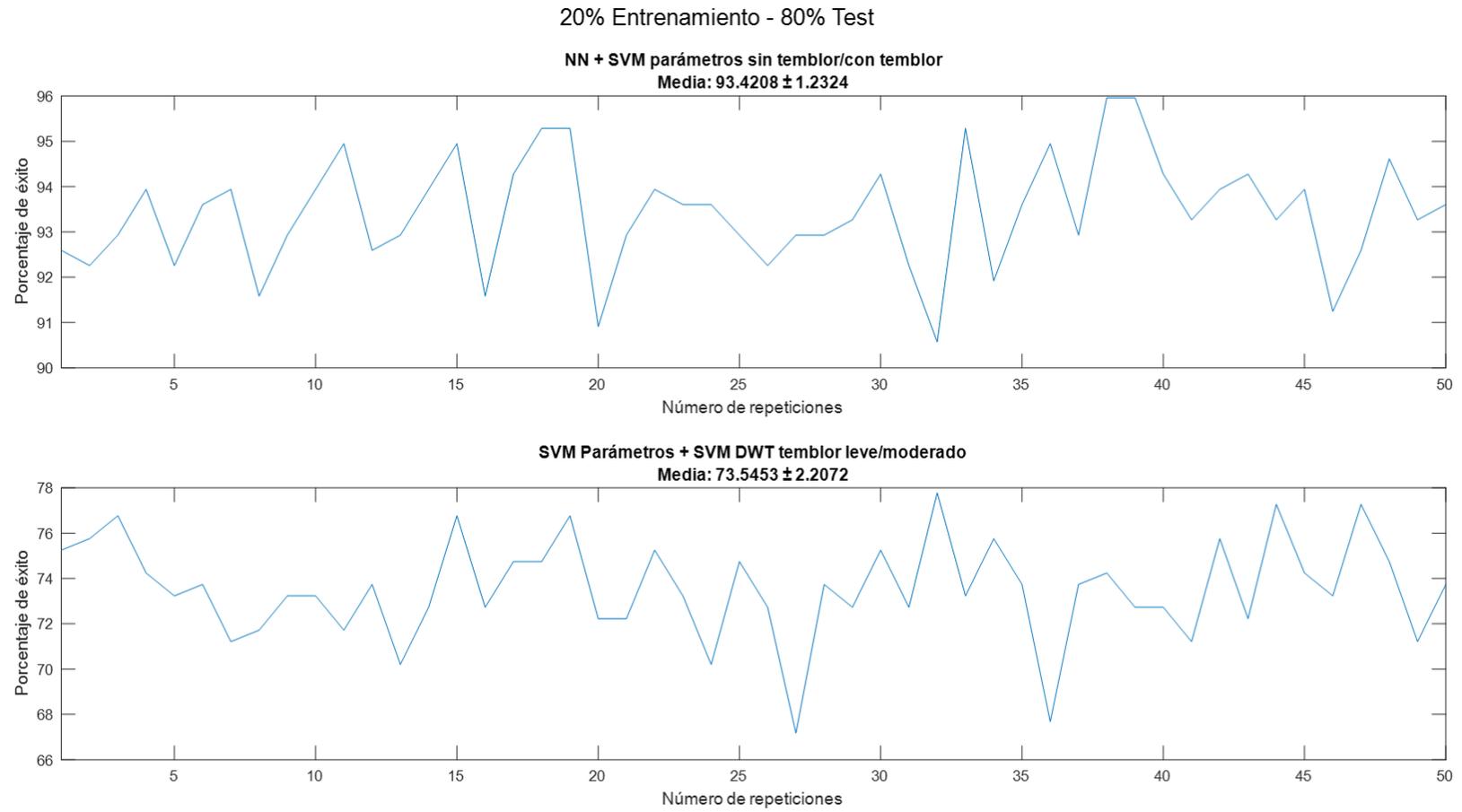


Figura A.18. Experimento final utilizando el 20% de las muestras para entrenamiento.

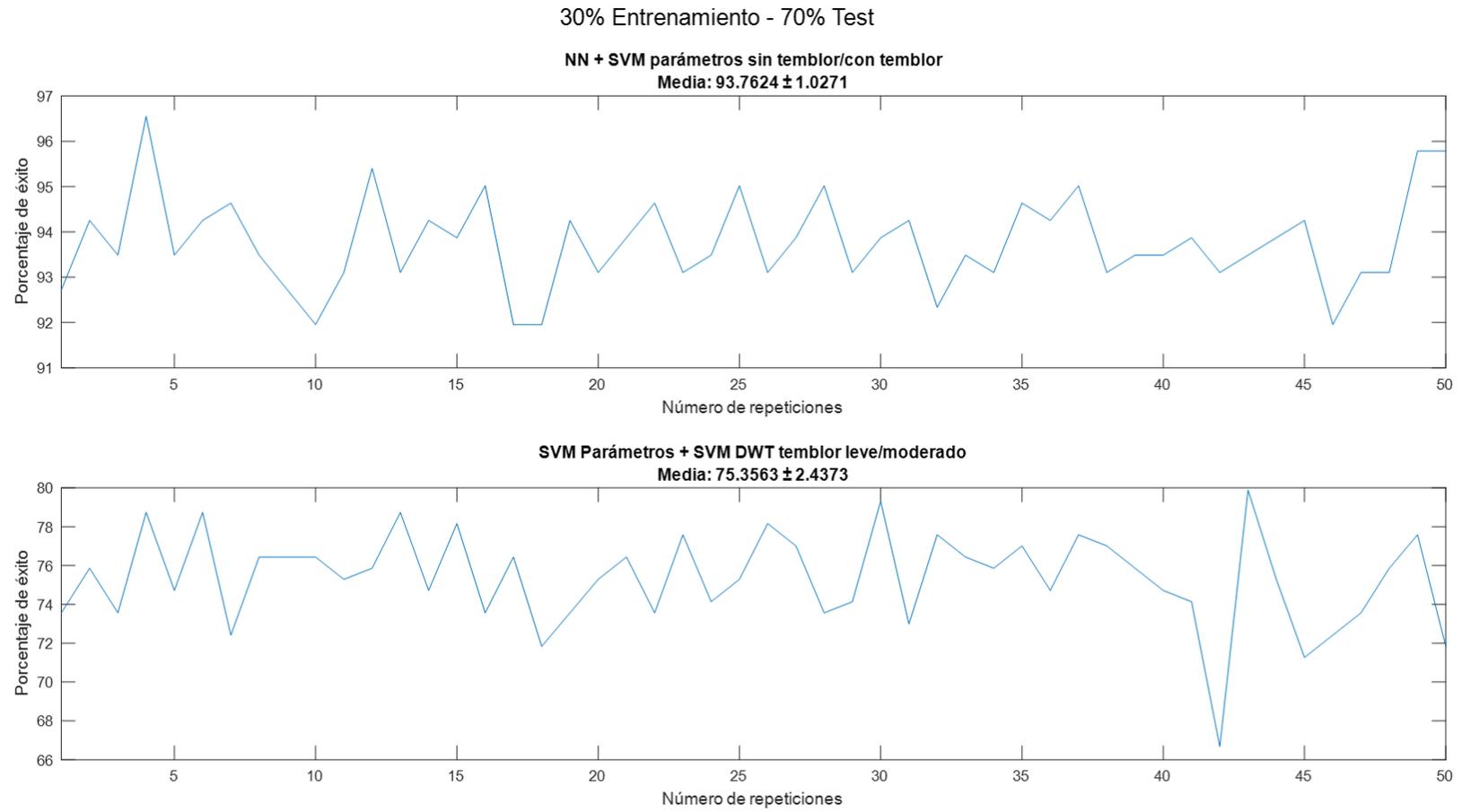


Figura A.19. Experimento final utilizando el 30% de las muestras para entrenamiento.

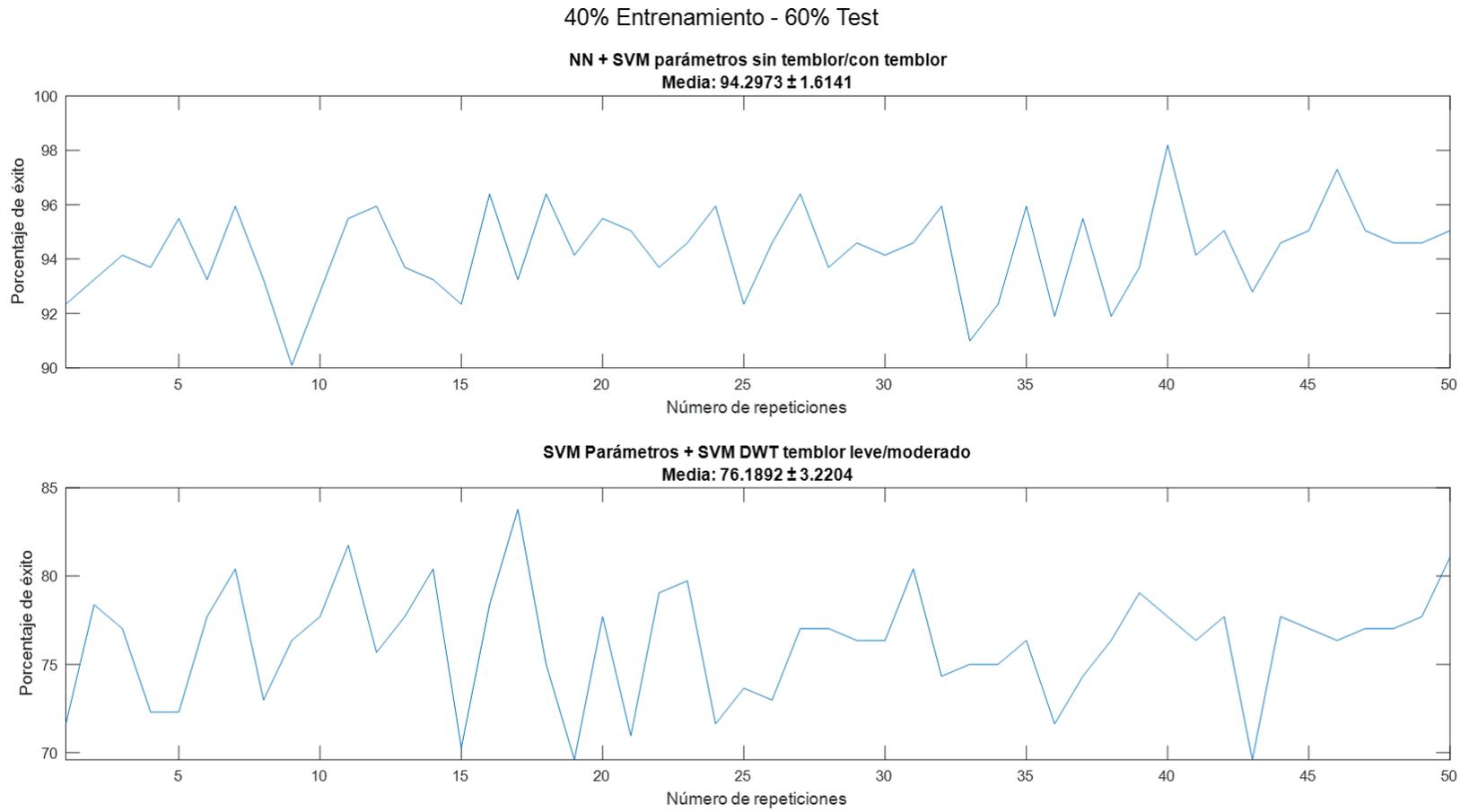


Figura A.20. Experimento final utilizando el 40% de las muestras para entrenamiento.

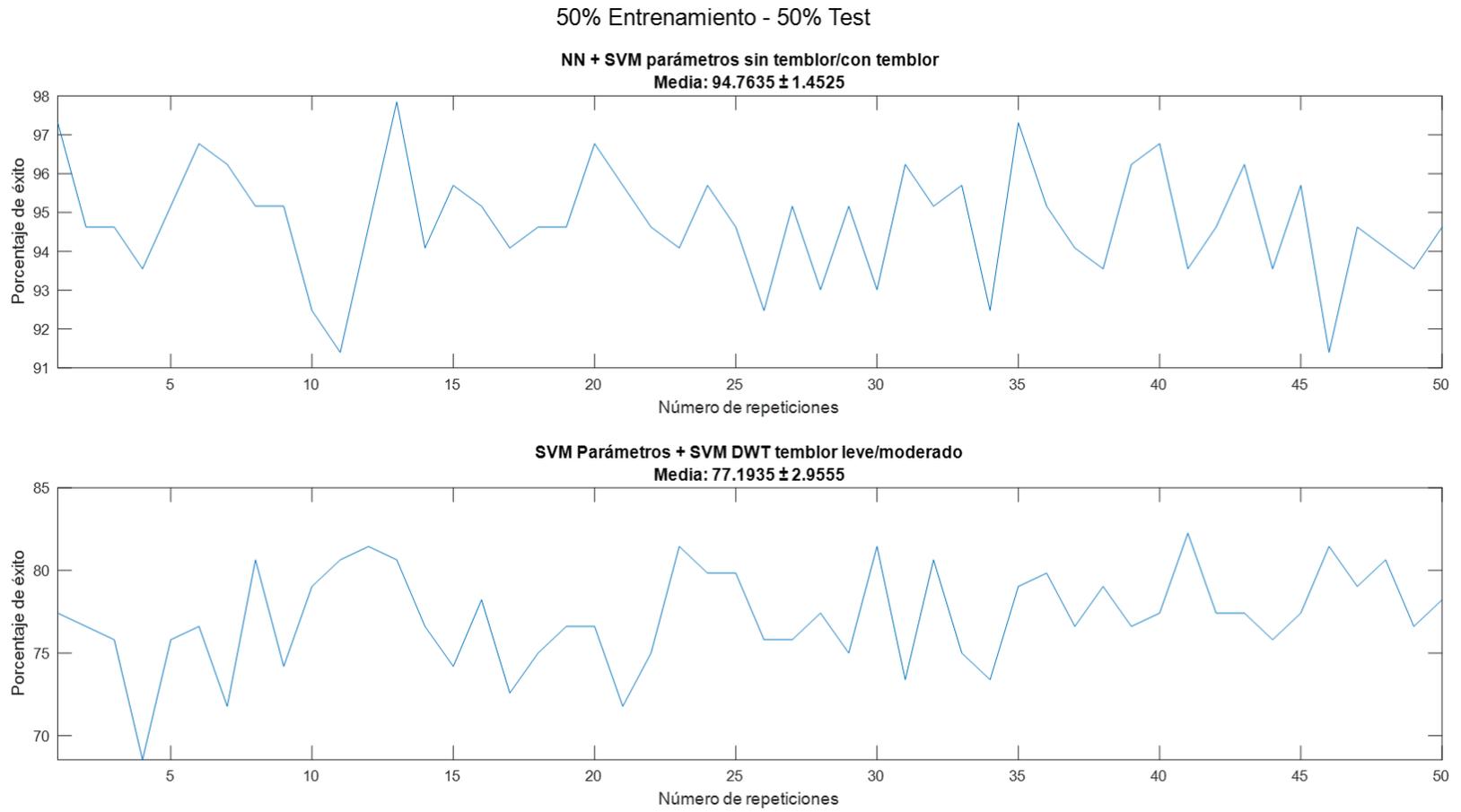


Figura A.21. Experimento final utilizando el 50% de las muestras para entrenamiento.

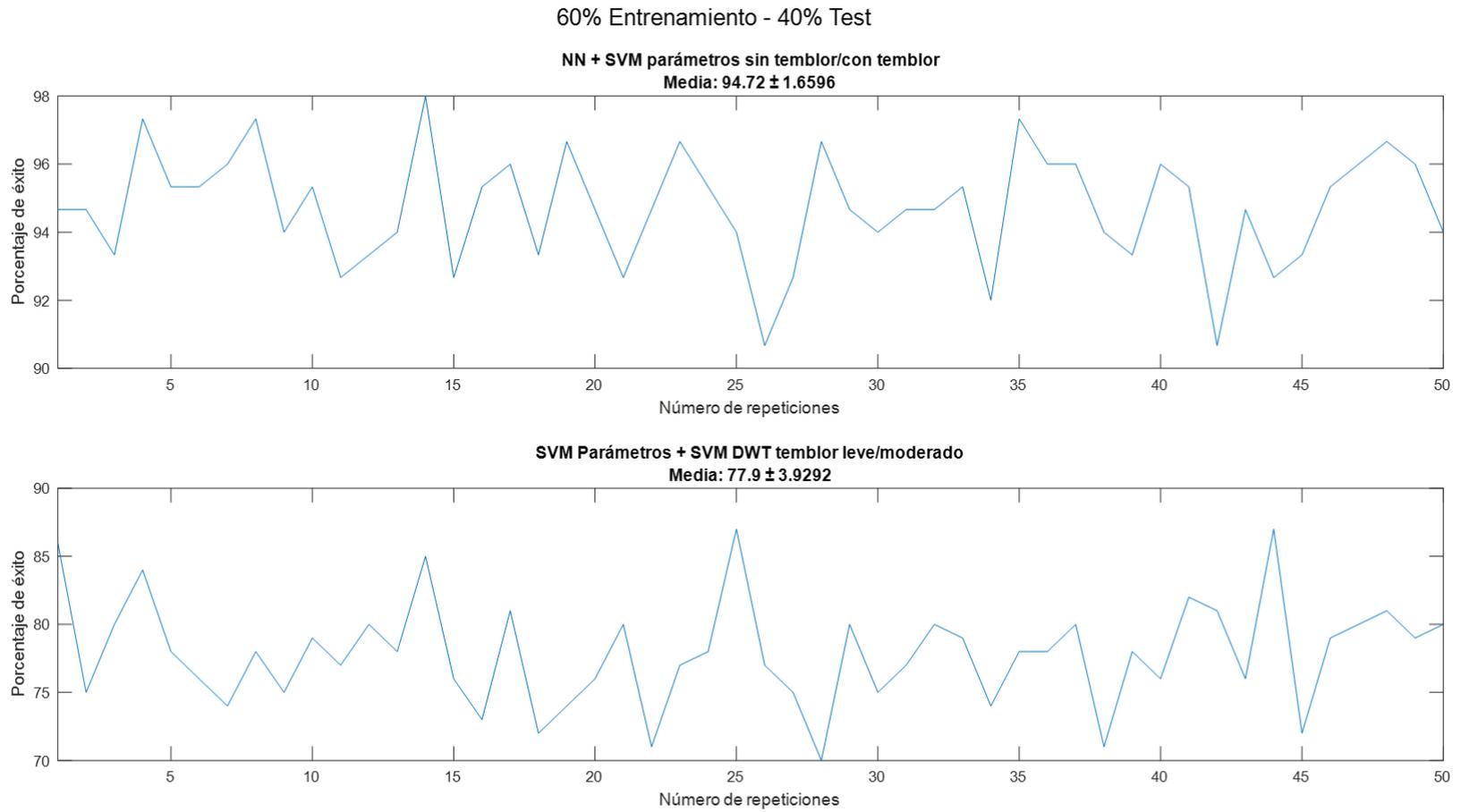


Figura A.22. Experimento final utilizando el 60% de las muestras para entrenamiento.

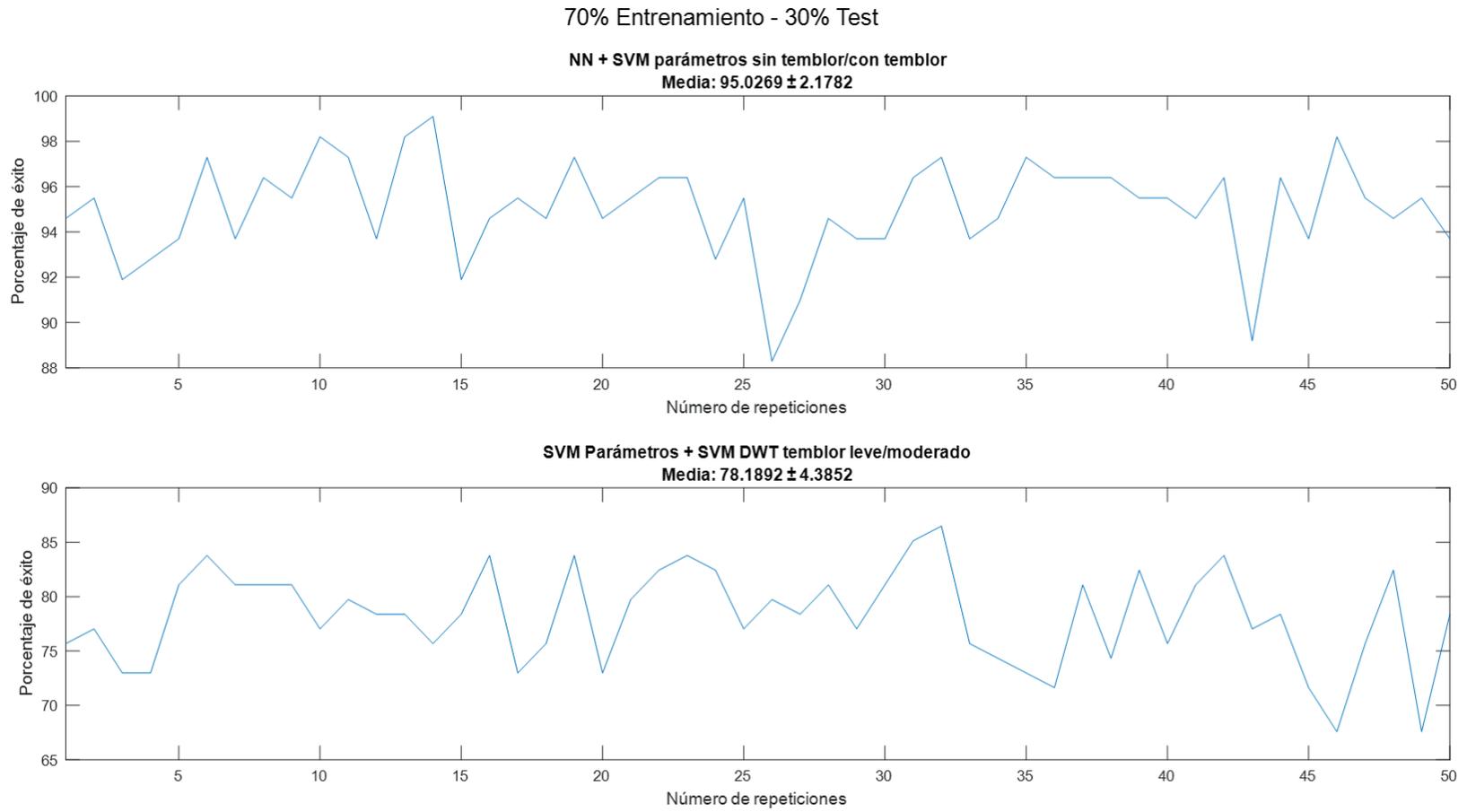


Figura A.23. Experimento final utilizando el 70% de las muestras para entrenamiento.

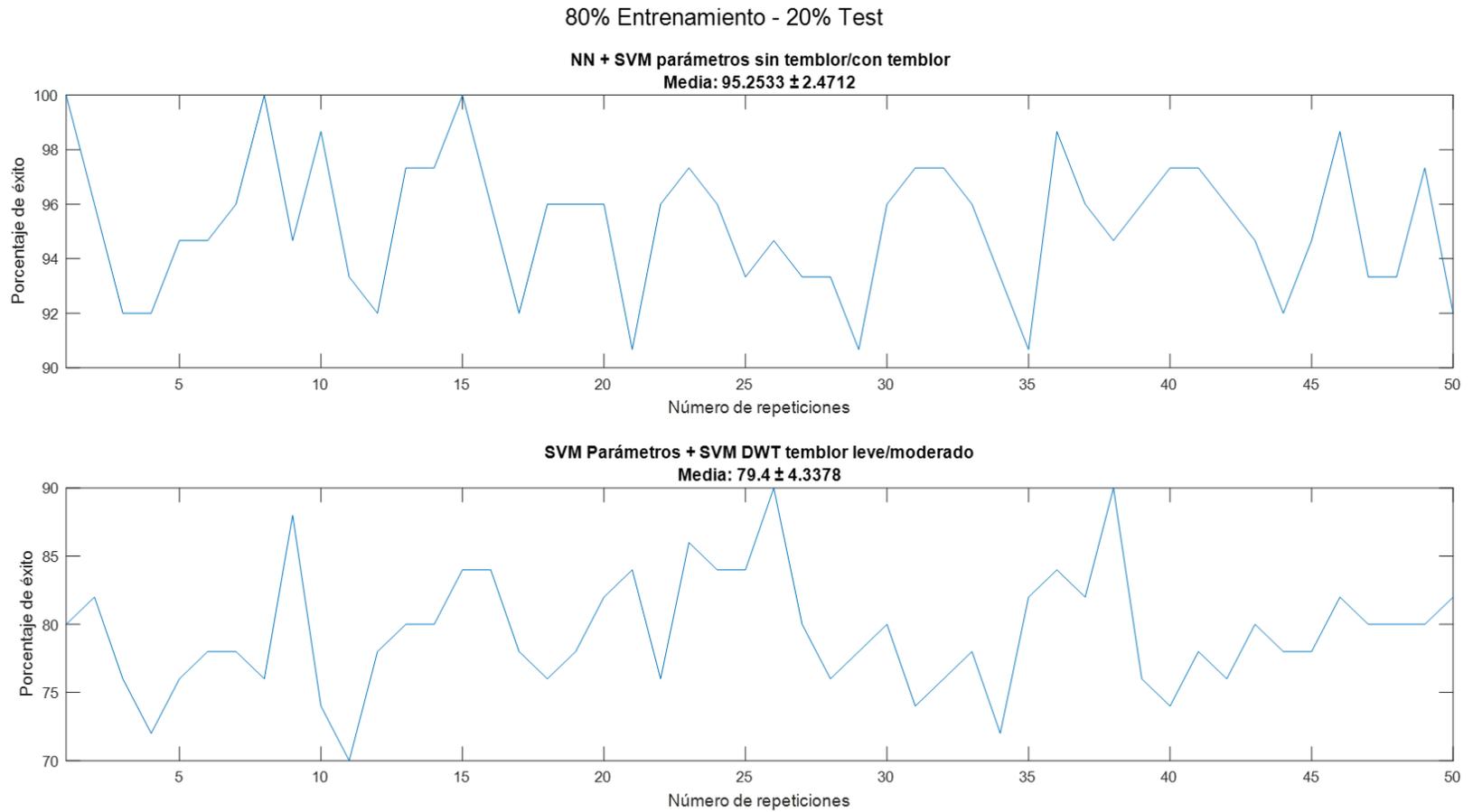


Figura A.24. Experimento final utilizando el 80% de las muestras para entrenamiento.

Anexo 4. Versión preliminar del programa final

En este anexo se presentan una serie de imágenes en las que se muestran una versión preliminar del programa que integra tanto la parte de grabación como la parte de clasificación.

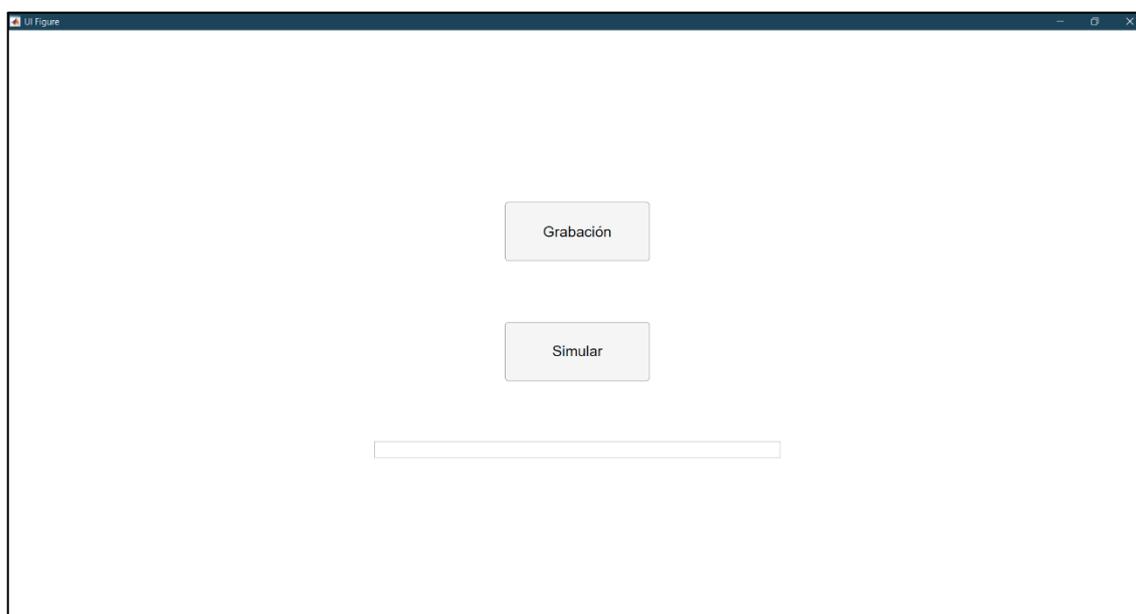


Figura A.25. Vista inicial.

Como se observa, el programa está compuesto por dos botones: con el primero es posible acceder a la parte de grabación y con el segundo se realiza la clasificación de la muestra que ha sido grabada con anterioridad o de otra que se desee analizar en otro momento. Los resultados de dicha clasificación aparecen bajo el cuadro de texto situado bajo los botones.

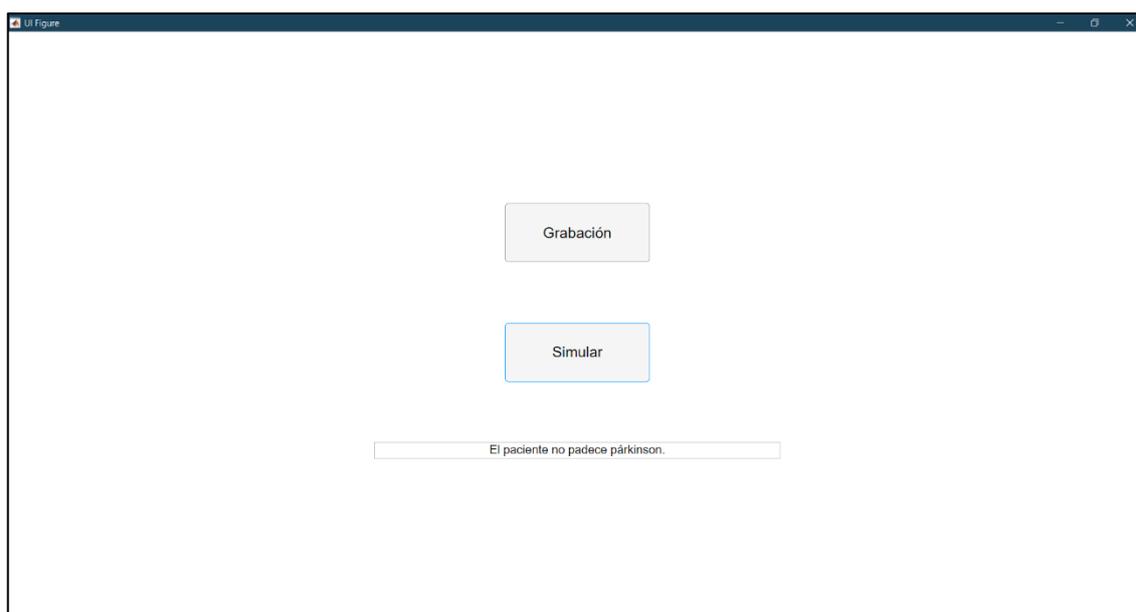


Figura A.26. Resultados simulación (parte I).



Figura A.27 Resultados simulación (parte II).

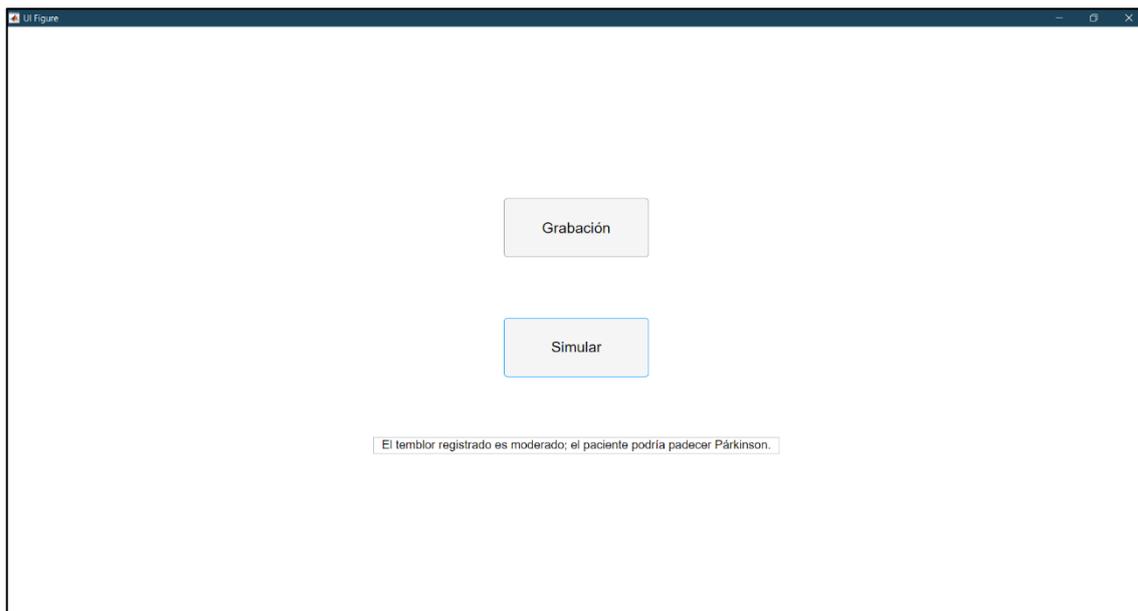


Figura A.28 Resultados simulación (parte III).