

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ

FACULTAD DE CIENCIAS E INGENIERÍA



**Evaluación Cuantitativa de la Prueba de Golpeteo de Dedos
en Pacientes con Parkinson mediante un Algoritmo basado en
Técnicas de Visión por Computadora**

Tesis para obtener el Título Profesional de Ingeniero Electrónico

AUTOR

Harif Joe Meza Rojas

ASESORES

PhD. Stefano Enrique Romero Gutiérrez

PhD. Benjamín Castañeda Aphan

Lima, 3 de octubre de 2024


Informe de Similitud

Yo, Stefano Enrique Romero Gutierrez, docente de la Facultad de Ciencias e Ingeniería de la Pontificia Universidad Católica del Perú, asesor de la tesis de investigación titulado “Evaluación Cuantitativa de la Prueba de Golpeteo de Dedos en Pacientes con Parkinson mediante un Algoritmo basado en Técnicas de Visión por Computadora”, del autor Harif Joe Meza Rojas,

dejo constancia de lo siguiente:

- El mencionado documento tiene un índice de puntuación de similitud de 15%. Así lo consigna el reporte de similitud emitido por el software *Turnitin* el 03/10/2024.
- He revisado con detalle dicho reporte y la Tesis o Trabajo de Suficiencia Profesional, y no se advierte indicios de plagio.
- Las citas a otros autores y sus respectivas referencias cumplen con las pautas académicas.

Lugar y fecha: Lima, 03 de octubre del 2024

Apellidos y nombres del asesor / de la asesora: <u>Romero Gutierrez, Stefano Enrique</u>	
DNI: 46011069	Firma 
ORCID: https://orcid.org/0000-0001-6092-1395	

Resumen

La enfermedad de Parkinson es un trastorno neurodegenerativo crónico y progresivo. En la actualidad, se usan diversas escalas que permiten determinar el nivel de gravedad en los pacientes. Sin embargo, estas tienen un carácter subjetivo. En la presente tesis, se analiza, a partir de la segmentación de videos, la prueba denominada Golpeteo de dedos que pertenece a la escala MDS-UPDRS y se clasifica a los pacientes en niveles de gravedad a través de medidas estadísticas del golpeteo con la finalidad de implementar un algoritmo que mantenga su rendimiento incluso cuando se incremente la data a analizar y contribuya a la telemedicina. Se trabajó con una base de datos que incluye videos de voluntarios sanos y pacientes con la enfermedad de Parkinson. Cada video es segmentado de forma manual y automática utilizando un algoritmo basado en MediaPipe Hands con la finalidad de obtener una señal que represente el golpeteo de dedos del paciente. A partir de la señal, se extrajeron cuatro métricas tanto de la amplitud como del periodo: (1) coeficiente de variación, (2) mediana, (3) media y (4) desviación estándar. Para la clasificación, se aplicó K-means con una clusterización de valor 4 que involucra los niveles de gravedad comprendidos en el rango de 0-3. Finalmente, se compara la clasificación de K-means con los puntajes asignados por médicos de la Universidad de Rochester para calcular la correlación. Tras cumplir con el desarrollo de las diversas etapas propuestas en la metodología de solución, se obtuvieron valores de 82% y 88% para diferentes conjuntos de datos. A partir de los resultados, se concluye que el algoritmo implementado permite la automatización del análisis del golpeteo de dedos a través de técnicas de visión por computadora y algoritmos de clasificación.

A mis padres, Aníbal y Vasti, por su confianza que ha sido clave para alcanzar mis metas. Su apoyo inquebrantable y su optimismo ha sido mi mayor motivación. Este logro es suyo.

A mi hermano, Harim, por ser una inspiración constante a lo largo de mis estudios. Gracias por estar a mi lado siempre e impulsarme a ser mi mejor versión.

A Yassir y Joyce, más que mis primos, hermanos y modelos a seguir. Gracias por su apoyo incondicional y por siempre tenerme presente.

A mis tías Miryam, Judith, Esperanza, y a mi tío Heber por su constante ayuda y cuidado. Gracias a toda mi familia en general por su confianza depositada en mí.

A mis mejores amigos Piero, Hugo, Sebas, David, Roddy y Leo. Gracias por acompañarme a lo largo de todos estos años. Sé que siempre puedo contar con ustedes.

A Vivi, gran amiga y compañera a través de todos los cursos, que estuvo siempre a mi lado para celebrar cada logro, por pequeño que fuera. Su amistad es invaluable y cada momento compartido queda en mí.

A mis amigos del Laboratorio de Imágenes Médicas, Ingeniería Electrónica y de la Universidad en general. Su amabilidad, humor y apoyo inquebrantable han hecho posible este logro.

A mi asesor y gran amigo Stefano, por su guía, consideración y confianza en todo momento y en todo ámbito que fuera posible. Es un honor tenerlo como asesor

Al Dr. Benjamín Castañeda, por su constante ayuda, recomendaciones y palabras de ánimo; gracias por sus invaluable consejos y dirección. Es un honor tenerlo como asesor.

Al Dr. Karlo Lizárraga y a sus colegas por su vocación de ayuda y aportes que fueron cruciales en el desarrollo de la investigación desde la perspectiva médica.

A la Pontificia Universidad Católica del Perú por haber contribuido a mi desarrollo profesional y haber permitido que cumpla y siga cumpliendo mis metas.

Tabla de contenidos

Resumen	I
Agradecimientos	II
Tabla de contenidos	III
Índice de figuras	V
Índice de tablas	VIII
Índice de ecuaciones	IX
Introducción	1
I Marco Problemático del Diagnóstico de Gravedad de Bradicinesia en Pacientes con Parkinson	2
1.1 Problemática	3
1.1.1 Parkinson	3
1.1.2 Bradicinesia	4
1.1.3 Escala MDS-UPDRS para Diagnóstico de Pacientes con Parkinson	5
1.1.4 Golpeteo de Dedos	7
1.2 Estado del Arte	9
1.2.1 Time Series Clustering to Examine Presence of Decrement in Parkinson's Finger-Tapping Bradykinesia	9
1.2.2 The Discerning Eye of Computer Vision: Can It Measure Parkinson's Finger Tap Bradykinesia	12
1.2.3 Vision-Based Method for Automatic Quantification of Parkinsonian Bradykinesia	15
1.2.4 Objective measurement of limb bradykinesia using a marker-less tracking algorithm with 2D-video in PD patients	17
1.3 Justificación	19
1.4 Objetivos	20
1.4.1 Objetivo General	20
1.4.2 Objetivos Específicos	20

II Marco Teórico del Diagnóstico de Gravedad de Bradicinesia en Pacientes con Parkinson	21
2.1 Levodopa como Medicamento para Parkinson	22
2.2 Características de Videos de Pacientes	23
2.2.1 Cuadro	23
2.2.2 Píxel	24
2.2.3 Segmentación de Índice y Pulgar en los Videos	25
2.3 Características de la Señal de Interés	26
2.3.1 Amplitud y Periodo	26
2.3.2 Señal Periódica	27
2.4 Métricas Extraíbles de la Señal de Interés y Correlación	28
2.4.1 Mediana, Media Aritmética, Desviación Estándar y Coeficiente de Variación	28
2.4.2 Correlación	29
III Implementación de Algoritmo para Evaluar la Bradicinesia en Pacientes con Parkinson	31
3.1 Resolución del comité de ética	32
3.2 Concepto de Solución y Diagrama de Bloques	33
3.3 Metodología	35
3.3.1 Grupo de Investigación Parkinson en los Andes y Protocolo de Adquisición del primer Dataset	35
3.3.2 Procesamiento y Extracción de Métricas del Primer Dataset	37
3.3.3 Protocolo de Adquisición del Segundo Dataset	41
3.3.4 Procesamiento y Extracción de Métricas del segundo Dataset	44
3.3.5 Clasificación y Correlación	47
IV Resultados de la Implementación del Algoritmo para Clasificar a Pacientes con Parkinson	49
4.1 Condiciones de Implementación	50
4.1.1 Herramientas de Software	50
4.1.2 Dispositivos Empleados	50
4.2 Resultados del primer Dataset	51
4.3 Resultados del segundo Dataset	60
4.4 Clasificación y Correlación	69
4.5 Discusión	74
Conclusiones	75
Recomendaciones	77
Bibliografía	79

Índice de figuras

1.1	Prueba de golpeteo de dedos de la escala MDS-UPDRS [8].	7
1.2	Puntuación en la escala de 0 a 4 según la gravedad del golpeteo de dedos en la escala MDS-UPDRS [11].	8
1.3	Muestra de señal original y señal filtrada con SG [8].	10
1.4	Muestra de extracción de envelope para señales sinusoidales [8].	10
1.5	(a) Muestra de conjunto de señales y (b) Diferenciación entre media aritmética y DBA de las señales [8].	11
1.6	Visualización de resultados de K-DBA según lo hallado por [8].	11
1.7	Muestra de mapeo de puntos de interés en mano de paciente [6].	12
1.8	Caracterización de amplitud, velocidad y ritmo del golpeteo de dedos [6].	13
1.9	Correlación de velocidad según puntuaciones de médicos y calculadas por computadora en [6].	14
1.10	Correlación de amplitud según puntuaciones de médicos y calculadas por computadora en [6].	14
1.11	Correlación de ritmo según puntuaciones de médicos y calculadas por computadora en [6].	15
1.12	Etapas de procesamiento de señal obtenidas como parte del algoritmo propuesto por [13].	16
1.13	Resultados del análisis de correlación logrado por [14].	18
2.1	Muestra de secuencia de cuadros en grabación de paciente. Elaboración propia.	23
2.2	Muestra de selección de píxeles en grabación de paciente. Elaboración propia. .	24
2.3	Segmentación de los dedos índice y pulgar de forma manual. El eje 'x' representa el número de cuadro. El eje 'y' representa la distancia entre los dedos índice y pulgar expresada en píxeles. Elaboración propia.	25
2.4	Amplitud y periodo en señal segmentada. El eje 'x' representa el número de cuadro. El eje 'y' representa la distancia entre los dedos índice y pulgar expresada en píxeles. Elaboración propia.	26
2.5	Disminución de amplitud en señal obtenida. El eje 'x' representa el número de cuadro. El eje 'y' representa la distancia entre los dedos índice y pulgar expresada en píxeles. Elaboración propia.	27
3.1	Diagrama de bloques general de solución. Elaboración propia.	33
3.2	Diagrama de bloques de solución dividido por etapa. Elaboración propia. . . .	34

3.3	Adquisición del grupo de investigación Parkinson en los andes. Elaboración propia.	35
3.4	Paciente grabado con protocolo de adquisición primario. Elaboración propia.	36
3.5	Segmentación manual de video de paciente #9. Elaboración propia.	38
3.6	Segmentación automática de video de paciente #9. Elaboración propia.	39
3.7	Superposición de señales obtenidas a partir de la segmentación manual y automatizada del Paciente #3. El eje 'x' representa el número de cuadro. El eje 'y' representa la distancia entre los dedos índice y pulgar expresada en píxeles. Elaboración propia.	39
3.8	Procesamiento video de paciente Parkinson #9. El eje 'x' representa el número de cuadro. El eje 'y' representa la distancia entre los dedos índice y pulgar expresada en píxeles. Elaboración propia.	40
3.9	Paciente grabado en el segundo dataset. Elaboración propia.	43
3.10	Segmentación manual de video de Voluntario #1. Elaboración propia.	45
3.11	Segmentación automática de video de Voluntario #1. Elaboración propia.	45
3.12	Superposición de señales obtenidas a partir de la segmentación manual y automatizada del Voluntario #3. El eje 'x' representa el número de cuadro. El eje 'y' representa la distancia entre los dedos índice y pulgar expresada en píxeles. Elaboración propia.	46
3.13	Proceso de detección de picos para video de voluntario #7 con características de Parkinson. El eje 'x' representa el número de cuadro. El eje 'y' representa la distancia entre los dedos índice y pulgar expresada en píxeles. Elaboración propia.	47
4.1	Error relativo porcentual del coeficiente de variación de la amplitud para pacientes Parkinson. Elaboración propia.	52
4.2	Error relativo porcentual de la mediana de la amplitud para pacientes Parkinson. Elaboración propia.	53
4.3	Error relativo porcentual de la media de la amplitud para pacientes Parkinson. Elaboración propia.	54
4.4	Error relativo porcentual de la desviación estándar de la amplitud para pacientes Parkinson. Elaboración propia.	55
4.5	Error relativo porcentual del coeficiente de variación del periodo para pacientes Parkinson. Elaboración propia.	56
4.6	Error relativo porcentual de la mediana del periodo para pacientes Parkinson. Elaboración propia.	57
4.7	Error relativo porcentual de la media del periodo para pacientes Parkinson. Elaboración propia.	58
4.8	Error relativo porcentual de la desviación estándar del periodo para pacientes Parkinson. Elaboración propia.	59
4.9	Error relativo porcentual de las 8 métricas para los videos de pacientes Parkinson. Elaboración propia.	60
4.10	Error relativo porcentual del coeficiente de variación de la amplitud para voluntarios. Elaboración propia.	61

4.11	Error relativo porcentual de la mediana de la amplitud para voluntarios. Elaboración propia.	62
4.12	Error relativo porcentual de la media de la amplitud para voluntarios. Elaboración propia.	63
4.13	Error relativo porcentual de la desviación estándar de la amplitud para voluntarios. Elaboración propia.	64
4.14	Error relativo porcentual del coeficiente de variación del periodo para voluntarios. Elaboración propia.	65
4.15	Error relativo porcentual de la mediana del periodo para voluntarios. Elaboración propia.	66
4.16	Error relativo porcentual de la media del periodo para voluntarios. Elaboración propia.	67
4.17	Error relativo porcentual de la desviación estándar del periodo para voluntarios. Elaboración propia.	68
4.18	Error relativo porcentual de las 8 métricas para los videos de voluntarios. Elaboración propia.	69
4.19	Correlación de data de clasificación entre puntuaciones de médicos y puntuaciones de K-means. Elaboración propia.	72
4.20	Correlación de data de validación entre puntuaciones de médicos y puntuaciones de K-means. Elaboración propia.	72
4.21	Matriz de confusión de data de clasificación entre puntuaciones de médicos y puntuaciones de K-means. Elaboración propia.	73
4.22	Matriz de confusión de data de validación entre puntuaciones de médicos y puntuaciones de K-means. Elaboración propia.	73

Índice de tablas

1.1	Partes de la escala MDS-UPDRS. Elaboración propia a partir de [11].	5
1.2	Características a evaluar en la parte 3 de la escala MDS-UPDRS. Elaboración propia a partir de [11].	6
1.3	Resumen del estado del arte. Elaboración propia a partir de [8], [6], [13] y [14].	9
1.4	Lista de puntos de interés seleccionados. Elaboración propia a partir de [6]. . .	13
3.1	Cantidad de videos adquiridos en el primer dataset. Elaboración propia.	37
3.2	Métricas a evaluar para las señales obtenidas. Elaboración propia	41
3.3	Cantidad de videos adquiridos en el segundo dataset. Elaboración propia. . . .	44
4.1	Librerías y toolboxes usados. Elaboración propia.	50
4.2	Puntuaciones de médicos vs clasificación por K-means para data de clasificación. Elaboración propia.	70
4.3	Puntuaciones de médicos vs clasificación por K-means para data de validación. Elaboración propia.	71

Índice de ecuaciones

2.1 Fórmula de media aritmética.	28
2.2 Fórmula de desviación estándar.	29
2.3 Fórmula de coeficiente de variabilidad.	29
2.4 Fórmula de correlación.	29



Introducción

La enfermedad de Parkinson es un trastorno neurodegenerativo que se caracteriza por ser crónico y progresivo. La Bradicinesia, característica principal del Parkinson, se manifiesta en el entecimiento de la actividad motora y es evaluada en el diagnóstico de la enfermedad. Para la evaluación de pacientes con Parkinson se hace uso de diversas escalas médicas que proponen métodos de evaluación. Entre ellas, resalta el uso de la escala MDS-UPDRS. Dentro de las diversas pruebas que evalúa, se encuentra el Golpeteo de dedos. Para evaluar el nivel de gravedad a partir del análisis de esta prueba, se demanda precisión y agudeza visual que no siempre puede ser garantizada por parte del médico encargado. Siendo el diagnóstico un componente vital para la prescripción de medicamentos, se hace necesario contar con una herramienta que permita clasificar cuantitativamente a los pacientes según los niveles de gravedad que presentan.

El objetivo principal es implementar un algoritmo que permita evaluar cuantitativamente la gravedad de la Bradicinesia en pacientes con Parkinson. Con la finalidad de lograr ello, se usa herramientas de software tales como Python 3.10, MATLAB, Versión 9.12.0 (R2022a) y dispositivos electrónicos tales como una cámara Logitech modelo C925E, un smartphone de marca Samsung modelo Note 10+ y una laptop de marca Lenovo modelo 9 14ITL05.

El presente trabajo está dividido en cuatro capítulos. El primer capítulo presenta la problemática, la incidencia de Parkinson a nivel mundial y local, el método actual de clasificación de nivel de gravedad de los pacientes, los proyectos de investigación relacionados a la cuantificación de la evaluación, la justificación y enuncia los objetivos. El segundo capítulo presenta el marco teórico e introduce descripciones de conceptos tales como la levodopa – medicamento usado contra el Parkinson. Además, describe las características de los videos adquiridos y las características relevantes de la señal de interés. Adicionalmente, describe las métricas que se extraerán de la señal de interés. El tercer capítulo evidencia la aprobación del Comité de Ética de la Investigación para Ciencias de la Vida y Tecnología, introduce el concepto de solución y detalla cada etapa de la metodología que hace posible la implementación del algoritmo que permitirá evaluar cuantitativamente la Bradicinesia en pacientes con Parkinson. Finalmente, el cuarto capítulo introducen las herramientas de software utilizadas, los dispositivos empleados, las características de la data utilizada y presentan los resultados de las segmentación de los videos, la clasificación y el cálculo de la correlación, así como la interpretación y discusión de los resultados.

Capítulo I

Marco Problemático del Diagnóstico de Gravedad de Bradicinesia en Pacientes con Parkinson

El presente capítulo tiene como finalidad presentar la relevancia de la tesis mediante la explicación de los siguientes cuatro apartados: 1) la problemática, 2) el estado del arte, 3) la justificación y 4) los objetivos.

Se da inicio explicando la problemática mediante el uso de estadísticas de la incidencia de la enfermedad de Parkinson a nivel mundial y en el Perú. De igual manera, se introduce el concepto de Bradicinesia y se presenta la prueba denominada Golpeteo de Dedos como parte de la escala de evaluación de pacientes con Parkinson denominada MDS-UPDRS. En segundo lugar, se comentan proyectos de investigación relacionados. En tercer lugar, se enuncia la justificación mostrando la relevancia y las consecuencias positivas que la tesis trae. Finalmente, en cuarto lugar, se presentan tanto el objetivo general, como los objetivos específicos.

1.1. Problemática

1.1.1. Parkinson

La enfermedad de Parkinson es un trastorno neurodegenerativo que se manifiesta de manera crónica y progresiva en el individuo que la padece llegando a afectar su función motora [1]. El Parkinson se constituye, en la actualidad, como la segunda enfermedad neurodegenerativa con mayor incidencia en la población a nivel mundial y tiene una tendencia ascendente [2].

El Parkinson está comúnmente asociado con la presencia de temblores, movimientos involuntarios, pérdida de balance e inconsistencia en la función motora de los pacientes que afecta su calidad de vida [3]. Es por ello que su diagnóstico se centra principalmente en la evaluación de características detectadas cuando los pacientes realizan movimientos pautados por diversos protocolos (UPDRS, MDS-UPDRS, MBRS, etc.).

Si bien es cierto que no hay un consenso respecto de las cifras de personas que padecen de este trastorno, se cuenta con información que permite delimitar el número de pacientes y brindar un mejor panorama. Este es el caso de Z. Lin [4] que afirma que la enfermedad de Parkinson afecta aproximadamente al 1% de la población mayor de 55 años de edad. En contraste, S. F. Desyansah [5] afirma que la enfermedad de Parkinson afecta al 1.47% de personas que tienen 60 o más años de edad. En relación a la cantidad de personas afectadas por la enfermedad de Parkinson, S. Williams [6] enuncia que, actualmente, se estima que la cantidad de casos es de aproximadamente 10 millones de personas a nivel mundial. Finalmente, el Ministerio de Salud (Minsa) [7] publicó una nota de prensa el año 2019 en la que indicaba que en el Perú 30 mil personas padecen de Parkinson y que cada año se detectan 3 mil nuevos casos.

1.1.2. Bradicinesia

La enfermedad de Parkinson se diagnostica, en la actualidad, a partir de observaciones del movimiento de los pacientes. Esto implica que los pacientes deben realizar determinados movimientos que son instruidos por los médicos a cargo de la evaluación. Las características que buscan extraer de la evaluación están relacionadas con el entorpecimiento del movimiento que se ve reflejado en dos aspectos principales: 1) disminución de amplitud máxima al realizar un movimiento repetitivo y 2) enlentecimiento al realizar un movimiento repetitivo [8]. Dicho conjunto de características se conoce como Bradicinesia y una definición más precisa la conceptualiza como una característica inherente del diagnóstico de la enfermedad de Parkinson que está comprendida como un inicio lento y una ejecución progresivamente decremental de la amplitud y velocidad del movimiento [9].

La evaluación precisa de la Bradicinesia es relevante en el diagnóstico del Parkinson. Sin embargo, la subjetividad en las escalas reduce su confiabilidad, lo que puede llevar a diagnósticos inconsistentes entre médicos y a repeticiones incómodas para los pacientes. Esta inexactitud también dificulta la elección del tratamiento y la dosis adecuada de levodopa, limitando la reducción de los síntomas motrices. [10].

1.1.3. Escala MDS-UPDRS para Diagnóstico de Pacientes con Parkinson

Con la finalidad de estandarizar el diagnóstico de la Bradicinesia en pacientes con Parkinson, se emplean escalas que dictaminan los protocolos a seguir y puntos a evaluar en los pacientes. En la presente tesis, se emplea como referencia la escala MDS-UPDRS que es patrocinada por la Sociedad de Trastornos del Movimiento (MDS) que, a su vez, se basa en la crítica del Grupo de Expertos en Escalas de Evaluación de la Enfermedad de Parkinson a la escala empleada anteriormente: Unified Parkinson's Disease Rating Scale (UPDRS). Es así como la escala MDS-UPDRS cubre de manera más detallada la caracterización de cada puntuación [11]. En palabras de Martínez-Manzanera, es el estándar de oro para el diagnóstico de los pacientes con Parkinson [12].

En la Tabla 1.3, se muestra que la estructura de la escala MDS-UPDRS está compuesta por cuatro partes:

Tabla 1.1: Partes de la escala MDS-UPDRS. Elaboración propia a partir de [11].

# Parte	Aspecto a Evaluar	Ítems
Parte 1	Experiencias no motoras de la vida diaria	13
Parte 2	Experiencias motoras de la vida diaria	13
Parte 3	Exploración motora	18
Parte 4	Complicaciones motoras	6

Dentro de esta categorización, cada parte se subdivide en actividades que el paciente debe realizar o en interrogantes que debe contestar. Estas actividades se llevan a cabo mientras el médico asigna puntuaciones para cada ítem según la gravedad detectada en el paciente.

Dentro de los cuatro apartados de la escala MDS-UPDRS, el análisis se centra en la parte 3 que involucra la exploración motora. En la Tabla 1.2, se muestran los 18 ítems que conforman dicha parte.

Tabla 1.2: Características a evaluar en la parte 3 de la escala MDS-UPDRS. Elaboración propia a partir de [11].

# Ítem	Características a Evaluar
3.1	Lenguaje
3.2	Expresión Facial
3.3	Rigidez - Cuello, MSD, MSI, MID, MII
3.4	Golpeteo de dedos - Mano derecha e izquierda
3.5	Movimiento de las manos - Mano derecha e izquierda
3.6	Pronación supinación - Mano derecha e izquierda
3.7	Golpeteo con los dedos de los pies - Pie derecho e izquierdo
3.8	Agilidad con las piernas - Pierna derecha e izquierda
3.9	Levantarse de la silla
3.10	Marcha
3.11	Congelación de la marcha
3.12	Estabilidad Postural
3.13	Postura
3.14	Espontaneidad global de movimientos
3.15	Temblo postural - Mano derecha e izquierda
3.16	Temblo de acción - Mano derecha e izquierda
3.17	Amplitud del temblor en reposo - MSD, MSI, MID, MII, Labio/mandíbula
3.18	Persistencia del temblor en reposo

Dentro de dicho conjunto de pruebas, apartado número 3.4 es el de mayor interés. En este apartado, se analiza el golpeteo de dedos en una persona con la enfermedad de Parkinson tanto en la mano derecha como en la mano izquierda.

1.1.4. Golpeteo de Dedos

La prueba de golpeteo de dedos forma parte del protocolo de diagnóstico de pacientes con la enfermedad de Parkinson que es requerido por la escala MDS-UPDRS. En la Figura 1.1 se observa cómo se caracteriza el movimiento que el paciente debe realizar. En el recuadro izquierdo, se observa que la mano está abierta y que la distancia entre las puntas de los dedos índice y pulgar tiene el mayor valor posible. Asimismo, se observa, en el recuadro derecho, que la mano se mantiene abierta; sin embargo, la distancia entre las puntas de los dedos índice y pulgar tienen el menor valor posible. A la realización consecutiva de dicho movimiento se le conoce como un golpeteo de dedos.



Figura 1.1: Prueba de golpeteo de dedos de la escala MDS-UPDRS [8].

Según el instructivo de la escala MDS-UPDRS [11], la prueba debe seguir los siguientes pasos: 1) explorar cada mano por separado, 2) hacer una demostración de la tarea antes de que el paciente la haga, 3) instruir al paciente a golpear el dedo índice con el pulgar tan rápida y ampliamente como sea posible y 4) puntuar cada lado por separado, evaluando velocidad, amplitud, titubeos, interrupciones y disminución de la amplitud.

En la Figura 1.2 se presentan los puntajes que el médico debe asignar según la inspección visual que realice de la secuencia de movimientos llevados a cabo según la escala MDS-UPDRS, así como los factores que debe tomar en consideración:

0: Normal	Sin problemas.
1: Mínimo	Cualquiera de los siguientes: a) el ritmo regular se rompe con una o dos interrupciones o titubeos en el movimiento de golpeteo; b) mínimo enlentecimiento; c) la amplitud disminuye cerca del final de los 10 golpeteos.
2: Leve	Cualquiera de los siguientes: a) de 3 a 5 interrupciones durante el golpeteo; b) enlentecimiento leve; c) la amplitud disminuye hacia la mitad de la secuencia de 10 golpeteos.
3: Moderado	Cualquiera de los siguientes: a) más de 5 interrupciones durante el golpeteo o al menos una interrupción más prolongada (congelación) durante el movimiento en curso; b) enlentecimiento moderado; c) la amplitud disminuye después del primer golpeteo.
4: Grave	No puede o apenas puede realizar la tarea debido a enlentecimiento, interrupciones o decrementos.

Figura 1.2: Puntuación en la escala de 0 a 4 según la gravedad del golpeteo de dedos en la escala MDS-UPDRS [11].

De lo mencionado, se observa que este conjunto de pruebas tiene factores que tienden a subjetivizarla. Tal es el caso de la experiencia en la inspección visual del médico que clasifica el enlentecimiento y la pérdida de amplitud en el movimiento. Es por tal razón que la prueba muestra disparidad entre puntuaciones de distintos médicos [12]. Finalmente, se debe resaltar que la prueba se realiza a los pacientes tanto en estadio OFF (sin medicamento), como en estadio ON (con medicamento).

1.2. Estado del Arte

Existen numerosas investigaciones enfocadas en el análisis de la enfermedad de Parkinson con técnicas computacionales. En la Tabla 1.3 se muestran algunos proyectos que son relevantes para esta temática. Estos trabajos evidencian la posibilidad de hallar tendencias que permiten analizar la Bradicinesia de pacientes con Parkinson y se muestra que es posible obtener una alta correlación con resultados de médicos que hacen uso de la escala MDS-UPDRS (entre otras), lo que indica que es posible clasificar cuantitativamente la Bradicinesia.

Tabla 1.3: Resumen del estado del arte. Elaboración propia a partir de [8], [6], [13] y [14].

Referencia	Característica(s) a extraer	Conclusiones del autor
[8]	Envelope	Se evidencia la existencia de un decremento lineal de la amplitud que se agrava a medida que el nivel de gravedad puntuado es mayor.
[6]	Amplitud, velocidad y ritmo	Se ve una correlación de valor 61 % para el análisis de la amplitud.
[13]	Amplitud (Distancia Euclidiana)	Se ve un rango de correlaciones entre 33 % y 90 % análisis de amplitud y periodo.
[14]	Amplitud	Se ve una correlación de valor 66 % para la variabilidad de periodo y 60 % para la media de la amplitud.

1.2.1. Time Series Clustering to Examine Presence of Decrement in Parkinson's Finger-Tapping Bradykinesia

Zhao *et al.* [8] desarrollaron un algoritmo en base de 137 videos grabados con un iPhone SE a 60 fps y una duración de 10 segundos. Los 137 videos fueron resultado de grabaciones realizadas a 69 participantes. La distribución fue de 39 participantes que padecían de Parkinson y de 30 personas sanas. Para el análisis, se distribuyeron 30 videos de manera aleatoria a 22 neurólogos con la finalidad de que ellos, haciendo uso de la escala MDRS, puedan puntuar la gravedad en una escala del 0 al 4.

Tras recolectar los videos, se hizo un mapeo de coordenadas de pixeles de los dedos índice y pulgar en cada cuadro haciendo uso del paquete de software Deeplabcut [15], [6]. Este mapeo

permitió generar señales en el tiempo que, tras pasar por el filtro Savirsky-Golay (SG) de orden 3 que se planteó para eliminar los errores del mapeo [8], fueron posteriormente usadas para realizar comparaciones con los resultados de médicos. La Figura 1.3 muestra las señales que se obtuvieron en esta etapa.

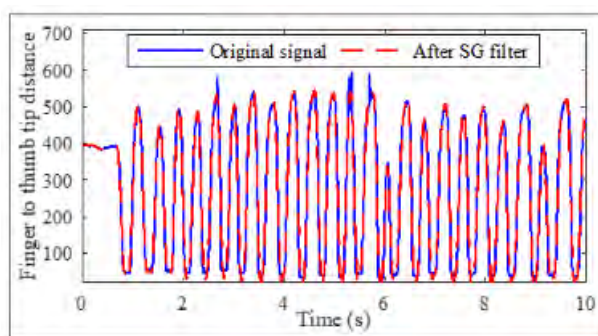


Figura 1.3: Muestra de señal original y señal filtrada con SG [8].

La característica de interés en este estudio fue el *envelope*. En la Figura 1.4 se puede ver la extracción del *envelope* de cada señal filtrada.

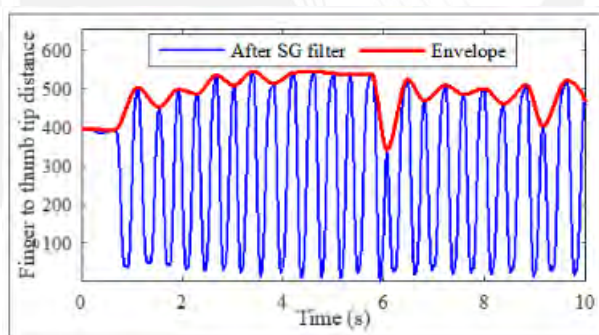


Figura 1.4: Muestra de extracción de envelope para señales sinusoidales [8].

Tras obtener los *envelopes*, se procedió a aplicar el algoritmo de *K-means* con $k = 5$ (debido a los 5 niveles de gravedad) con la finalidad de agrupar todos los *envelopes* de manera aleatoria hasta encontrar características diferenciadoras que permitan separar el conjunto en 5 grupos. Para aplicar los algoritmos de *K-means*, el input fue el *Dynamic Time Warping Barycenter Averaging (DBA)* que fue propuesto por Petitjean *et al.* [16] y se sustenta en la iteración del cálculo de similitudes entre señales y la actualización continua del baricentro que se usa como referencia. Esto se puede observar en la Figura 1.5:

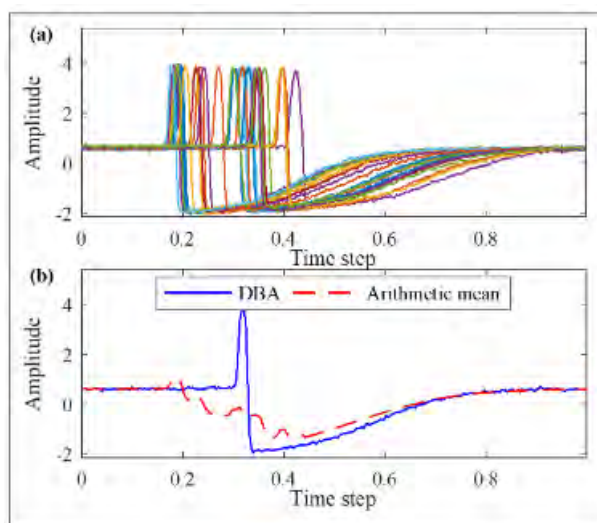


Figura 1.5: (a) Muestra de conjunto de señales y (b) Diferenciación entre media aritmética y DBA de las señales [8].

Finalmente, en la Figura 1.6 se muestran patrones obtenidos a partir de la aplicación del algoritmo K-DBA:

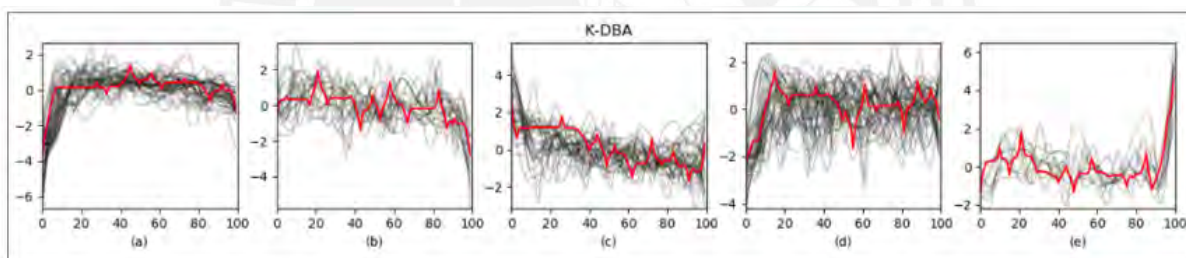


Figura 1.6: Visualización de resultados de K-DBA según lo hallado por [8].

De la Figura 1.6, se concluyó que es posible realizar una distinción de 5 categorías y, además, que es evidente la tendencia lineal de disminución de amplitud en algunas de dichas categorías. A raíz de ello, los autores recomiendan realizar estudios en un dataset más extenso y considerar la posibilidad de que algunas Bradicinesias no son representadas por decremento constante de amplitud [8]. En este caso, las puntuaciones de MBRS = 0, 3 y 4 fueron claramente asociadas con un clúster. Sin embargo, MBRS= 1 y 2 no lo fueron.

1.2.2. The Discerning Eye of Computer Vision: Can It Measure Parkinson's Finger Tap Bradykinesia

El proyecto de investigación llevado a cabo por Williams *et al.* [6] desarrolló su algoritmo en base de 133 manos realizando golpeteo de dedos grabadas con un smartphone estándar a 60 fps y resolución de 1920 x 1080. Al igual que el proyecto descrito anteriormente, las grabaciones pertenecieron a 69 participantes y tuvieron una duración de 11 segundos considerando el primero de los 11 segundos como un periodo de acondicionamiento. Dentro de este grupo, 39 participantes padecían Parkinson y los restantes 30 eran pacientes control. Para el análisis, se correlacionaron características de velocidad, amplitud y ritmo del golpeteo con resultados diagnosticados por neurólogos que emplearon la escala MDS-UPDRS como referencia para puntuaciones de gravedad de 0 a 4.

Tras recolectar los videos, se realizó una segmentación de las regiones de interés ubicadas en el dedo índice y dedo pulgar de los participantes haciendo uso del paquete de software Deeplabcut [15], [6]. En este paso, determinaron 6 puntos de interés que serían analizados para la generación de la señal que caracterizaría el golpeteo de dedos para cada paciente. En la Figura 1.7 se muestra la distribución.

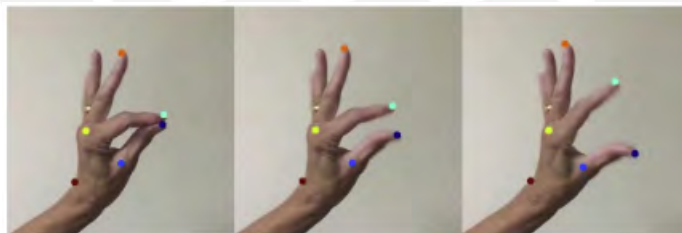


Figura 1.7: Muestra de mapeo de puntos de interés en mano de paciente [6].

A partir de la Figura 1.7, se observan los puntos que se consideraron de interés. La Tabla 1.4 muestra la descripción de los puntos de análisis.

Tabla 1.4: Lista de puntos de interés seleccionados. Elaboración propia a partir de [6].

Color	Parte
Azul oscuro	Punta del pulgar
Azul claro	Metacarpofalangeal de la juntura del pulgar
Cian	Punta del índice
Amarillo	Metacarpofalangeal de la juntura del índice
Anaranjado	Punta del dedo medio
Rojo	Muñeca dorsal

Como se observa, a partir de la Tabla 1.4, la selección de los puntos tiene tendencia al error, ya que una persona es la encargada de seleccionarlos para los diversos cuadros. Además, el movimiento no está capturado en 3D; sin embargo se concluyó, de los resultados obtenidos, que los videos en 2D son suficientemente apropiados para extraer las características de amplitud, velocidad y ritmo deseadas [6]. En la Figura 1.8 se presentan las características extraíbles de cada señal:

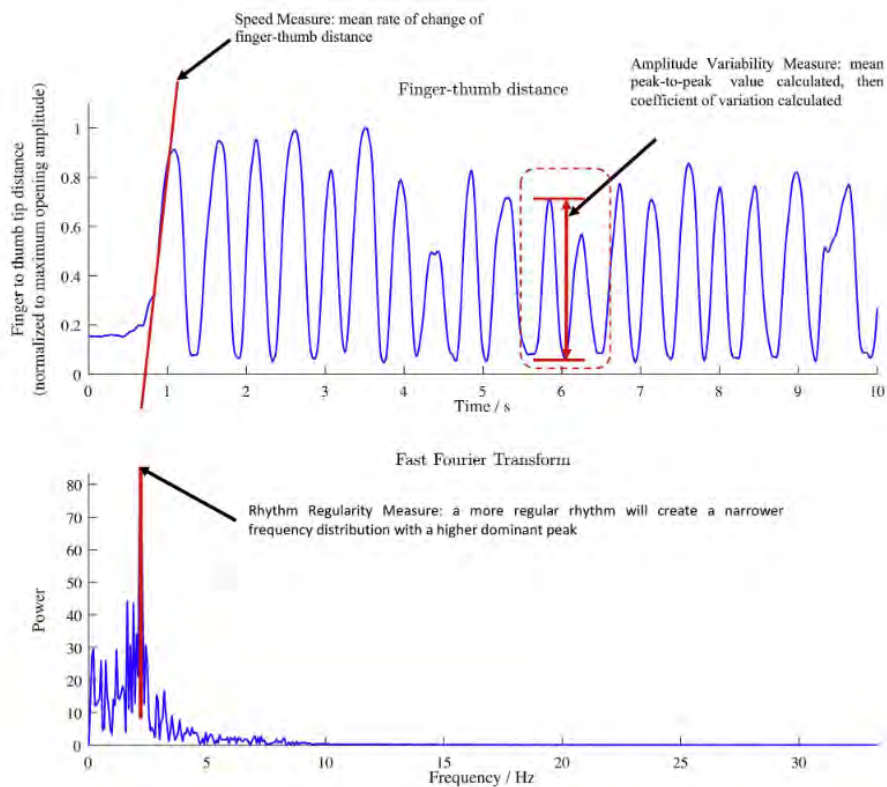


Figura 1.8: Caracterización de amplitud, velocidad y ritmo del golpeteo de dedos [6].

Como resultado de la prueba, el autor afirmó que se obtuvieron correlaciones aceptables

entre los resultados calculados con el algoritmo computacional y las puntuaciones de los médicos utilizando la escala MDS-UPDRS [6]. En las Figuras 1.9, 1.10 y 1.11 se muestran estas correlaciones que permiten afirmar la posibilidad de cuantificar el diagnóstico:

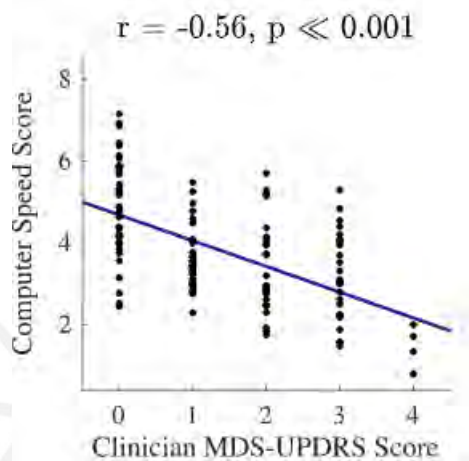


Figura 1.9: Correlación de velocidad según puntuaciones de médicos y calculadas por computadora en [6].

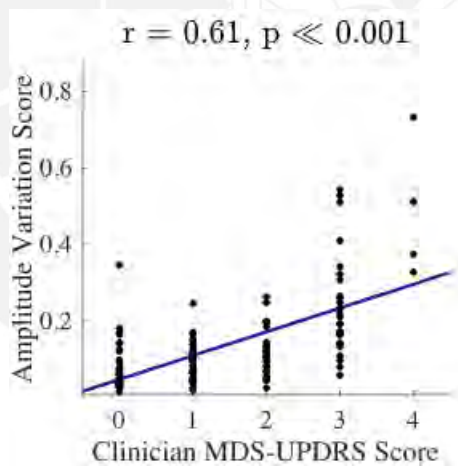


Figura 1.10: Correlación de amplitud según puntuaciones de médicos y calculadas por computadora en [6].

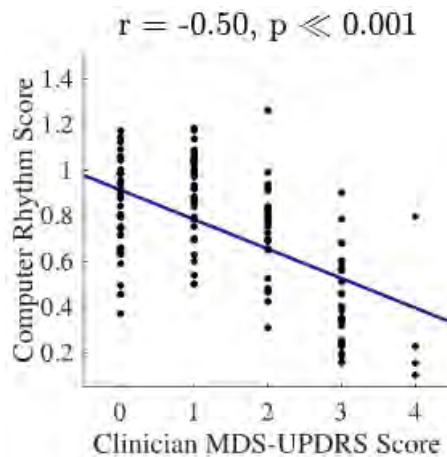


Figura 1.11: Correlación de ritmo según puntuaciones de médicos y calculadas por computadora en [6].

1.2.3. Vision-Based Method for Automatic Quantification of Parkinsonian Bradykinesia

El proyecto de investigación llevado a cabo por Yu Liu, *et al.* [13] desarrolló su algoritmo en base de 360 videos con grabaciones de 60 personas realizando 3 pruebas de la escala MDS-UPDRS entre los cuales se encuentra el golpeteo de dedos. Los videos se obtuvieron a 25 fps y fueron grabados en un plano frontal. Posteriormente, fueron evaluados por 2 expertos en la materia que asignaron puntuaciones de gravedad entre 0 y 4 según lo pautado por la escala MDS-UPDRS [11].

Tras recolectar los videos, se realizó una estimación de la posición humana a partir del uso de redes neuronales, tales como: ResNet [17] y MobileNet [18], en la que se seccionó la región de la mano derecha y la de la mano izquierda para habilitar la toma de posiciones espaciales que permitiría obtener las trayectorias de interés. Tras la obtención de la señal que describe la distancia euclidiana en el tiempo, se procesó la señal realizando los pasos descritos en la Figura 1.12:

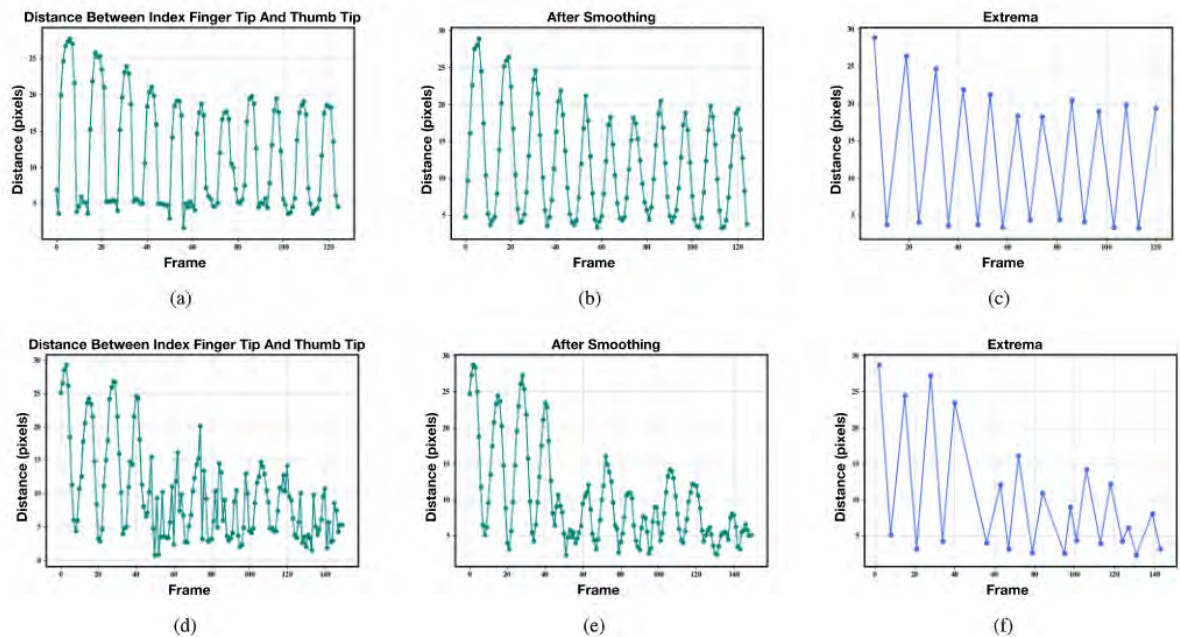


Figura 1.12: Etapas de procesamiento de señal obtenidas como parte del algoritmo propuesto por [13].

A partir de la Figura 1.12, se observa lo siguiente: a) señal de distancia euclidiana entre pulgar e índice, b) señal suavizada con filtro Savitzky-Golay y c) máximos que permiten ver tendencias; por otra parte, en un caso con mayor ruido, se obtiene lo siguiente: d) señal de distancia euclidiana entre pulgar e índice, e) señal suavizada con filtro Savitzky-Golay que no logra eliminar falsos máximos y f) máximos que permiten ver tendencia tras eliminar falsos máximos tras aplicar restricciones en la componente temporal.

Finalmente, tras obtener los máximos que serán analizados, se realizó el algoritmo de clasificación K-means con un valor de $K=5$ que permitió agrupar las señales en los 5 niveles de gravedad que indica la escala MDS-UPDRS [11].

Los resultados obtenidos a partir del proyecto realizado muestran valores de coeficiente de correlación Pearson entre 33% y 90% para características de las señales tales como media de periodo, media de amplitud, desviación estándar de periodo y desviación estándar de amplitud.

De igual manera, el autor afirma que el principal beneficio que aporta con su algoritmo es la portabilidad de dispositivos e indica que la resolución de los videos juega un rol crucial en el cálculo de correlación y extracción de métricas [13].

1.2.4. Objective measurement of limb bradykinesia using a marker-less tracking algorithm with 2D-video in PD patients

El proyecto de investigación llevado a cabo por Jung Hwan Shin, *et al.* [14] desarrolló su algoritmo en base de 54 videos de golpeteos de dedos en los que participaron 29 pacientes con Parkinson. Los videos se obtuvieron a 30 fps y el proyecto contó con la aprobación del Hospital de la Seoul National University. Estos videos fueron luego segmentados haciendo uso de Deeplabcut [15], [6] y la red neuronal MobileNet [18].

Al igual que en los proyectos de investigación descritos anteriormente, el parámetro de interés fue la distancia entre la punta del dedo pulgar e índice y se usaron referencias del fondo del video para determinar la amplitud en centímetros. Tras ello, se aplicó el filtro Gaussian-weighted que suavizó las señales y se halló cada uno de los picos máximos de la señal para calcular las tendencias [14]. De las señales obtenidas, se extrajeron parámetros, tales como: amplitud promedio, periodo promedio, variabilidad de amplitud y variabilidad de periodo.

De manera simultánea, se realizó una prueba con el uso del acelerómetro LIS3DSH, STMicroelectronics [14] que permitió validar las magnitudes halladas con una frecuencia de muestreo de 125 Hz.

Para validar lo capturado por el video, se comparó las amplitudes obtenidas en ambos métodos y se logró demostrar que eran iguales en el 90% de los casos, por lo que se aceptó la calidad de la data adquirida a partir de los videos.

Se procedió, entonces, con la toma de las características de media aritmética y variabilidad de amplitud y periodo. En la Figura 1.13, se observan los resultados.

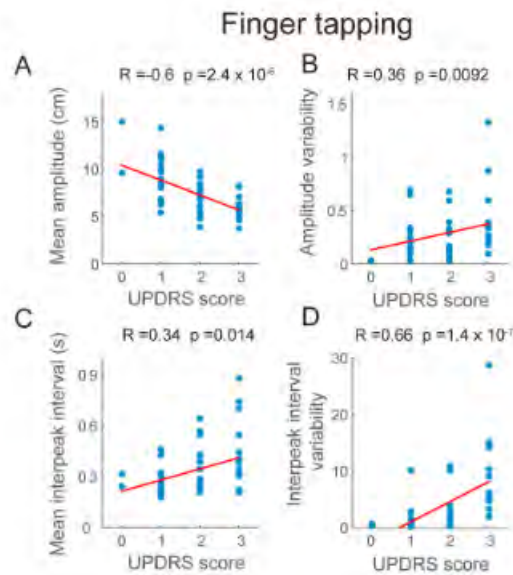


Figura 1.13: Resultados del análisis de correlación logrado por [14].

En la Figura 1.13, se observa que se obtuvieron correlaciones moderadamente altas para la amplitud promedio y para la variabilidad de periodo. Sin embargo, en los casos de variabilidad de amplitud y promedio de periodo, se obtuvo una correlación baja [14].

El autor menciona que un aspecto positivo fue que se logró una excelente relación de amplitudes para la data obtenida mediante videos y la data obtenida por el acelerómetro. Sin embargo, la principal limitante fue asumir que podrían reescalar la amplitud a centímetros tomando como referencia el fondo de los videos, ya que estos variaban por la lente de la cámara [14].

1.3. Justificación

Es de interés cuantificar el procedimiento para la evaluación del golpeteo de dedos a fin de reducir la subjetividad asociada al diagnóstico de la Bradicinesia en pacientes con Parkinson al hacer uso de la escala MDS-UPDRS, .

Con la finalidad de lograr ello, se plantea el uso de herramientas de Procesamiento Digital de Señales, tal como la segmentación de los dedos índice y pulgar para obtener una señal que caracterice la amplitud de la secuencia de golpeteo de dedos a través del tiempo.

Estas herramientas permiten determinar la amplitud y periodo del movimiento de golpeteo de dedos. Determinadas las características deseadas, se busca una relación entre ellas para determinar el nivel de gravedad usando la escala MDS-UPDRS que califica la gravedad con una puntuación entre 0 y 4 [11].

Los resultados de cuantificar el diagnóstico de la Bradicinesia en pacientes con Parkinson permitirán conocer el estado de gravedad, lo que permitirá un mejor diagnóstico [19]. De igual manera, ello permitirá prescribir de manera más apropiada la dosis de levodopa que el paciente debe recibir. Asimismo, diagnosticar el estado de gravedad de un paciente rápidamente evitará que estos se sometan a repeticiones tediosas de tales movimientos. Finalmente, contar con resultados confiables de la evolución del estado de un paciente permitirá a los neurólogos rastrear de mejor manera el avance de la enfermedad [20].

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo General

Implementar un algoritmo que permita clasificar a pacientes con Parkinson en base a videos de la prueba Golpeteo de dedos perteneciente a la escala MDS-UPDRS.

1.4.2. Objetivos Específicos

- Implementar un método automatizado para segmentar el golpeteo de dedos y extraer métricas cuantitativas del movimiento utilizando técnicas de procesamiento digital.
- Evaluar la base de datos existente de golpeteo de dedos que se encuentra en el laboratorio de imágenes médicas.
- Adquirir una base de datos de voluntarios realizando la prueba de golpeteo de dedos de acuerdo con el nuevo protocolo.
- Validar el funcionamiento del algoritmo comparando los resultados contra las puntuaciones del personal médico.

Capítulo II

Marco Teórico del Diagnóstico de Gravedad de Bradicinesia en Pacientes con Parkinson

El presente capítulo tiene como finalidad dar a conocer conceptos que son relevantes para el entendimiento de la presente tesis. En los siguientes párrafos se conceptualiza y explica la relevancia de diversos términos incluidos en cuatro grupos: 1) levodopa como medicamento para Parkinson, 2) características de videos, 3) características de la señal de interés y 4) métricas extraíbles de la señal de interés.

2.1. Levodopa como Medicamento para Parkinson

En la actualidad, la administración de levodopa a pacientes con Parkinson es el tratamiento más efectivo para contrarrestar los síntomas de dicha enfermedad [21]. La levodopa es empleada para contrarrestar la ausencia de dopamina en los pacientes y, por ende, permite corregir, en la duración de su efecto, características relevantes de la Bradicinesia como es el caso de la disminución de función motora.

De las evaluaciones llevadas a cabo por Djaldetti *et al.* [21], es posible enunciar que un resultado que valida la administración de dosis adecuada en un paciente debe lograr una reducción del 30 % en las puntuaciones que hacen los médicos usando las diversas escalas de gravedad de la Bradicinesia; en este caso, la escala MDS-UPDRS.



2.2. Características de Videos de Pacientes

El análisis de la Bradicinesia que se realiza parte del uso de herramientas propias del Procesamiento digital de señales e imágenes que se aplicaron a videos de grabaciones de pacientes que se encontraron realizando el movimiento del golpeteo de dedos.

Con la finalidad de familiarizarse con cierta terminología, resulta necesario aclarar tres términos: 1) cuadro, 2) píxel y 3) segmentación de índice y pulgar en los videos.

2.2.1. Cuadro

Un cuadro es una imagen que se caracteriza como fija y el conjunto de dichos cuadros se conoce como video. Los videos son una secuencia de imágenes fijas de las que se puede extraer información para ser posteriormente procesada.

De igual manera, como afirma Liu [13], el análisis para diversos movimientos se obtiene a través de la detección del desplazamiento de un objeto que ocurre entre un cuadro y el siguiente. En el presente trabajo, se detectó la posición de la mano de interés del paciente cuadro a cuadro y, a partir de dicha detección, se obtuvieron trayectorias espaciales que son analizadas. En la Figura 2.1, se evidencia cómo varía la posición de la mano de interés en una secuencia de cuadros.

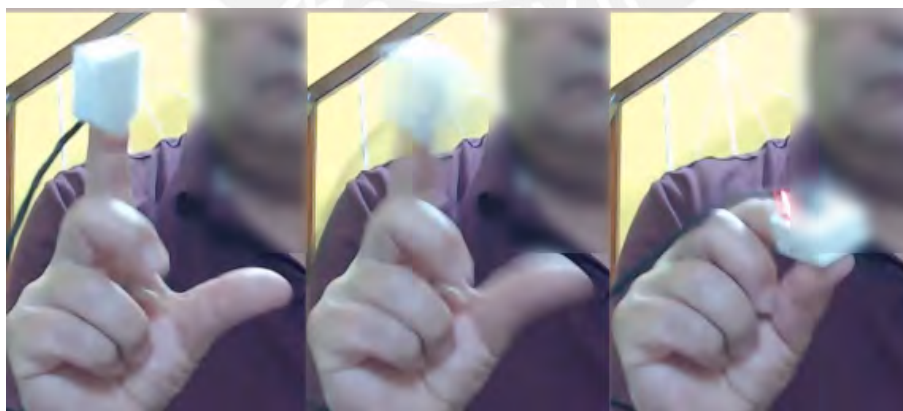


Figura 2.1: Muestra de secuencia de cuadros en grabación de paciente. Elaboración propia.

Finalmente, la unidad que se relaciona a los cuadros es el cuadro por segundo o fps e indica

la cantidad de cuadros o imágenes fijas que se obtendrán por cada segundo de la grabación.

Es relevante mencionar que los videos que se utilizaran en el desarrollo del presente trabajo de investigación son grabados a 30fps en base de las investigaciones realizadas por Zhao *et al.* [8], Williams *et al.* [6], Liu *et al.* [13] y Shin *et al.* [14].

2.2.2. Píxel

Un píxel es la mínima unidad que contiene información en una imagen y el conjunto de dichos píxeles conforma un cuadro o imagen fija.

Los cuadros que se obtienen a partir de las grabaciones están compuestos por píxeles que, a su vez, pueden usarse como coordenadas para realizar el análisis espacial necesario que permite calcular distancias. Sin embargo, como mencionan Shin *et al.* [14], no es recomendable tomar referencias de elementos que aparecen en los cuadros para reescalar las distancias halladas. En su lugar, se debe optar por tomar las distancias en 2D como si fueran las originales calculadas en 3D.

En la Figura 2.2, se eligen píxeles en cada imagen para, posteriormente, restar sus coordenadas y obtener la distancia entre los dedos índice y pulgar en todo instante de tiempo muestreado; es decir, en cada cuadro.

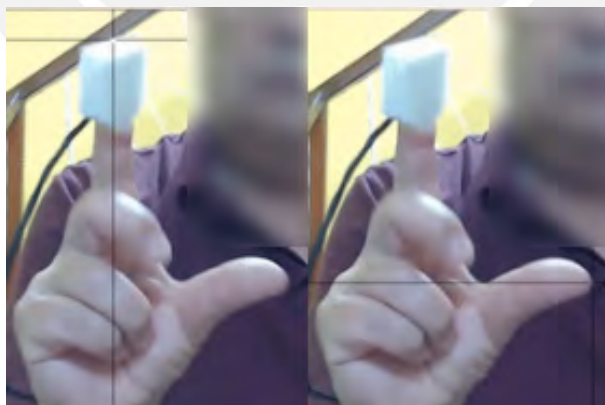


Figura 2.2: Muestra de selección de píxeles en grabación de paciente. Elaboración propia.

Finalmente, los píxeles determinan la calidad con la que se obtienen las grabaciones. La resolución representa cuántos píxeles se ocupan a lo largo y alto de la imagen. Mientras más píxeles conforman una imagen, hay mayor calidad [22]. Es relevante mencionar que los videos

que se utilizan en el presente trabajo de investigación son grabados con una resolución HD que equivale a 1280x720 píxeles y una resolución Full HD que equivale a 1920x1080 píxeles.

2.2.3. Segmentación de Índice y Pulgar en los Videos

Las características reconocibles de Bradicinesia en pacientes con Parkinson son principalmente dinámicas, por lo que es necesario segmentar la posición de las partes del cuerpo que resulten de interés para evitar la interferencia de otros elementos en el análisis [1].

En la Figura 2.3, se observa que a partir del movimiento que realiza el paciente se segmenta la posición de los dedos índice y pulgar seleccionando los píxeles de interés que permiten hallar las distancias máximas entre las puntas de dichos dedos en todo instante de tiempo.

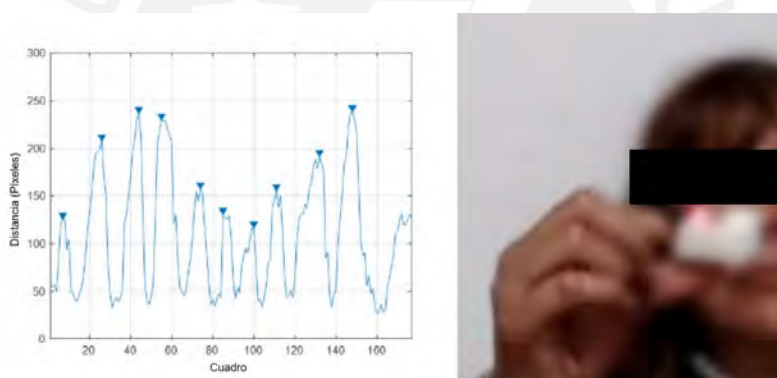


Figura 2.3: Segmentación de los dedos índice y pulgar de forma manual. El eje 'x' representa el número de cuadro. El eje 'y' representa la distancia entre los dedos índice y pulgar expresada en píxeles. Elaboración propia.

Finalmente, es necesario resaltar que para cada caso analizado se obtendrá una señal similar con diversas características extraíbles y el conjunto de estas señales será empleado para generar el algoritmo que permitirá evaluar cuantitativamente la Bradicinesia en pacientes con Parkinson.

2.3. Características de la Señal de Interés

El análisis de la Bradicinesia en la presente tesis se realiza en base de videos de pacientes con Parkinson que fueron grabados mientras realizaban la prueba de Golpeteo de dedos. Tras realizar la segmentación, se obtuvo una señal por cada video que fue, posteriormente, analizada.

Con la finalidad de esclarecer la relevancia de las características de la señal de interés, resulta necesario presentar los siguientes términos: 1) Amplitud y período; 2) Señal periódica.

2.3.1. Amplitud y Periodo

A partir de las señales generadas, es posible obtener métricas de interés para la evaluación de la Bradicinesia en cada uno de los videos. Para lograr ello, se requiere la detección de amplitud y periodo de la señal, ya que las métricas se calculan en base a dichas características.

De acuerdo con lo enunciado por Martínez [12], para las señales obtenidas se puede considerar la amplitud de cada golpeteo como el valor más alto de cada pico. De igual manera, define el periodo como la diferencia entre los tiempos en los que se detectan los valores de amplitud de dos picos consecutivos.

En la Figura 2.4, se puede observar que la línea de color rojo caracteriza la amplitud que representa al golpeteo número 11 de la señal obtenida.

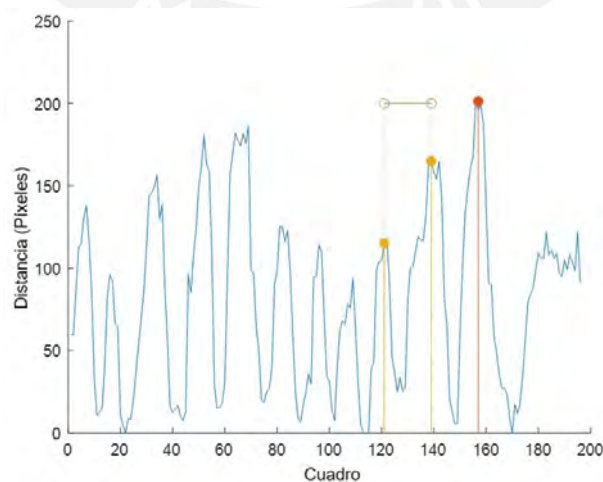


Figura 2.4: Amplitud y periodo en señal segmentada. El eje 'x' representa el número de cuadro. El eje 'y' representa la distancia entre los dedos índice y pulgar expresada en píxeles. Elaboración propia.

De igual manera, la línea verde representa el periodo comprendido entre los golpeteos número 9 y 10 de la señal obtenida que se obtienen en los tiempos señalizados con las líneas de color amarillo.

2.3.2. Señal Periódica

Adams [23] define una función periódica con periodo T como una función en la que se repite un valor y patrón de valores cada T unidades en el eje horizontal que es comúnmente el eje temporal.

En el presente trabajo, se conceptualiza como periodo el valor horizontal o tiempo transcurrido entre pico y pico. Esto se debe a que los valores máximos que caracterizan a las señales no son iguales. En la Figura 2.5, se puede observar que pese a haber una disminución de amplitud, se detectan los periodos asociados a los máximos valores de los picos, por lo que se hablará de las señales obtenidas como señales periódicas.

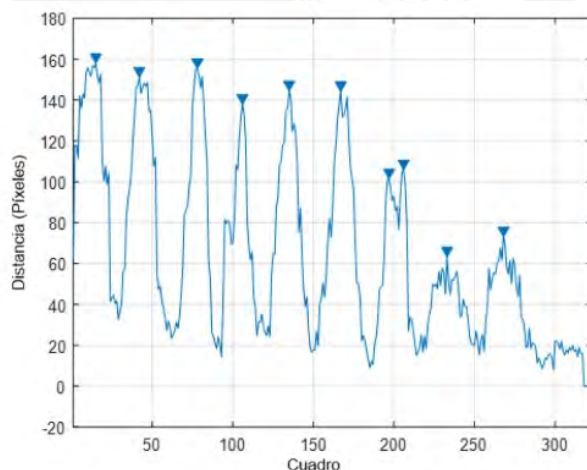


Figura 2.5: Disminución de amplitud en señal obtenida. El eje 'x' representa el número de cuadro. El eje 'y' representa la distancia entre los dedos índice y pulgar expresada en píxeles. Elaboración propia.

2.4. Métricas Extraíbles de la Señal de Interés y Correlación

Tras haber determinado las características de la señal que se analiza, se procede a conceptualizar las métricas que se extrajeron, así como conceptos relacionados a la interpretación de resultados.

Con la finalidad de lograr una mejor comprensión de dichas métricas resulta necesario aclarar los siguientes términos: 1) mediana, media aritmética, desviación estándar, mediana, coeficiente de variación y 2) correlación.

2.4.1. Mediana, Media Aritmética, Desviación Estándar y Coeficiente de Variación

La mediana representa el valor central o promedio de valores centrales de un conjunto de números que son ordenados de menor a mayor. En la presente tesis, permite caracterizar tanto las amplitudes como periodos que se encontrarán en las señales segmentadas.

La media aritmética permite trabajar con un valor promedio. Esto permite, al igual que la mediana, caracterizar tanto las amplitudes como periodos que se encontrarán en las señales. Su fórmula se muestra, a continuación, en la Ecuación 2.1.

$$\bar{x} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} \quad (2.1)$$

Ecuación 2.1: Fórmula de media aritmética.

La desviación estándar se calcula a partir de la media aritmética. En el presente trabajo de investigación, permite ver qué tanto varía la amplitud que caracteriza a los picos y el periodo de la señal respecto de la media. Su fórmula se muestra, a continuación, en la Ecuación 2.2.

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.2)$$

Ecuación 2.2: Fórmula de desviación estándar.

Finalmente, el coeficiente de variación permite determinar la relación entre el grado de variación de los elementos a analizar entre la media determinada. Esto es, determinar la variabilidad de la amplitud de los picos y la variabilidad del periodo. Su fórmula se muestra, a continuación, en la Ecuación 2.3.

$$\text{C.V.} = \frac{\sigma}{\bar{x}} \quad (2.3)$$

Ecuación 2.3: Fórmula de coeficiente de variabilidad.

2.4.2. Correlación

La correlación, en la estadística, es empleada para indicar qué tan relacionadas son dos variables respecto de un comportamiento lineal. La fórmula para calcularla se puede observar en la Ecuación 2.4 e indica la razón entre la covarianza de dos variables dividida entre el producto de las desviaciones estándar.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2.4)$$

Ecuación 2.4: Fórmula de correlación.

El resultado del cálculo de la fórmula de la correlación brindará una recta. El signo del resultado indica si la relación es directa o inversamente proporcional y la magnitud del resultado indica el valor de la pendiente de dicha recta .

En el contexto del presente trabajo, las clasificaciones realizadas son contrastadas con puntajes asignados por médicos de la Universidad de Rochester. Se busca cuantificar cuán cercana y, por ende, confiable es la puntuación del algoritmo respecto de la puntuación de los médicos.



Capítulo III

Implementación de Algoritmo para Evaluar la Bradicinesia en Pacientes con Parkinson

El presente capítulo tiene como finalidad dar a conocer la metodología, así como los pasos de la implementación del algoritmo que tiene por finalidad solucionar la problemática relacionada a la cuantificación de la gravedad de los pacientes con Parkinson. En las siguientes líneas se presentan 3 elementos que permiten desarrollar la metodología empleada: 1) resolución del comité de ética, 2) concepto de solución, diagrama de bloques y 3) metodología.

3.1. Resolución del comité de ética

Se realizó la solicitud N° 004-2021-CEICVyTech/PUCP al Comité de Ética de la Investigación para Ciencias de la Vida y Tecnologías el año 2021 a nombre del Doctor Benjamín Castañeda en calidad de su rol como Investigador adscrito a la Pontificia Universidad Católica del Perú.

El título del protocolo propuesto fue: "Desarrollo de un prototipo para caracterizar el movimiento y el habla a través de un análisis multimodal cuantitativo sensorial, de video y audio en pacientes con enfermedad de Parkinson y controles sanos."

El dictamen con N° 002-2022-CEICVyTech/PUCP se dio el año 2022 permitiendo el desarrollo de diversas investigaciones, así como el desarrollo de la presente tesis [24].



3.2. Concepto de Solución y Diagrama de Bloques

Se muestra el diagrama de bloques incluido en la Figura 3.1 que da a conocer la propuesta del algoritmo de solución en su representación más elemental y sintetizada.

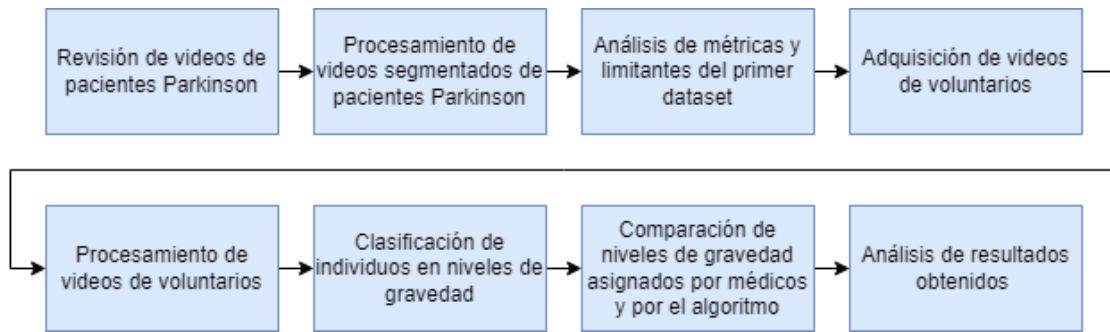


Figura 3.1: Diagrama de bloques general de solución. Elaboración propia.

Como se puede apreciar, se cuenta con ocho etapas enlistadas a continuación: 1) revisión de videos de pacientes Parkinson, 2) procesamiento de videos segmentados de pacientes Parkinson, 3) análisis de métricas y limitantes del primer dataset, 4) adquisición de videos de voluntarios, 5) procesamiento de videos de voluntarios, 6) clasificación de individuos en niveles de gravedad, 7) comparación de niveles de gravedad asignados por médicos y por el algoritmo, y 8) análisis de resultados obtenidos.

Los tres primeros bloques se corresponden con un primer dataset en el que se incluyeron a pacientes Parkinson, los siguientes tres se corresponden con un segundo dataset en el que se evaluaron a voluntarios y los últimos dos se corresponden con las comparaciones y el análisis de resultados.

En la Figura 3.2, se puede observar el diagrama de bloques específico por cada etapa. En la sección 3.3, se explica cada bloque y se detalla el flujo de solución.

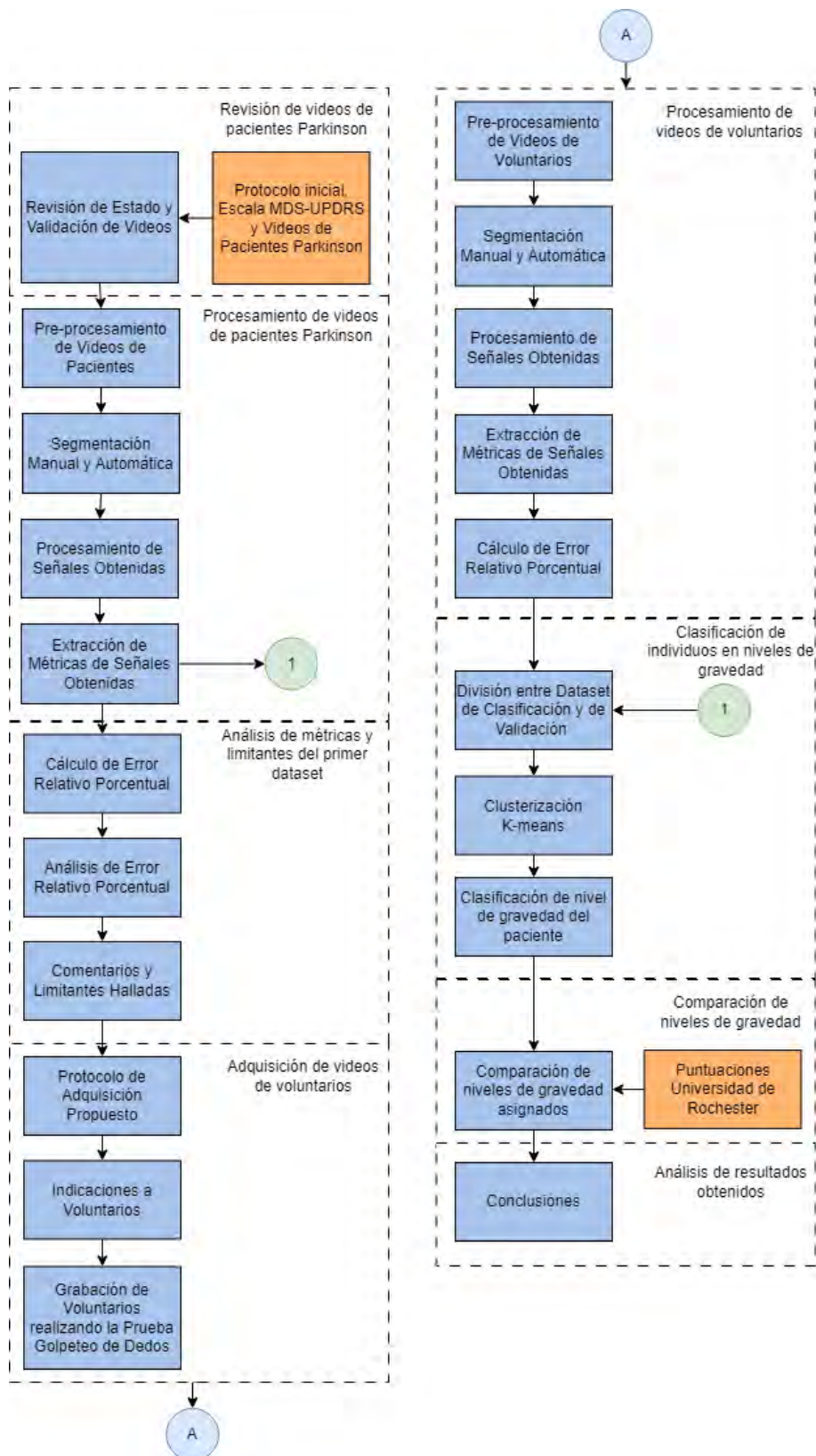


Figura 3.2: Diagrama de bloques de solución dividido por etapa. Elaboración propia.

3.3. Metodología

En la presente sección se mostrará la metodología del proyecto a través de todos los bloques que fueron mostrados con anterioridad. Con la finalidad de explicar el desarrollo, se presentará el flujo dando inicio con el protocolo de adquisición del primer dataset.

3.3.1. Grupo de Investigación Parkinson en los Andes y Protocolo de Adquisición del primer Dataset

El grupo de investigación Parkinson en los Andes tiene sus orígenes en la colaboración entre la Pontificia Universidad Católica del Perú y la Universidad de Rochester. El objetivo principal del grupo de investigación es encontrar una manera de evaluar objetivamente el nivel de gravedad en los pacientes con Parkinson. A la vez, se busca que tal solución tenga las propiedades de ser replicable y accesible económicamente, ya que busca llevar la solución a regiones alejadas dentro del Perú para que un mayor número de personas tenga acceso a un diagnóstico certero. En la Figura 3.3, se observa la adquisición de las grabaciones de pacientes que forman parte del primer Dataset.



Figura 3.3: Adquisición del grupo de investigación Parkinson en los andes. Elaboración propia.

A continuación, se describen los lineamientos del protocolo adoptado para la adquisición del primer dataset que fue acordado por el grupo de investigación.

En el protocolo primario de adquisición se dio prioridad a la captura visual de la prueba del golpeteo de dedos independiente de otros factores. Es decir, no se priorizaron características técnicas ni de ambiente.

En la Figura 3.4, se muestran las instrucciones pautadas como parte del protocolo y un cuadro referencial:

- Las adquisiciones fueron realizadas en entornos hospitalarios y domicilios de los pacientes.
- Los videos enfocaron la mano de interés.
- Se colocó un dedal en el dedo índice del paciente.
- Las grabaciones se realizaron con una cámara web de marca Logitech y modelo C925E perteneciente al Laboratorio de Imágenes Médicas (LIM) de la PUCP.
- Se hizo un recorte de las grabaciones centrado en la mano de interés.
- Se hizo un recorte de la duración de la grabación para capturar exclusivamente los golpeteos, ya que el video completo contiene la evaluación completa de la escala.



Figura 3.4: Paciente grabado con protocolo de adquisición primario. Elaboración propia.

Por último, se proporcionó un consentimiento informado a cada uno de los pacientes involucrados en la etapa de adquisición para que autoricen la grabación de su realización de las diversas pruebas.

En la ciudad de Arequipa, Perú se realizó la adquisición a través de la generación y recolección de videos de 16 personas que comprenden pacientes con Parkinson (7 personas) y personas control (9 personas) realizando la prueba de golpeteo de dedos [11].

Por cada persona control se registraron 2 videos: 1 para la mano derecha y 1 para la mano izquierda. Por otra parte, por cada paciente con Parkinson se registraron 2 y 4 videos dependiendo de la disponibilidad del paciente para realizar la adquisición en estado OFF y ON y para cada estado 1 video para la mano derecha y 1 para la mano izquierda.

Adicionalmente, es necesario mencionar que debido a interrupciones en el proceso de adquisición se descartó la data de 3 pacientes con Parkinson. En la Tabla 3.1, se muestra la distribución de los videos adquiridos.

Tabla 3.1: Cantidad de videos adquiridos en el primer dataset. Elaboración propia.

Tipo de Paciente	Número de Pacientes	Número de Videos totales
Control	6	12
Parkinson	7	22

Tras haber adquirido el primer dataset, Katherin Zumaeta [25] realizó el procesamiento evaluando principalmente la transformada rápida de Fourier (FFT) a partir de la información extraída por elementos tales como: giroscopio y acelerómetro. Se concluyó de dicho proyecto de investigación que la variación existente entre las estimaciones realizadas según cada elemento se debió a los distintos elementos empleados. Por dicha razón, se acordó realizar un análisis exclusivo de las grabaciones que es el desarrollado en el presente trabajo de investigación. Dicho proyecto contó con la autorización del comité de ética N° 004-2021-CEICVyTech/PUCP. El mismo que fue empleado en la presente tesis.

3.3.2. Procesamiento y Extracción de Métricas del Primer Dataset

Con la finalidad de optimizar y facilitar la etapa de procesamiento, se presentó la etapa de preprocesamiento en la que se estandarizaron las etiquetas de cada video. A continuación, se explican los ítems que fueron tomados en consideración.

- El patrón que siguió el label de cada video es el siguiente: #xy_tipo_3.4_mano.mp4
- 'x' e 'y' correspondieron al número que se le asignó al paciente según el orden de grabación.

- 'mano' indicó la mano que fue evaluada.
- 'tipo' indicó si el individuo padece de Parkinson o si es control.
- Los videos no se recortaron, ya que comprendieron exclusivamente la prueba de Golpeteo de dedos [11].

A partir de la data recolectada en el primer dataset, se procedió a realizar el procesamiento y la extracción de métricas de interés.

El punto de partida fue realizar la segmentación tanto manual como automática del movimiento de los dedos índice y pulgar que describieron la prueba de interés; es decir, el Golpeteo de Dedos.

Para la segmentación manual, se eligieron uno a uno los píxeles de interés para cada cuadro de los videos hasta terminar su extensión como se observa en la Figura 3.5. El procedimiento fue realizado en MATLAB y esta segmentación manual se utilizó como base de comparación frente a la segmentación automática.

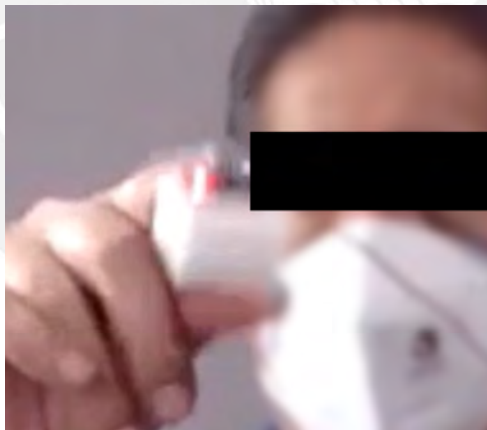


Figura 3.5: Segmentación manual de video de paciente #9. Elaboración propia.

Por otra parte, para la segmentación automática, se usó la librería Mediapipe en Python y se detectó la palma de la mano y los dedos en cada cuadro como se observa en la Figura 3.6, por lo que fue posible detectar los dedos índice y pulgar.



Figura 3.6: Segmentación automática de video de paciente #9. Elaboración propia.

Para ambos métodos se cumplió que con los pares coordinados hallados (cuadro, distancia euclidiana entre punta del dedo pulgar y punta del dedo índice) se generaron señales que caracterizaron las secuencias de golpeteos de dedos. A partir de ello, se realizó un gráfico con las señales superpuestas a fin de corroborar visualmente la similitud entre las señales y, tras ello se dio paso al procesamiento, extracción de métricas y cálculo del porcentaje de error relativo.

Una muestra de las señales superpuestas es la que se observa en la Figura 3.7 y corresponde al paciente #3.

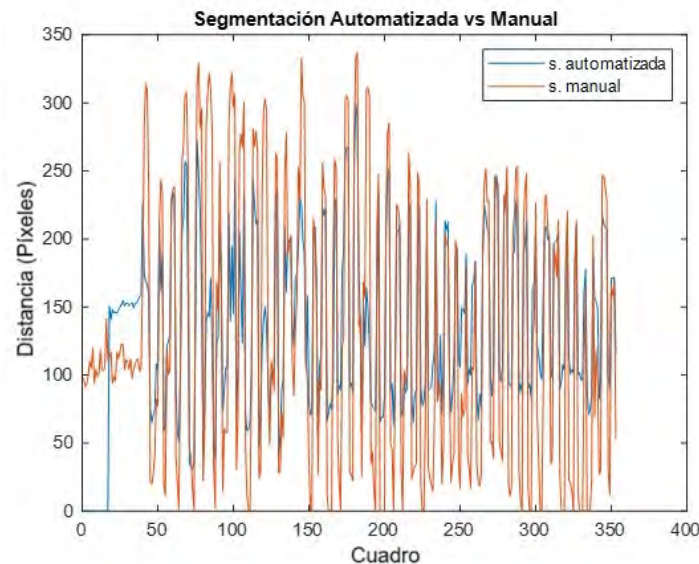


Figura 3.7: Superposición de señales obtenidas a partir de la segmentación manual y automatizada del Paciente #3. El eje 'x' representa el número de cuadro. El eje 'y' representa la distancia entre los dedos índice y pulgar expresada en píxeles. Elaboración propia.

Obtenidas las señales, se dio pie al procesamiento. La Figura 3.8 muestra un ejemplo del procedimiento.

1. Se agregó un arreglo de 5 ceros (0s) al inicio y al final la señal generada.
2. Se aplicó un filtro Savitzky Golay con la finalidad de suavizar las señales obtenidas. El filtro fue de orden 5 y tuvo un framelength de valor 13. Dichos valores se eligieron haciendo un barrido a las señales y observando cuáles se ajustaron mejor a la señal original.
3. Se limitó el valor mínimo de la señal a 0. Si algún valor era negativo, se saturaba a 0.
4. Se normalizó la señal dividiendo cada valor de la señal entre el valor máximo de la señal.
5. Finalmente, se detectaron los picos de la señal usando el comando findpeaks de MATLAB. Los parámetros fueron mínima prominencia de pico = 0.1 y mínima distancia de picos = 6. Dichos valores se eligieron haciendo un barrido a las señales y observando cuáles se ajustaron mejor a la señal original.

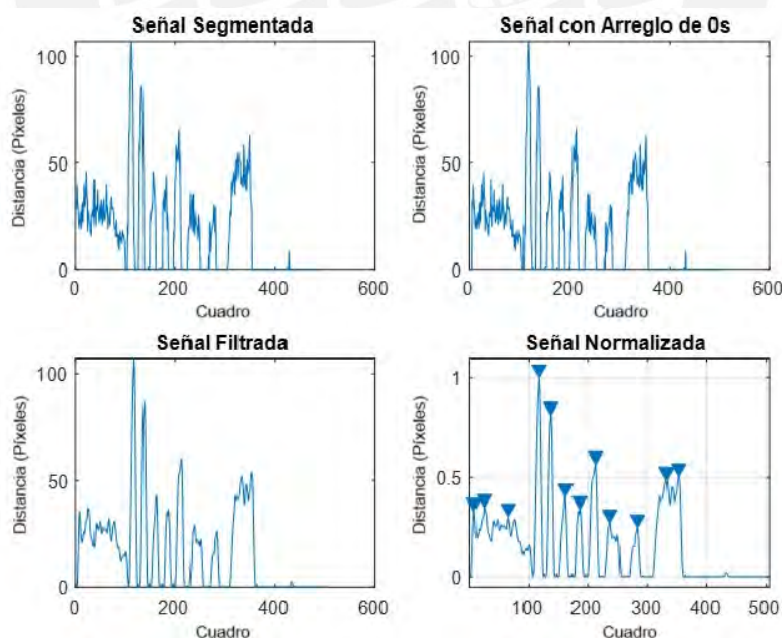


Figura 3.8: Procesamiento video de paciente Parkinson #9. El eje 'x' representa el número de cuadro. El eje 'y' representa la distancia entre los dedos índice y pulgar expresada en píxeles. Elaboración propia.

Tras ello, se procedió a calcular el error relativo porcentual de las métricas extraídas que se muestran en la Tabla 3.2, tomando a las extraídas por la segmentación manual como referencia. Dichos valores son mostrados en el capítulo 4.

Tabla 3.2: Métricas a evaluar para las señales obtenidas. Elaboración propia

Amplitud		Periodo	
Coficiente de Variación	Media Aritmética	Coficiente de Variación	Media Aritmética
Mediana	Desviación Estándar	Mediana	Desviación Estándar

De los valores obtenidos y tras llevar a cabo el análisis de los videos, se concluyó que el protocolo inicial de adquisición debía ser mejorado para reducir los valores de los errores relativos. Además, se encontraron deficiencias que fueron posteriormente corregidas para el segundo protocolo y dan lugar al segundo dataset:

- La resolución de los videos fue menor a la resolución de Full HD que recomienda la bibliografía. [26].
- El uso del dedal interfirió en la segmentación automática.
- El uso de dispositivos de medición electrónica interfirió con el movimiento libre del paciente, por lo que afectaron la prueba.
- El *background* y la iluminación obstaculizó algunas grabaciones.
- La superposición de los dedos de la mano, así como la inclinación de la mano interfirió en la segmentación.

3.3.3. Protocolo de Adquisición del Segundo Dataset

En el protocolo de adquisición del segundo dataset se buscó dar un mayor alcance de detalles técnicos y postura de pacientes con la finalidad de mejorar la segmentación que se realizó del movimiento de la punta del dedo índice y pulgar de la mano de interés. Además, por tratarse de una propuesta de protocolo, las grabaciones se realizaron en voluntarios que fueron instruidos para emular movimientos característicos de pacientes Parkinson tras realizar validaciones con los médicos de la Universidad de Rochester.

En la Figura 3.9, se muestran las instrucciones del protocolo final y se presenta un cuadro referencial.

- Las adquisiciones fueron realizadas en domicilios de los pacientes y espacios públicos.
- Los videos enfocaron la mano de interés, pero también el torso del paciente.
- Se retiraron los objetos que cubrían parcial o totalmente la mano de interés.
- Se validó que el background tuviera el suficiente contraste con la persona de tal forma que no se perjudicara la segmentación.
- El paciente se sentó en una silla con reposa-brazos y tanto la silla como el reposa-brazos tuvieron altura regulable. El codo de la mano de interés del paciente se ubicó en el reposa-brazos respectivo.
- En caso de no tener silla con reposa-brazos, el codo de la mano de interés del paciente se ubicó en una mesa.
- Las grabaciones se realizó con un smartphone que capturó los videos con una resolución Full HD (1920x1080 píxeles) a 30 fps.
- El smartphone se ubicó paralelamente a la palma de la mano de tal forma que ningún dedo cubrió la trayectoria de otro. Tomar como referencia la Figura 3.9.
- Solo se mostró 1 mano en el video.
- El smartphone se ubicó en un trípode a una altura de 115 cm y a una distancia de 40 cm del paciente. Estas distancias pudieron variar en 5cm de tolerancia con la finalidad de garantizar que el movimiento de la mano no salga de la captura de los cuadros.
- Se hizo una grabación exclusiva de la prueba de Golpeteo de dedos.



Figura 3.9: Paciente grabado en el segundo dataset. Elaboración propia.

Finalmente, se informó a los voluntarios de los fines de las grabaciones de las pruebas realizadas y se les pidió su consentimiento para que autoricen la grabación.

En la ciudad de Lima, Perú se realizó la adquisición del segundo dataset con la recolección de videos de 8 personas entre las que se obtuvo videos de personas del tipo control y Parkinson.

Por cada voluntario del tipo control se registraron 2 videos: 1 para la mano derecha y 1 para la mano izquierda. Por otra parte, para voluntarios con características de Parkinson se registraron 2 videos: 1 para la mano derecha y 1 para la mano izquierda. De este modo, se elimina la distinción entre estado ON y estado OFF.

En la Tabla 3.3, se muestra la totalidad de videos recolectados,

Tabla 3.3: Cantidad de videos adquiridos en el segundo dataset. Elaboración propia.

Tipo de Voluntario	Número de Voluntarios	Número de Videos totales
Control	3	6
Parkinson	5	10

3.3.4. Procesamiento y Extracción de Métricas del segundo Dataset

Con la finalidad de uniformizar el preprocesamiento, se optó por seguir los mismos criterios que en el primer dataset.

- El patrón que siguió el label de cada video es el siguiente: #xy_tipo_3.4_mano.mp4
- 'x' e 'y' correspondieron al número que se le asignó al paciente según el orden de grabación.
- 'mano' indicó la mano que fue evaluada.
- 'tipo' indicó si el individuo padece de Parkinson o si es control.
- Los videos no se recortaron, ya que comprendieron exclusivamente la prueba de Golpeteo de dedos [11].

Al igual que con el primer dataset, la data se segmentó utilizando como base para la comparación la segmentación manual frente a la segmentación automática.

De igual manera que para el primer dataset, se realizó la segmentación manual eligiendo uno a uno los pixeles de interés para cada cuadro de los videos en MATLAB y la segmentación automática se realizó usando la librería Mediapipe en Python. Imágenes referenciales se pueden observar en 3.10 y 3.11 respectivamente.



Figura 3.10: Segmentación manual de video de Voluntario #1. Elaboración propia.



Figura 3.11: Segmentación automática de video de Voluntario #1. Elaboración propia.

Así mismo, una muestra de las señales superpuestas es la que se observa en la Figura 3.12 y corresponde al voluntario #3.

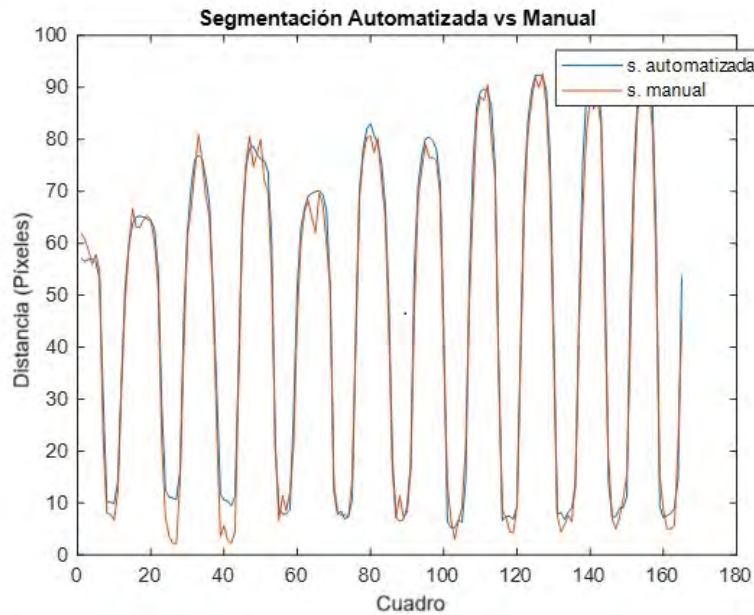


Figura 3.12: Superposición de señales obtenidas a partir de la segmentación manual y automatizada del Voluntario #3. El eje 'x' representa el número de cuadro. El eje 'y' representa la distancia entre los dedos índice y pulgar expresada en píxeles. Elaboración propia.

Obtenidas las señales, se dio pie al procesamiento. En la Figura 3.13, se muestra un ejemplo del procedimiento.

1. Se agregó un arreglo de 5 ceros (0s) al inicio y al final la señal generada.
2. Se aplicó un filtro Savitzky Golay con la finalidad de suavizar las señales obtenidas. El filtro fue de orden 5 y tuvo un framelength de valor 13. Dichos valores se eligieron haciendo un barrido a las señales y observando cuáles se ajustaron mejor a la señal original.
3. Se limitó el valor mínimo de la señal a 0. Si algún valor era negativo, se saturaba a 0.
4. Se normalizó la señal dividiendo cada valor de la señal entre el valor máximo de la señal.
5. Finalmente, se detectaron los picos de la señal usando el comando findpeaks de MATLAB. Los parámetros fueron mínima prominencia de pico = 0.1 y mínima distancia de picos = 6. Dichos valores se eligieron haciendo un barrido a las señales y observando cuáles se ajustaron mejor a la señal original.

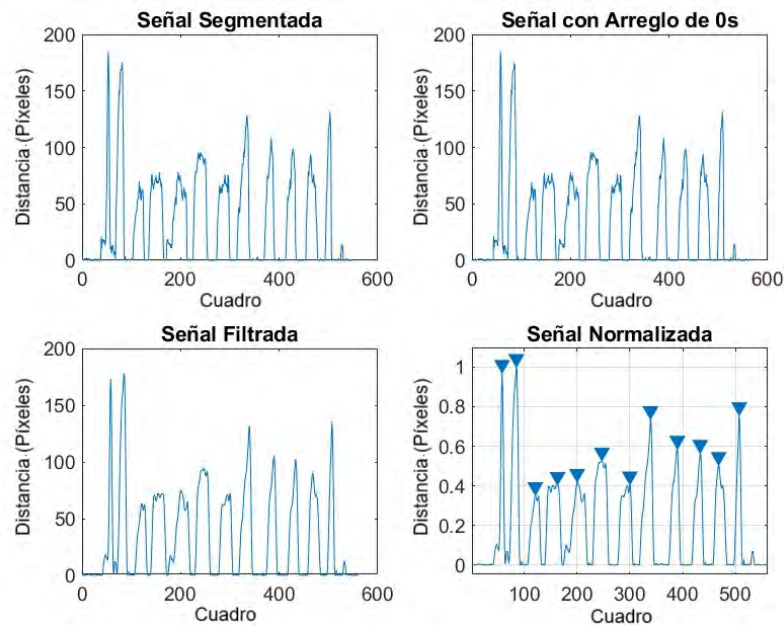


Figura 3.13: Proceso de detección de picos para video de voluntario #7 con características de Parkinson. El eje 'x' representa el número de cuadro. El eje 'y' representa la distancia entre los dedos índice y pulgar expresada en píxeles. Elaboración propia.

De igual manera, se procedió a calcular el error relativo porcentual de las métricas extraídas mostradas en 3.2 tomando a las extraídas por la segmentación manual como referencia. Dichos valores son mostrados en el capítulo 4.

De los valores obtenidos y tras llevar a cabo el análisis de los videos, se concluyó que el protocolo final de adquisición cumplió satisfactoriamente con superar las limitantes halladas.

3.3.5. Clasificación y Correlación

Tras obtener los errores relativos porcentuales y validar las mejoras del uso del segundo protocolo, se procedió a realizar la clasificación y hallar la correlación para la comparación entre los puntajes asignados a los pacientes por médicos de la Universidad de Rochester y los resultados del algoritmo propuesto que fueron obtenidos a través de una clusterización.

El proceso de clasificación se realizó haciendo uso de K-means donde se hizo la elección de 4 clústeres para niveles de gravedad entre 0 y 3 de la escala MDS-UPDRS [11], recordando que el nivel 4 de gravedad se excluye debido a que se define como la imposibilidad de realizar la prueba de Golpeteo de dedos.

Adicionalmente, basados en los valores de errores relativos calculados en la sección anterior, se vio por conveniente realizar K-means con las métricas resultantes de la segmentación manual del primer dataset y realizar la validación con la segmentación automatizada de la data del segundo dataset.

Tras realizar la clusterización, se optó por iterar entre las diversas puntuaciones asignables a cada paciente hasta lograr el mayor valor de correlación posible y, tras ello, se hallaron matrices de confusión para mostrar la predictibilidad de cada puntuación.



Capítulo IV

Resultados de la Implementación del Algoritmo para Clasificar a Pacientes con Parkinson

El presente capítulo tiene como objetivo dar a conocer los resultados finales. Este capítulo permite validar el cumplimiento de los objetivos propuestos en el capítulo 1, así como permite corroborar la solución propuesta. A continuación, se presentan dos elementos: 1) condiciones de implementación y 2) resultados.

4.1. Condiciones de Implementación

La implementación del algoritmo que se propuso requiere de determinadas condiciones que hacen viable su realización y enmarcan el contexto en el que se obtuvieron los resultados.

Con la finalidad de lograr una mejor comprensión de las condiciones de implementación resulta necesario comentar tres secciones: 1) herramientas de software, 2) dispositivos empleados y 3) descripción de data utilizada.

4.1.1. Herramientas de Software

En miras de completar el análisis y solución de la problemática, se usaron dos herramientas de programación: (1) MATLAB y (2) Python.

En el caso de Python, se trabajó con la versión 3.10. Por otro lado, en el caso de MATLAB, se trabajó con la versión R2022a.

Se observa, en la Tabla 4.1 las librerías y toolboxes usados en cada una de las herramientas de programación.

Tabla 4.1: Librerías y toolboxes usados. Elaboración propia.

Herramienta	Librería/Toolbox
Python	Cv2
	Mediapipe
	Numpy
	CSV
	Matplotlib.pyplot
MATLAB	MATLAB
	Signal Processing Toolbox

4.1.2. Dispositivos Empleados

Con la finalidad de realizar la captura de la data que se usó, así como el posterior procesamiento de esta y la obtención de resultados, se emplearon 3 dispositivos.

El primer dispositivo empleado fue la cámara web de marca Logitech y código C925E. Este dispositivo se usó en la adquisición del primer dataset. Las características relevantes que

fundamentaron la elección del equipo son 1) una resolución HD de 1280 x 720 píxeles y 2) capacidad de grabación a 30fps.

El segundo dispositivo empleado fue el smartphone de marca Samsung y modelo Galaxy Note 10+. Este dispositivo se usó en la adquisición del segundo dataset. Las características relevantes que fundamentaron la elección del equipo son 1) una resolución Full HD de 1920 x 1080 píxeles y 2) capacidad de grabación a 30fps.

El tercer dispositivo empleado fue una laptop de marca Lenovo y modelo Yoga 9 14ITL05. Este dispositivo se usó en la implementación del algoritmo. Las características relevantes que fundamentaron la elección del equipo fueron contar con 1) un sistema operativo de tipo Windows versión 11 y 2) una memoria RAM de capacidad de 16 GB.

Al respecto, resulta relevante enunciar que la replicabilidad de la tesis no se limita exclusivamente al uso de dichos dispositivos, sino que también alberga la posibilidad de usar dispositivos con características similares a las enlistadas y lograr resultados equivalentes.

4.2. Resultados del primer Dataset

Con la finalidad de analizar los resultados que se obtuvieron, se analizan dos datasets. En la actual sección, se cubren los resultados del primer dataset.

Se puede observar, como punto inicial, *pie charts* en los que se muestra el error relativo porcentual de las métricas tomando a las extraídas por la segmentación manual como referencia. Al respecto, para mejorar la interpretación, se delimitaron 3 rangos de error relativo porcentual: (1) [0%-10%], (2) [10%-20%] y (3) [20%-].

Se da inicio presentando los valores relacionados a la amplitud de las señales obtenidas.

En la Figura 4.1, se presenta la distribución de errores relativos para el coeficiente de variación de la amplitud en los videos adquiridos con el primer protocolo.

Error Relativo Porcentual del Coeficiente de Variación de la Amplitud

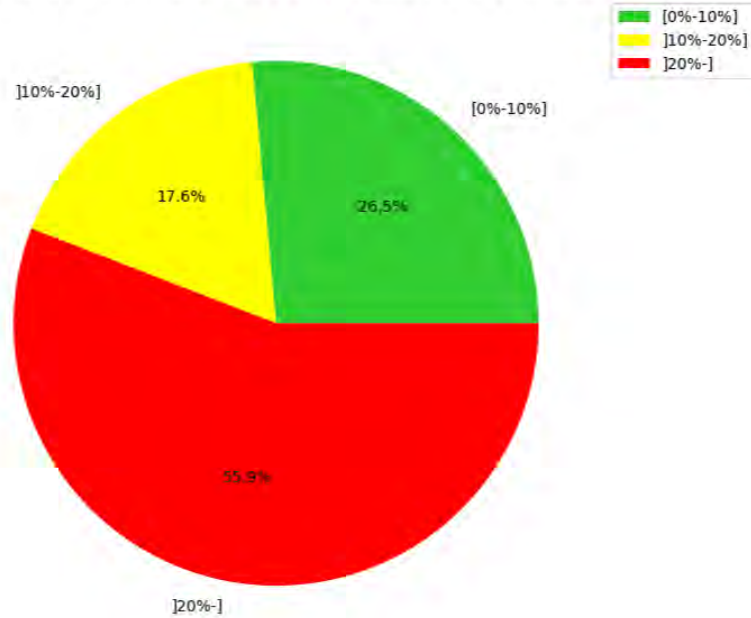


Figura 4.1: Error relativo porcentual del coeficiente de variación de la amplitud para pacientes Parkinson. Elaboración propia.

En la Figura 4.2, se presenta la distribución de errores relativos para la mediana de la amplitud en los videos adquiridos con el primer protocolo.

Error Relativo Porcentual de la Mediana de la Amplitud

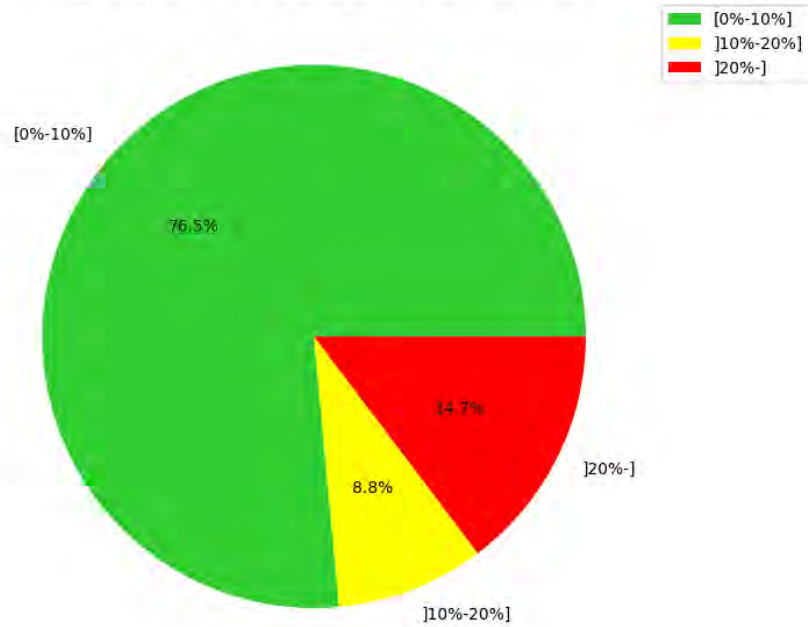


Figura 4.2: Error relativo porcentual de la mediana de la amplitud para pacientes Parkinson. Elaboración propia.

En la Figura 4.3, se presenta la distribución de errores relativos para la media de la amplitud en los videos adquiridos con el primer protocolo.

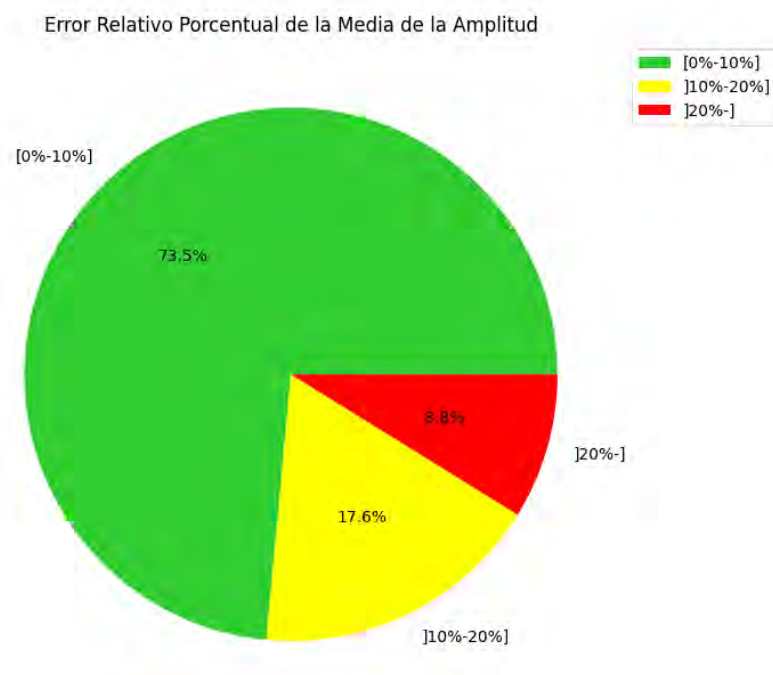


Figura 4.3: Error relativo porcentual de la media de la amplitud para pacientes Parkinson. Elaboración propia.

En la Figura 4.4, se presenta la distribución de errores relativos para la desviación estándar de la amplitud en los videos adquiridos con el primer protocolo.

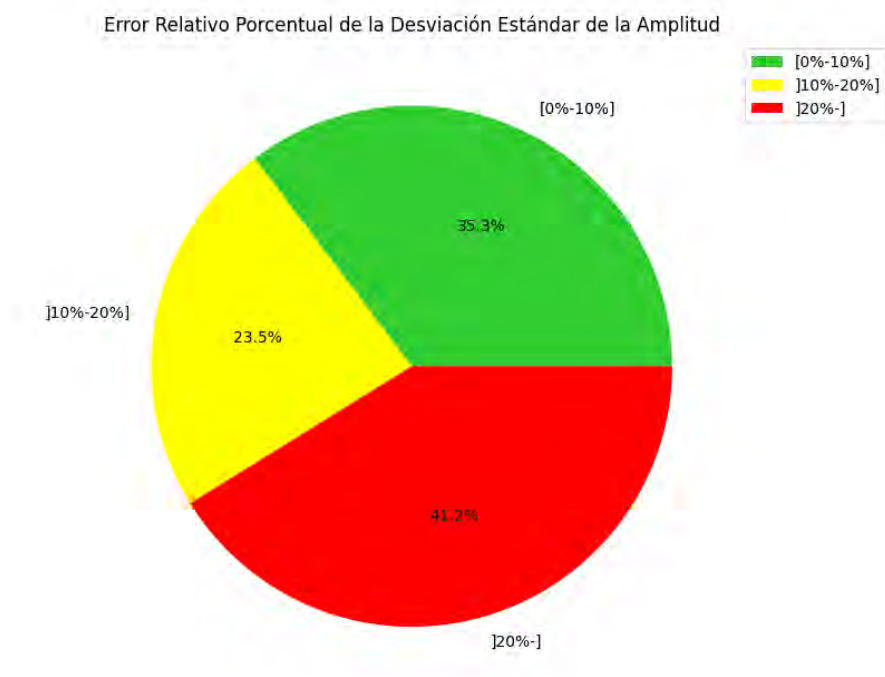


Figura 4.4: Error relativo porcentual de la desviación estándar de la amplitud para pacientes Parkinson. Elaboración propia.

A continuación, se presentan los valores relacionados al periodo de las señales obtenidas.

En la Figura 4.5, se presenta la distribución de errores relativos para el coeficiente de variación del periodo en los videos adquiridos con el primer protocolo.

Error Relativo Porcentual del Coeficiente de Variación del Periodo

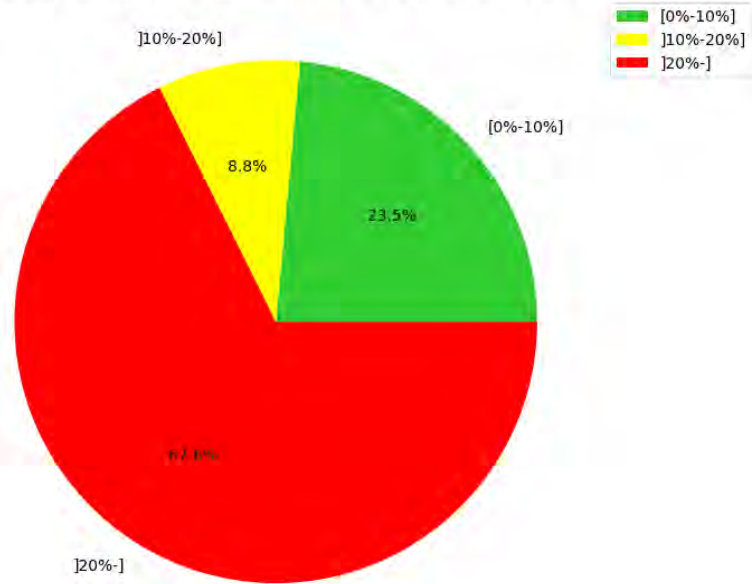


Figura 4.5: Error relativo porcentual del coeficiente de variación del periodo para pacientes Parkinson. Elaboración propia.

En la Figura 4.6, se presenta la distribución de errores relativos para la mediana del periodo en los videos adquiridos con el primer protocolo.

Error Relativo Porcentual de la Mediana del Periodo

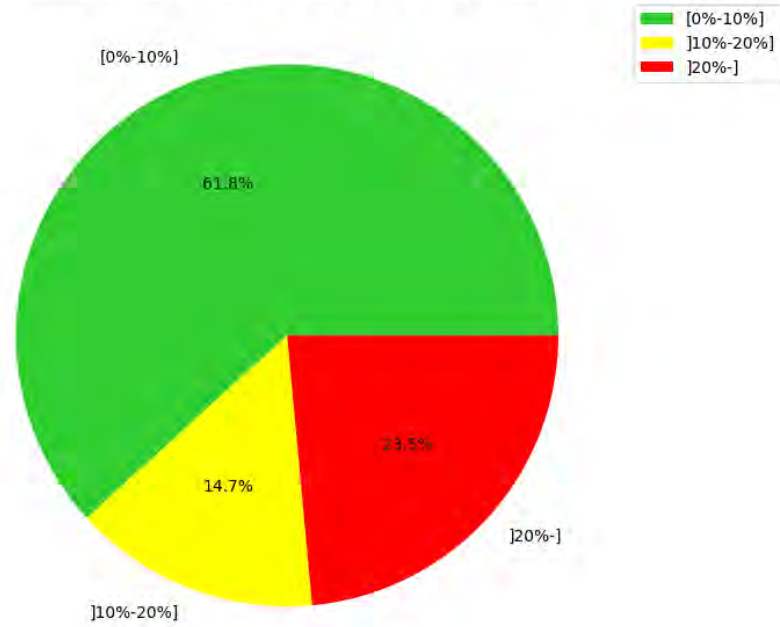


Figura 4.6: Error relativo porcentual de la mediana del periodo para pacientes Parkinson. Elaboración propia.

En la Figura 4.7, se presenta la distribución de errores relativos para la media del periodo en los videos adquiridos con el primer protocolo.

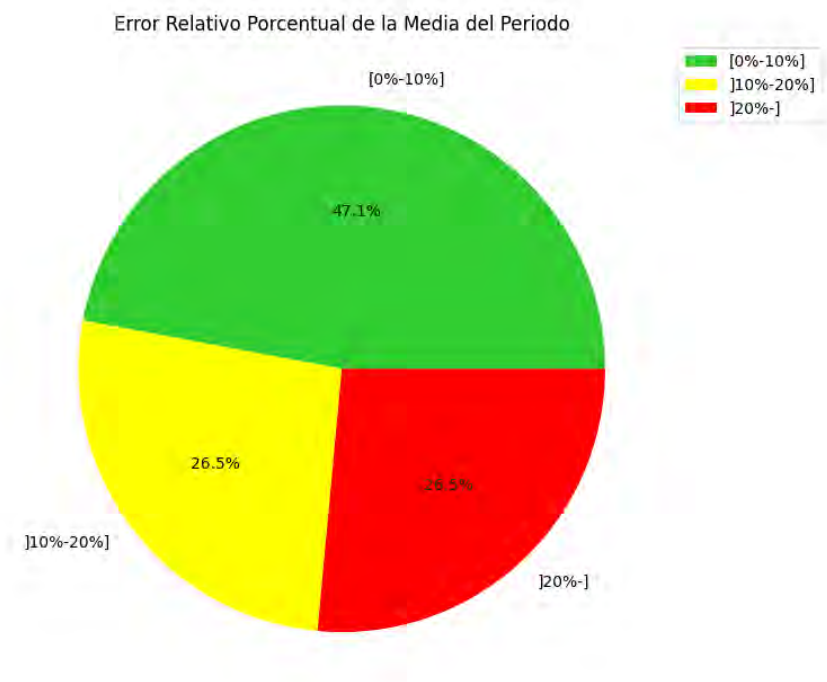


Figura 4.7: Error relativo porcentual de la media del periodo para pacientes Parkinson. Elaboración propia.

En la Figura 4.8, se presenta la distribución de errores relativos para la desviación estándar del periodo en los videos adquiridos con el primer protocolo.

Error Relativo Porcentual de la Desviación Estándar del Periodo

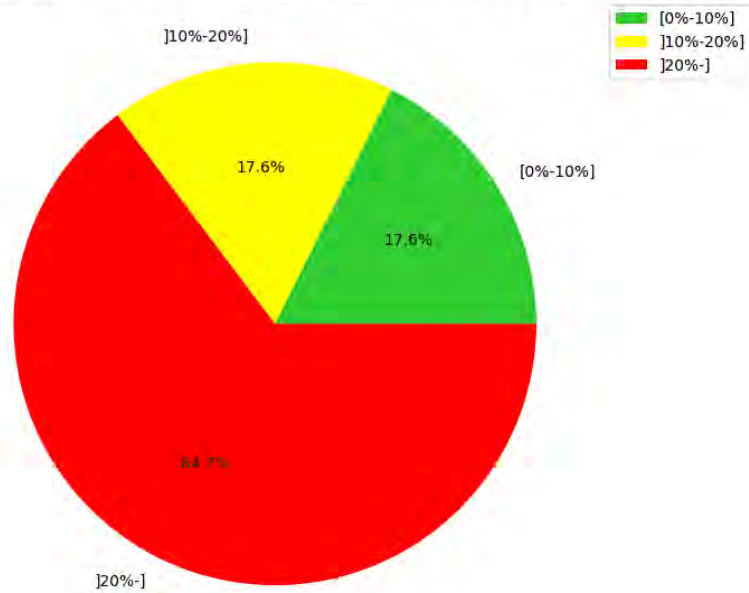


Figura 4.8: Error relativo porcentual de la desviación estándar del periodo para pacientes Parkinson. Elaboración propia.

Tras obtener dichos valores, se analizó el universo de los errores relativos de las métricas de los videos de los pacientes Parkinson y se obtuvieron los valores mostrados en la Figura 4.9.

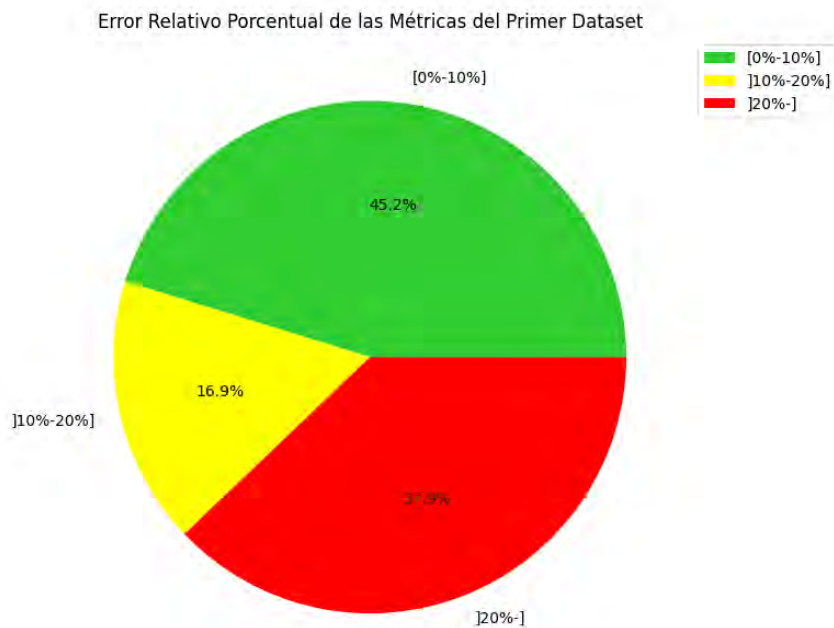


Figura 4.9: Error relativo porcentual de las 8 métricas para los videos de pacientes Parkinson. Elaboración propia.

4.3. Resultados del segundo Dataset

Con la finalidad de analizar los resultados que se obtuvieron, se introspecciona el segundo dataset tras aplicar las mejoras correspondientes.

Se puede observar, a continuación, la información del error relativo porcentual.

Se da inicio presentando los valores relacionados a la amplitud de las señales obtenidas.

En la Figura 4.10, se presenta la distribución de errores relativos para el coeficiente de variación de la amplitud en los videos adquiridos con el segundo protocolo.

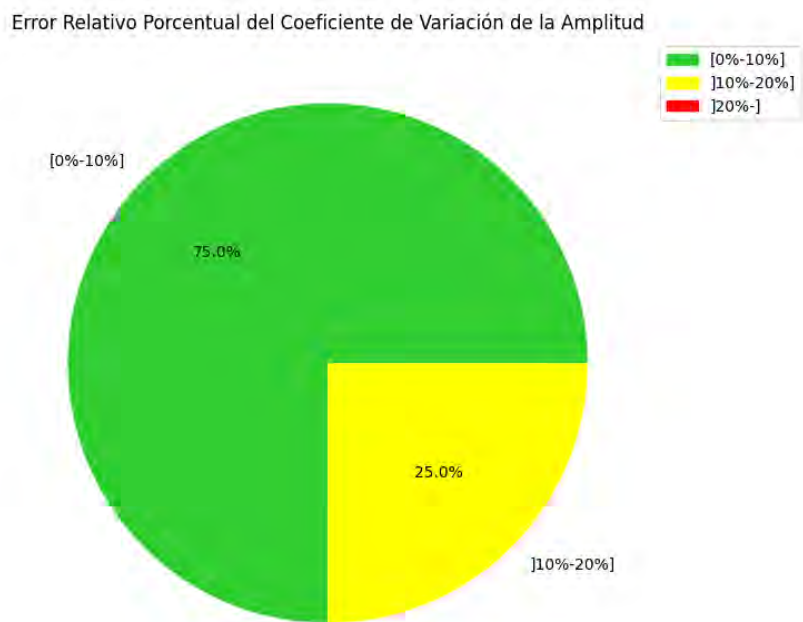


Figura 4.10: Error relativo porcentual del coeficiente de variación de la amplitud para voluntarios. Elaboración propia.

En la Figura 4.11, se presenta la distribución de errores relativos para la mediana de la amplitud en los videos adquiridos con el segundo protocolo.

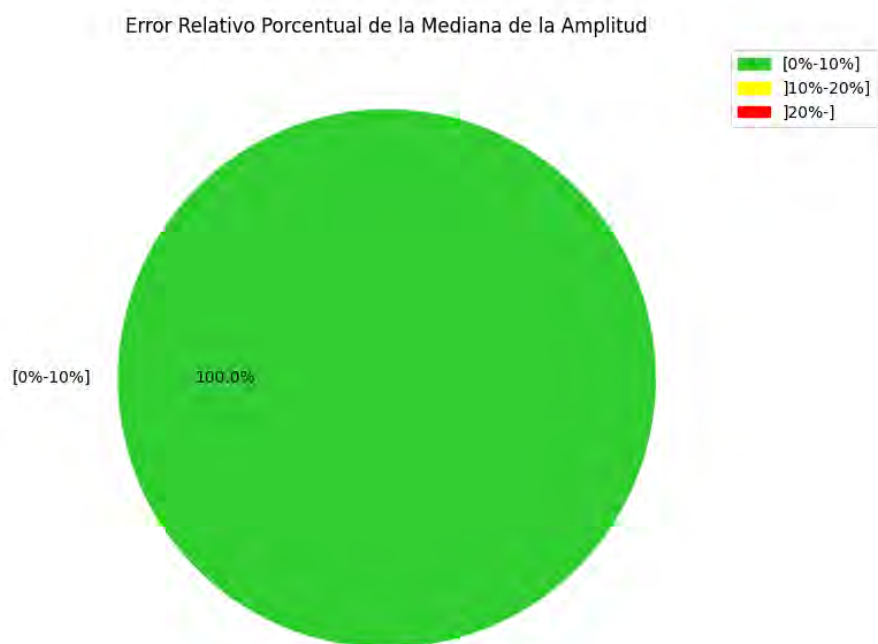


Figura 4.11: Error relativo porcentual de la mediana de la amplitud para voluntarios. Elaboración propia.

En la Figura 4.12, se presenta la distribución de errores relativos para la media de la amplitud en los videos adquiridos con el segundo protocolo.

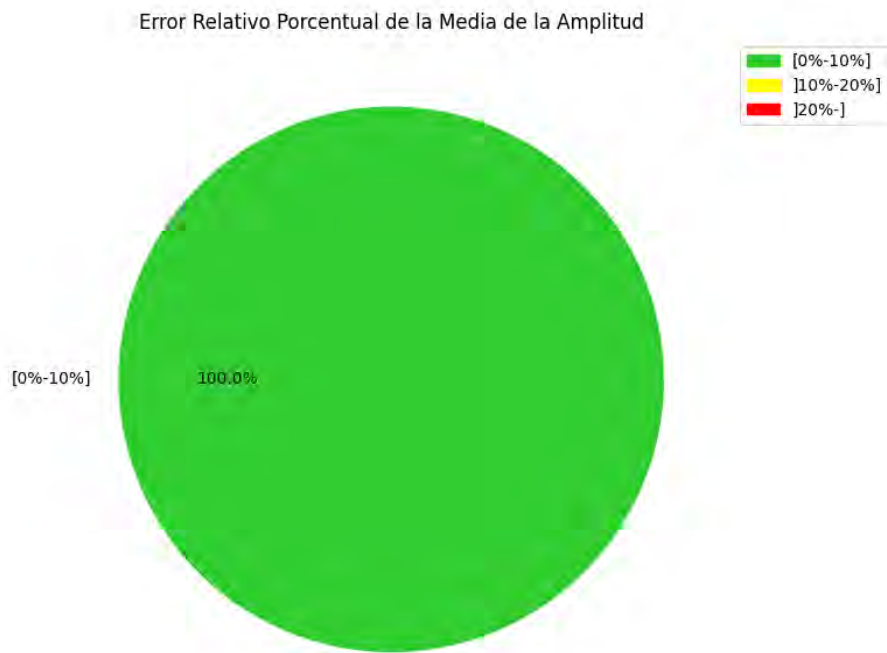


Figura 4.12: Error relativo porcentual de la media de la amplitud para voluntarios. Elaboración propia.

En la Figura 4.13, se presenta la distribución de errores relativos para la desviación estándar de la amplitud en los videos adquiridos con el segundo protocolo.

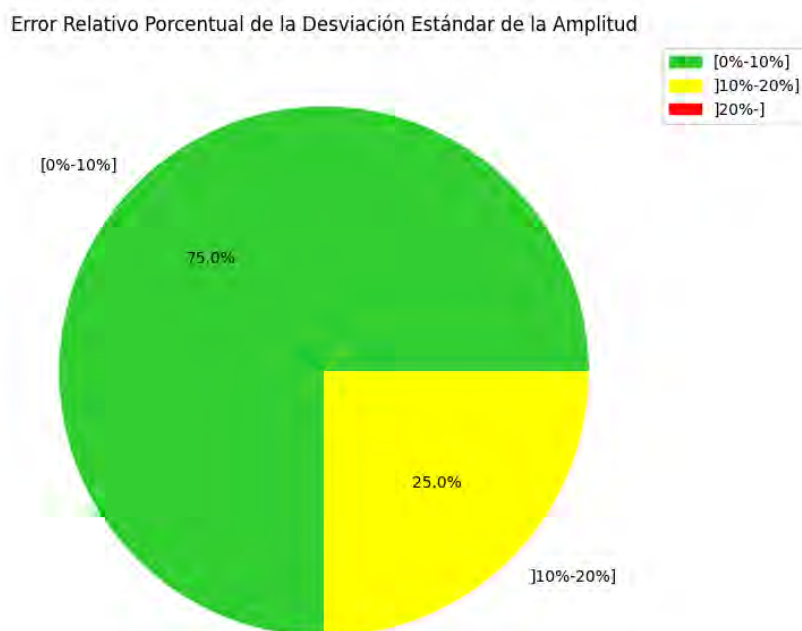


Figura 4.13: Error relativo porcentual de la desviación estándar de la amplitud para voluntarios. Elaboración propia.

A continuación, se presentan los valores relacionados al periodo de las señales obtenidas.

En la Figura 4.14, se presenta la distribución de errores relativos para el coeficiente de variación del periodo en los videos adquiridos con el segundo protocolo.

Error Relativo Porcentual del Coeficiente de Variación del Periodo

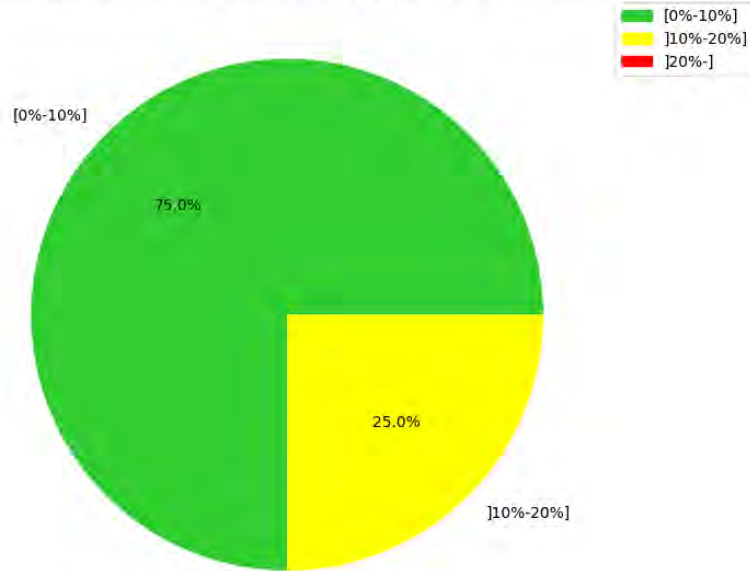


Figura 4.14: Error relativo porcentual del coeficiente de variación del periodo para voluntarios. Elaboración propia.

En la Figura 4.15, se presenta la distribución de errores relativos para la mediana del periodo en los videos adquiridos con el segundo protocolo.

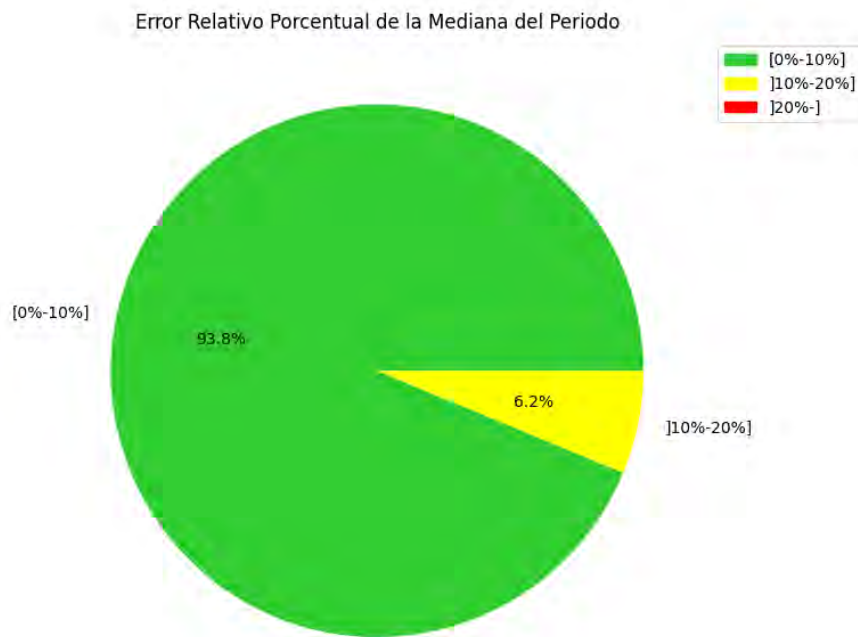


Figura 4.15: Error relativo porcentual de la mediana del periodo para voluntarios. Elaboración propia.

En la Figura 4.16, se presenta la distribución de errores relativos para la media del periodo en los videos adquiridos con el segundo protocolo.

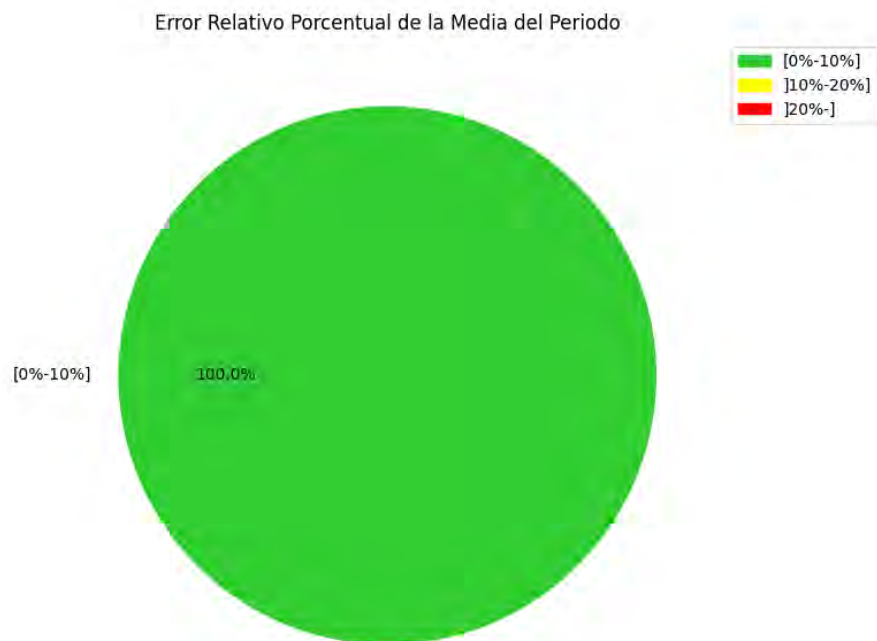


Figura 4.16: Error relativo porcentual de la media del periodo para voluntarios. Elaboración propia.

En la Figura 4.17, se presenta la distribución de errores relativos para la desviación estándar del periodo en los videos adquiridos con el segundo protocolo.

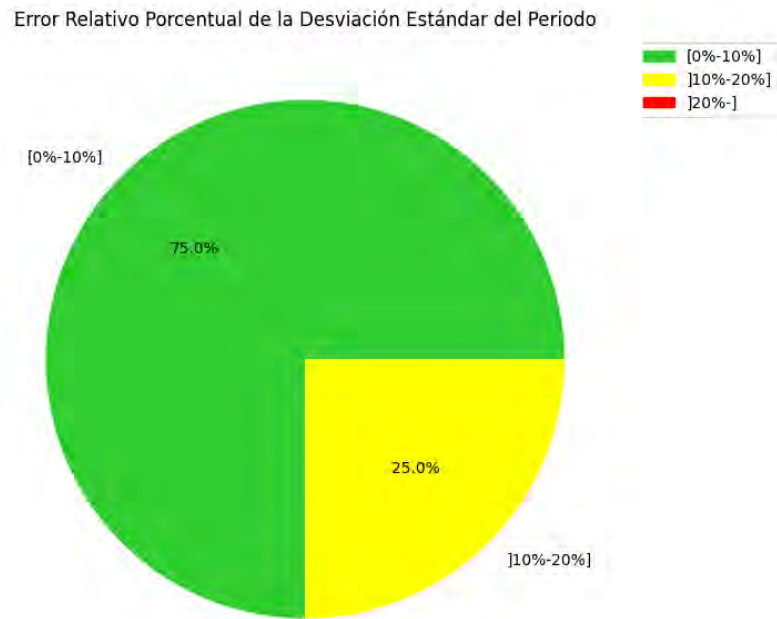


Figura 4.17: Error relativo porcentual de la desviación estándar del periodo para voluntarios. Elaboración propia.

Tras obtener dichos valores, se analizó el universo de los errores relativos de las métricas de los videos de los voluntarios y se obtuvieron los valores mostrados en la Figura 4.18 y se validó la mejora respecto del primer protocolo de adquisición.

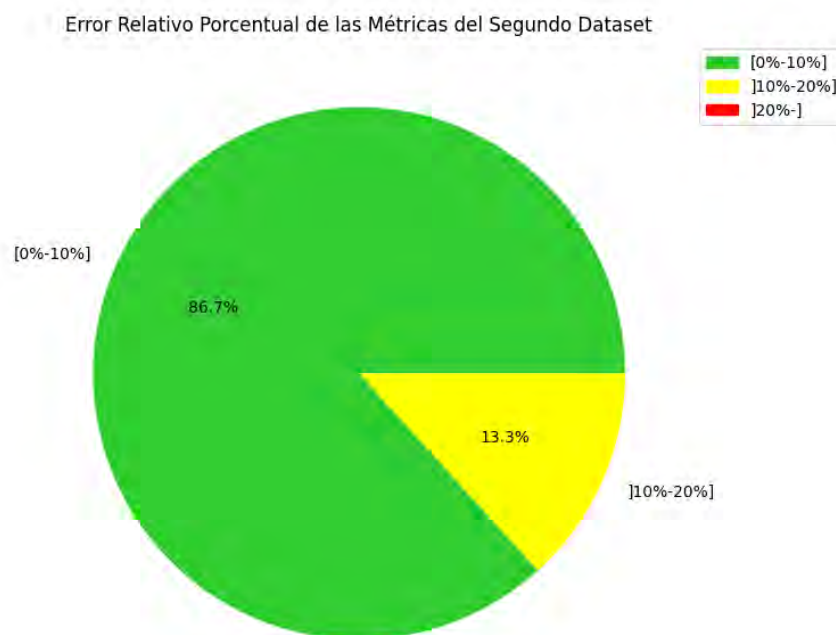


Figura 4.18: Error relativo porcentual de las 8 métricas para los videos de voluntarios. Elaboración propia.

4.4. Clasificación y Correlación

Se muestra, a continuación, los resultados de la puntuación realizada en base de la clustereización comparada con los puntajes médicos para cada paciente. En la Tabla 4.2, se ven los resultados de clasificación del primer dataset y en la Tabla 4.3 se ven los resultados del segundo dataset.

Tabla 4.2: Puntuaciones de médicos vs clasificación por K-means para data de clasificación. Elaboración propia.

Paciente	Scores	Clasificación K-means
#0001_OFF_3.4_der	3	3
#0001_OFF_3.4_izq	3	3
#0002_OFF_3.4_der	1	1
#0002_OFF_3.4_izq	1	2
#0002_ON_3.4_der	1	1
#0002_ON_3.4_izq	1	1
#0003_OFF_3.4_der	1	1
#0003_OFF_3.4_izq	1	1
#0003_ON_3.4_der	0	0
#0003_ON_3.4_izq	1	1
#0004_OFF_3.4_der	3	3
#0004_OFF_3.4_izq	2	2
#0004_ON_3.4_der	2	2
#0004_ON_3.4_izq	2	1
#0005_OFF_3.4_der	3	3
#0005_OFF_3.4_izq	2	1
#0006_OFF_3.4_der	3	1
#0006_OFF_3.4_izq	2	2
#0007_OFF_3.4_der	2	2
#0007_OFF_3.4_izq	3	3
#0007_ON_3.4_der	2	1
#0007_ON_3.4_izq	1	1
#0008_3.4_der	0	0
#0008_3.4_izq	0	0
#0009_3.4_der	0	1
#0009_3.4_izq	0	0
#0010_3.4_der	0	0
#0010_3.4_izq	0	0
#0011_3.4_der	0	0
#0011_3.4_izq	0	1
#0012_3.4_der	0	1
#0012_3.4_izq	0	1
#0015_3.4_der	0	0
#0015_3.4_izq	0	0

Tabla 4.3: Puntuaciones de médicos vs clasificación por K-means para data de validación. Elaboración propia.

Paciente	Scores Médicos	Clasificación K-means
#1_der	1	0
#1_izq	2	2
#2_der	0	0
#2_izq	0	0
#3_der	1	1
#3_izq	1	1
#4_parkinson_der	3	2
#4_parkinson_izq	3	2
#5_parkinson_der	3	3
#5_parkinson_izq	3	3
#6_parkinson_der	3	1
#6_parkinson_izq	3	3
#7_parkinson_der	3	3
#7_parkinson_izq	3	3
#8_parkinson_der	3	3
#8_parkinson_izq	3	3

Tras obtener las clasificaciones, se procedió, como paso final, a calcular el coeficiente de correlación de Pearson tanto para la data de clasificación como para la data de validación. Los resultados obtenidos se observan en las Figuras 4.19 y 4.20 representando un 82 % y 88 % de coeficiente de correlación respectivamente.

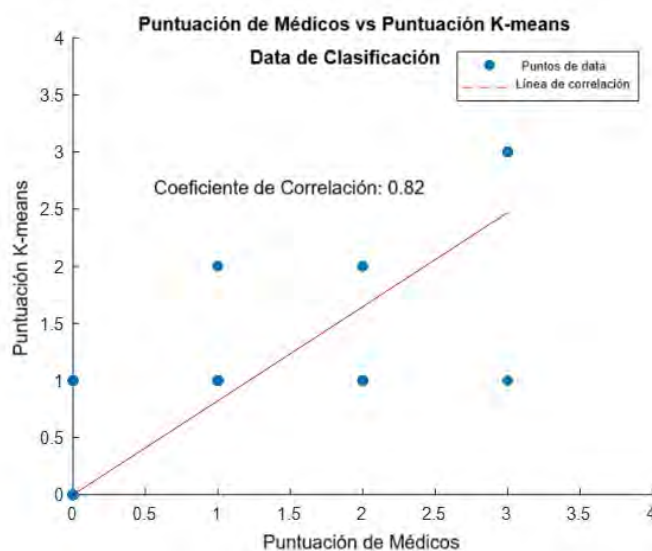


Figura 4.19: Correlación de data de clasificación entre puntuaciones de médicos y puntuaciones de K-means. Elaboración propia.

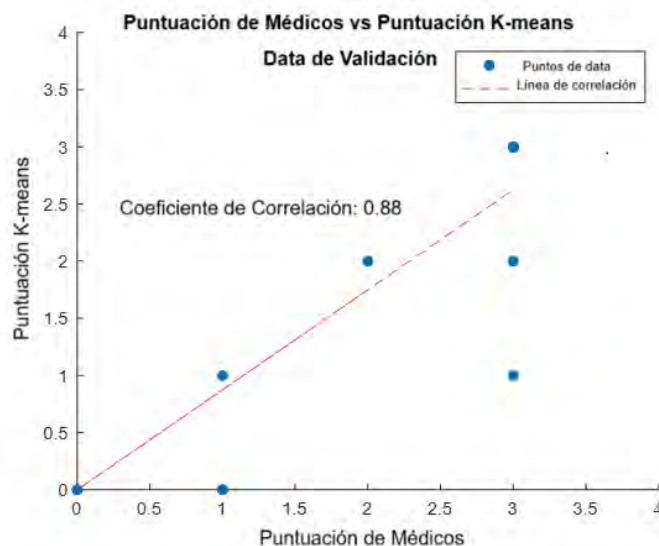


Figura 4.20: Correlación de data de validación entre puntuaciones de médicos y puntuaciones de K-means. Elaboración propia.

De igual manera, se presentan las matrices de confusión de las respectivas clasificaciones. En

la Figura 4.21 y 4.22 se pueden observar las matrices de confusión correspondientes al análisis del primer y segundo dataset que se relacionan con la data de clasificación y validación.

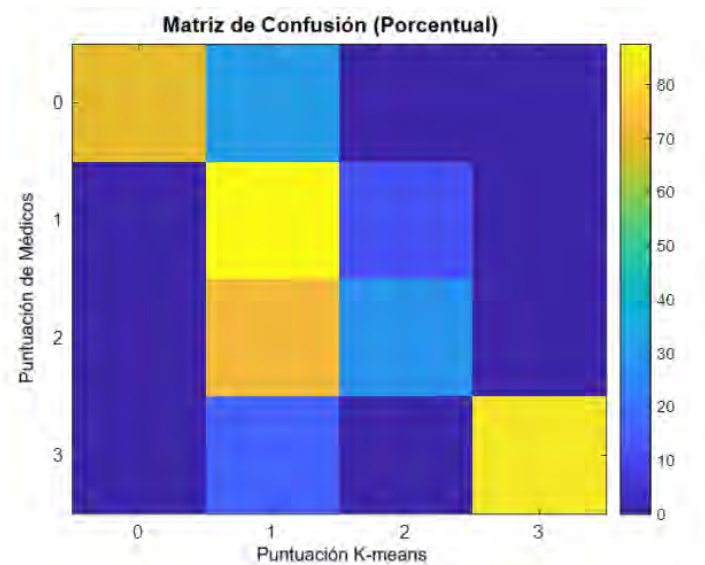


Figura 4.21: Matriz de confusión de data de clasificación entre puntuaciones de médicos y puntuaciones de K-means. Elaboración propia.

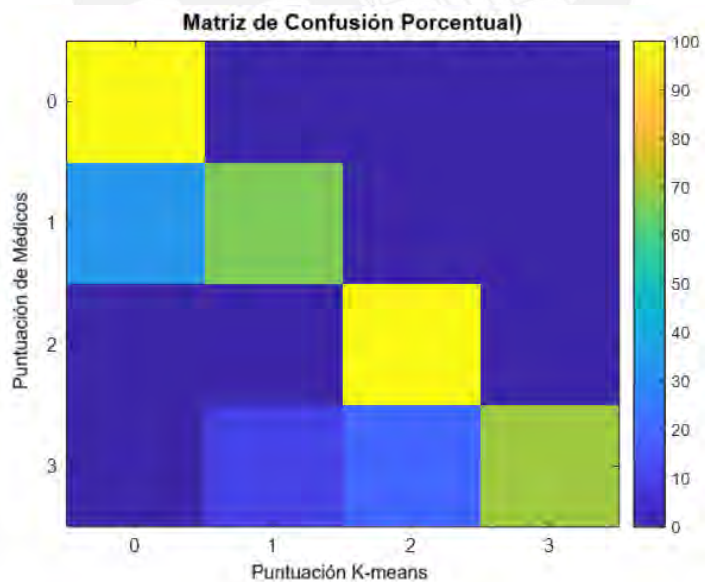


Figura 4.22: Matriz de confusión de data de validación entre puntuaciones de médicos y puntuaciones de K-means. Elaboración propia.

4.5. Discusión

La implementación de un método automatizado para segmentar el golpeteo de dedos y extraer métricas cuantitativas permitió obtener características representativas de cada paciente que permitieron analizar las ventajas del primer protocolo de adquisición, así como sus limitaciones.

A partir del análisis, se observó que las limitaciones que presentó el primer protocolo de adquisición fueron las siguientes: baja resolución de las grabaciones, uso de dedal, uso de dispositivos de medición electrónica que influyó en el movimiento libre, problemas del *background* e iluminación, y superposición de los dedos durante las grabaciones. Para superar dichas limitantes, se propuso un nuevo protocolo. Las limitantes asociadas al protocolo propuesto son la falta de pruebas en pacientes con Parkinson y la falta de especificaciones relacionadas a la iluminación.

Tras detectar las oportunidades de mejora, se propuso un segundo protocolo de adquisición y la grabación de voluntarios del segundo dataset fue válida, ya que las características de los movimientos que realizaron fueron congruentes con el análisis del movimiento típico de un paciente con Parkinson descrito por los médicos y fueron, en consecuencia, evaluados y puntuados en los niveles de gravedad descritos por la escala MDS-UPDRS.

De lo mostrado en las Figuras 4.19 y 4.20, el valor mínimo de correlación es 82% y el máximo es 88%. Estos valores validan los resultados logrados, ya que, frente al estado del arte, lo obtenido se encuentra en la parte superior del análisis incluso aproximándose al 90% de correlación máximo logrado; sin embargo, pese a la correcta simulación de los voluntarios es de interés incluir pacientes con Parkinson que efectivamente tengan síntomas motores para validar el algoritmo en entornos clínicos.

Finalmente, se propuso un algoritmo con el potencial de caracterizar y clasificar a los pacientes y voluntarios en los distintos niveles asociados al diagnóstico clínico de la prueba de Golpeteo de dedos.

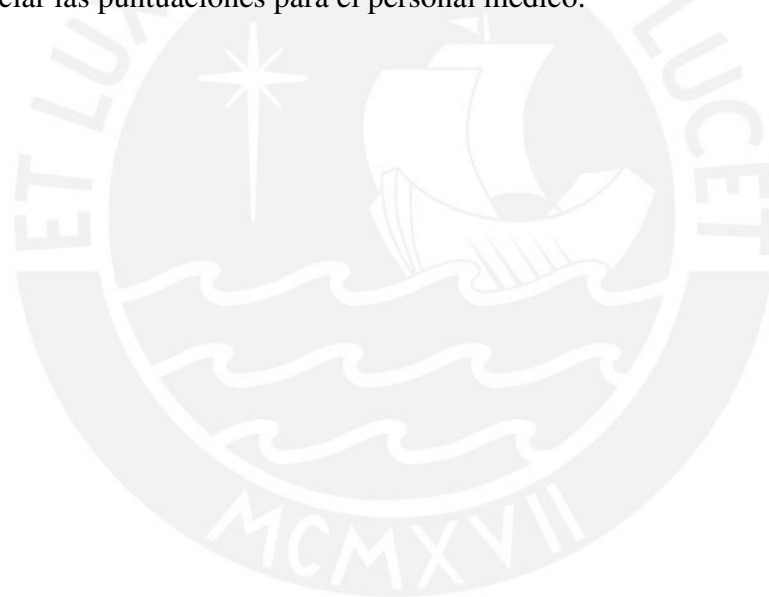
Conclusiones

En la presente tesis se abordó la evaluación de la enfermedad de Parkinson a través de la prueba de Golpeteo de dedos, con el objetivo de clasificar la gravedad de manera objetiva. Se analizaron 50 videos de pacientes y voluntarios, se extrajeron 8 métricas y se aplicó K-means para la clasificación. Los resultados mostraron una correlación del 82 % y 88 % en dos datasets, lo que sugiere la fiabilidad del algoritmo para complementar o reemplazar la evaluación médica en el futuro. En relación con los objetivos planteados, se presentan las conclusiones:

- Los resultados demuestran que tanto el algoritmo como el protocolo pueden ser implementados en regiones del Perú con limitaciones tecnológicas. Las pruebas realizadas confirmaron que, utilizando un smartphone e implementando el algoritmo en un sistema portable, es posible utilizar esta tecnología para brindar apoyo a los médicos en la clasificación del estadio de la enfermedad de Parkinson en los pacientes.
- El protocolo final de adquisición propuesto mejoró la capacidad de segmentar automáticamente la señal de interés, ya que logró un menor error relativo entre la segmentación manual y automática. Para los videos adquiridos con el protocolo del segundo dataset fue posible realizar la segmentación automática logrando que 86.72 % de los videos de dicho dataset tengan un error relativo en el rango de 0-10% en comparación con la segmentación manual. Este porcentaje presenta una mejora en comparación con el 46.32 % del primer dataset en donde se tenía ese porcentaje de error.
- La clasificación del nivel de gravedad de los pacientes se realizó usando K-means a partir de un arreglo con las 8 métricas que representó a cada paciente. Se usó la segmentación manual de la data adquirida con el protocolo primario como data de clasificación y

la segmentación automatizada de la data adquirida con el protocolo final como data de validación.

- Los puntajes de los médicos de la universidad de Rochester se correlacionaron con los puntajes obtenidos por la clasificación y se obtuvieron coeficientes de relación de Pearson de valor 82 % y 88 % para la data de clasificación y de validación respectivamente que son indicadores de fiabilidad del algoritmo.
- Los niveles de clasificación representados en las matrices de confusión evidencian el alto porcentaje de aciertos en la data de validación. Respecto a la data de clasificación, se observa que el número de aciertos del nivel de gravedad 2 se relaciona con la complejidad de diferenciar las puntuaciones para el personal médico.



Recomendaciones

- Se dio inicio al trabajo de investigación con una base de datos de 34 videos adquiridos en la ciudad de Arequipa, Perú con el protocolo primario de adquisición. Los videos traían consigo algunas limitantes relacionadas con ángulos de grabación que limitaban la segmentación, elementos que cubrían parcial o totalmente las manos y una baja resolución, ya que los videos fueron grabados con HD y posteriormente fueron recortados para centrarse en la mano de interés. Es por este motivo, que se recomienda guiarse del protocolo final propuesto para la adquisición de videos que serán posteriormente usados en procesamiento de señales.
- De querer reproducir los resultados, se recomienda realizar grabaciones únicamente de la prueba de Parkinson y no recortar videos que graban toda la evaluación, ya que de esa forma el paciente cumple mejor las indicaciones.
- Los dispositivos empleados se usaron principalmente por la facilidad de acceso y disponibilidad que traían consigo. Es recomendable analizar la escalabilidad de lo propuesto, dado que hay equipos más económicos que cumplen con los requerimientos técnicos que se presentaron como relevantes para los dispositivos usados.
- El algoritmo propuesto hizo posible obtener una correlación con valor superior al 82%. En ese sentido, es recomendable continuar con la investigación, ya que la tendencia indica que es posible lograr mejores resultados con una base de datos mayor.
- Al analizar las señales segmentadas y las métricas extraídas se observó que hay grupos de señales con forma similar, pero con puntuación diferente por parte de los médicos. En

consecuencia, es recomendable contar con puntuaciones hechas por más especialistas, ya que, como se comentó, la prueba tiene carácter subjetivo y las puntuaciones pueden variar de médico en médico.



Bibliografía

- [1] B. Lin, W. Luo, Z. Luo, B. Wang, S. Deng, J. Yin, and M. Zhou, “Bradykinesia recognition in parkinson’s disease via single rgb video,” *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*, vol. 14, 2 2020.
- [2] L. L. Xie and L. D. Hu, “Research progress in the early diagnosis of parkinson’s disease,” *Neurological Sciences*, 2022.
- [3] J. G. Habets, C. Herff, P. L. Kubben, M. L. Kuijf, Y. Temel, L. J. Evers, B. R. Bloem, P. A. Starr, R. Gilron, and S. Little, “Rapid dynamic naturalistic monitoring of bradykinesia in parkinson’s disease using a wrist-worn accelerometer,” *Sensors*, vol. 21, 12 2021.
- [4] Z. Lin, Y. Xiong, G. Cai, H. Dai, X. Xia, Y. Tan, and T. C. Lueth, “Quantification of parkinsonian bradykinesia based on axis-angle representation and svm multiclass classification method,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 26 895–26 903, 5 2018.
- [5] S. F. Desyansah, M. N. Mohammed, S. Al-Zubaidi, H. Syamsudin, I. Abdullah, and E. Yusuf, “Bradykinesia detection system using iot based health care system for parkinson’s disease patient,” *2021 IEEE International Conference on Automatic Control and Intelligent Systems, I2CACIS 2021*, pp. 329–333, 6 2021.
- [6] S. Williams, Z. Zhao, A. Hafeez, D. C. Wong, S. D. Relton, H. Fang, and J. E. Alty, “The discerning eye of computer vision: Can it measure parkinson’s finger tap bradykinesia?” *Journal of the Neurological Sciences*, vol. 416, p. 117003, 9 2020. [Online]. Available: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0022510X20303403>

- [7] MINSA. El parkinson afecta a unas 30 mil personas en el Perú. [Online]. Available: <https://www.gob.pe/institucion/minsa/noticias/27375-el-parkinson-afecta-aunas-30-mil-personas-en-el-peru> (acceso: Sep.1 2022).
- [8] Z. Zhao, H. Fang, S. Williams, S. D. Relton, J. Alty, A. J. Casson, and D. C. Wong, "Time series clustering to examine presence of decrement in parkinson's finger-tapping bradykinesia," *2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine Biology Society (EMBC)*, 2020.
- [9] D. J. Park, J. W. Lee, M. J. Lee, S. J. Ahn, J. Kim, G. L. Kim, Y. J. Ra, Y. N. Cho, and W. B. Jeong, "Evaluation for parkinsonian bradykinesia by deep learning modeling of kinematic parameters," *Journal of Neural Transmission*, vol. 128, pp. 181–189, 2 2021.
- [10] Y. Balash and R. Gilad, "Frequency of hand movements as a possible diagnostic tool for parkinsonian bradykinesia. proposal of a simple bedside test," *Neurological Sciences*, vol. 43, pp. 2525–2529, 4 2022.
- [11] International Parkinson and Movement Disorder. Official MDS-UPDRS Spanish Translation. [Online]. Available: www.movementdisorders.org (acceso: Sep.1 2022)
- [12] O. Martinez-Manzanera, E. Roosma, M. Beudel, R. W. Borgemeester, T. V. Laar, and N. M. Maurits, "A method for automatic and objective scoring of bradykinesia using orientation sensors and classification algorithms," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 63, pp. 1016–1024, 5 2016.
- [13] Y. Liu, J. Chen, C. Hu, Y. Ma, D. Ge, S. Miao, Y. Xue, and L. Li, "Vision-based method for automatic quantification of parkinsonian bradykinesia," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 27, pp. 1952–1961, 10 2019.
- [14] J. H. Shin, J. N. Ong, R. Kim, S. min Park, J. Choi, H. J. Kim, and B. Jeon, "Objective measurement of limb bradykinesia using a marker-less tracking algorithm with 2D-video in PD patients," *Parkinsonism and Related Disorders*, vol. 81, pp. 129–135, 12 2020.

- [15] A. Mathis, P. Mamidanna, K. M. Cury, T. Abe, V. N. Murthy, M. W. Mathis, and M. Bethge, “DeepLabCut: markerless pose estimation of user-defined body parts with deep learning,” *Nature Neuroscience*, vol. 21, pp. 1281–1289, 2018.
- [16] F. Petitjean, A. Ketterlin, and P. Gançarski, “A global averaging method for dynamic time warping, with applications to clustering,” *Pattern Recognition*, vol. 44, pp. 678–693, 3 2011.
- [17] P. Domkundwar, S. Nandedkar, M. Student, and A. Professor, “Federated learning using vector compression techniques,” *Journal of Emerging Technologies and Innovative Research*, vol. 7, 2020.
- [18] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L.-C. Chen, “Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks,” 2018.
- [19] H. Dai, G. Cai, Z. Lin, Z. Wang, and Q. Ye, “Validation of inertial sensing-based wearable device for tremor and bradykinesia quantification,” *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 25, pp. 997–1005, 4 2021.
- [20] A. Samà, C. Pérez-López, D. Rodríguez-Martín, A. Català, J. M. Moreno-Aróstegui, J. Cabbestany, E. de Mingo, and A. Rodríguez-Moliner, “Estimating bradykinesia severity in parkinson’s disease by analysing gait through a waist-worn sensor,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 84, pp. 114–123, 5 2017.
- [21] R. Djaldetti, B. Hadad, J. Reiner, B. A. Kharash, and B. Lerner, “Levodopa responsiveness in parkinson’s disease: harnessing real-life experience with machine-learning analysis,” *Journal of Neural Transmission*, vol. 129, pp. 1289–1297, 10 2022.
- [22] Y. Peng, Y. Liu, K. Lu, and M. Zhang, “Single pixel compressive camera for fast video acquisition using spatial cluster regularization,” *KSI Transactions on Internet and Information Systems*, vol. 12, pp. 5481–5495, 11 2018.
- [23] M. D. Adams, *Signals and systems*, 3rd ed. Department of Electrical and Computer Engineering, University of Victoria, 2020, vol. 1, pp. 7–19.

- [24] Comité de Ética de la Investigación para Ciencias de la Vida y Tecnologías, “Dictamen n°002-2022-ceicvytech/pucp,” Lima, Perú, 2022.
- [25] K. Zumaeta, S. E. Romero, E. Torres, L. Urdiales, A. Ramirez, I. Camargo, K. J. Lizarraga, and B. Castaneda, “Combining inertial sensors and optical flow to assess finger movements: Pilot study for telehealth applications,” *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 2409–2412, 2021.
- [26] Mediapipe. MediaPipe | Google for Developers. [Online]. Available: <https://developers.google.com/mediapipe/solutions> (acceso: May.15 2023).

