



# UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

---

## FACULTAD DE INGENIERÍA

**Análisis de expresiones faciales en la enfermedad de  
Parkinson mediante el procesamiento de imágenes**

**T E S I S**

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:  
**Ingeniero en Sistemas Biomédicos**

PRESENTA:

**Héctor Eduardo Parga Nájera**

DIRECTOR DE TESIS:

**Dr. Luis Jiménez Ángeles**

**Ciudad Universitaria, CDMX, 2024**



---

# **Análisis de expresiones faciales en la enfermedad de Parkinson mediante el procesamiento de imágenes**

por

Héctor Eduardo Parga Nájera

## **Resumen**

La enfermedad de Parkinson es una patología neurodegenerativa que va disminuyendo la calidad de vida de las personas que lo padecen. Ante el aumento de la esperanza de vida también ha incrementado el número de personas que desarrollan Parkinson, y sin embargo no así lo han hecho los centros de salud y el personal especializado en su tratamiento, disminuyendo el acceso a un tratamiento de calidad. Frente a esta problemática han surgido sistemas de telemedicina para apoyar en esa carencia. Estos prometen ser un compañero para el paciente, además de facilitar el trabajo del médico tratante.

Para estas aplicaciones se han propuesto diversos sistemas, destacando aquellos que utilizan herramientas de Visión Computarizada como OpenPose o MediaPipe. La mayoría de ellos están enfocados en marcha o movimientos del cuerpo completo, aunque también se ha dirigido a las expresiones faciales, ya que la rigidez en estas (conocido como hipomimia) es uno de los síntomas comunes de la enfermedad de Parkinson.

Estas herramientas permiten obtener una cantidad de datos más ricos sin depender de la supervisión al momento de ser recopilados. Este conjunto de data debe ser procesado para obtener parámetros de relevancia. En este trabajo se explora la recopilación de marcadores en gesticulaciones faciales, para su posterior destilación en datos. La obtención de estos ha seguido un protocolo producto de una serie de proyectos previos.

Además, se presentan estrategias de limpieza de datos ante la necesidad de discriminar aquellos que sean de mayor relevancia según el escenario. Los resultados de dichos procesamientos han mostrado tener relación con sus contrapartes clínicas, abriendo una ventana de oportunidad para su refinamiento y uso en dichos sistemas de telemedicina.

---

# **Analysis of Facial expressions on Parkinson’s disease using image processing**

by

Héctor Eduardo Parga Nájera

## **Abstract**

Parkinson’s disease is a neurodegenerative condition that progressively diminishes the quality of life for those affected. As life expectancy has increased, the number of people developing Parkinson’s has also risen. However, the healthcare centers and specialized personnel for its treatment have not kept pace, leading to reduced access to quality care. In response to this challenge, tele-health systems have emerged to help address this gap. These systems promise to be a companion for the patient and facilitate the work of the treating physician.

Various systems have been proposed for these applications, with a focus on those utilizing computer vision tools like OpenPose or MediaPipe. Most of these systems are centered on gait or full-body movements, although some have also targeted facial expressions, as the rigidity in these (known as hypomimia) is one of the common symptoms of Parkinson’s disease.

These tools allow for the collection of richer data without relying on constant supervision during the data gathering process. This dataset must then be processed to extract relevant parameters. This project explores the collection of markers from facial gestures, with the aim of distilling this data into meaningful insights. The process of obtaining these markers has followed a protocol developed through a series of previous projects.

Additionally, strategies for data cleaning are presented, as there is a need to discriminate between the most relevant data points for the given scenario. The results of these data processing efforts have shown a relationship with their clinical counterparts, opening a window of opportunity for further refinement and integration into tele-health systems.

---

## *Agradecimientos*

En primer lugar, a mis padres, a mi hermana y a Panci, quienes han sido, son y serán mi pilar fundamental. Gracias por su amor y su apoyo para conseguir este logro. Gracias por creer en mí.

A mi asesor, el Dr. Luis Jiménez Ángeles, quién con sus conocimientos y experiencias me guió en este y otros proyectos.

A la Dra. Ingrid Salomé Morales Sánchez y la Dra. Grecia Bustos Mancilla por su colaboración en este trabajo. Gracias a sus conocimientos es que se concluyó exitosamente este trabajo.

Al proyecto UNAM-DGAPA-PAPIME "PE103323: Herramientas de enseñanza para el desarrollo de dispositivos médicos basados en inteligencia artificial". Gracias por brindar el marco y los recursos necesarios para llevar a cabo este proyecto. Su apoyo fue fundamental para el éxito de esta investigación.

A mis compañeros que estuvieron conmigo durante la realización de este proyecto, especialmente a Bruno y a Abigail, por compartir ideas, esfuerzos y largas horas de trabajo.

A mis amigos por acompañarme en este tiempo, tanto en casa, Juan, Enrique, Arturo, Andrés, Harold, Jesús, Michell; como los que hice en el camino, Aldo, Pedro, Elishai, Sebastián, Ingrid, Ricardo, Berenice, Luis, Yrany, Alejandro, Pamela. Gracias a todos ustedes.

Finalmente, a la Universidad Nacional Autónoma de México, mi alma mater, a la Facultad de Ingeniería, y por supuesto a mis profesores por brindarme la oportunidad de formarme académicamente y por ofrecerme las herramientas y oportunidades necesarias para desarrollarme profesionalmente.

A todos ustedes, muchas gracias.

**Sinceramente**

**Héctor**



# Índice general

<b>1. Antecedentes</b>	<b>2</b>
1.1. Introducción . . . . .	2
1.2. Objetivo . . . . .	6
<b>2. Marco teórico</b>	<b>7</b>
2.1. Enfermedad de Parkinson . . . . .	7
2.1.1. Definición . . . . .	7
2.1.2. Causas . . . . .	8
2.1.3. Cuadro clínico . . . . .	9
2.1.4. Diagnóstico y clasificación . . . . .	10
2.1.5. Tratamientos . . . . .	12
2.2. Captura de Movimientos . . . . .	13
2.2.1. Sistemas de visión computarizada (CV) . . . . .	15
<b>3. Metodología</b>	<b>17</b>
3.1. Obtención de datos . . . . .	19
3.1.1. Protocolo . . . . .	19
3.2. Procesamiento . . . . .	20
3.2.1. Obtención de los marcadores por videogrametría . . . . .	20
3.3. Preparación de los marcadores . . . . .	22
3.4. Postprocesamiento . . . . .	34

<b>4. Resultados</b>	<b>35</b>
4.1. Análisis de Componentes . . . . .	35
4.2. Análisis Generalizado . . . . .	37
<b>5. Conclusiones y trabajo a futuro</b>	<b>44</b>
5.1. Conclusiones . . . . .	44
5.2. Trabajo a Futuro . . . . .	45
<b>Bibliografía</b>	<b>46</b>
<b>6. Anexos</b>	<b>49</b>
6.1. Anexo 1. Hoja de recolección de datos . . . . .	50
6.2. Anexo 2. Guía para la captura de movimientos . . . . .	51
6.3. Anexo 3. Artículo aceptado para el CNIB 2024 . . . . .	61

# Índice de figuras

1.1. Ángulos identificados para su monitoreo continuo [3]. . . . .	3
1.2. Ejemplo de los movimientos capturados y procesados por el sistema propuesto [3].	4
1.3. Los 4 movimientos de estudio y los ángulos monitoreados [2]. . . . .	5
1.4. Índices de movimiento para la cabeza y el hombro durante la terapia de espina cervical [2]. . . . .	5
3.1. Diagrama de flujo de la metodología . . . . .	18
3.2. Tabla de ejercicios capturados en vídeo extraída del Anexo 6.2. . . . .	19
3.3. Malla facial proporcionada por MediaPipe con los 468 marcadores . . . . .	20
3.4. Matriz normalizada de razón de movimiento de MF01. . . . .	24
3.5. Matriz normalizada de razón de movimiento de MF02. . . . .	24
3.6. Matriz normalizada de razón de movimiento de MF03. . . . .	25
3.7. Matriz normalizada de razón de movimiento de MF04. . . . .	25
3.8. Matriz normalizada de razón de movimiento de MF05. . . . .	26
3.9. Matriz normalizada de razón de movimiento de MF06. . . . .	26
3.10. Matriz normalizada de razón de movimiento de MF07. . . . .	27
3.11. Matriz normalizada de razón de movimiento de MF08. . . . .	27
3.12. Mapa de puntos registrados para el movimiento "Levantamiento de cejas"(MF01).	30
3.13. Mapa de puntos registrados para el movimiento "Fruncir el ceño"(MF02). . . .	31
3.14. Mapa de puntos registrados para el movimiento "Cerrar los ojos"(MF03). . . . .	31
3.15. Mapa de puntos registrados para el movimiento "Arrugar la nariz"(MF04). . . .	32

3.16. Mapa de puntos registrados para el movimiento "Sonreír sin mostrar los dientes. <sup>en</sup> las líneas azules (MF05). . . . .	33
3.17. Mapa de puntos registrados para el movimiento "Sonreír mostrando los dientes. <sup>en</sup> las líneas amarillas (MF06). . . . .	33
3.18. Mapa de puntos registrados para el movimiento "Fruncir los labios"(MF07). . .	34
3.19. Mapa de puntos registrados para el movimiento "Mostrar los dientes (gruñir)"(MF08). . .	34
4.1. Cuarteta de Datos - Sesión inicial, Paciente 00, MF01 . . . . .	36
4.2. Cuarteta de Datos - Sesión inicial, Paciente 01, MF01 . . . . .	36
4.3. Cuarteta de Datos - Sesión inicial, Paciente 09, MF01 . . . . .	37
4.4. Cuarteta de Datos - Sesión inicial, Paciente 01, MF02 . . . . .	38
4.5. Cuarteta de Datos - Sesión final, Paciente 01, MF02 . . . . .	38
4.6. Gráfica de Violín respecto al ejercicio MF01 . . . . .	39
4.7. Gráfica de Violín respecto al ejercicio MF02 . . . . .	39
4.8. Gráfica de Violín respecto al ejercicio MF03 . . . . .	40
4.9. Gráfica de Violín respecto al ejercicio MF04 . . . . .	40
4.10. Gráfica de Violín respecto al ejercicio MF05 . . . . .	41
4.11. Gráfica de Violín respecto al ejercicio MF06 . . . . .	41
4.12. Gráfica de Violín respecto al ejercicio MF07 . . . . .	42
4.13. Gráfica de Violín respecto al ejercicio MF08 . . . . .	42

# Índice de tablas

2.1. Comparación entre los sistemas OpenPose y MediaPipe [14] . . . . .	16
3.1. Pares de puntos considerados para cada movimiento . . . . .	28
4.1. Significancia con la prueba de rangos de Wilcoxon (La X indica $P < 0,05$ ) . . .	43

# Capítulo 1

## Antecedentes

### 1.1. Introducción

La enfermedad de Parkinson es una de las enfermedades neurodegenerativas más comunes de inicio en el adulto, siendo la segunda causa más frecuente de enfermedad degenerativa después del Alzheimer [1]. En México se estima una prevalencia entre 40 y 50 casos por cada 100 mil habitantes por cada año, que se calcula crece a entre 4.1 y 4.6 millones de personas en el mundo, considerando que esta viene asociada con el aumento de la tasa de sobrevivencia y por tanto de población envejecida.

Sin embargo, no ha habido un incremento en los recursos para atender a esta población, tanto en infraestructura como en personal. Esto es ocasionado principalmente por dos razones: la falta de presupuestos para proporcionar servicio a la creciente demanda, y la falta de personal calificado para dar un seguimiento individual y personalizado. [2].

Una de las soluciones a esta problemática que se aceleró por la pandemia fue la adopción de la telemedicina, llegando en 2019 a triplicarse los servicios de consultas a distancia [3]. Muchos de estos sistemas florecieron a su vez por la implementación de sistemas de respuesta automática y aplicaciones basadas en inteligencia artificial.

Ante esta problemática, investigadores de la Universidad Nacional Autónoma presentaron una propuesta tanto tecnológica como de negocios para solucionarlo [3]. Primero, identificaron

las dificultades que experimentan los pacientes para movilizarse hacia las terapias y para realizar las mismas frente a un doctor. Esto llevó a formular dos hipótesis: que es difícil para las personas con Parkinson realizar los viajes a los centros de salud donde realizan las terapias; y que los pacientes (o clientes) son personas por encima de los 60 años que sufren de dicha enfermedad y que ya realizan alguna forma de rehabilitación.

Para validar estas hipótesis se realizaron encuestas a pacientes de Parkinson a través de un cuestionario en línea. En ellas se obtuvo que un 44 % realiza terapia de rehabilitación, donde la mayor parte de los síntomas asociados son a movilidad (temblores, balance y bradiquinecia), y que el 90 % son mayores a 60 años [3].

Estas encuestas no sólo corroboraron las hipótesis, sino que dieron un abanico de los problemas que buscan corregirse en rehabilitación, pasando a la formulación de la solución. Esta quedaría como una aplicación que permite la obtención de medidas cuantitativas y así obtener una evaluación remota de la rehabilitación. El sistema consiste en el monitoreo continuo de los ángulos formados por distintas partes del cuerpo, como se observa en la figura 1.1.

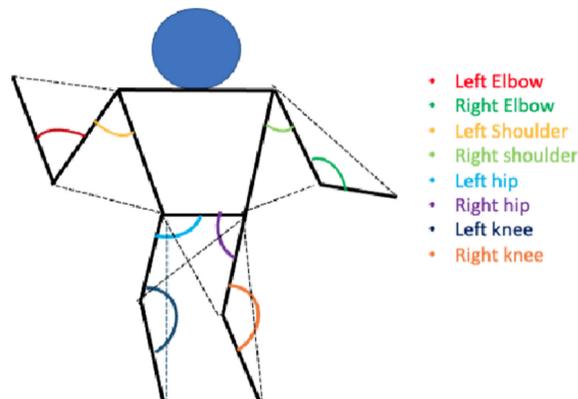


Figura 1.1: Ángulos identificados para su monitoreo continuo [3].

A partir de ahí, y con ayuda de personal médico especializado (como más adelante se explica [4]), se desarrollo un catálogo de ejercicios utilizados en rehabilitación motora. Estos se analizaron con la herramienta de OpenPose para obtener los marcadores corporales y de ahí calcular las aperturas angulares, como se observa en la figura 1.2. En el inciso a) puede verse una captura del vídeo con los marcadores detectados por el software, en el inciso b) se observan

aislados los puntos clave y sus ángulos, y en el inciso c) los cambios de estos a lo largo del vídeo.

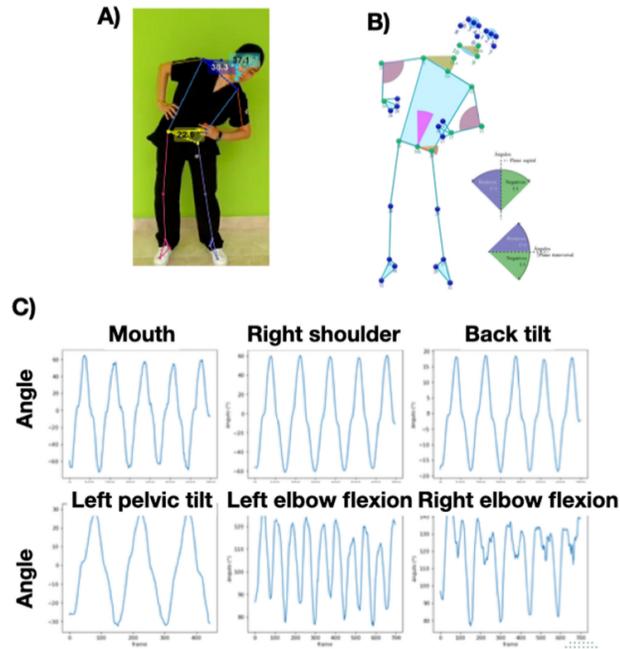


Figura 1.2: Ejemplo de los movimientos capturados y procesados por el sistema propuesto [3].

A partir de esto se propuso generar una prueba de campo, a partir de un grupo control ( $n=11$ ) y un grupo de pacientes diagnosticados con la enfermedad de Parkinson ( $n=8$ ), estos últimos ya con manifestaciones de dificultades motrices. Se instruyeron 4 movimientos terapéuticos en ambos grupos, como se observan en la figura 1.3. De ellos se obtuvieron las frecuencias y amplitudes de los movimientos en ambos grupos.

Como resultados, se observó que los pacientes de Parkinson realizaban menos ciclos en comparación con el grupo control; a su vez, la amplitud de los ángulos presentaba más variación a lo largo de la captura, y con movimientos más abruptos cuando la enfermedad estaba presente. Estos resultados podrían relacionarse con la rigidez propia de la patología [2], como se observa en los resultados de la figura 1.4. Nótese como las distribuciones en las tasas de movimiento (Rate) es mayor en el grupo control en comparación con el grupo de pacientes.

Es el descubrimiento de estos resultados lo que abrió el proyecto a expandirse, tomando

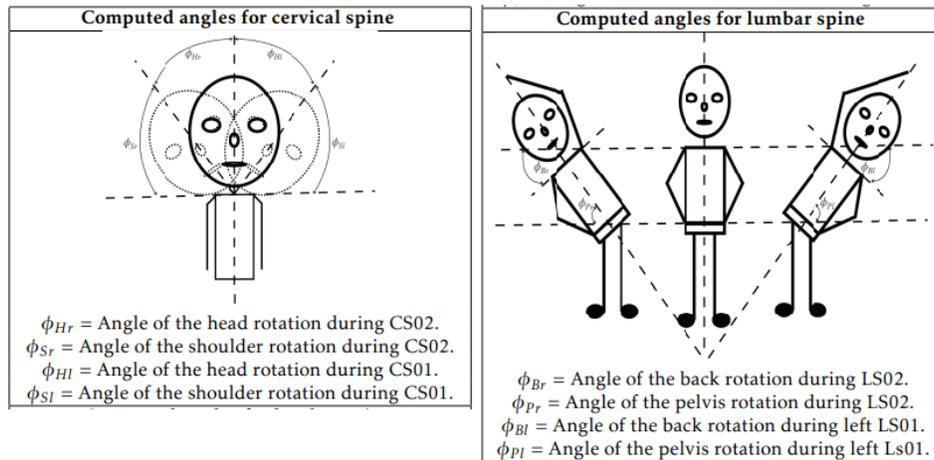


Figura 1.3: Los 4 movimientos de estudio y los ángulos monitoreados [2].

		Head			
		CS01		CS02	
		Controls	Patients	Controls	Patients
Rotation (grades)	Range:	-35.12 to 27.52	-51.64 to 57.58	-26.12 to 44.11	-48.87 to 54.94
	1st. Quartile:	-9.52	-11.76	-8.40	-8.53
	Median:	-0.06	1.35	-1.40	-2.18
	3rd. Quartile:	9.24	10.01	9.01	9.56
Rate (cycles/min)	Range:	21.18 to 45.57	15.00 to 51.43	17.14 to 50.00	8.78 to 53.33
	1st. Quartile:	25.00	22.17	24.00	21.64
	Median:	27.30	27.71	26.49	25.71
	3rd. Quartile:	33.00	32.00	34.60	29.96
Amplitude (grades)	Range:	14.36 to 53.75	14.19 to 65.50	7.04 to 49.56	5.17 to 65.67
	1st. Quartile:	24.99	26.74	21.28	26.58
	Median:	28.76	31.21	34.43	32.35
	3rd. Quartile:	37.33	39.84	40.60	38.23

Figura 1.4: Índices de movimiento para la cabeza y el hombro durante la terapia de espina cervical [2].

en cuenta: más sujetos de estudio, más variación en los ejercicios terapéuticos a analizar e incluir analizar otros síntomas motores, como el equilibrio (con movimientos compuestos) y la hipopimia (con gesticulaciones faciales).

El presente trabajo es una ramificación de la continuidad de dicho proyecto encabezado por el Dr. Luis Jiménez Ángeles, el Dr. Jorge Luis Rojas Arce y el Dr. José Alberto Marmolejo Saucedo : El desarrollo del presente proyecto forma parte del proyecto principal "Plataforma de tele-rehabilitación motora para la enfermedad de Parkinson: estudio exploratorio" [2, 3, 5]. En

este se aborda un objeto de estudio específico que se consideró agregar, que es el análisis de los gestos faciales en la enfermedad de Parkinson. En contraste con los estudios previos donde se usaba el software de OpenPose, aquí se utilizará a MediaPipe en su solución Face Mesh, una herramienta de visión computarizada que captura la posición de 468 puntos de referencia en el rostro.

## **1.2. Objetivo**

Analizar los patrones de gesticulación facial relacionados con la enfermedad de Parkinson mediante el procesamiento digital de imágenes apoyado en la visión computarizada para determinar la existencia de la relación entre los datos y la evolución de la enfermedad.

# Capítulo 2

## Marco teórico

### 2.1. Enfermedad de Parkinson

#### 2.1.1. Definición

La enfermedad de Parkinson es un trastorno neurológico y del movimiento que afecta el sistema nervioso y las partes del cuerpo controladas por los nervios. Es un trastorno progresivo y crónico que se produce cuando las células nerviosas no producen suficiente dopamina, una sustancia química importante en el cerebro. Fue descrita por primera vez por James Parkinson en 1817. [6]

Según la Organización Mundial de la Salud, la enfermedad de Parkinson es la segunda enfermedad neurodegenerativa más frecuente después de la enfermedad de Alzheimer, y afecta a cerca de 40 millones de personas en todo el mundo, con un 30% adicional que aún no ha sido diagnosticado. [7]

Algunos casos son genéticos, pero la mayoría no son hereditarios. Los síntomas aparecen lentamente y pueden incluir temblores, rigidez, lentitud y problemas de equilibrio. En las primeras etapas de la enfermedad de Parkinson, la cara puede tener poca o ninguna expresión. Es posible que sus brazos no se balanceen cuando camina. El habla puede volverse débil o ininteligible.

La enfermedad de Parkinson es una enfermedad neurodegenerativa, con afectación multisistémica, tanto a nivel del sistema nervioso central como periférico, que provoca la aparición de sínto-

mas motores y no motores. La degeneración neuronal de la sustancia negra debido a los agregados proteicos de alfa-sinucleína provoca una disminución de los niveles de dopamina y la consiguiente aparición de síntomas motores (temblor, rigidez y lentitud de movimientos).

A pesar de todos los avances de la neurología, hoy en día la causa de la enfermedad de Parkinson sigue siendo desconocida, por lo que tampoco se sabe cómo prevenirla. Afecta tanto a hombres como a mujeres, y más del 70% de las personas diagnosticadas de enfermedad de Parkinson supera los 65 años de edad. Por lo tanto, la edad es un factor de riesgo para su desarrollo. [8]

### 2.1.2. Causas

Se considera que el mecanismo fisiopatológico de la enfermedad del Parkinson es la pérdida progresiva de sustancia nigra (locus níger), reduciendo así la producción de dopamina [1]. A pesar de eso, no se terminan de conocer un origen concreto, y se asocia más a la interacción entre factores ambientales y genéticos [6]. Algunos de los mecanismos propuestos como causa incluyen:

- Factores genéticos: Algunos casos de la enfermedad de Parkinson pueden ser hereditarios, implicando una o más mutaciones genéticas específicas como el PARK8 en el cromosoma 12 o el SNCA en el cromosoma 4 [6]. Se han propuesto hasta 6 genes relacionados [8].
- Factores ambientales: La exposición a ciertas toxinas o factores ambientales puede aumentar el riesgo de la enfermedad de Parkinson.
- Edad: La enfermedad de Parkinson afecta principalmente a las personas mayores de 65 años, y el riesgo aumenta con la edad [7].
- Alteraciones en las mitocondrias: Se ha encontrado que la disfunción mitocondrial y aberraciones en la estructura y función sináptica de las neuronas afectadas [8].

### 2.1.3. Cuadro clínico

#### Síntomas motores

Los síntomas motores clave de la enfermedad de Parkinson que se usan a lo largo del proceso del diagnóstico [1] son:

- Temblores en las manos, brazos, piernas o mandíbula.
- Rigidez muscular o de las extremidades y el tronco.
- Lentitud motriz (bradiquinesia).
- Inestabilidad postural (equilibrio y coordinación disminuidos).
- Alteración de la marcha [6].

Las alteraciones motoras en los pacientes con Parkinson suelen heterogéneas, lo que los ha dividido en 2 subtipos mayoritarios: temblores dominantes (con relativa ausencia de otros síntomas motores) y sin temblores dominantes (teniendo más peso el resto de síntomas) [8].

#### Síntomas no motores

Alrededor del 20% de los pacientes presentan una inicialmente algún síntoma de tipo no motor [6]. Estos pueden llegar a presentarse hasta 14 años antes de cualquier síntoma motor [8], algunos de estos son:

- Depresión, ansiedad y cambios de humor.
- Alteraciones cognitivas, como pérdida de memoria, confusión y dificultad para concentrarse.
- Disminución o pérdida del olfato, alteraciones de la visión y dolor.
- Problemas gastrointestinales, como babeo, dificultad para tragar, náuseas, vómitos, estreñimiento y cambios de peso.

- Trastornos del sistema nervioso autónomo, como disfunción de la vejiga, disfunción sexual, hipotensión ortostática y sudoración excesiva.
- Trastornos del sueño, como somnolencia diurna, siestas frecuentes y pesadillas.
- Fatiga y malestar general.

El estudio de estos síntomas en este periodo previo puede ayudar a la prevención y el retraso del desarrollo y el progreso de la enfermedad [8].

#### **2.1.4. Diagnóstico y clasificación**

Se considera que existen dos escalas para evaluar el progreso de la enfermedad de Parkinson [6]: UPDRS y Hoen y Yahr. Sin embargo, se han incluido como auxiliares cuestionarios de calidad de vida, como el PDQ-39, con el fin de fomentar las buenas prácticas durante los tratamientos, [1]. A continuación se presentan estas dos escalas y el cuestionario mencionado

##### **Escala de Evaluación Unificada (UPDRS)**

La Unified Parkinson's Disease Rating Scale (UPDRS) es una escala de estratificación utilizada para seguir la progresión de la enfermedad de Parkinson. Es el sistema de clasificación rutinario para evaluar el curso longitudinal de la enfermedad con una puntuación de 0 (ninguna incapacidad) a 199 (incapacidad total) [1].

La escala UPDRS consta de los siguientes seis segmentos [6]:

- I. Funcionamiento cognitivo, comportamiento y estado de ánimo.
- II. Actividades de la vida diaria (ADL).
- III. Estado motor.
- IV. Complicaciones por la terapia.
- V. Escala modificada de Hoehn y Yahr.

- IV. Escala ADL de Schwab y England.

Esta escala está constantemente en revisión, y dependiendo del manual, pueden considerar menos segmentos para el diagnóstico [1].

### **Clasificación por Estadios de Hoehn y Yahr**

La Clasificación por Estadios de Hoehn y Yahr es una escala que se utiliza para clasificar la progresión de la enfermedad de Parkinson. Fue propuesta por los doctores Margaret Hoehn y Melvin Yahr en 1967. Su uso es tan extendido que forma parte de otras escalas, como la UPDRS. La clasificación es la siguiente [6]:

- 0: No hay signos de enfermedad.
- 1.0: Enfermedad exclusivamente unilateral.
- 1.5: Afectación unilateral y axial.
- 2.0: Afectación bilateral sin alteración del equilibrio.
- 2.5: Afectación bilateral leve con recuperación en la prueba de retropulsión (prueba del empujón).
- 3.0: Afectación bilateral leve a moderada; inestabilidad postural, pero físicamente independiente.
- 4.0: Incapacidad grave; capaz de caminar o de permanecer en pie sin ayuda.
- 5.0: Permanece en una silla de ruedas o en cama.

### **Cuestionario de calidad de vida en Enfermedad de Parkinson (PDQ-39)**

El Parkinson's Disease Questionnaire 39 (PDQ-39) es una escala específica para medir la calidad de vida relacionada con la salud en pacientes con enfermedad de Parkinson [9]. El PDQ-39 está compuesto por 39 ítems agrupados en 8 subescalas: movilidad (10 preguntas), actividades

de la vida diaria (6), bienestar emocional (6), estigma (4), soporte social (3), cognición (4), comunicación (3) y disconfort corporal (3). Cada ítem se puntúa de acuerdo a la frecuencia de manifestación, que va 0 (nunca) a 4 (siempre). También existe una versión abreviada derivada del PDQ-39, el PDQ-8. Aunque el PDQ-8 tiene una menor fiabilidad y validez que el PDQ-39, no hay evidencias de efecto techo o suelo y la consistencia interna, fiabilidad test-retest y correlación interna son satisfactorias y, sin embargo, la viabilidad es mayor que la del PDQ-39 [10].

### 2.1.5. Tratamientos

Existen varios tipos de tratamiento para la enfermedad de Parkinson:

#### Tratamientos farmacológicos

El tratamiento principal se basa en la administración de fármacos para el aumento de la concentración de dopamina y aliviar algunos de los síntomas. Sin embargo, no existe medicamento que detenga el avance de la enfermedad. [6]. Además la tasa de respuesta fluctua mucho entre pacientes, reduciéndose conforme el progreso de los síntomas y llegando a causar efectos secundarios que pueden llegar a ser incapacitantes [1]. Los medicamentos más utilizados se enlistan a continuación [8]:

- Carbidopa y levodopa (Rytary, Sinemet, Duopa, otros): La levodopa es una sustancia química natural que entra en el cerebro y se convierte en dopamina. Esta se combina con la carbidopa, que evita la conversión prematura de la levodopa en dopamina fuera del cerebro.
- Agonistas de la dopamina (Pramipexol, Ropinirol, Apomorfina, Rotigotina): Estos medicamentos imitan la función de la dopamina en el cerebro. Pueden usarse solos o con pequeñas dosis de levodopa para retrasar posiblemente los efectos secundarios de esta.
- Inhibidores de la monoaminoxidasa tipo B (MAO B): Ayudan a prevenir la descomposición de la dopamina en el cerebro al inhibir la enzima monoaminoxidasa B (MAO B), que descompone la dopamina.

- Inhibidores de la catecol-O-metiltransferasa: Prolongan el efecto de la levodopa al bloquear una enzima que descompone la dopamina.
- Anticolinérgicos: Estos medicamentos se usaban tradicionalmente para ayudar a controlar los temblores asociados con la enfermedad de Parkinson. Sin embargo, recientemente se han observados efectos secundarios que pueden ocasionar demencia.
- Amantadina: Se puede usar sola para proporcionar un alivio a corto plazo de los síntomas de la enfermedad de Parkinson, o se puede agregar a la carbidopa-levodopa durante las etapas posteriores de la enfermedad para controlar los movimientos involuntarios inducidos por la carbidopa-levodopa.

### Tratamientos quirúrgicos

Son considerados cuando los síntomas no se controlan con ningún otro tratamiento. Sin embargo, éstas son solo sugeridas en un estadio muy avanzado de la enfermedad dado su alto riesgo de efectos secundarios [1]:

- Estimulación cerebral profunda: Se ha encontrado que la estimulación de tanto el núcleo subtalámico como el globo pálido interno es efectivo para el tratamiento de la enfermedad. Además de algunas características motoras, se ha demostrado su utilidad con síntomas no motores, como el insomnio o comportamientos anormales. [8].
- Procedimientos lesionales: Estas destruyen zonas específicas en el tejido cerebral relacionadas con los síntomas. Algunas son: la palidotomía (reduce la rigidez), la bradiscinesia (reducen el temblor y las discinesias) y la talamotomía (que reduce el temblor) [6].

## 2.2. Captura de Movimientos

La captura de movimiento (también conocida como Mocap, por Motion Capture) se refiere a las técnicas de grabación de movimientos, que transforman datos espaciotemporales a una representación digital [11]. Para ello se requiere una combinación de hardware de captura y software

de interpretación. La composición de estos sistemas depende mucho del principio técnico que sigan. Se han identificado 4 tipos de sistemas: electromecánicos, electromagnéticos, inerciales y ópticos [12].

En los métodos de captura electromecánicos, se utilizan sensores mecánicos (generalmente potenciómetros) unidos por estructuras rígidas y con capacidad de medir información del grado de rotación de las articulaciones. Normalmente, suelen estar contenidos en trajes especiales que afectan el movimiento natural del sujeto y presentan desventajas como la incapacidad de medir traslaciones globales [12]. Misma razón los han llevado al desuso [11].

Por otro lado, los sistemas de captura electromagnéticos se colocan sensores en el cuerpo, que envían señales a una unidad de procesamiento central. Cerca de ellos se encuentra un transmisor que genera un campo electromagnético de baja frecuencia, que los sensores detectan y recopilan la información, permitiendo obtener una posición global en el entorno [12]. A pesar de ser más portables que sus contrapartes, suelen carecer de un alto grado de precisión [11].

Los sistemas inerciales utilizan sensores como acelerómetros y giroscopios, y aunque son extremadamente útiles para obtener datos precisos de aceleración y orientación, es imposible medir traslaciones globales, además de ser muy sensibles a alteraciones magnéticas [12]. Fuera de eso, son útiles por su portabilidad, fácil manipulación y gran exactitud en sus parámetros de especialización [11].

Finalmente, los sistemas ópticos utilizan los datos recogidos por sensores de imagen, principalmente cámaras, de distintos tipos. Estos no sólo permiten la recopilación de datos en tiempo real, sino que, con el uso de puntos de referencia y algoritmos complejos pueden dar posiciones tridimensionales y ser especializados, como las de reconocimiento facial [11]. Dentro de estos existen dos categorías muy marcadas que se definen por el uso o no de marcadores.

### **Métodos con marcadores**

En un sistema basado en marcadores, el conjunto de cámaras se calibra alrededor de estos, que pueden ser reflectantes o iluminados. Dada esta particularidad, son fácilmente identificables por las cámaras [11]. Sin embargo, estos tienen ciertas desventajas, como la oclusión por partes del cuerpos, el número de marcadores limitados, y la necesidad de tener suficiente espacio para

colocarlos, siendo poco útiles en detalles [12].

Estos sistemas suelen ser robustos, y por tanto precisos. Se ubican en espacios dedicados, donde numerosas cámaras orbitan un escenario donde se colocará al objeto de estudio. Esto los hace particularmente costosos e inflexibles, ya que su transporte es complicado y delicado por la naturaleza de las cámaras [12].

### **Métodos sin marcadores**

Este tipo de métodos ha ganado popularidad en torno a compensar algunas de las desventajas que posee su contraparte. Por un lado, al no utilizar marcadores, se convierte en un método no invasivo, por lo que no afecta la naturalidad de los movimientos [11]. Aunque, por mucho tiempo la dificultad técnica estaba en el uso de cámaras con características especiales de profundidad, donde algunos sistemas de bajo costo como el Kinect carecían de la precisión que tenían sistemas más complejos, y por tanto costosos, como el OrganicMotion [12].

Sin embargo, la rápida aceleración de métodos de visión computarizada (CV) han democratizado el uso de Mocaps al utilizar cámaras comunes, como la de dispositivos móviles, y algoritmos de código abierto. Con cada versión se mejora la precisión, se disminuye el procesamiento y se añaden características, como es la estimación tridimensional a partir de un único fotograma bidimensional [13].

#### **2.2.1. Sistemas de visión computarizada (CV)**

Los sistemas de visión computarizada utilizan algoritmos de aprendizaje profundo para detectar la posición de ciertos puntos de referencia, que después pueden ser usados para describir movimiento [14].

Uno de los principales exponentes, y que ha sido utilizado en el campo de la biomecánica, es el OpenPose. Se ha caracterizado por poseer mayor precisión comparado con otros sistemas de estimación de posición [13]. Sin embargo, la introducción de Google y su modelo, MediaPipe, han marcado un salto en la carrera por desarrollar un sistema fiable y práctico que se extienda en diversas aplicaciones. Aunque OpenPose sigue siendo más preciso y fiable que MediaPipe,

su modelo es pesado y por lo tanto, requiere de hardware de alta gama. En contraste, MediaPipe es un modelo más ligero, más flexible y multiplataforma, lo que lo hace adaptable a aplicaciones más diversas [14]. Además, OpenPose únicamente proporciona datos en 2D, lo que ocupa de más cámaras y algoritmos adicionales para obtener datos tridimensionales. A diferencia de MediaPipe, que ya proporciona información 3D a partir de una sola cámara. La comparación se extiende más a detalle en la tabla 2.1.

Tabla 2.1: Comparación entre los sistemas OpenPose y MediaPipe [14]

	OpenPose	MediaPipe
Requerimiento de Hardware	Requiere de una plataforma de alto procesamiento	No requiere una plataforma compleja
Complejidad del modelo	Modelo pesado	Modelo ligero
Proceso de detección	Necesita detectar una pose humana por cada fotogramas	El seguimiento de poses reduce el tiempo de detección en los siguientes fotogramas
Dimensionalidad	Dos dimensiones (x, y)	Tres dimensiones (x, y, z)
Tiempo de ejecución	Mayor tiempo de procesamiento	Menor tiempo de procesamiento
Precisión	Mayor precisión	Menor precisión
Multiplataforma	Sólo disponible en PC	Disponible en PC, Android y iOS

Podría concluirse que lo que MediaPipe carece en precisión lo solventa en flexibilidad, teniendo un abanico más amplio de aplicaciones. Esto lo vuelve el candidato ideal para aplicaciones masivas, considerando así su portabilidad, su facilidad de uso y sus amplias soluciones, que incluyen en el caso de la biomecánica: marcadores corporales, marcadores en rostro y marcadores en manos, todos ellos capaces de procesar información en tiempo real.

# Capítulo 3

## Metodología

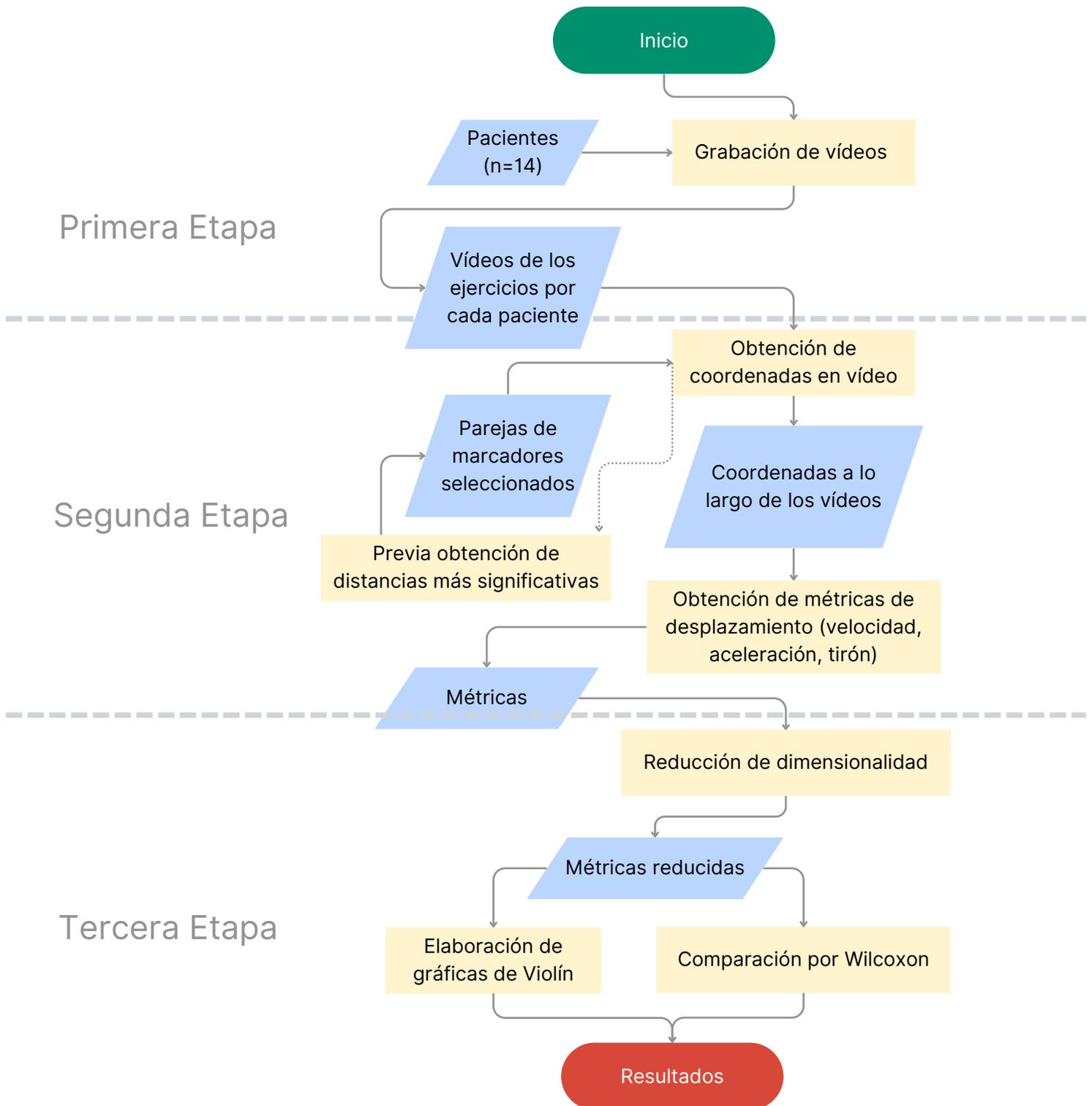
Para cumplir con del objetivo, este estudio se divide en tres etapas críticas: recopilación de datos, procesamiento de información y análisis estadístico. Estos se sintetizan en la figura 3.1.

La primera etapa consistió en la obtención de datos por analizar. Para ello, se recopilaron una serie de vídeos de pacientes diagnosticados con la enfermedad de Parkinson en colaboración con la Dra. Ingrid Salomé Morales Sánchez, médico especialista adscrita al Servicio de Medicina Física y Rehabilitación del Hospital General de México ”Dr. Eduardo Liceaga responsable del diseño del protocolo clínico, junto con la Dra. Grecia Itzel Bustos Mancilla, médico residente de 4to año en el mismo servicio [4]. En dichos metrajés, los pacientes realizan ejercicios para evaluar su capacidad motriz, tanto previo como posterior al tratamiento de rehabilitación.

En la segunda etapa se procesaron los datos para convertirse en señales cuantitativas. Se utilizaron herramientas de visión computarizada (CV) para el seguimiento de los movimientos faciales, seleccionando puntos particulares al gesto. Una vez con esto, se obtuvieron métricas (como velocidad y aceleración) características de los desplazamientos.

En la última etapa se analizó el cambio fomentado por el tratamiento. Se redujo la dimensionalidad de los datos y se usaron técnicas estadísticas para encontrar los puntos críticos diferenciadores que pudran relacionarse con el progreso del tratamiento y de la enfermedad.

Figura 3.1: Diagrama de flujo de la metodología



## 3.1. Obtención de datos

### 3.1.1. Protocolo

Como primer paso, se realizó la selección de pacientes (n=14) por parte del equipo del Hospital General de México "Dr. Eduardo Liceaga". Ya seleccionadas se recopilaron datos generales (6.1 Anexo 1) y se procedió a la grabación de vídeos, en monitorización junto con un grupo de colaboradores estudiantes de fisioterapia e ingeniería, de la Universidad Nacional Autónoma de México [4]. Se establecieron normas técnicas y se siguió una Guía para la obtención de vídeos (6.2 Anexo 2). Se grabaron dos tipos de vídeos: de cuerpo completo y de expresiones faciales (mismos que darían lugar a las derivaciones del proyecto), con un total de 21 ejercicios, como se muestran en la figura 3.2.

<i>Tipo de ejercicios</i>	<i>Número</i>	<i>Descripción de ejercicio</i>	<i>Etiqueta</i>	<i>Tipo de captura</i>
<i>Columna cervical</i>	01	Inclinación lateral izquierda	CC01	<b>B</b>
	02	Inclinación lateral derecha	CC02	<b>B</b>
<i>Columna lumbar</i>	01	Manos a la cintura, flexión lateral del tronco	CL01	<b>C*</b>
	02	Brazo contralateral a la flexión extendido a los costados del tronco por arriba de la cabeza	CL02	<b>C*</b>
<i>Combinados</i>	01	Sentarse y levantarse de una silla, sin apoyo de brazos	EC01	<b>C*</b>
	02	Mano al hombro contralateral	EC02	<b>C*</b>
	03	Mano al oído contralateral, ipsilateral	EC03	<b>C*</b>
	04	Mano al hombro y codo contralateral	EC04	<b>C*</b>
	05	Elevación del brazo derecho y separación del brazo izquierdo	EC05	<b>C*</b>
	06	Manos cruzadas frente al cuello	EC06	<b>C*</b>
	07	Tres pasos al frente, tres atrás, braceo alternado, ultimo con elevación del brazo	EC07	<b>D</b>
<i>Mímica facial</i>	01	Elevación de cejas	MF01	<b>A</b>
	02	Fruncir el sueño	MF02	<b>A</b>
	03	Cerrar los ojos	MF03	<b>A</b>
	04	Arrugar la nariz	MF04	<b>A</b>
	05	Sonreír sin mostrar los dientes	MF05	<b>A</b>
	06	Sonreír mostrando los dientes	MF06	<b>A</b>
	07	Fruncir los labios (beso)	MF07	<b>A</b>
	08	Mostrar los dientes	MF08	<b>A</b>
<i>Movilidad del hombro</i>	01	Elevación de la mano por arriba de la cabeza	MH01	<b>C*</b>
	02	Elevación con el codo extendido derecho	MH02	<b>C*</b>

Figura 3.2: Tabla de ejercicios capturados en vídeo extraída del Anexo 6.2.

Las sesiones se realizaron en dos tandas: una inicial, al primer contacto, y una final, tras 3 semanas de indicaciones de repetir los mismos ejercicios en casa. De los 14 pacientes seleccionados inicialmente, solamente 8 completaron ambas fases del protocolo. De ellos fueron seleccionados los videos correspondientes a mímica facial para su procesamiento.

## 3.2. Procesamiento

### 3.2.1. Obtención de los marcadores por videogrametría

La obtención de marcadores se realizó con ayuda de la herramienta Face Mesh de MediaPipe, que permite obtener hasta 468 puntos de referencia al reconstruir una "malla facial."¶ detectar una cara, como se observa en la figura 3.3.

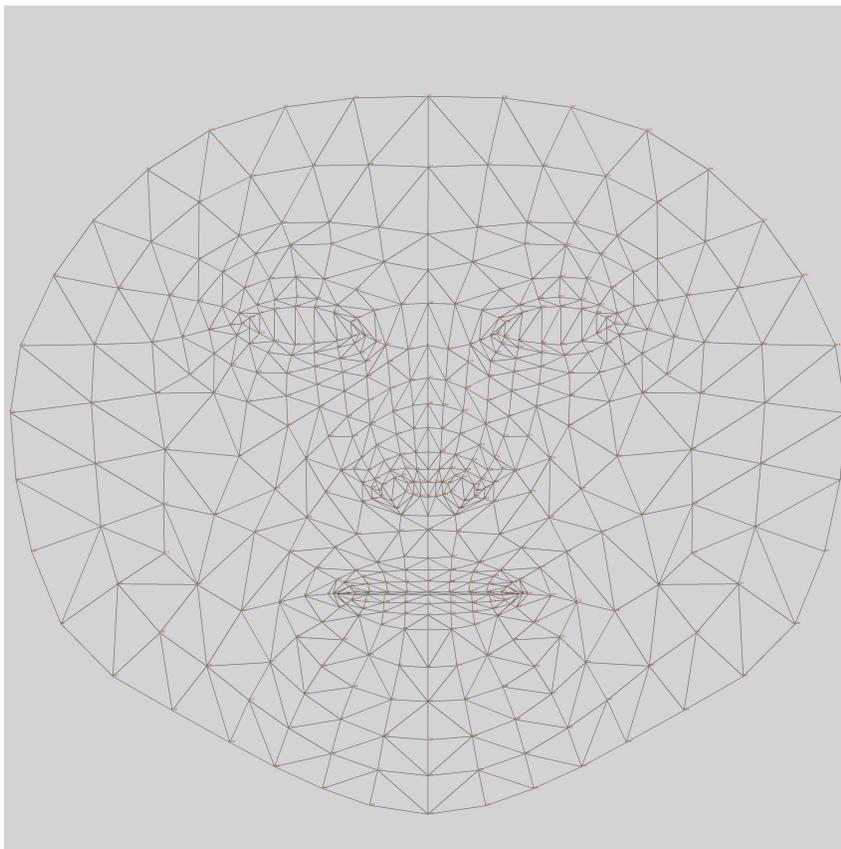


Figura 3.3: Malla facial proporcionada por MediaPipe con los 468 marcadores

Las coordenadas de cada uno de los marcadores en cada uno de los fotogramas se obtuvieron en Python con el siguiente fragmento de código:

```
1
2 # Se invoca FaceMesh
3 mp_face_mesh = mp.solutions.face_mesh
4
5 # Video input
6 cap = cv2.VideoCapture(vid)
7
8 #Parámetros del video
9 width = cap.get(cv2.CAP_PROP_FRAME_WIDTH)
10 height = cap.get(cv2.CAP_PROP_FRAME_HEIGHT)
11 fps = cap.get(cv2.CAP_PROP_FPS)
12 length = math.floor(cap.get(cv2.CAP_PROP_FRAME_COUNT))
13
14 #Video output
15 out = cv2.VideoWriter(vidout, cv2.VideoWriter_fourcc(*'MP42'), fps,
16 ↪ (int(width),int(height)))
17
18 # Matriz de coordenada X para para cada frame
19 posX = np.zeros(shape=(length, 468))
20
21 # Matriz de coordenada Y para los pares de puntos para cada frame
22 posY = np.zeros(shape=(length, 468))
23
24 #Inicio de los frames
25 t=0
26
27 with mp_face_mesh.FaceMesh(
28     max_num_faces=1,
29     refine_landmarks=True,
30     min_detection_confidence=0.5,
31     min_tracking_confidence=0.5) as face_mesh:
32     while cap.isOpened():
33         success, image = cap.read()
34         if not success:
35             break
36
37         image.flags.writeable = False
38         image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2RGB)
```

```
39     results = face_mesh.process(image)
40
41     if results.multi_face_landmarks:
42         for face_landmarks in results.multi_face_landmarks:
43             # Guarda las coordenadas dentro de las respectivas matrices
44             for i in range(0, 468):
45                 posX[t,i] = face_landmarks.landmark[i].x
46                 posY[t,i] = face_landmarks.landmark[i].y
47
48             for i in range(0, pts.shape[0]):{
49                 cv2.line(image, (int(posX[t,pts[i,0]]*width),
50                 → int(posY[t,pts[i,0]]*height)), (int(posX[t,pts[i,1]]*width),
51                 → int(posY[t,pts[i,1]]*height)), (0,255,0), 5)      }
52
53         t += 1
54
55     image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_RGB2BGR)
56     out.write(image)
57     out.release()
58     cv2.destroyAllWindows()
```

### 3.3. Preparación de los marcadores

A pesar de la gran cantidad de marcadores de MediaPipe y obviando el hecho de que para cada ejercicio estos marcadores se van a mover más o menos, tenemos que muchos de ellos no presentan prácticamente ningún movimiento, por lo cual es necesario elegir aquellos en los cuales sirvan mejor de parámetro de referencia para el movimiento según el ejercicio que se está analizando. Para ello se tomaron en cuenta los vídeos de muestra que se le mostraban a los pacientes para que estos replicaran los ejercicios fuera ya sea frente a la cámara o en sus hogares. Por tanto, se considera que estos vídeos son la representación más precisa de cómo debería ser un correcto movimiento y por tanto nos sirven como punto de partida para analizar cuáles serían estos puntos de interés. Para seleccionar los puntos de interés de cada ejercicio se realizaron dos acercamientos: El primer acercamiento que denominaremos “estático” consistió en la obtención

del fotograma en el que el rostro está completamente relajado y compararlo con el fotograma en el que el rostro esté en el pico de expresión deberían de estar los movimientos representativos de esa expresión. Por tanto, se tomaron cada una de las distancias de cada punto con cada otro punto de todo el mapeo que realiza MediaPipe en ambos fotogramas, tanto en el fotograma relajado como en el fotograma del pico de expresión. Estos movimientos caben resaltar que se tienen que comparar respecto a la distancia que ya se tenían del rostro relajado. Esto debido a que existirían puntos cuya distancia sea mayor, pero porque están en lugares diametralmente opuestos de la cara y si estos puntos se mueven ligeramente probablemente esa diferencia en movimiento sería mayor. Entonces, los que nos interesan son precisamente aquellos cuyo movimiento es más marcado, es decir, se comparan consigo mismo. Por lo tanto, la relación no es una diferencia sino una razón. Esto es, la distancia entre los marcadores durante el pico de expresión se divide entre la distancia en la expresión relajada.

Estos dan una matriz que puede interpretarse como una imagen que es normalizada y esta imagen va a recalcar los píxeles en los que esta razón de movimiento de cambio de distancia es mayor. A continuación se presentan las matrices por cada uno de los ejercicios entre las figuras 3.4 y 3.11. En cada una de estas matrices, la intensidad del punto  $D$  de coordenadas  $(X, Y)$  en cada píxel representa la razón de cambio de la distancia de entre el marcador no.  $X$  y el marcador no.  $Y$ . A mayor intensidad, mayor es la razón del cambio, y por tanto más característico del movimiento es la distancia entre dichos dos puntos. Por ejemplo, nótese como en la fig. 3.4, hay líneas aproximadamente en los puntos 60, 70, 110, 270, 290, 340. Esto indica que dichos puntos tienen un movimiento más significativo respecto al resto, y particularmente entre ellos.

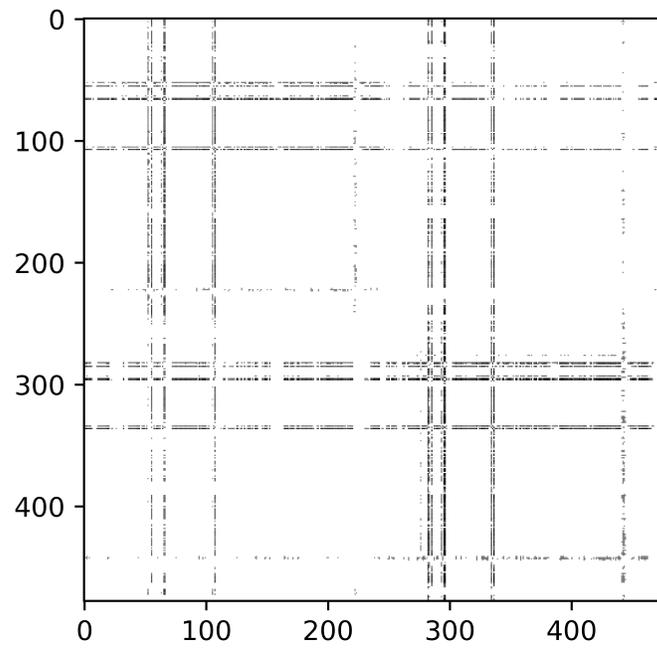


Figura 3.4: Matriz normalizada de razón de movimiento de MF01.

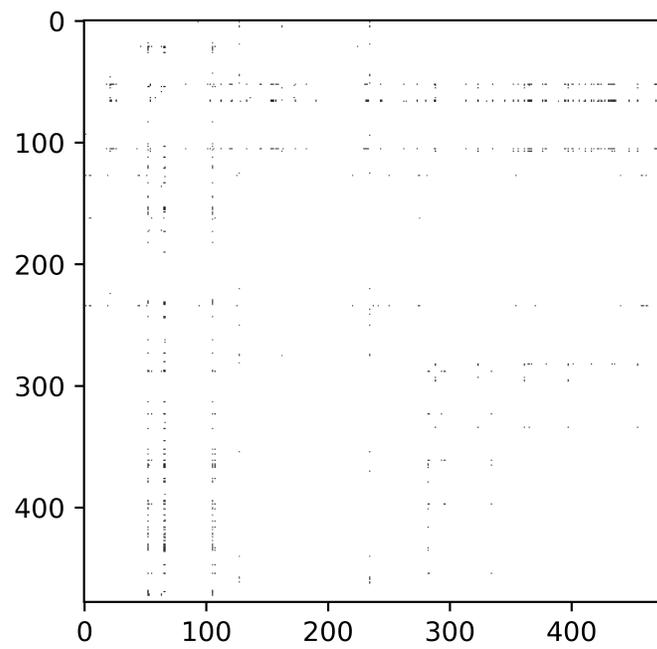


Figura 3.5: Matriz normalizada de razón de movimiento de MF02.

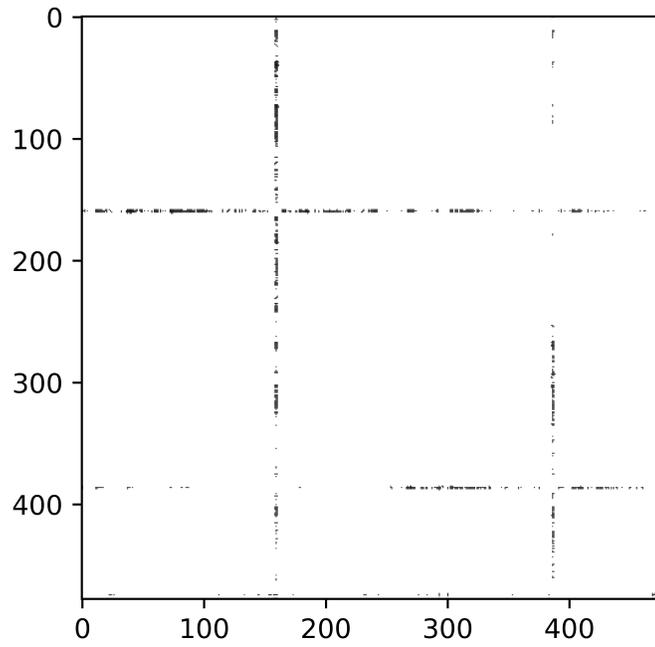


Figura 3.6: Matriz normalizada de razón de movimiento de MF03.

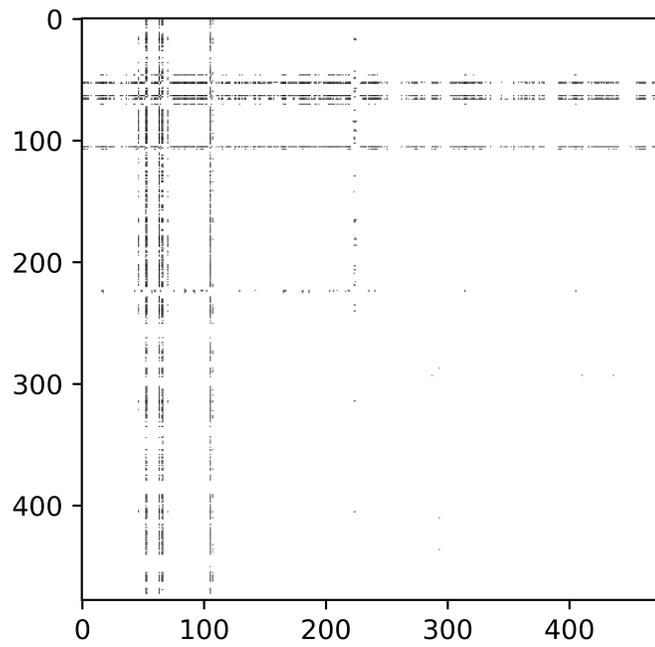


Figura 3.7: Matriz normalizada de razón de movimiento de MF04.

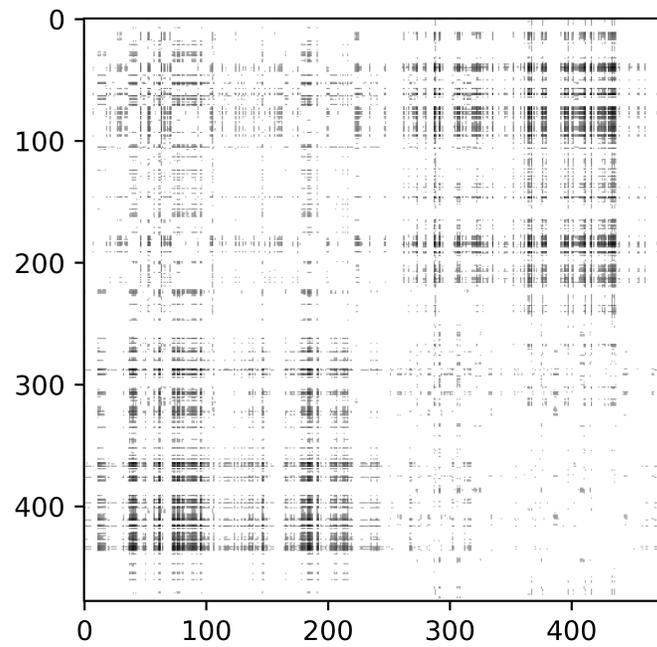


Figura 3.8: Matriz normalizada de razón de movimiento de MF05.

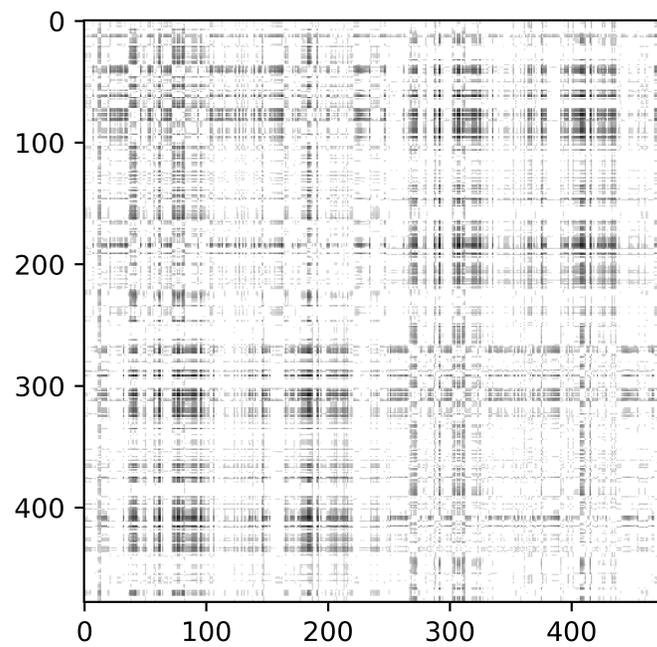


Figura 3.9: Matriz normalizada de razón de movimiento de MF06.

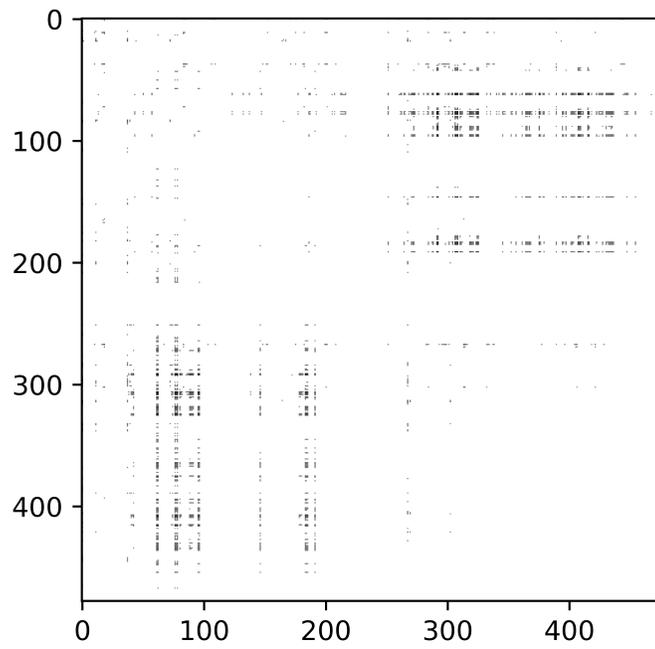


Figura 3.10: Matriz normalizada de razón de movimiento de MF07.

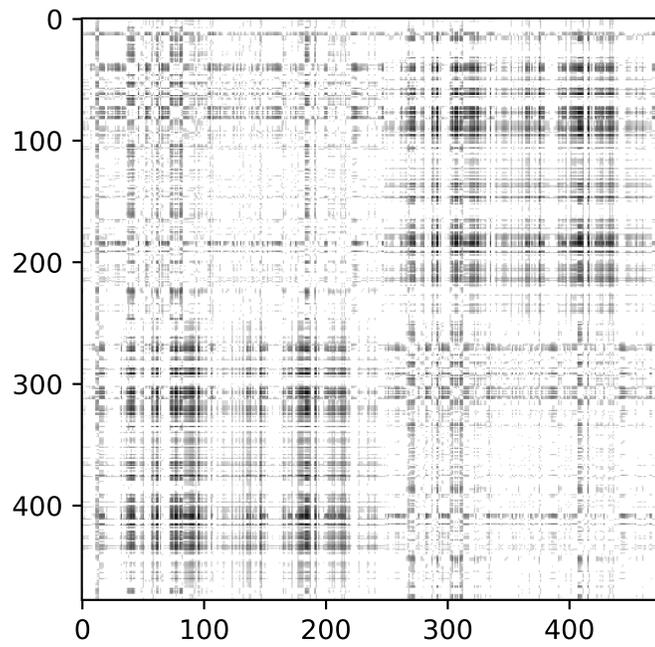


Figura 3.11: Matriz normalizada de razón de movimiento de MF08.

El segundo acercamiento es un acercamiento dinámico. En este se tomó una fracción del vídeo entre el primer y el segundo momento relajado, pasando por un pico de expresión en medio el procesamiento es el mismo: se toma el punto más relajado de referencia y se compara cada fotograma en cómo es esta evolución entre la relación, llegando a presentar la mayor diferencia en el pico máximo de expresión. Bajo esta misma dinámica se puede obtener, así como en el anterior, una matriz 3D (en este caso un tensor) que puede ser interpretado como un vídeo en el cual también se aprecian los píxeles que corresponden a la distancia entre dos marcadores y cómo esta diferencia va evolucionando en la línea del tiempo. Usando estos dos acercamientos se puede ver cuáles son las distancias más representativas en cada uno de los ejercicios e incluso se alcanzan a apreciar algunas líneas tanto verticales como horizontales representando ciertos puntos, ya no diferencias sino puntos particulares en los cuales el movimiento es aún más marcado, Dichos puntos se pueden obtener dentro de la misma herramienta de MediaPipe y así compararlos en un mapa de las posiciones en el rostro. Luego se analizó si correspondían con los puntos de los cuales se sospecha que por el tipo de ejercicio deberían moverse y así poder tener una elección mejor de puntos.

Una vez realizado este análisis se llegaron a los pares de puntos por cada ejercicio que se recolectan en la tabla 3.1, y se muestran sobre la malla facial de la figura 3.12 a la figura 3.19.

Tabla 3.1: Pares de puntos considerados para cada movimiento

Inicio de Tabla					
Ejercicio	Lado Derecho		Lado Izquierdo		Figura
MF01 Elevación de cejas	70	161	336	384	3.12
	63	160	296	385	
	105	159	334	386	
	66	158	293	387	
	107	157	300	388	
MF02 Fruncir el ceño	66	9	296	9	3.13
	65	8	295	8	
	221	168	441	168	

Continuación de la tabla 3.1					
Ejercicio	Lado Derecho	Lado Izquierdo	Figura		
	246	7	398	382	
	161	163	384	381	
	160	144	385	380	
MF03 Cerrar los ojos	159	145	386	374	3.14
	158	153	387	373	
	157	154	388	390	
	173	155	466	249	
	66	133	336	465	
	107	245	296	362	
MF04 Arrugar la nariz	105	115	337	275	3.15
	66	220	299	440	
	107	45	333	344	
	33	78	263	308	
MF05 Sonreír sin mostrar los dientes	227	78	447	308	3.16
	177	78	401	308	
	33	78	263	308	
	227	78	447	308	
	177	78	401	308	
MF06 Sonreír mostrando los dientes	191	95	13	14	3.17
	80	88	312	317	
	81	178	311	402	
	82	87	310	316	
	13	14	415	324	
	213	40	270	433	
	192	78	308	416	
	138	91	321	367	

Continuación de la tabla 3.1					
Ejercicio	Lado Derecho		Lado Izquierdo		Figura
MF07 Fruncir los labios	40	88	270	318	3.18
	74	89	304	319	
	42	90	272	320	
	80	91	310	321	
	191	95	13	14	
MF08 Mostrar los dientes (gruñir)	80	88	312	317	3.19
	81	178	311	402	
	82	87	310	316	
	13	14	415	324	
	Fin de la tabla				

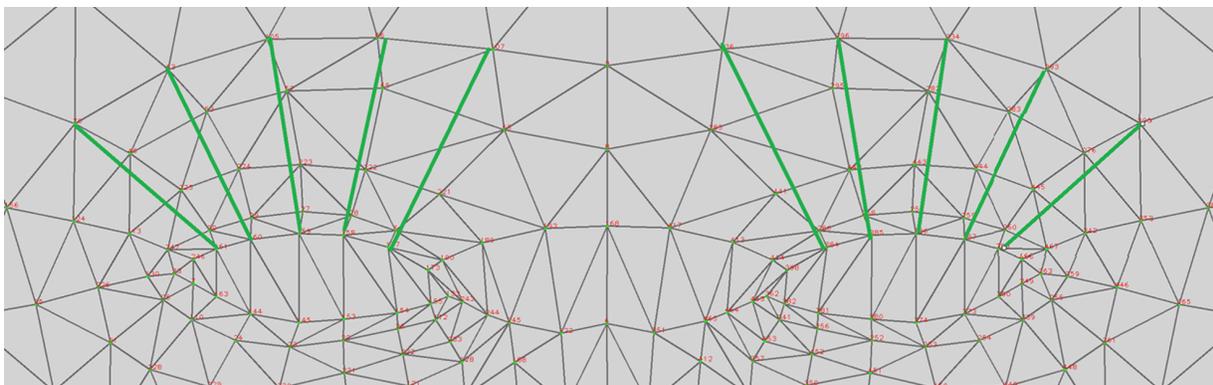


Figura 3.12: Mapa de puntos registrados para el movimiento "Levantamiento de cejas"(MF01).

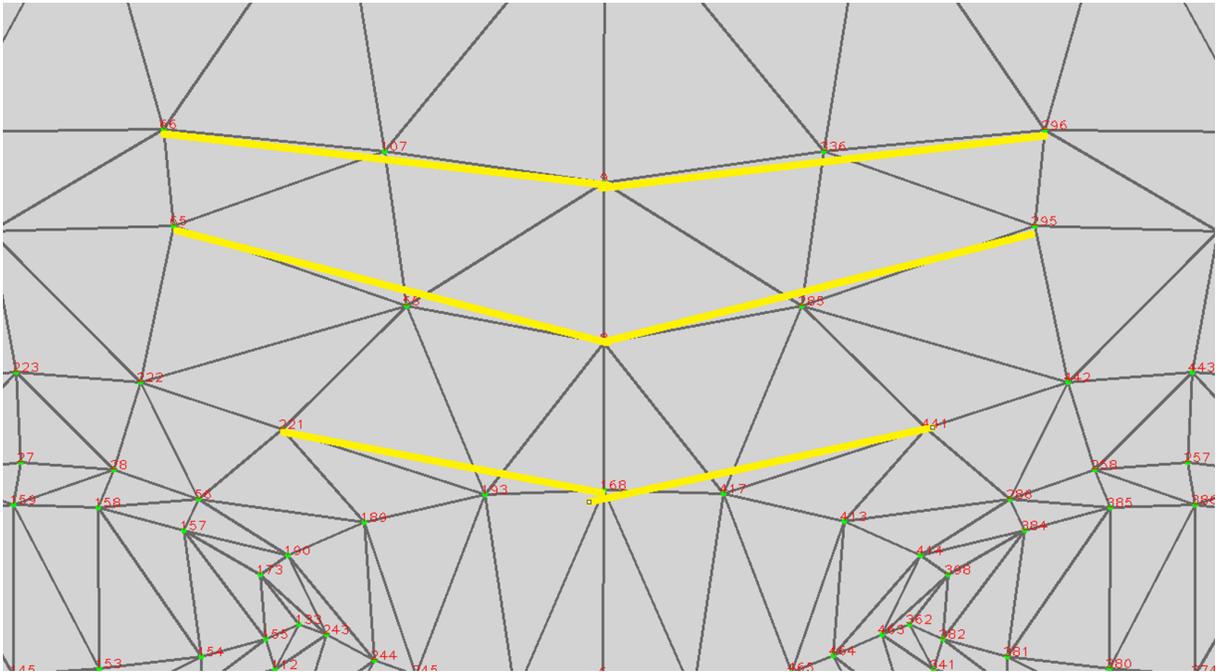


Figura 3.13: Mapa de puntos registrados para el movimiento "Fruncir el ceño"(MF02).

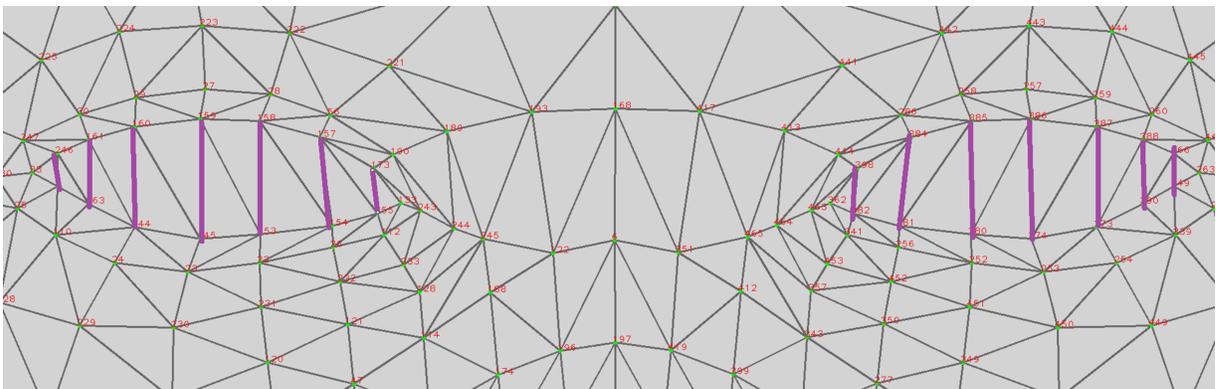


Figura 3.14: Mapa de puntos registrados para el movimiento "Cerrar los ojos"(MF03).

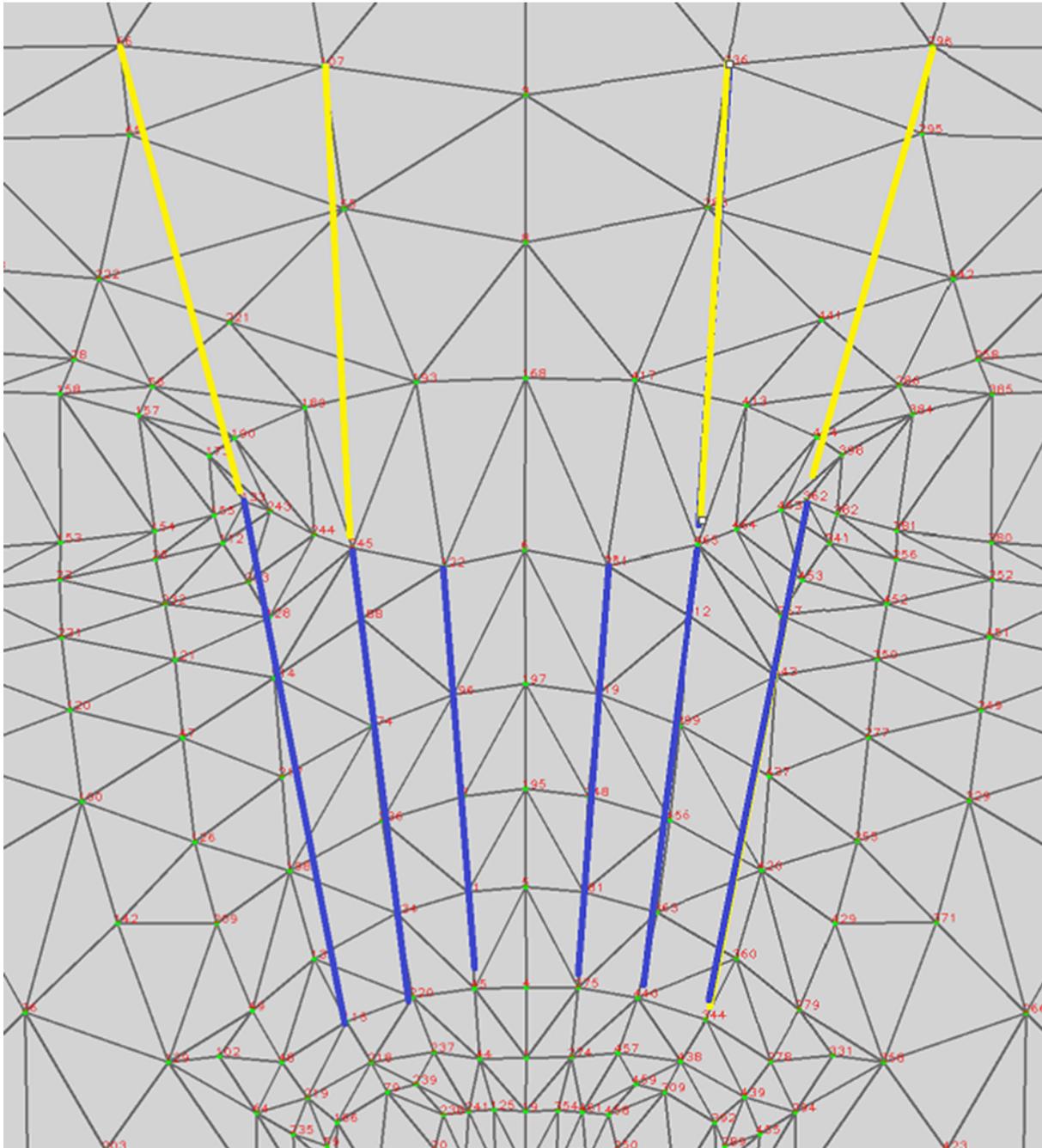


Figura 3.15: Mapa de puntos registrados para el movimiento "Arrugar la nariz"(MF04).

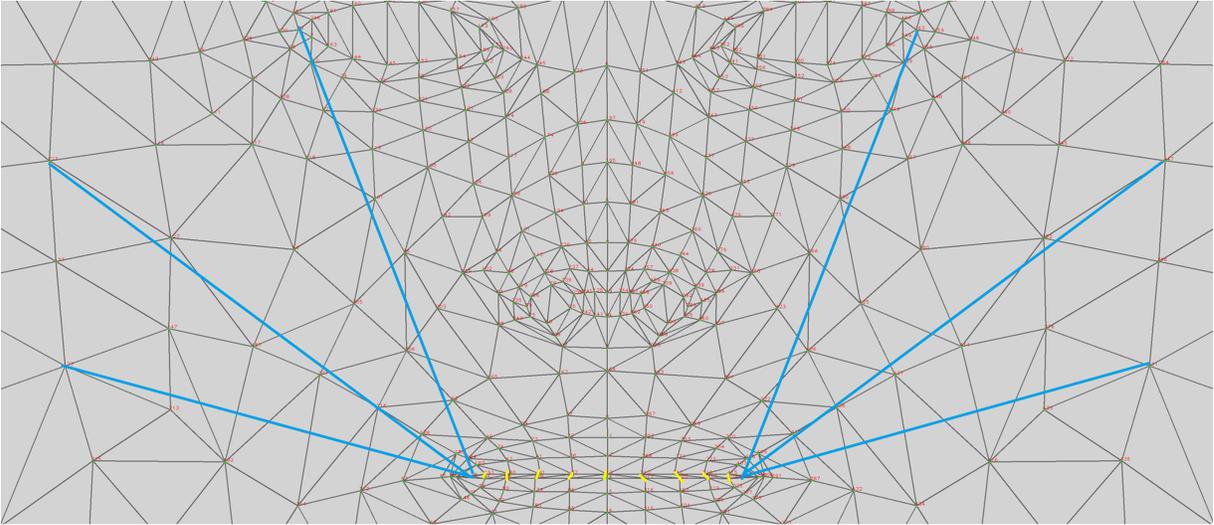


Figura 3.16: Mapa de puntos registrados para el movimiento "Sonreir sin mostrar los dientes."<sup>en</sup>  
las líneas azules (MF05).

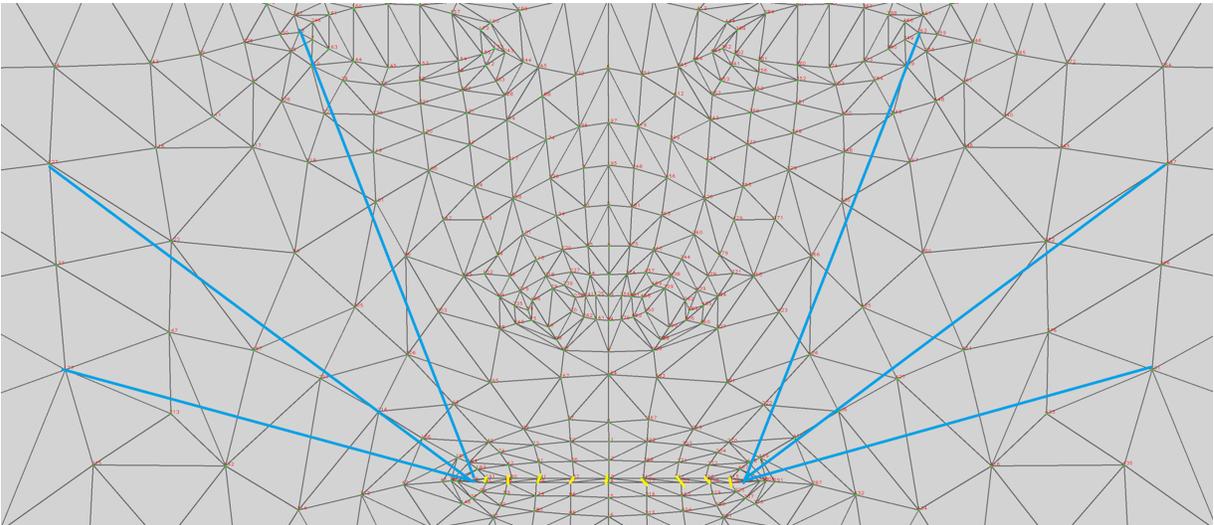


Figura 3.17: Mapa de puntos registrados para el movimiento "Sonreir mostrando los dientes."<sup>en</sup>  
las líneas amarillas (MF06).

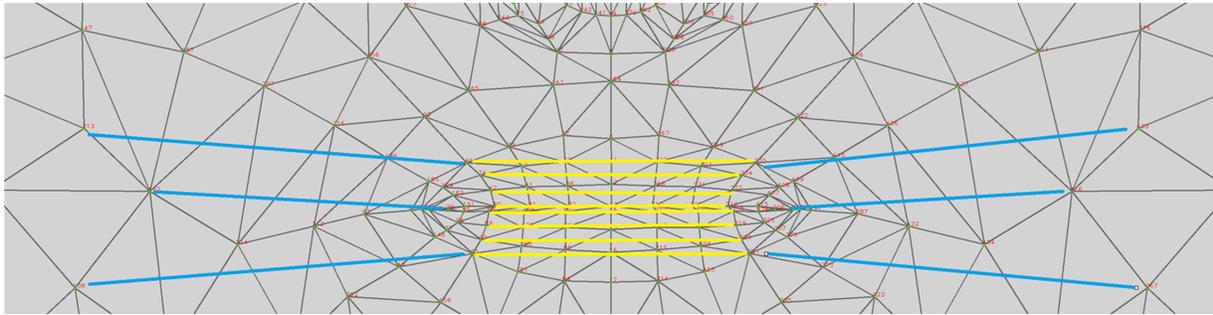


Figura 3.18: Mapa de puntos registrados para el movimiento "Fruncir los labios"(MF07).

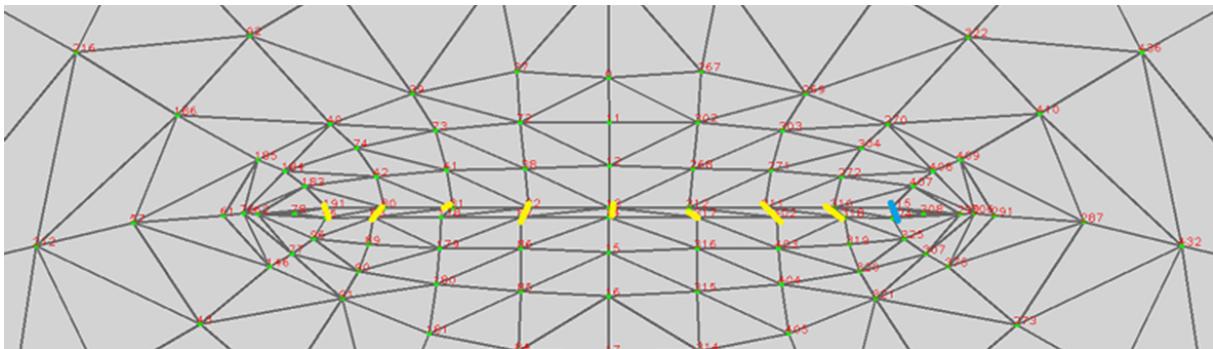


Figura 3.19: Mapa de puntos registrados para el movimiento "Mostrar los dientes (gruñir)"(MF08).

### 3.4. Postprocesamiento

En este paso es donde entra la obtención de valores de medición para caracterizar los movimientos. Tomando como referencia el estudio realizado por Gómez et. al. [15], se consideraron la distancia entre cada uno de los pares de puntos y sus tres primeras derivadas respecto al tiempo, estos son: Velocidad, Aceleración y Tirón. Estos fueron calculados para cada uno de los pacientes, realizando cada uno de los ejercicios, tanto para la sesión de apertura como la de cierre. En total, se obtuvieron 128 cuartetos de mediciones. Ejemplos de estas se muestran en el siguiente capítulo.

# Capítulo 4

## Resultados

### 4.1. Análisis de Componentes

Las cuartetos de datos fueron variadas, sin embargo, se encontraron relaciones con el avance de la enfermedad reportados por el equipo del Hospital General de México "Dr. Eduardo Liceaga", el cuál cualitativamente evaluó la mímica facial resultando en que "se evidenciaron diferencias significativas intragrupo en el ritmo de ejecución y distancia alcanzada entre los distintos movimientos en los pacientes con Enfermedad de Parkinson. Estos resultados sugieren que, a pesar de los diferentes grados de hipomimia facial presentes en los participantes, ciertos músculos faciales mostraron una mayor complejidad para la contractilidad expresiva que se observó reflejado en una disminución de la movilidad" [4].

Las siguientes figuras (de la fig. 4.1 a la fig. 4.5) representan algunas de las cuartetos de datos. Cada una de las líneas graficadas corresponde a un par de puntos relativos al ejercicio (como se indica en la tabla 3.1), y que se desglosan en la leyenda de cada figura.

Algunas observaciones son capaces de hacerse al recorrer las gráficas. Por ejemplo, en la gráfica 4.1 se puede observar un movimiento estable a lo largo de los ciclos, en un paciente con menos prevalencia en la enfermedad; en la gráfica 4.2, se observa como los ciclos tienen mayores variaciones, más notables en los parámetros derivados; finalmente, en la gráfica 4.3, de un paciente mucho más avanzado, se nota una ruptura completa en los ciclos y amplitudes,

mucho más notorios en los derivados.

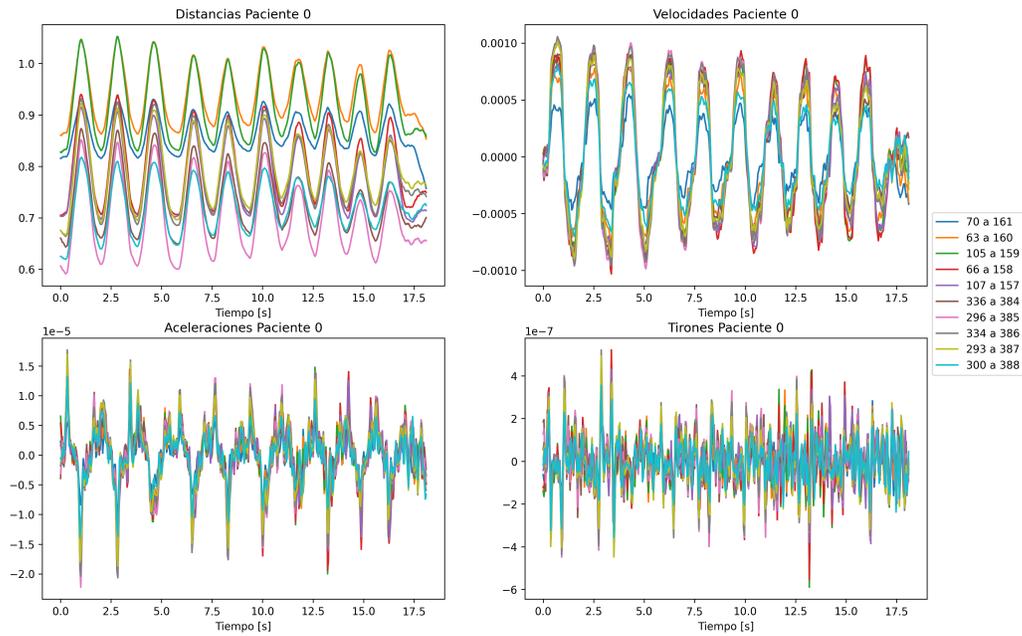


Figura 4.1: Cuarteta de Datos - Sesión inicial, Paciente 00, MF01

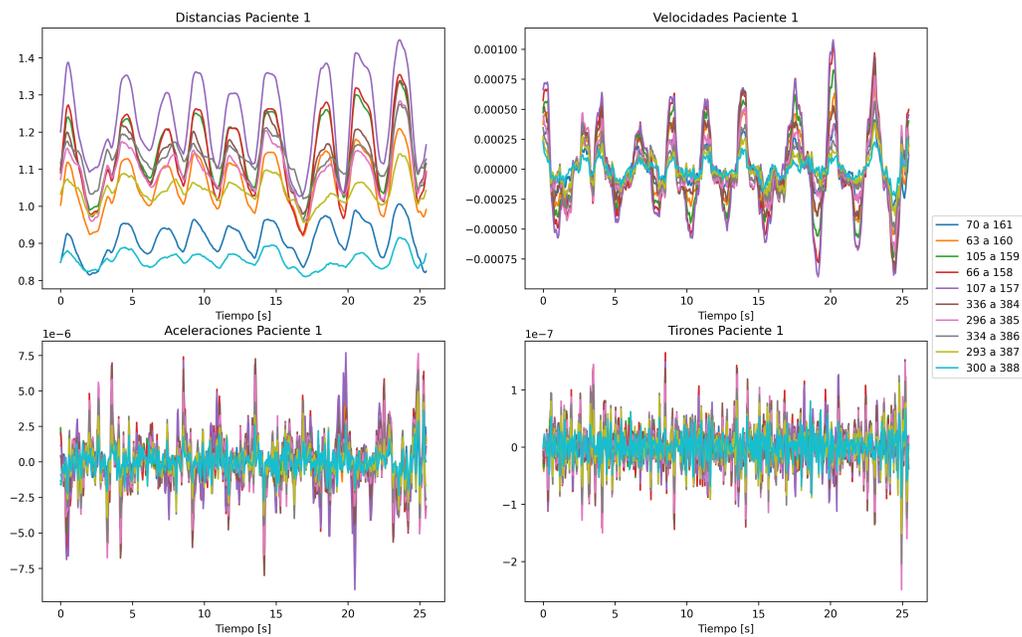


Figura 4.2: Cuarteta de Datos - Sesión inicial, Paciente 01, MF01

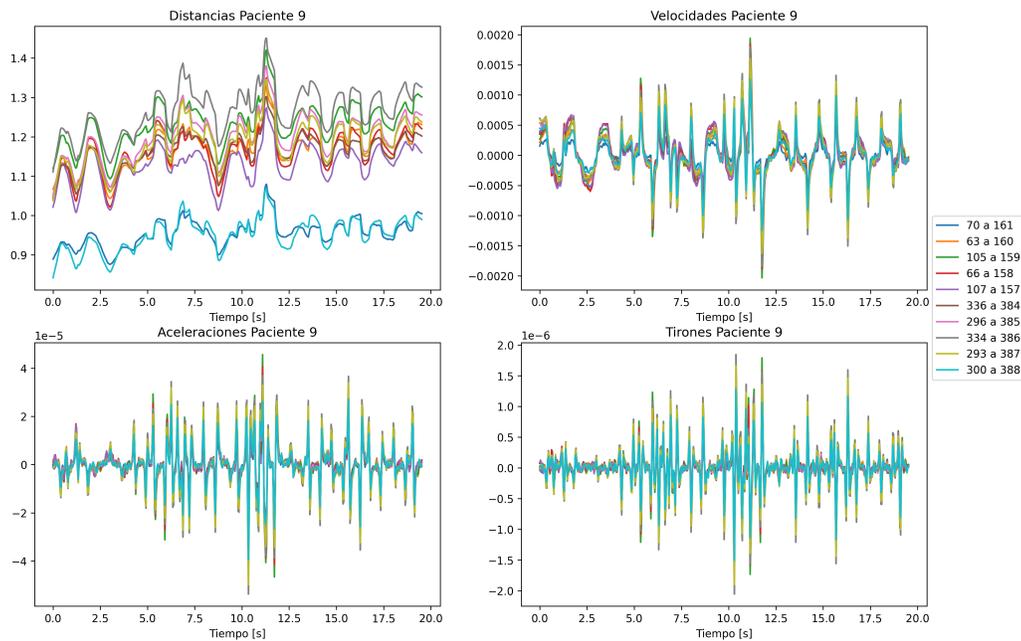


Figura 4.3: Cuarteta de Datos - Sesión inicial, Paciente 09, MF01

Por otro lado, también es posible observar cambios en algunos paciente tanto al inicio del tratamiento, como al final del mismo. Por ejemplo, las figuras 4.4 y 4.5 pertenecen al mismo paciente, y puede observarse como al principio los ciclos no eran claros y había muchos temblores; en cambio, en la sesión final estos se redujeron, reflejándose en ciclos mejor marcados.

## 4.2. Análisis Generalizado

Ante la cantidad abrumadora de datos, se optó por concentrar la información en los parámetros más representativos (distancia entre par puntos), y así obtener una visión general del avance de la enfermedad respecto al aumento o reducción de la misma, ya que a mayor hipomimia, menor amplitud existe entre los puntos. Esta información se correlaciona con la obtenida por el equipo de Bustos et. al [4]. A continuación se presenta dicha información concentrada:

Para analizar si los cambios fueron significantes, se utilizó la prueba de rangos de Wilcoxon por pares de arreglos (pre y postterapia), con un nivel de significancia de  $\alpha = 0,05$ . Los resultados de la prueba se concentraron en la tabla 4.1, donde la X indica que hay un cambio significativo

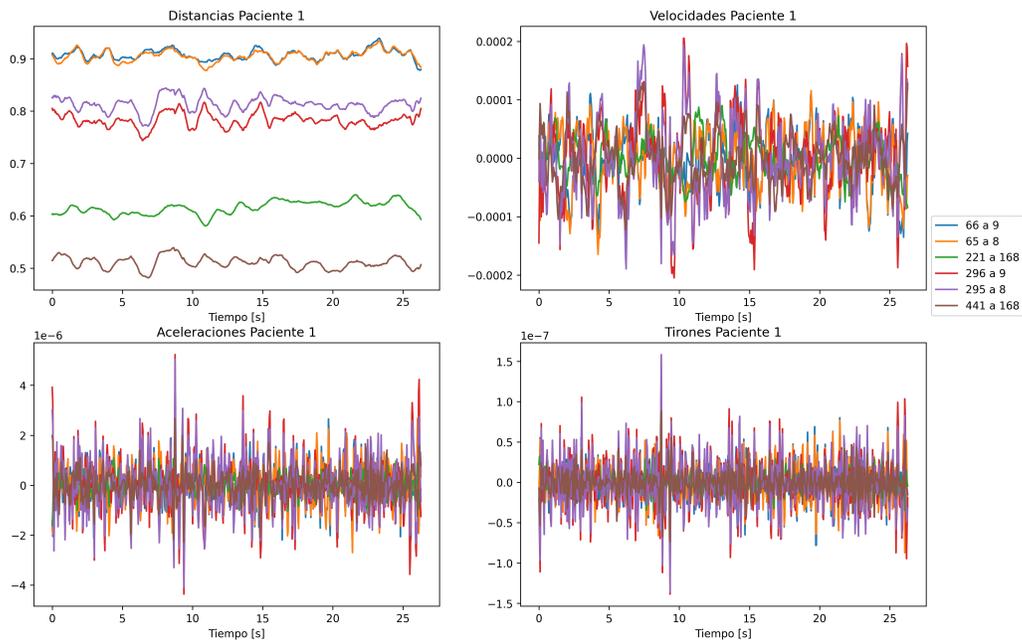


Figura 4.4: Cuarteta de Datos - Sesión inicial, Paciente 01, MF02

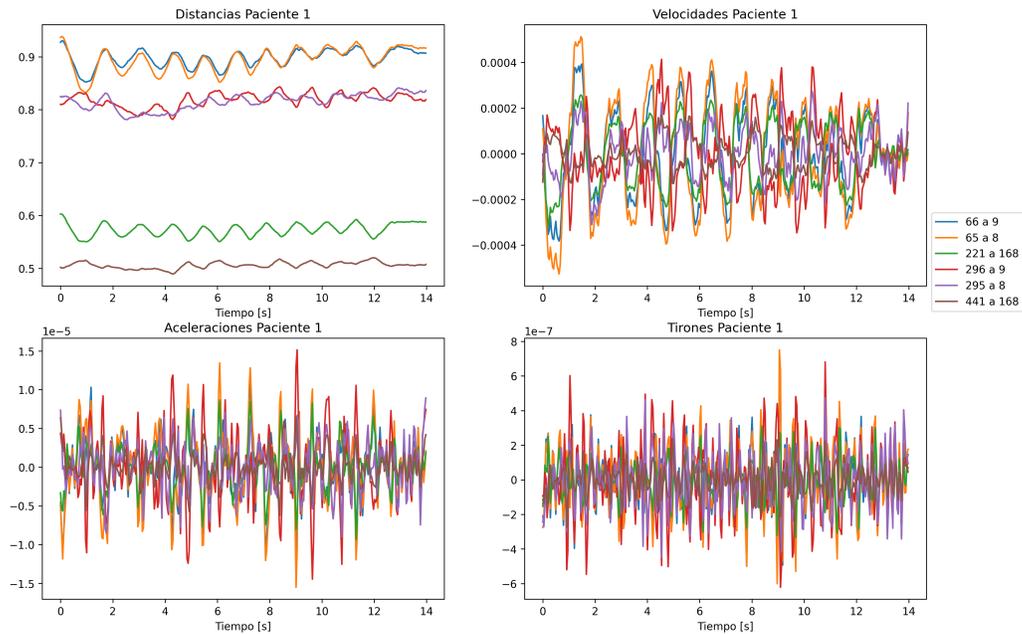


Figura 4.5: Cuarteta de Datos - Sesión final, Paciente 01, MF02

entre los datos pre y pos para cada ejercicio y cada paciente.

Puede observarse que en los pacientes que continuaron el tratamiento presentan diferencias

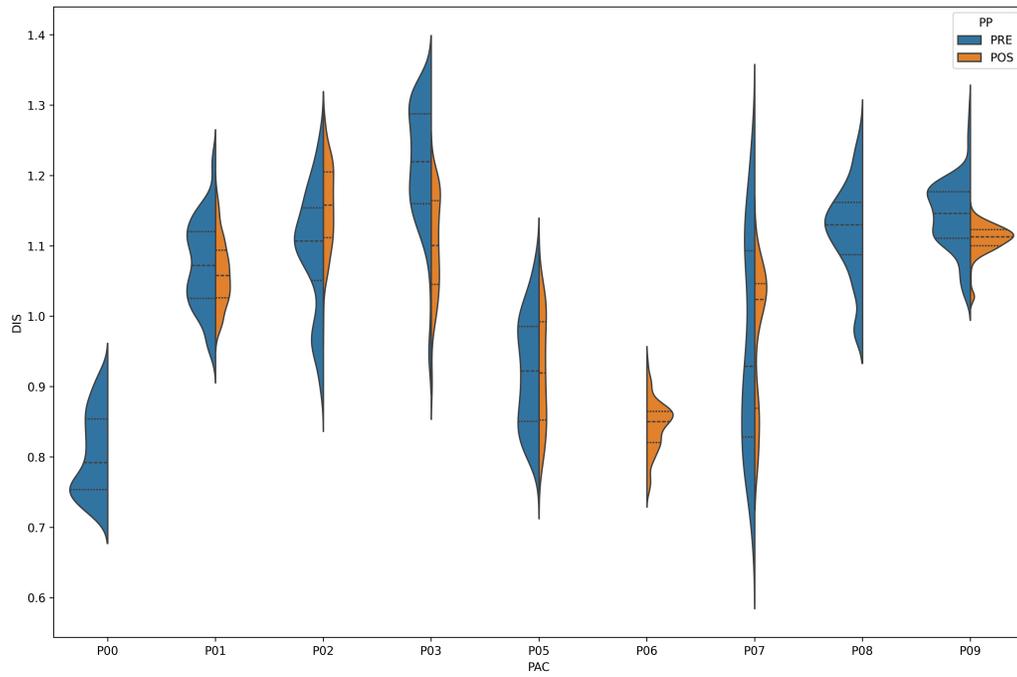


Figura 4.6: Gráfica de Violín respecto al ejercicio MF01

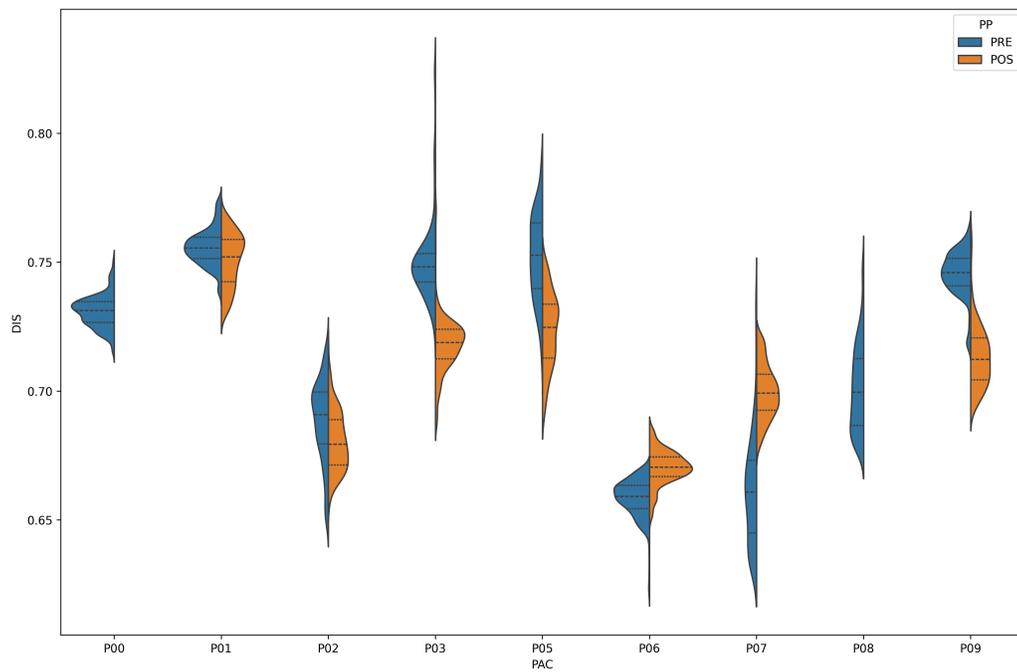


Figura 4.7: Gráfica de Violín respecto al ejercicio MF02

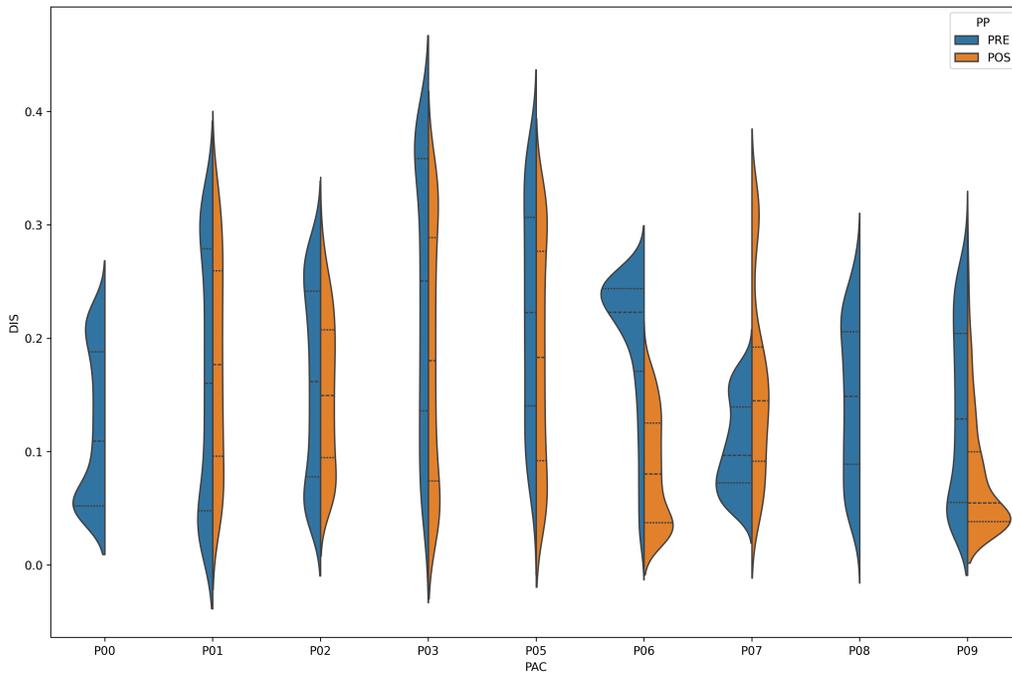


Figura 4.8: Gráfica de Violín respecto al ejercicio MF03

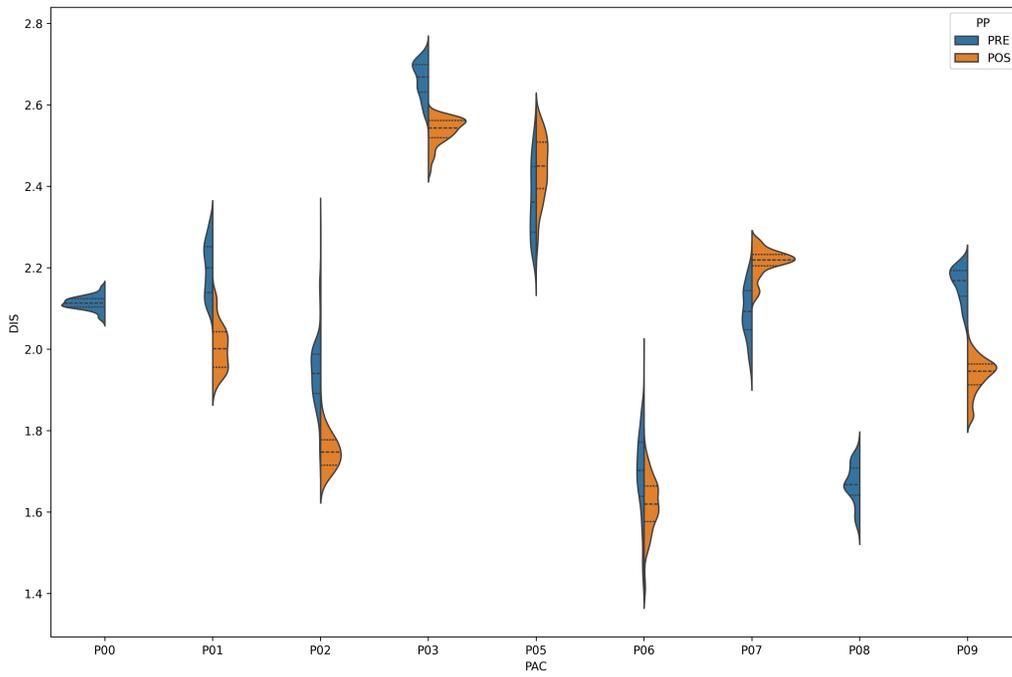


Figura 4.9: Gráfica de Violín respecto al ejercicio MF04

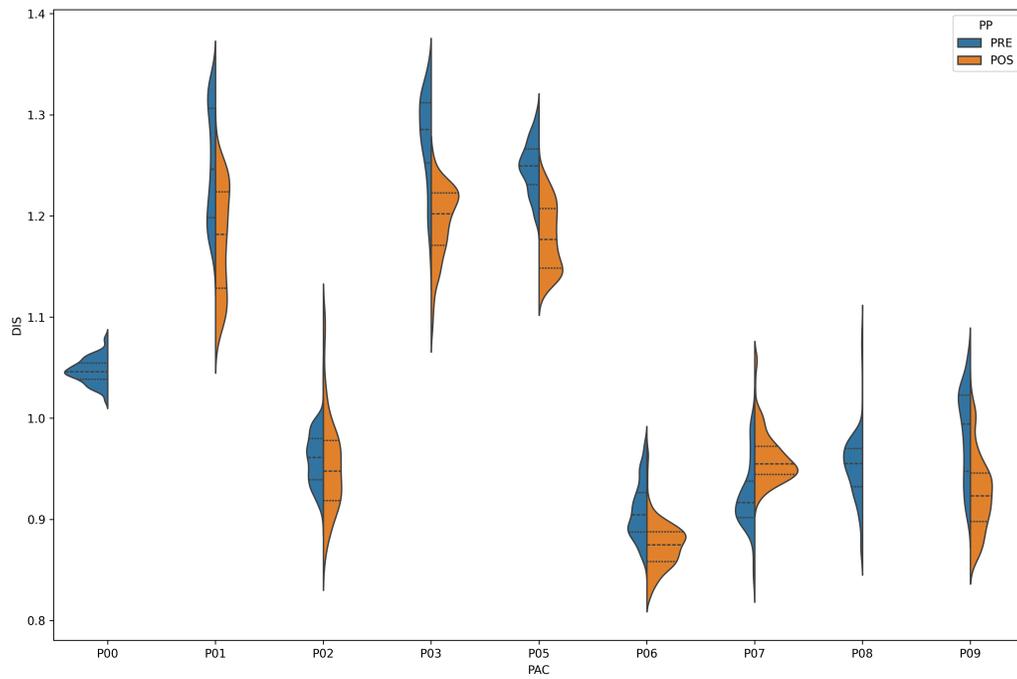


Figura 4.10: Gráfica de Violín respecto al ejercicio MF05

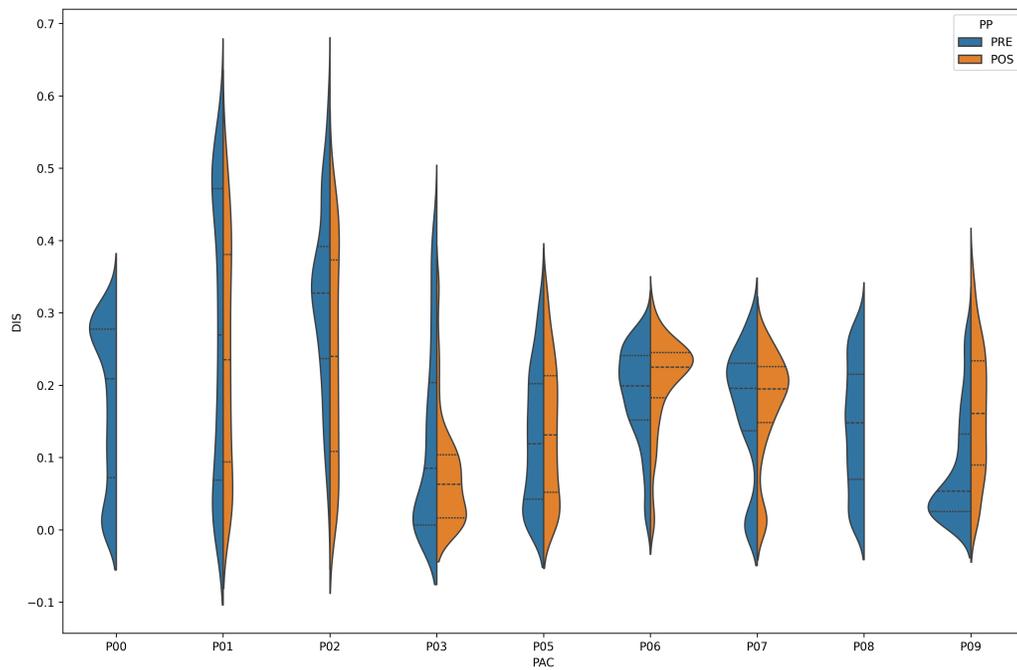


Figura 4.11: Gráfica de Violín respecto al ejercicio MF06

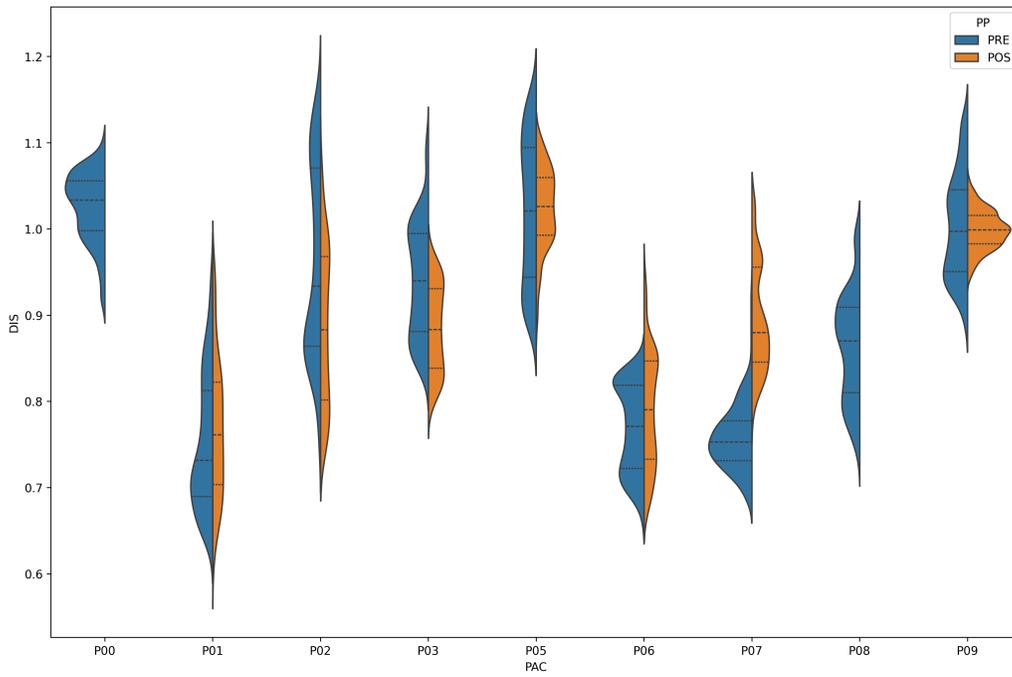


Figura 4.12: Gráfica de Violín respecto al ejercicio MF07

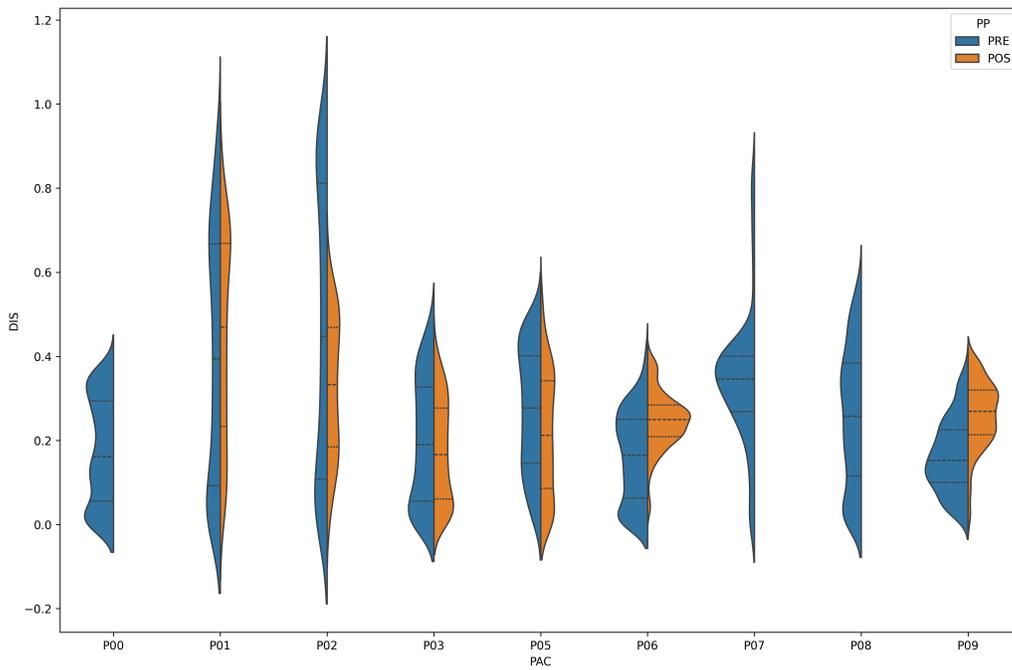


Figura 4.13: Gráfica de Violín respecto al ejercicio MF08

Tabla 4.1: Significancia con la prueba de rangos de Wilcoxon (La X indica  $P < 0,05$ )

	P00	P01	P02	P03	P04	P05	P06	P07	P08	P09	P10
MF01		X	X	X				X		X	
MF02		X	X	X		X	X	X		X	
MF03		X		X		X	X	X		X	
MF04		X	X	X		X	X	X		X	
MF05		X	X	X		X	X	X		X	
MF06			X	X		X	X	X		X	
MF07			X	X			X	X			
MF08		X	X	X		X	X			X	

estadísticamente significativas entre los datos obtenidos antes del tratamiento y posterior al tratamiento. Se puede observar que los movimientos de fruncir el ceño (MF02), arrugar la nariz (MF04) y sonreír sin mostrar los dientes (MF05) muestran una mayor sensibilidad que cerrar y abrir los ojos (MF03), sonreír mostrando los dientes (MF06) y mostrar los dientes (MF08). Estos a su vez, tuvieron diferencias superiores al levantamiento de cejas (MF01) y fruncir los labios (MF07).

# Capítulo 5

## Conclusiones y trabajo a futuro

### 5.1. Conclusiones

El presente trabajo nos muestra un análisis preliminar que consigue asignar mediciones cuantitativas a la hipomimia en ciertas gesticulaciones faciales, tal como se ha presentado también en otros trabajos [15, 16]. Además, gracias a la colaboración entre equipos multidisciplinarios se logró encontrar una relación entre el avance de la enfermedad, reportado en la evaluación realizada por el equipo del Hospital General de México "Dr. Eduardo Liceaga" [4], y los parámetros registrados por la videogrametría en este trabajo. Particularmente, se observa que la expresividad facial se redujo en paralelo con la movilidad facial. De esta manera, gracias a las herramientas de visión computarizada, se acerca a una cuantización de la evaluación cualitativa que se realiza actualmente en el seguimiento de la enfermedad de Parkinson en el ámbito clínico.

Sin embargo, la abrumadora cantidad de datos que estas herramientas pueden proporcionar hace necesario implementar sistemas de discriminación para descartar aquellos que no nos resultan útiles. Aquí se presentaron algunas opciones que terminaron por dar información más digerible para el análisis general. Sin embargo, no hay que olvidar que enfermedades como el Parkinson pueden tener distintas maneras de evolución en distintas personas, por lo que tener la posibilidad de obtener datos más personalizados y específicos siempre es bienvenido.

Tomando esto en cuenta, podemos concluir que puede existir una relación entre la amplitud

de distancias claves en el rostro (caracterizadas por cada expresión) y el nivel de hipomimia, estrechamente relacionado con el avance de la información. El sistema tiene áreas de oportunidad para hacerlo más fiable y poder relacionarlo con alguna de las escalas de avance de la enfermedad.

## **5.2. Trabajo a Futuro**

Una aproximación a la cuantización de las evaluaciones cualitativas en la enfermedad de Parkinson puede vislumbrarse en el horizonte, y así llegar al desarrollo de herramientas de seguimiento que apoyen a los profesionales de la salud entre los periodos de consulta. De esta manera, se podría imaginar en un sistema que registre el progreso día con día para proporcionar un seguimiento más cercano al paciente, y ayudar a los médicos en la toma de las decisiones.

Este trabajo suma al seguimiento de los trabajos realizados por Rojas-Arce et. al. [2, 3, 5], sirviendo como una demostración de la utilidad del análisis de uno de los síntomas característicos de la enfermedad. La versatilidad de un sistema como MediaPipe permite acercarse a la solución primeramente propuesta de una plataforma de telemedicina, esto al ser fácilmente distribuible un muchas plataformas. El uso cada vez más extendido de estos sistemas puede brindar un seguimiento en la terapia integral de los pacientes. Todo esto, considerando las limitaciones y posibles mejoras que tienen algunos de estos sistemas, apoyándose en los nuevos algoritmos de software pero siempre manteniendo el enfoque en la persona y mejorar su calidad de vida.

# Bibliografía

- [1] C. de Salubridad General, “Diagnóstico y tratamiento de la enfermedad de parkinson inicial y avanzada en el tercer nivel de atención. guía práctica clínica, méxico, secretaria de salubridad 2010,” disponible en: <http://www.facmed.unam.mx/sg/css/GPC/SIDSS-GPC/gpc/docs/SSA-305-10-ER.pdf>. 2, 8, 9, 10, 11, 12, 13
- [2] J. L. Rojas-Arce, J. A. Marmolejo-Saucedo, and L. Jimenez-Angeles, “Quantitation of body movement in a motor physical therapy for parkinson’s disease,” *EAI Endorsed Transactions on Pervasive Health and Technology*, vol. 9, 2023. VII, 2, 4, 5, 45
- [3] J. L. Rojas-Arce, L. Jimenez-Angeles, and J. A. Marmolejo-Saucedo, “Telerehabilitation prototype for postural disorder monitoring in parkinson disease,” in *International Conference on Computer Science and Health Engineering*. Springer, 2021, pp. 129–142. VII, 2, 3, 4, 5, 45
- [4] G. I. Bustos-Mancilla, “Caracterización de los patrones de movimiento del esqueleto axial y de la mímica facial en pacientes con enfermedad de parkinson mediante análisis automático de video, reporte preliminar,” Thesis, Facultad de Medicina, Universidad Nacional Autónoma de México, Ciudad de México, Agosto 2023. 3, 17, 19, 35, 37, 44
- [5] J. L. Rojas-Arce, J. A. Marmolejo-Saucedo, and L. Jimenez-Angeles, “A camera-based remote sensor for physical therapy in parkinson’s disease,” in *International Conference on Computer Science and Health Engineering*. Springer, 2022, pp. 203–216. 5, 45

- [6] E. Chávez-León, M. P. Ontiveros-Uribe, and J. D. Carrillo-Ruiz, “La enfermedad de parkinson: neurología para psiquiatras,” *Salud mental*, vol. 36, no. 4, pp. 315–324, 2013. 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13
- [7] O. M. de la Salud, “Enfermedad de parkinson,” 2023, disponible en: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/parkinson-disease>. 7, 8
- [8] L. V. Kalia and A. E. Lang, “Parkinson’s disease,” *The Lancet*, vol. 386, no. 9996, pp. 896–912, 2015. 8, 9, 10, 12, 13
- [9] R. Souza, V. Borges, S. Silva, and H. Ferraz, “Pdq-39 (brazilian portuguese version) to assess patients with and without levodopa motor fluctuation,” *Arq Neuropsiquiatr*, vol. 65, no. 3, pp. 787–791, 2007. 11
- [10] C. Jenkinson and R. Fitzpatrick, “Cross-cultural evaluation of the short form 8-item parkinson’s disease questionnaire (pdq-8): results from america, canada, japan, italy and spain,” *Parkinsonism & related disorders*, vol. 13, no. 1, pp. 22–28, 2007. 12
- [11] L. L. G. Echeverry, A. M. J. Henao, M. A. R. Molina, S. M. V. Restrepo, C. A. P. Velásquez, and G. J. S. Bolívar, “Human motion capture and analysis systems: a systematic review/sistemas de captura y análisis de movimiento cinemático humano: una revisión sistemática,” *Prospectiva*, vol. 16, no. 2, pp. 24–34, 2018. 13, 14, 15
- [12] D. Bravo, C. Rengifo, and W. Agredo, “Comparación de dos sistemas de captura de movimiento por medio de las trayectorias articulares de marcha,” *Revista mexicana de ingeniería biomédica*, vol. 37, no. 2, pp. 149–160, 2016. 14, 15
- [13] E. P. Washabaugh, T. A. Shanmugam, R. Ranganathan, and C. Krishnan, “Comparing the accuracy of open-source pose estimation methods for measuring gait kinematics,” *Gait & posture*, vol. 97, pp. 188–195, 2022. 15
- [14] P. K. Nguyen, A. T. Nguyen, T. B. Doan, P. N. Trung, and N. D. Thi, “Assessing bicep curl exercises by human pose application: A preliminary study,” in *International Conference on Soft Computing and Pattern Recognition*. Springer, 2022, pp. 581–589. 1, 15, 16

- 
- [15] L. F. Gomez, A. Morales, J. R. Orozco-Arroyave, R. Daza, and J. Fierrez, “Improving parkinson detection using dynamic features from evoked expressions in video,” in *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2021, pp. 1562–1570. 34, 44
- [16] A. Bandini, S. Orlandi, H. J. Escalante, F. Giovannelli, M. Cincotta, C. A. Reyes-Garcia, P. Vanni, G. Zaccara, and C. Manfredi, “Analysis of facial expressions in parkinson’s disease through video-based automatic methods,” *Journal of neuroscience methods*, vol. 281, pp. 7–20, 2017. 44

# **Capítulo 6**

## **Anexos**

## 6.1. Anexo 1. Hoja de recolección de datos

### Plataforma de tele-rehabilitación motora para la enfermedad de Parkinson: estudio exploratorio.

Fecha: \_\_\_\_\_ Evaluación: inicial  final

Nombre: \_\_\_\_\_ Núm de identificación \_\_\_\_\_

Edad: \_\_\_\_\_ Escolaridad: \_\_\_\_\_ Estado civil: \_\_\_\_\_

Escolaridad: \_\_\_\_\_ Lateralidad: \_\_\_\_\_ Teléfono: \_\_\_\_\_

Domicilio: \_\_\_\_\_

Correo electrónico: \_\_\_\_\_

Diagnóstico de Enfermedad de Parkinson: \_\_\_\_\_

Inicio de síntomas de Enfermedad de Parkinson: \_\_\_\_\_

Tratamiento farmacológico actual: \_\_\_\_\_

Principales síntomas actuales: \_\_\_\_\_

Comorbilidades (enfermedad, fecha de diagnóstico y tratamiento actual):

Ha recibido rehabilitación previamente: \_\_\_\_\_

Tratamiento fisiátrico recibido: \_\_\_\_\_

Realiza rutina de ejercicios en casa: \_\_\_\_\_

Frecuencia y duración de terapia en casa: \_\_\_\_\_

Recolectó información: \_\_\_\_\_



**6.2. Anexo 2. Guía para la captura de movimientos**

**GUÍA PARA LA CAPTURA DE  
MOVIMIENTOS EN LA  
EVALUACIÓN CLÍNICA  
SISTEMATIZADA DE  
REHABILITACIÓN EN EL  
PACIENTE CON  
ENFERMEDAD DE  
PARKINSON.**

Guía para la recolección de base de vídeos.

Elaboró: Alba Laura Rivera Escarcega

## SUGERENCIAS PARA LA CAPTURA DE MOVIMIENTOS EN LA EVALUACIÓN CLÍNICA SISTEMATIZADA DE REHABILITACIÓN EN EL PACIENTE CON ENFERMEDAD DE PARKINSON.

Con el fin de poder realizar la evaluación clínica de forma correcta, se sugiere lo siguiente:

1. Elige un lugar amplio y quitar la mayoría de los obstáculos para evitar caídas durante la evolución de los ejercicios, Ilustración 1.

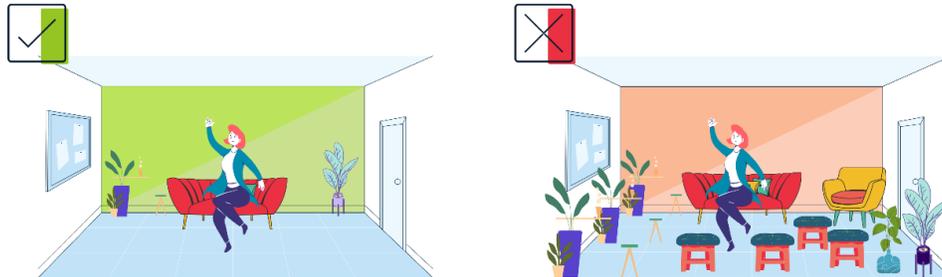


Ilustración 1 Sugerencia no. 1

2. Usar ropa que permita resaltar sobre el resto de los objetos del fondo, es decir seleccionar un color contrario al fondo, por ejemplo: si el fondo es blanco usa ropa negra, Ilustración 2.

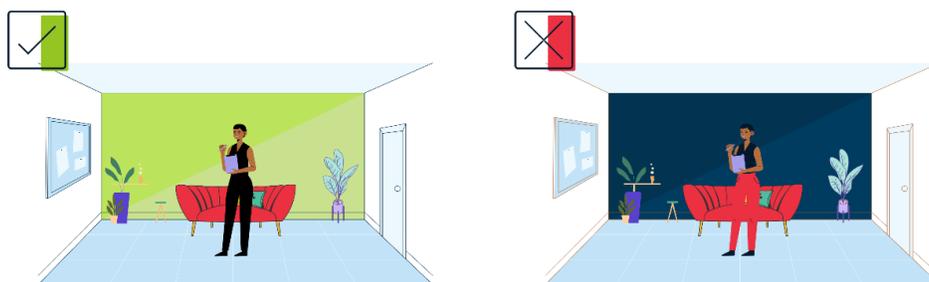


Ilustración 2 Sugerencia no. 2

3. La iluminación debe estar dirigida al frente de la persona, de tal forma que ilumine su rostro y no genere sombra. La sombra se genera cuando la fuente de iluminación se encuentra atrás de la persona del video o del dispositivo de captura del video, Ilustración 3.

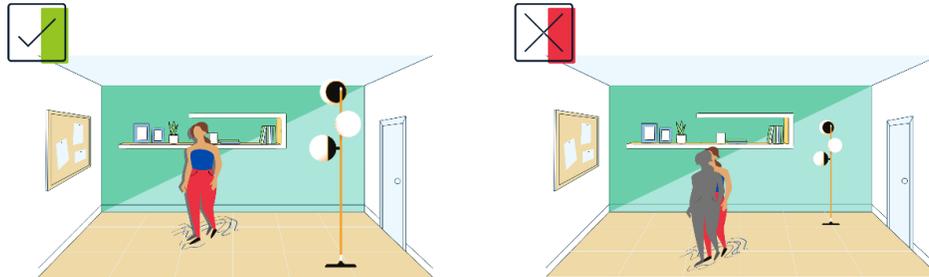


Ilustración 3 Sugerencia no. 3

4. No debe encontrarse otra persona en el área, así como se debe evitar fotos o retratos de personas de tamaño grande (60cm x 70cm), Ilustración 4.

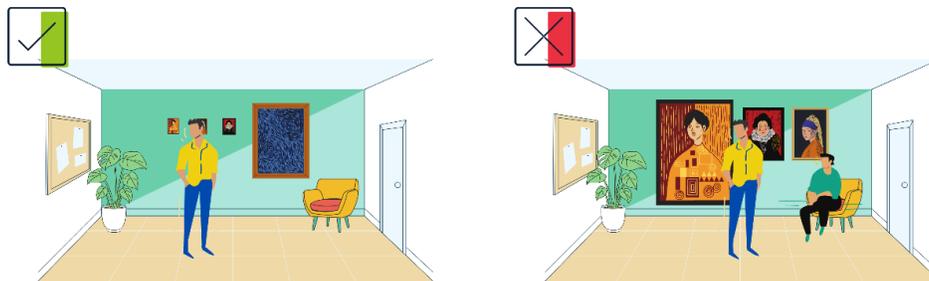


Ilustración 4 Sugerencia no. 4.

5. Usar un soporte para el dispositivo de captura de video, si esto no es posible se debe mantener estático el dispositivo el mayor tiempo posible y evitar movimientos bruscos, Ilustración 5.

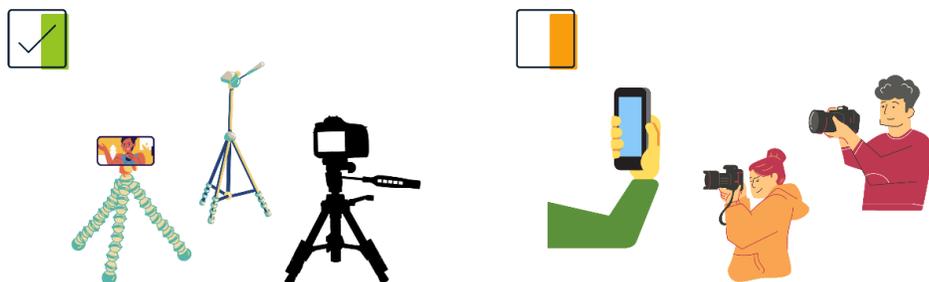


Ilustración 5 Sugerencia no. 5.

6. El suelo debe encontrarse paralelo al eje horizontal de la imagen de captura de video, Ilustración 6.



Ilustración 6 Sugerencia no. 6.

7. En la captura de vídeo utilizar una resolución de 480p, 720p o 1080p. El formato del espacio de captura es indistinto (16:9,4:3,11:9, etc.) siempre y cuando cumpla con el tipo de captura, más adelante se indica los tipos de captura.

## TIPOS DE TOMA PARA LA CAPTURA DE MOVIMIENTOS EN LA EVALUACIÓN CLÍNICA SISTEMATIZADA DE REHABILITACIÓN EN EL PACIENTE CON ENFERMEDAD DE PARKINSON.

Para realizar una correcta captura de vídeo, dividir el área en tercios (algunas cámaras permiten esta opción), Ilustración 7.

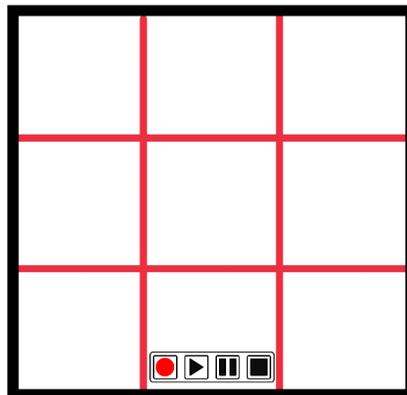


Ilustración 7 División del área de captura de vídeo.

En la toma de video se consideran cinco posiciones del cuerpo respecto al área de captura del video.

- A. Toma del rostro, Ilustración 8: Ubicar el rostro en el centro de la cuadrícula, y no debe saturar la imagen.

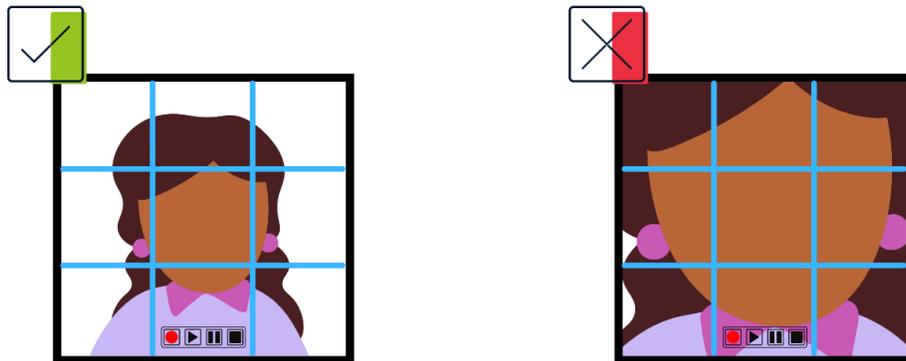


Ilustración 8 Toma tipo A.

- B. Toma de la parte superior del cuerpo, Ilustración 9: La cabeza se encuentra centrada en la cuadrícula y en el tercio inferior se observan a los hombros y el área del pecho.

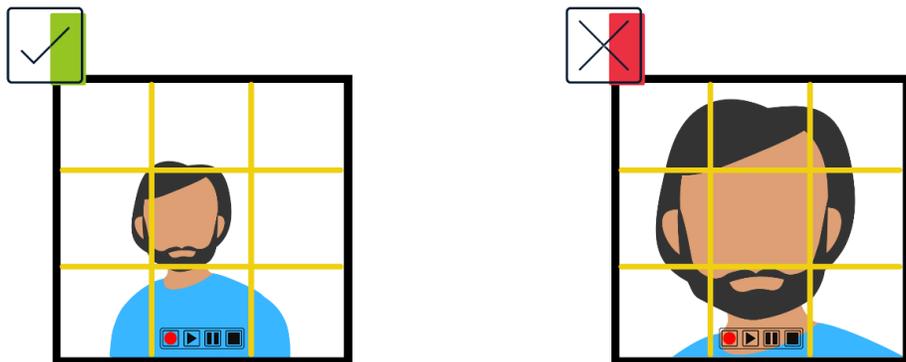


Ilustración 9 Toma tipo B.

- C. Toma del cuerpo completo estático, Ilustración 10: El cuerpo se encuentra centrado en la cuadrícula de forma vertical; al extender ambos brazos a los lados y hacia la cabeza, no deben salir del cuadro; así mismos los pies se deben de observar en el cuadro.

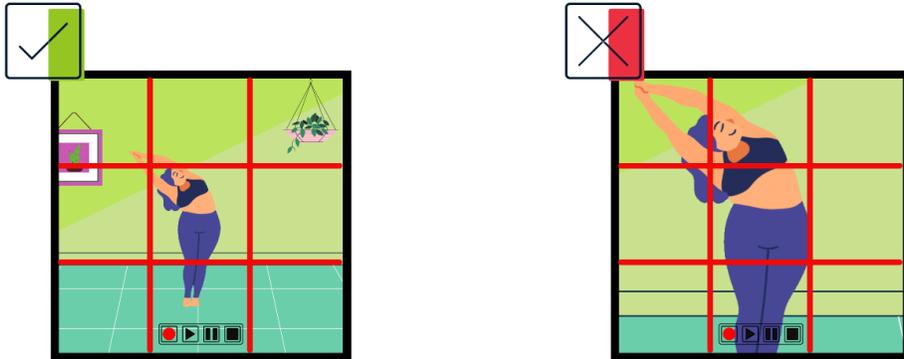


Ilustración 10 Toma tipo C.

- D. Toma del cuerpo completo en movimiento, Ilustración 11: Se considera el movimiento más próximo al dispositivo de captura y se debe cumplir en esta toma con lo establecido en la toma tipo C.

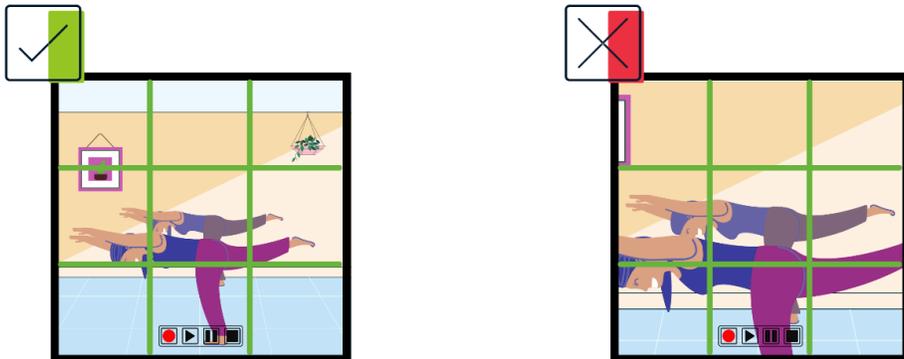


Ilustración 11 Toma tipo D.

- E. Toma del cuerpo superior estático, Ilustración 12: El cuerpo se encuentra centrado en la cuadrícula de forma vertical; al extender ambos brazos a los lados y hacia la cabeza, no deben salir del cuadro; en el cuadro como mínimo se debe observar la cadera y parte de las piernas. Este tipo de toma debe considerarse siempre y cuando no sea posible tener la toma C.

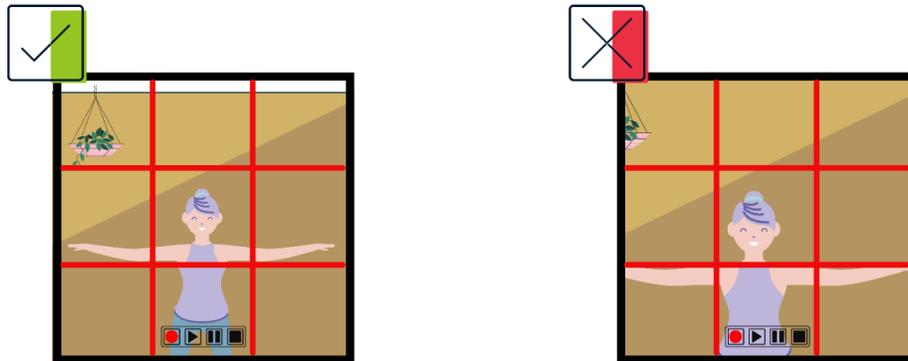


Ilustración 12 Toma tipo E.

## INSTRUCCIONES PARA LA CAPTURA DE MOVIMIENTOS EN LA EVALUACIÓN CLÍNICA SISTEMATIZADA DE REHABILITACIÓN EN EL PACIENTE CON ENFERMEDAD DE PARKINSON.

1. Ingresar a la liga [Formulario para la captura de movimientos en la evaluación clínica](#). Al finalizar, a más tardar una semana después, recibirá un número serie y la liga de una carpeta en la nube para subir los vídeos correspondientes.
2. La lista de ejercicios a realizar es:
  - a. Ejercicios de columna cervical (CC)
    - i. Inclinación lateral izquierda, [ver vídeo](#).
    - ii. Inclinación lateral derecha, [ver vídeo](#).
  - b. Ejercicios de columna lumbar (CL)
    - i. Manos en la cintura, flexión lateral del tronco, [ver vídeo](#).
    - ii. Brazo contralateral a la flexión extendido a los costados del tronco por arriba de la cabeza, [ver vídeo](#).
  - c. Ejercicios combinados (EC)
    - i. Sentarse y levantarse de una silla, sin apoyo de brazos, [ver vídeo](#).
    - ii. Mano al hombro contralateral, [ver vídeo](#).
    - iii. Mano al oído contralateral, ipsilateral, [ver vídeo](#).
    - iv. Mano al hombro y codo contralateral, [ver vídeo](#).
    - v. Elevación del brazo derecho y separación del brazo izquierdo, [ver vídeo](#).
    - vi. Manos cruzadas frente al cuello, [ver vídeo](#).
    - vii. Tres pasos al frente, tres atrás, braceo alternado, ultimo con elevación del brazo, [ver vídeo](#).
  - d. Ejercicios de mímica facial (MF)

## 6.2. ANEXO 2. GUÍA PARA LA CAPTURA DE MOVIMIENTOS CAPÍTULO 6. ANEXOS

- i. Elevación de cejas, [ver vídeo](#).
- ii. Fruncir el ceño, [ver vídeo](#).
- iii. Cerrar los ojos, [ver vídeo](#).
- iv. Arrugar la nariz, [ver vídeo](#).
- v. Sonreír sin mostrar dientes, [ver vídeo](#).
- vi. Sonreír mostrando dientes, [ver vídeo](#).
- vii. Fruncir labios (beso), [ver vídeo](#).
- viii. Mostrar los dientes (gruñir), [ver vídeo](#).
- e. Ejercicios de movilidad del hombro (MH)
  - i. Elevación de la mano por arriba de la cabeza con el codo extendido izquierdo, [ver vídeo](#).
  - ii. Elevación de la mano por arriba de la cabeza con el codo extendido derecho, [ver vídeo](#).

2.1 Cada ejercicio cuenta con un tipo de toma indicado en la Tabla 1.

2.2 Por cada ejercicio se deberá realizar 15 repeticiones.

**Tabla 1 Tipo de captura por ejercicio. \*Cuando no sea posible la captura C es posible usar la captura E.**

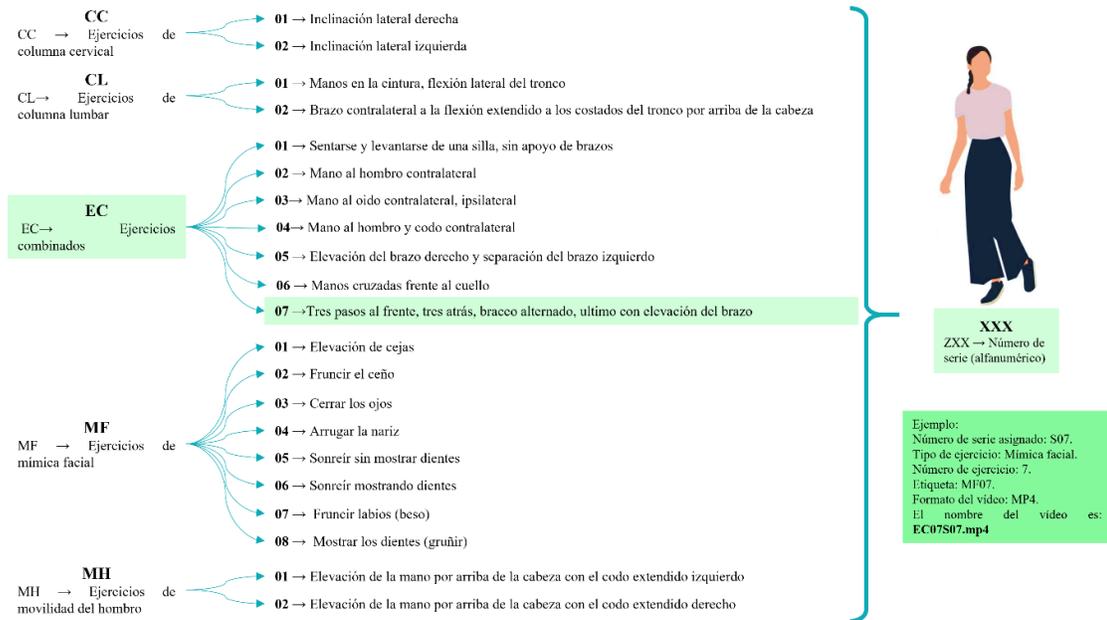
Tipo de ejercicios	Número	Descripción de ejercicio	Etiqueta	Tipo de captura
Columna cervical	01	Inclinación lateral izquierda	CC01	<b>B</b>
	02	Inclinación lateral derecha	CC02	<b>B</b>
Columna lumbar	01	Manos a la cintura, flexión lateral del tronco	CL01	<b>C*</b>
	02	Brazo contralateral a la flexión extendido a los costados del tronco por arriba de la cabeza	CL02	<b>C*</b>
Combinados	01	Sentarse y levantarse de una silla, sin apoyo de brazos	EC01	<b>C*</b>
	02	Mano al hombro contralateral	EC02	<b>C*</b>
	03	Mano al oído contralateral, ipsilateral	EC03	<b>C*</b>
	04	Mano al hombro y codo contralateral	EC04	<b>C*</b>
	05	Elevación del brazo derecho y separación del brazo izquierdo	EC05	<b>C*</b>
	06	Manos cruzadas frente al cuello	EC06	<b>C*</b>
	07	Tres pasos al frente, tres atrás, braceo alternado, último con elevación del brazo	EC07	<b>D</b>
Mímica facial	01	Elevación de cejas	MF01	<b>A</b>
	02	Fruncir el ceño	MF02	<b>A</b>
	03	Cerrar los ojos	MF03	<b>A</b>
	04	Arrugar la nariz	MF04	<b>A</b>
	05	Sonreír sin mostrar los dientes	MF05	<b>A</b>
	06	Sonreír mostrando los dientes	MF06	<b>A</b>
	07	Fruncir los labios (beso)	MF07	<b>A</b>
	08	Mostrar los dientes	MF08	<b>A</b>
Movilidad del hombro	01	Elevación de la mano por arriba de la cabeza	MH01	<b>C*</b>
	02	Elevación con el codo extendido derecho	MH02	<b>C*</b>

## CAPÍTULO 6. ANEXOS 6.2. ANEXO 2. GUÍA PARA LA CAPTURA DE MOVIMIENTOS

3. Iniciar la grabación y esperar en posición erguida por un tiempo mínimo de 2 segundos para comenzar los ejercicios, al finalizar los ejercicios espere en posición erguida por un tiempo mínimo de 2 segundos para finalizar el vídeo. De ser necesario editar el vídeo, recortar las partes del video no necesarias.
4. Antes de subir el **vídeo** a la plataforma, debe **renombrarlo** de la siguiente manera:

**EEXX**                      **ZXX**                      **.mp4**  
*Etiqueta*   *Número de serie (alfanumérico)*   *Extensión del vídeo*

La etiqueta se conforma de dos iniciales del tipo de ejercicio y dos dígitos para el número de ejercicio, el número de serie lo conforma una letra y dos dígitos, la extensión del vídeo puede ser formato .mp4, .mov. En la Tabla 1, se encuentra la etiqueta de cada ejercicio. Observe un ejemplo en la Ilustración 13 Ejemplo visual para el nombre de un vídeo. Ilustración 13.



**Ilustración 13 Ejemplo visual para el nombre de un vídeo.**

5. Una vez subido los vídeos a la nube, ingrese a la siguiente liga [cuestionario de envíos de vídeos](#). Si existe algún problema con un vídeo se le notificará y deberá volver a realizar los videos correspondientes, subirlos y volver a rellenar el cuestionario. Cuando obtenga una calificación de 240 puntos, indicara que, como el tipo de captura, el nombre de videos y la ejecución del ejercicio ha sido correcta.

## OBSERVACIONES O COMENTARIOS

Si se llegase a presentar alguna duda, favor de hacerla llegar a cualquiera de las siguientes direcciones de correo electrónico:

Dr. Jorge Luis Rojas Arce

Departamento de Ingeniería en Sistemas Biomédicos.

Email: [jorge.rojas.arce@comunidad.unam.mx](mailto:jorge.rojas.arce@comunidad.unam.mx)

Dr. Luis Jiménez Ángeles

Departamento de Ingeniería en Sistemas Biomédicos.

Email: [luis.jimenez@comunidad.unam.mx](mailto:luis.jimenez@comunidad.unam.mx)

## 6.3. Anexo 3. Artículo aceptado para el CNIB 2024

### Analysis of Facial Expressivity in Individuals with Parkinson's Disease through Dynamic Features Extracted from Video Recordings

Héctor E. Parga-Nájera<sup>1</sup>[0009-0002-1585-1521], Grecia I. Bustos-Mancilla<sup>2</sup>, Luis Jimenez-Angeles<sup>1</sup>[0000-0002-7390-0814], Ingrid S. Morales-Sánchez<sup>2</sup> and Jorge L. Rojas-Arce<sup>1</sup>[0000-0003-3697-8353]

<sup>1</sup> Departamento de Ingeniería en Sistemas Biomédicos, DIMEI-Facultad de Ingeniería, UNAM. Ciudad de México 04510, México

<sup>2</sup> Servicio de Medicina Física y Rehabilitación, Hospital General de México “Eduardo Liceaga”. Ciudad de México 06726, México  
luis.jimenez@ieee.org

**Abstract.** Facial expressivity analysis in Parkinson's disease (PD) has received considerable attention due to the characteristic symptom of hypomimia, which is defined as the reduction or loss of spontaneous facial movements and emotional facial expressions. Hypomimia has been linked to a detrimental impact on close relationships and psychological well-being. This investigation presents the preliminary findings of an analysis of facial expressivity in 9 Mexican subjects diagnosed with Parkinson's disease (PD), evaluated during two sessions: at baseline and following eight weeks of clinical follow-up. In each session, participants were instructed to mimic eight specific facial expressions while their faces were being recorded. The assessment of facial expressivity was based on the changes in the distances of landmarks computed from video recordings. Our results showed that the distances had a higher offset, a wider amplitude, and a higher frequency at the baseline compared to the follow-up evaluation. These results correlated with detrimental Activity of Daily Living (ADL) and Motor Examination scores (MES) from the Unified Parkinson's Disease Rating Scale (UPDRS).

**Keywords:** Facial Expressivity, Parkinson's Disease, Hypomimia, Dynamic Features, video recordings.

## 1. Introduction

Parkinson's disease (PD) is one of the most common neurodegenerative diseases that occur in adulthood, and ranks second among degenerative diseases after Alzheimer's. Previous studies reported that PD affects ~8.5 million people worldwide with a global prevalence of 315 per 100,000 individuals [1]. PD has multi-systemic involvement at both the central and peripheral nervous system levels, which causes motor and non-motor symptoms that appear slowly and may include tremors, stiffness, slowness, and balance problems. Non-motor symptoms of PD include cognitive and mood disorders and the reduction or loss of spontaneous facial movements and emotional facial expression, a condition known as hypomimia [2]. Hypomimia may vary in

presentation and severity and usually worsens over time along with PD progression, ranging from a reduction in blinking rate to fixed facial facies [3]. Hypomimia, which is frequently overlooked in patients with PD, can have significant consequences on their lives. It has been associated with social deterioration because it can be mistaken for negative feelings and impedes the development of interpersonal relationships. As a result, hypomimia has a negative impact on close relationships and psychological well-being in individuals with PD [4]. The evaluation of hypomimia depends on the expertise of neurologists, which can lead to variable results and potential bias. Therefore, the development of automatic systems to aid the evaluation process has progressed significantly over the years. An initial investigation of facial expressions in PD was conducted by Simons et al. [5], who used videos featuring social interactions to elicit expressions. Their findings indicate that individuals with PD have a limited capacity to generate spontaneous facial expressions. Bowers et al. [6] used the entropy index computed from the analysis of frame-by-frame videos and determined that patients with PD exhibit higher entropy than healthy control. Almutiry et al. [7] presented a longitudinal analysis comparing 4 PD patients to four control subjects. Both groups had five videos per week per subject, performing specific facial expressions on a daily basis. Bandini et al. [8] classified a total of 4 acted and imitated expressions (happiness, anger, disgust, and sadness) involving 17 PD patients (13 male and 4 female) and 17 healthy controls (6 male and 11 female). Each expression was modeled using 49 landmarks around the face and a linear combination of specific points was used to extract 20 features. A Support Vector Machine (SVM) was trained to detect each emotion expressed by the participants and results showed that acted and imitated expressions by the controls yielded a better accuracy than the PD patients.

Several studies using computer vision algorithms have been conducted for the analysis of facial expressions in PD. Grammatikopoulou et al. [9] analyzed the facial expressions of a total of 34 participants (23 with PD and 11 healthy controls). This study was conducted using images captured directly from smartphones and the stored feature sets were used to estimate the Hypomimia Severity Index (HSi) using two linear regression models (one per feature set). These indices were also used to perform the classification between healthy controls and PD patients. Abrami et al. [10] train a convolutional neural network (CNN) to classify medication states (On and OFF) in video recordings of PD patients. Their model achieved an accuracy of 63%, which surpassed the 46% accuracy achieved when the clinical scores for facial PD symptoms were used. Jin et al. [11] collect video recordings of facial expressions of PD patients and matched controls. They used the relative coordinates and positional jitter to extract features of the facial expression amplitude and small muscle group shaking from specific key points. By applying a SVM to perform the facial expression categorization task, they reported a Precision and F1-value of 99%. Gomez et al. [12] proposed a multimodal PD detection system that, based on SVM, analyzed 17 dynamic features to characterize the facial expressiveness of different evoked facial expressions in PD individuals. Their results showed that the combination of static and dynamic features improved the PD detection from 75% to 88.46%.

The field of facial expressivity evaluation in the Mexican population with PD still has much to be explored. To address this knowledge gap, a collaboration was established between the Physical Medicine and Rehabilitation departments of the Mexican General Hospital "Eduardo Liceaga" and the Biomedical Systems Engineering at UNAM. The goal of this project is to gain a deeper understanding of

facial expressivity, with the ultimate aim of providing early clinical intervention through rehabilitation treatments and delaying the onset and progression of symptoms in patients with PD at this hospital. This paper presents the preliminary findings of the analysis of the facial expressivity of different evoked facial expressions in individuals with PD, using dynamic features computed from videos captured at baseline and after a follow-up period of the eighth week.

## 2. Methods

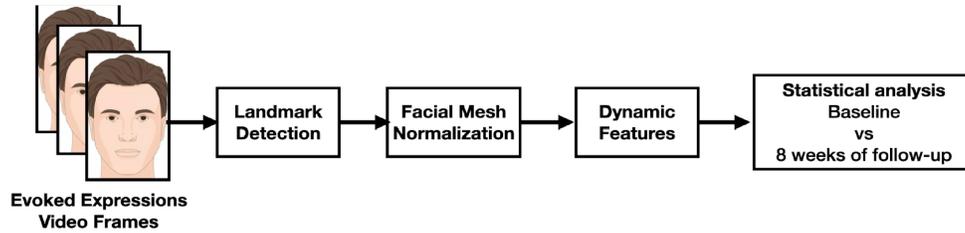
### 2.1. Design

This study was a prospective, longitudinal, and descriptive analysis of the changes in facial expressivity in a group of nine PD patients by extracting dynamic features from video recordings. Before and after an 8-week clinical follow-up period, participants were asked to perform twelve repetitions of eight distinct facial expressions (detailed in Table 1). Unfortunately, two individuals did not continue with their participation beyond the 8 weeks. The evoked facial expression videos were created by the rehabilitation team according to the clinical criteria that this kind of expression involves the coordination of several facial muscles across different facial regions. All video recordings were analyzed frame by frame using the MediaPipe FaceMesh library [13], which computes 478-3D landmarks that are flattened into a 1D tensor. A diagram illustrating the study design is shown in Fig. 1.

**Table 1.** List of evoked facial expressions performed by PD patients.

Evoked facial expression	Code
Eyebrow lift.	MF01
Frown	MF02
Closing and opening the eyes	MF03
Wrinkle the nose	MF04
Smiling without showing teeth	MF05
Smiling showing teeth	MF06
Pursing lips	MF07
Showing teeth	MF08

4



**Fig. 1.** Schematic representation of the process for obtaining dynamic features in the facial expressions of individuals with Parkinson's disease in response to stimuli.

## 2.2. Studied population

Nine patients diagnosed with PD (seven males and two women) with an average age of  $57.64 \pm 9.04$  years old were enrolled in an open manner through direct invitation. Following the verification of the inclusion criteria, they underwent a brief interview at the Rehabilitation Department, where a specialist physician informed them of the clinical protocol's objectives and procedures. All patients signed a consent form that was registered under the clinical protocol approved by the ethics committee of the Mexican General Hospital "Dr. Eduardo Liceaga" (DI/22/601/04/17). The study's inclusion criteria were patients who had a clinical diagnosis of Parkinson's disease and were in stages I and II of the Hoehn and Yahr scale [14], as well as those who were receiving pharmacological treatment and had signed a consent form to participate in the study. The exclusion criteria were PD patients who scored less than 24 on the Mini-Mental Parkinson scale and those with any other neurological or systemic disease that affects motor skills or results in functional limitations for other reasons. The elimination criteria were PD patients who discontinued pharmacological treatment for any reason and those who developed any other health condition that had consequences on motor skills or generated functional limitations due to other causes after enrollment. The enrolled participants underwent two clinical evaluations: a baseline assessment and a follow-up assessment after 8 weeks. During both assessments, the Unified Parkinson's Disease Rating Scale (UPDRS) was utilized to evaluate their Activities of Daily Living (ADL) and Motor Examination Score (MES) [15]. Unfortunately, only seven out of the enrolled patients continued participating in the program beyond the 8-week period. In both sessions, all participants were instructed to mimic eight specific facial expressions, while their faces were being recorded following a video capture protocol.

## 2.3. Video capture protocol

MediaPipe FaceMesh library [13] offers the capability to detect facial landmarks from regular RGB videos; however, certain considerations were taken into account prior to video acquisition. To facilitate the detection of landmarks:

- Subjects were dressed in clothing that made them stand out against the background.
- The lighting was directed towards the front of the person, illuminating their face without casting shadows.
- The area was free of other people and large photos or portraits of people were avoided.

- A support was used for the video capture device in all acquisitions.
- The video resolution was 1920x1080 pixels with 24 frames per second, and the capture space format was 16:9.

Prior to analysis, each video was checked to ensure the PD patient's face remained properly framed throughout the recording. A manual review was conducted to adjust the beginning and end points of each video, limiting the analysis to the specific activity task. Any recordings that were considered unclear or questionable were removed from the study.

#### 2.4. Facial landmark detection

In this study, we used the landmark detection module from the MediaPipe FaceMesh library, which estimates 468-3D facial landmarks in real time [13]. These landmarks encompass information on various facial regions such as the cheeks, forehead, mouth, and eyes. The detailed face mesh allows for the analysis of different facial areas and the motion of most of the 43 facial muscles. The MediaPipe FaceMesh library outputs were:

- The **x** and **y** landmark coordinates are normalized to  $[0, 1]$  by the image width and height, respectively.
- The **z** coordinate represents the landmark depth, with the depth at the center of the head being the origin, and smaller values indicating landmarks closer to the camera.
- **Visibility** value, ranging between  $[0, 1]$ , indicating the likelihood of a landmark being visible or hidden (occluded by another body part) in a frame.
- **Presence** value indicating whether the point is present or outside the frame.

#### 2.5. Dynamic features

Dynamic features were defined as the temporal changes in normalized distances between facial landmarks, including those around the eyes, jaw, mouth, eyebrows, and lips. These features were extracted from facial mesh motion sequences as outlined in [12]. The facial mesh of a single user can be described as a set of landmarks  $\alpha_i^j$  with  $i = 1, 2, \dots, 468$ , and  $j = 1, 2, \dots, N$ :

$$\alpha_i^j = \begin{bmatrix} x_i^j \\ y_i^j \\ z_i^j \end{bmatrix} \quad (1)$$

where  $i$  denotes a particular landmark and  $j$  denotes the frame at which the face mesh was captured. The landmark  $\alpha_i^j$  is transformed to a common coordinate system by subtracting the center of mass of the face mesh:

$$m^j = \frac{1}{468} \sum_{i=1}^{468} \alpha_i^j \quad (2)$$

The normalized landmarks are therefore:

$$\hat{\alpha}_i^j = \alpha_i^j - m^j \quad (3)$$

6

With all the feature points centered on the same coordinate axis we then normalize the scale of the whole facial mesh. This is done by obtaining the intercanthal distance (ICD) for each frame, then this distance is averaged across frames:

$$ICD = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left| \alpha_{133}^j - \alpha_{362}^j \right| \quad (4)$$

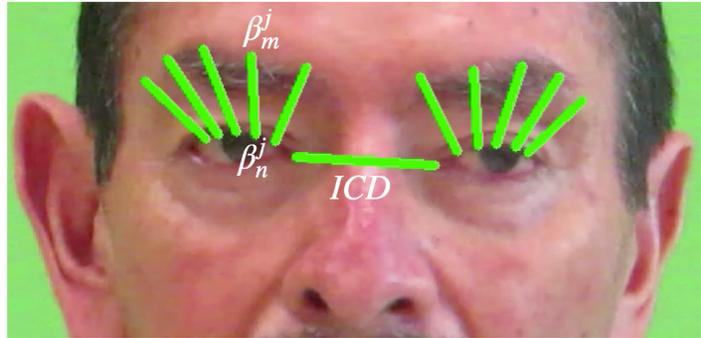
where  $\left| * \right|$  is the L2-norm, and the feature points  $\alpha_{133}^j$  and  $\alpha_{362}^j$  are the canthal locations of each eye. Finally, the normalized landmarks are:

$$\beta_i^j = \frac{\alpha_i^j}{ICD} \quad (5)$$

After normalizing the feature points, the distances between landmarks  $m$  and  $n$ , located around the eyes, jaw, mouth, eyebrows, and lips, were determined for each frame as:

$$d_{m,n}^j = \left| \beta_m^j - \beta_n^j \right| \quad (6)$$

Fig. 2 shows the computed distances around the eyes and the intercanthal distance used for normalization.



**Fig. 2.** Distances measured to characterize the face dynamics. ICD = intercanthal distance.

## 2.6. Statistical analysis

The Wilcoxon rank test [16] was applied for statistical comparisons of the changes in distances ( $d_{m,n}^j$ ) across  $N$  frames ( $j = 1, 2, \dots, N$ ) at the baseline and after eight weeks of follow-up. This was done to assess the expressivity, which is related to the way each user performs each evoked facial expression listed in Table 1.

### 3. Results and Discussions

The ADL (26.66% vs. 19.51%) and MES (32.14% vs. 25.21 %) scores were evaluated both at the beginning and after 8 weeks of follow-up, respectively. Although the changes in these scores were not statistically significant, they suggest that the progression of Parkinson's has had a detrimental impact on clinical functionality. It is crucial to note that the PD patients in this study were at various stages of disease progression and were undergoing different treatment regimens. Consequently, statistical comparisons were conducted for each individual patient, comparing their baseline measurements with those taken after 8 weeks of clinical monitoring.

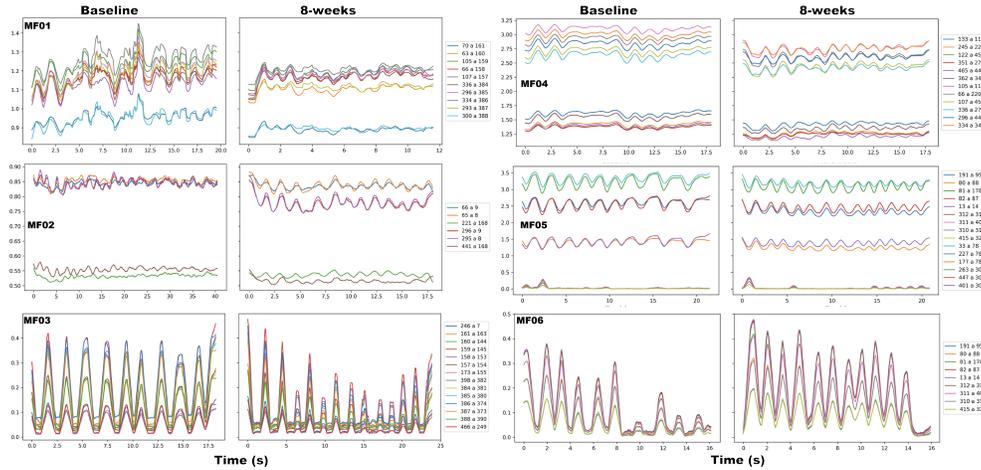
The assessment of facial expressivity was based on changes in distance over time while participants repeatedly mimicked a specific facial expression. The green lines in Table 2 illustrate an example of the location and extent of the distances for a patient with PD (P09) at the peak moment of their facial expressivity for all evoked facial expressions (MF01 to MF08). In each image, the intercanthal distance is denoted as a reference for the measurement.

**Table 2.** Location of normalized distances in the maximal facial expressivity of a patient with PD, for each of the evoked expressions indicated in table 1.

Evoked	Expressivity	Evoked	Expressivity
MF01		MF02	
MF03		MF04	
MF05		MF06	
MF07		MF08	

The graph in Fig. 3 depicts the temporal evolution of the distances for the same PD patient (P09) shown in Table 2. A statistical summary of the normalized distances for

this PD patient is shown in Table 3, that contrasts measurements obtained during the initial evaluation with those taken after an 8-week follow-up period, covering all eight elicited facial expressions.



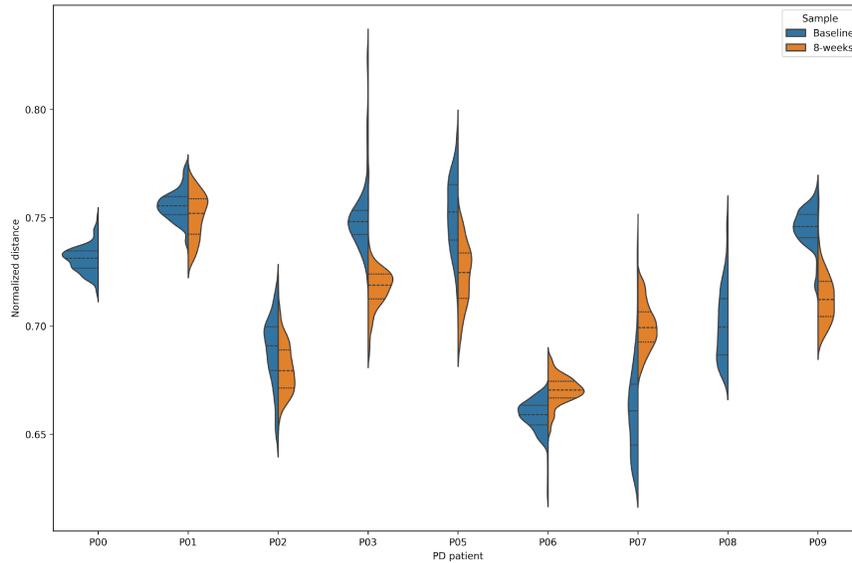
**Fig. 3.** Normalized distances of the same patient showed in Table 2 at the baseline and after 8 weeks of follow-up for evoked facial expressions MF01 to MF06.

Table 3 reveals that the median values for baseline in MMF01 to MF05 are consistently lower than those calculated following the 8-week follow-up period. These results correlate with a detrimental ADL and MES score on the UPDRS that all patients display after follow-up. The findings suggest that the progression of PD led to a decrease in the patients' expressivity.

**Table 3.** Statistical values of the normalized distances of the same patient showed in Table 2 and Fig. 3 at the baseline and after 8 weeks of follow-up for all eight evoked facial expressions. Q1=first quartile, Q3=third quartile.

Facial Expression	Baseline			8-weeks		
	Q1	Median	Q3	Q1	Median	Q3
MF01	1.1109	1.1461	1.1769	1.1004	1.1129	1.1230
MF02	0.7408	0.7460	0.7516	0.7044	0.7123	0.7206
MF03	0.0551	0.1289	0.2043	0.0382	0.0548	0.0999
MF04	2.1304	2.1687	2.1930	1.9123	1.9460	1.9637
MF05	0.9477	0.9944	1.0230	0.8980	0.9233	0.9459
MF06	0.0256	0.0535	0.1325	0.0898	0.1612	0.2337
MF07	0.9506	0.9974	1.0455	0.9830	0.9991	1.0159
MF08	0.1002	0.1527	0.2259	0.2139	0.2694	0.3198

Figure 4 depicts the distributions of the distances for all PD patients while close and open their eyes in the evoked facial expression (MF02). It is shown that patients P00 and P08 did not continue with their participation. A statistical summary of the distributions per each patient is shown in Table 4.



**Fig. 4.** Distributions of the normalized distances per each PD patient while close and open their eyes in the evoked facial response video (MF02).

**Table 4.** Statistical values of the normalized distances for PD patients while close and open their eyes in the evoked facial response video (MF02, see Figure 4). Q1=first quartile, Q3=third quartile.

Patient	Baseline			8-weeks		
	Q1	Median	Q3	Q1	Median	Q3
P00	0.7267	0.7313	0.7347	-	-	-
P01	0.7514	0.7555	0.7597	0.7424	0.7520	0.7588
P02	0.6796	0.6909	0.6997	0.6713	0.6794	0.6889
P03	0.7423	0.7482	0.7534	0.7126	0.7188	0.7239
P05	0.7398	0.7527	0.7653	0.7129	0.7247	0.7337
P06	0.6544	0.6591	0.6634	0.6668	0.6705	0.6745
P07	0.6450	0.6609	0.6732	0.6926	0.6992	0.7066
P08	0.6866	0.6995	0.7126	-	-	-
P09	0.7408	0.7460	0.7516	0.7044	0.7123	0.7206

In general, while PD patients mimicked MF02 the distributions of the distances after 8-weeks period were lower in median, Q1 and Q3 quartiles compared to the baseline, except for P06 and P07. These findings are consistent with a decline in ADL and MES scores, suggesting a reduction in facial expressivity for this group of PD patients.

Table 5 shows the PD patients (P00 to P09) who exhibited statistically significant differences in the distribution of distances at baseline and follow-up while performing a specific evoked facial expression. From the analysis of evoked facial expressions, we observed that frown (MF02), wrinkling the nose (MF04), and smiling without showing teeth (MF05) were more sensitive than closing and opening the eyes (MF03), smiling showing teeth (MF06), and showing teeth (MF08). The former three were superior to the eyebrow lift (MF01) and pursing lips (MF07) in detecting significant differences in facial expressivity in the studied population.

**Table 5.** Patients with statistical differences in the distribution of distances at baseline and follow-up while performing a specific evoked facial expression (see Table 1).

Evoked	Patients
MF01	P01, P02, P03, P07, P09
MF02	P01, P02, P03, P05, P06, P07, P09
MF03	P01, P03, P05, P06, P07, P09
MF04	P01, P02, P03, P05, P06, P07, P09
MF05	P01, P02, P03, P05, P06, P07, P09
MF06	P02, P03, P05, P06, P07, P09
MF07	P02, P03, P06, P07
MF08	P01, P02, P03, P05, P06, P09

## 4. Conclusions

Facial expressivity analysis in Parkinson's disease has received considerable attention owing to the characteristic symptoms of hypomimia or reduced facial expressions, which affect social interactions and quality of life. The main objective of this work was to present the preliminary results of the evaluation of facial expressivity in Mexican individuals with Parkinson's disease over an 8-weeks follow-up period. In general, the expressivity of PD participants decreased significantly after eight weeks, in line with the decrease in their ADL and MES UPDRS scores. These results are in line with those reported in the literature that facial expressivity is likely to decrease as the scores for activities of daily living (ADL) and MES decrease [17,6,12,18,19].

Our findings suggest that the proposed normalized distances (dynamic features), using our proposed evoked facial expression videos, may serve as digital biomarkers for optimizing medication and implementing early clinical interventions in patients with PD.

Additionally, we plan to expand our dataset by implementing a home-based video recording system. This will allow us to incorporate more specific dynamic features related to velocity, acceleration, and jerk, as described in [12]. These enhancements

could assist medical professionals in improving patient follow-up, optimizing medication regimens, and facilitating early detection of Parkinson's disease. To complement this quantitative analysis, we should also utilize the extended UPDRS and other clinical scales to establish concordance with our findings.

## 5. Acknowledgments

This project was partially funded by the program UNAM-DGAPA-PAPIME "PE103323: Herramientas de enseñanza para el desarrollo de dispositivos médicos basados en inteligencia artificial".

### References

1. Kim, D.J., Isidro-Pérez, A.L., Doering, M., Llibre-Rodriguez, J.J., Acosta, I., Salgado, A.M.R., Pinilla-Monsalve, G.D., Tanner, C., Llibre-Guerra, J.J., Prina, M.: Prevalence and Incidence of Parkinson's Disease in Latin America: A Meta-Analysis. *Movement Disorders*, 39(1), 105-118 (2024).
2. Morris, H.R., Spillantini, M.G., Sue, C.M., Williams-Gray, C.H.: The pathogenesis of Parkinson's disease. *The Lancet*, 403(10423), 293-304 (2024).
3. Bianchini, E., Rinaldi, D., Alborghetti, M., Simonelli, M., D'Audino, F., Onelli, C., Pegolo, E., Pontieri, F.E.: The Story behind the Mask: A Narrative Review on Hypomimia in Parkinson's Disease. *Brain Sciences*, 14(1), 109 (2024).
4. Gunnery, S.D., Habermann, B., Saint-Hilaire, M., Thomas, C.A., Tickle-Degnen, L.: The relationship between the experience of hypomimia and social wellbeing in people with Parkinson's disease and their care partners. *Journal of Parkinson's disease*, 6(3), 625-630 (2016).
5. Simons, G., Pasqualini, M.C.S., Reddy, V., Wood, J.: Emotional and nonemotional facial expressions in people with Parkinson's disease. *Journal of the International Neuropsychological Society*, 10(4), 521-535 (2004).
6. Bowers, D., Miller, K.M., Bosch, W., Gokcay, D., Pedraza, O., Springer, U., Okun, M.S.: Faces of emotion in Parkinson's disease: micro-expressivity and bradykinesia during voluntary facial expressions. *Journal of the International Neuropsychological Society*, 12(6), 765-773 (2006).
7. Almutiry, R., Couth, S., Poliakoff, E., Kotz, S.A., Silverdale, M., Cootes, T.F.: Facial behaviour analysis in Parkinson's disease. In *Medical Imaging and Augmented Reality: 7th International Conference, MIAR 2016, Bern, Switzerland, August 24-26, 2016, Proceedings 7*, pp. 329-339. Springer International Publishing (2016).
8. Bandini, A., Orlandi, S., Escalante, H.J., Giovannelli, F., Cincotta, M., Reyes-García, C.A., Vanni, P., Zaccara, G., Manfredi, C.: Analysis of facial expressions in parkinson's disease through video-based automatic methods. *Journal of neuroscience methods*, 281, 7-20 (2017).
9. Grammatikopoulou, A., Grammalidis, N., Bostantjopoulou, S., Katsarou, Z.: Detecting hypomimia symptoms by selfie photo analysis: for early Parkinson disease detection. In *Proceedings of the 12th ACM international conference on pervasive technologies related to assistive environments*, pp. 517-522 (2019).
10. Abrami, A., Gunzler, S.A., Kilbane, C., Ostrand, R., Ho, B., Cecchi, G.A.: Automated computer vision assessment of hypomimia in Parkinson disease: proof-of-principle pilot study. *Journal of medical Internet research*, 23(2), e21037 (2020).

11. Jin, B., Qu, Y., Zhang, L., Gao, Z.: Diagnosing Parkinson disease through facial expression recognition: video analysis. *Journal of medical Internet research*, 22(7), e18697 (2020).
12. Gomez, L.F., Morales, A., Orozco-Arroyave, J.R., Daza, R., Fierrez, J.: Improving parkinson detection using dynamic features from evoked expressions in video. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1562-1570 (2021).
13. Lugaresi, C., Tang, J., Nash, H., McClanahan, C., Uboweja, E., Hays, M., Zhang, F., Chang, C.L., Yong, M.G., Lee, J., Chang, W.T., Hua, W., Georg, M., Grundmann, M.: Mediapipe: A framework for building perception pipelines. *arXiv preprint arXiv:1906.08172* (2019).
14. Bhidayasiri, R., Tarsy, D.: Parkinson's disease: Hoehn and Yahr scale. *Movement disorders: a video atlas: a video atlas*, 4-5 (2012).
15. Movement Disorder Society Task Force on Rating Scales for Parkinson's Disease. The unified Parkinson's disease rating scale (UPDRS): status and recommendations. *Movement Disorders*, 18(7), 738-750. (2003).
16. Rosner, B., Glynn, R.J., Lee, M.L.T.: The Wilcoxon signed rank test for paired comparisons of clustered data. *Biometrics*, 62(1), 185-192 (2006).
17. Sonawane, B., Sharma, P.: Review of automated emotion-based quantification of facial expression in Parkinson's patients. *The Visual Computer*, 37, 1151-1167 (2021).
18. Wu, P., Gonzalez, I., Patsis, G., Jiang, D., Sahli, H., Kerckhofs, E., Vandekerckhove, M.: Objectifying facial expressivity assessment of Parkinson's patients: preliminary study. *Computational and mathematical methods in medicine*, 2014(1), 427826 (2014).
19. Vinokurov, N., Arkadir, D., Linetsky, E., Bergman, H., & Weinshall, D.: Quantifying hypomimia in parkinson patients using a depth camera. In *International Symposium on Pervasive Computing Paradigms for Mental Health*, pp. 63-71. Cham: Springer International Publishing (2015).